

Universidad de Málaga

Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales

Departamento de Máquinas y Motores Térmicos

Tecnología de la Climatización y Eficiencia Energética en Edificios

TESIS DOCTORAL

Incertidumbres en la Simulación Energética de Edificios. Aplicación a la Rehabilitación Sostenible

Autora: Gloria Calleja Rodríguez

Directores: Antonio Carrillo de Andrés, José Manuel Cejudo López

Málaga, enero 2015



Publicaciones y
Divulgación Científica

AUTOR: Gloria Calleja Rodríguez
EDITA: Publicaciones y Divulgación Científica. Universidad de Málaga



Esta obra está sujeta a una licencia Creative Commons:
Reconocimiento - No comercial - SinObraDerivada (cc-by-nc-nd):
[Http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es](http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es)
Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización
pero con el reconocimiento y atribución de los autores.
No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o hacer
obras derivadas.

Esta Tesis Doctoral está depositada en el Repositorio Institucional de la Universidad de
Málaga (RIUMA): riuma.uma.es

Dedicado a mis padres, Belén y José Ramón, ejemplos de persistencia, esfuerzo e interés en el aprendizaje continuo; y a mis hermanos, Concha y Luis, que son un apoyo incondicional.

Agradecimientos

- A mis directores de Tesis, Antonio Carrillo y José Manuel Cejudo, por darme la oportunidad de investigar en el Grupo de Energética de la Universidad de Málaga (GEUMA) durante 5 años y por haberme guiado con su conocimiento.
- A Fernando Domínguez por haber iniciado en GEUMA la línea de investigación de incertidumbres en las simulaciones de instalaciones térmicas
- A Yi Zhang con el que realicé mi estancia en IESD (Institute of Energy and Sustainable Development) de la Universidad DMU (De Monfort University, Leicester) durante 2011 que supuso un importante impulso para el desarrollo de mi tesis; así como, por la disposición de su herramienta, jEplus, para el desarrollo de mi trabajo.

ÍNDICE

CAPÍTULO 1. Introducción	1
1.1 Planteamiento.....	1
1.1.1 Rehabilitación sostenible.....	3
1.1.2 Simulación energética de edificios.....	3
1.1.3 Problema objeto de esta Tesis y solución propuesta.....	7
1.2 Punto de partida.....	10
1.3 Objetivos.....	12
1.4 Contenido.....	13
1.5 Referencias.....	13
CAPÍTULO 2. Análisis de incertidumbres y análisis de sensibilidad	19
2.1 Introducción	19
2.2 Modelo.....	21
2.3 Incertidumbres en los parámetros de entrada.....	23
2.3.1 Distribución discreta.....	25
2.3.2 Distribución uniforme.....	25
2.3.3 Distribución triangular	26
2.3.4 Distribución normal.....	27
2.4 Propagación de incertidumbres: muestra de parámetros de entrada con el método de Monte Carlo.....	28
2.4.1 Método del Hipercubo Latino	29
2.4.2 Tamaño de la muestra.....	31
2.5 Resultados análisis incertidumbre	32
2.6 Análisis de sensibilidad	34
2.6.1 Método de regresión SRC	35
2.6.2 Método de Morris	37

2.7 Resumen y conclusiones.....	40
2.8 Referencias.....	41
CAPÍTULO 3. Incertidumbres en las simulaciones de edificios	45
3.1 Introducción	45
3.2 Incertidumbres de las propiedades termofísicas.....	47
3.2.1 Incertidumbres en el cerramiento exterior de un edificio existente.....	49
3.3 Incertidumbres en las ganancias internas.....	55
3.3.1 Definición de ganancias internas en los cálculos estocásticos	59
3.4 Incertidumbres en la infiltración	62
3.5 Incertidumbres en el clima.....	67
3.6 Incertidumbres en los sistemas de climatización.....	71
3.6.1 Incertidumbres en el rendimiento de una máquina roof-top de un centro de salud	76
3.7 Ejemplo del caso de estudio de una vivienda.....	79
3.7.1 Descripción del caso de estudio.....	79
3.7.2 Modelo	80
3.7.3 Incertidumbres.....	82
3.7.4 Muestra y resultados	88
3.8 Resumen y conclusiones.....	93
3.9 Referencias.....	94
CAPÍTULO 4. Análisis de sensibilidad con macroparámetros.....	99
4.1 Introducción	99
4.2 Análisis de sensibilidad con microparámetros	103
4.2.1 Análisis de sensibilidad con SRC	104
4.2.2 Análisis de sensibilidad con el Método de Morris.....	106
4.3 Análisis de sensibilidad con macroparámetros	108
4.3.1 Macroparámetros utilizados	114
4.3.2 Ejemplo de aplicación.....	122

4.4	Resumen y conclusiones.....	127
4.5	Referencias.....	129
CAPÍTULO 5. Aplicación a la rehabilitación sostenible de edificios		131
5.1	Introducción	131
5.2	Metodología	133
5.2.1	Cálculo de la demanda.....	134
5.2.2	Cálculo del consumo.....	135
5.2.3	Evaluación del confort térmico sin equipos mecánicos	135
5.2.4	Comparación de los resultados del caso base con las medidas de ahorro implementadas para calcular los ahorros y las mejoras.....	138
5.3	Casos de estudio.....	146
5.3.1	Caso base.....	147
5.3.1.1	Resultados para clima mediterráneo: Málaga.....	149
5.3.1.2	Resultados para clima continental: Madrid.....	152
5.3.1.3	Comparación resultados.....	157
5.3.2	Sistema de sombra	158
5.3.2.1	Resultados para clima mediterráneo: Málaga.....	162
5.3.2.2	Resultados para clima continental: Madrid.....	167
5.3.2.3	Comparación resultados.....	171
5.3.3	Medidas con costes nulos. Modificación de la consigna	171
5.3.3.1	Resultados para clima mediterráneo: Málaga.....	173
5.3.3.2	Resultados para clima continental: Madrid.....	174
5.3.3.3	Comparación resultados.....	176
5.3.4	Ventilación controlada.....	176
5.3.4.1	Resultados para clima mediterráneo: Málaga.....	181
5.3.4.2	Resultados para clima continental: Madrid.....	182
5.3.4.3	Comparación resultados.....	184

5.3.5 Rehabilitación de la fachada. Aislamiento puentes térmicos	184
5.3.5.1 Resultados para clima mediterráneo: Málaga.....	188
5.3.5.2 Resultados para clima continental: Madrid.....	192
5.3.5.3 Comparación resultados.....	196
5.3.6 Comparación y resumen de resultados.....	197
5.4 Referencias.....	203
CAPÍTULO 6. Conclusiones.....	207
ANEXO A: Ensayo de termoflujometría.....	211
A.1 Descripción del ensayo	211
A.2 Procedimiento	215
A.3 Material y equipos técnicos utilizados.....	218
ANEXO B: Caso de estudio. Incertidumbres.....	223
ANEXO C: Abstract	229
C.1 Introduction and objectives	229
C.1.1 Objectives.....	231
C.2 Uncertainties Analysis and Sensitivity Analysis in energy building simulations. Basis of the Methodology.	232
C.2.1 Uncertainties in energy building simulation. Data gathering	233
C.2.2 Uncertainties in the building envelope properties. Real Case	234
C.2.3 Methodology basis	237
C.2.4 Case Study.....	242
C.3 Sensitivity Analysis using Macroparameters	248
C.3.1 Macroparameters.....	250
C.4 Application to Sustainable Refurbishment.....	257
C.4.1 Cases Study	260
C.4.1.1 Shading devices	261
C.4.1.2 Mechanical ventilation	267

C.4.1.3 Thermal bridge insulation.....	270
C.4.1.4 Cooling set point modification	275
C.4.1.5 Summary	277
C.5 Conclusions	280
C.6 References.....	283

CAPÍTULO 1

Introducción

1.1 Planteamiento

Los edificios representan alrededor del 40% del consumo de energía de la Unión Europea, [SHAIENDRA, 2013]. Los edificios más antiguos contribuyen en gran medida al elevado consumo asociado a este sector ya que tienen un comportamiento poco eficiente y tienden a consumir más. A modo de ejemplo, la FIGURA 1 compara el consumo anual medio de calefacción en viviendas según el año de construcción y muestra un consumo claramente mayor asociado a las viviendas más antiguas. A este hecho hay que añadir el elevado número de edificios antiguos que hay. Según un estudio llevado a cabo por el instituto BPIE (Buildings Performance Institute Europe), el 40% del parque de edificios existentes en la Unión Europea es anterior a 1960 y otro 40% fue construido entre 1960 y 1991 [BPIE, 2011].

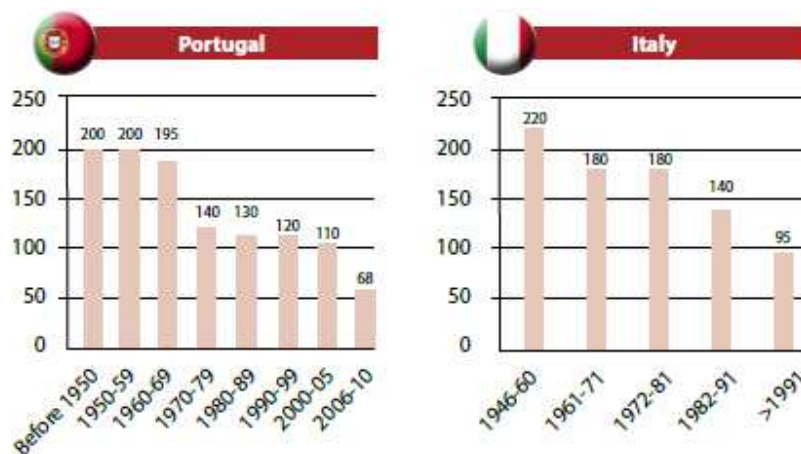


FIGURA 1: Consumo anual medio de energía final en calefacción (kWh/m^2) de las viviendas en función del año de construcción. Fuente: encuestas [BPIE, 2011]

Por otro lado, existe un claro potencial de ahorro de energía en los edificios antiguos que pasa por aumentar los niveles de aislamiento, mejorar la estanqueidad, mejorar el comportamiento de los sistemas de calefacción, refrigeración y ventilación, controlar las ganancias solares, utilizar energías

renovables, etc. El potencial de ahorro varía mucho en cada país, por ejemplo, en España, se ha identificado un 35-50% de ahorro energético potencial en los edificios no residenciales [GTR, 2014].

En el marco normativo, la tendencia a nivel mundial de promover el ahorro energético, la optimización de los recursos existentes, la promoción de energías limpias, etc. planteada en el Protocolo de Kyoto de 1997, la Cumbre de la Tierra de 1992 o la Cumbre Rio+20 de 2012, se ha convertido en normativa en la Unión Europea mediante una serie de directivas, planes y estrategias como la [DIRECTIVA, 2002/91/CE] o la [DIRECTIVA, 2010/31/UE] sobre eficiencia y certificación energética de edificios. Cabe destacar el Objetivo 20-20-20 que fija para el año 2020 la reducción del 20% del consumo de energía, una reducción del 20% en la producción de gases de efecto invernadero y un aumento del 20% en el empleo de energías renovables. En relación con la rehabilitación de edificios y en la línea del objetivo 20-20-20 merece ser mencionada la Directiva de Eficiencia Energética promulgada en 2012, [DIRECTIVA, 2012/27/UE], que considera la necesidad de intervenir sobre el parque existente como una condición indispensable para alcanzar los objetivos ambientales y energéticos que la Unión Europea tiene establecidos para 2020 y el futuro. En consecuencia, España ha elaborado un proyecto de Real Decreto que tiene 14 capítulos y que transpone parcialmente la citada Directiva. Además de este proyecto de Real Decreto, en el caso de España, la normativa europea se ha plasmado fundamentalmente en el Código Técnico de la Edificación [CTE, 2007], el Reglamento de Instalaciones Técnicas en Edificios [RITE, 2007], el Procedimiento Básico para la Certificación Energética en edificios de nueva construcción y el procedimiento específico de Certificación Energética de edificios existentes [CERTIFICACIÓN, 2013].

Todo esto, junto a la crisis económica, que en el caso concreto de España ha paralizado la construcción de edificios nuevos, ha hecho el sector de la edificación se desarrolle en torno a dos retos simultáneos: el crecimiento sostenible y la rehabilitación cualificada del parque de edificios existente. Hay que tener en cuenta que una gran parte de los edificios existentes están muy lejos de cumplir con los requisitos de eficiencia energética actuales ya que fueron construidos hace más de 20 años y lo que es más, muchos de los edificios actuales seguirán en pie dentro de 40 años.

De todo ello se puede concluir que la edificación, y concretamente la Rehabilitación Sostenible de Edificios, es un sector estratégico para la consecución del Objetivo 20-20-20.

1.1.1 Rehabilitación sostenible

El término *rehabilitación* hace referencia al proceso de mejorar un edificio. *Sostenibilidad* es un término amplio que describe el deseo de llevar a cabo actividades sin agotar los recursos naturales ni crear daños medioambientales. La *rehabilitación sostenible* describe el trabajo que se hace en un edificio existente para mejorar su comportamiento medioambiental utilizando métodos y/o materiales sostenibles. Por ejemplo, el aislamiento o el uso de energías renovables que permiten reducir al mínimo el consumo de energía, el ruido y los residuos.

Para llevar a cabo una Rehabilitación Sostenible se necesita hacer un estudio previo que evalúe las diferentes mejoras y nos indique cuáles son más rentables antes de implementarlas [ASSIEGO, 2013]. Normalmente, esto requiere llevar a cabo una auditoría energética en la que se realice una recopilación de datos que caractericen el estado actual del edificio y una serie de simulaciones que nos permita estimar tanto la situación actual como las posibles medidas de ahorro. Cuanto mayor sea la precisión de los datos y de los modelos, más calidad tendrán las estimaciones y menos riesgos habrá en las inversiones que se tengan que hacer. Sin embargo, no siempre es posible llevar a cabo auditorías con un alto nivel de detalle y en consecuencia, no siempre es posible recopilar datos y utilizar modelos con una alta precisión. Esto hace que la inversión correspondiente sea incierta.

1.1.2 Simulación energética de edificios

La *simulación energética de un edificio* es el proceso de crear una réplica virtual de un edificio en un software para predecir el uso de energía. También se conoce como *modelado energético de edificios* siendo el *modelo* un conjunto de parámetros relacionados en ecuaciones que representan el edificio (ver sección 2.2).

La *simulación determinista* es aquella en la que dado unos datos de entrada, existe un único conjunto posible de datos de salida. Utiliza variables cuyo valor es siempre el mismo con lo que los resultados son únicos. La *simulación estocástica* es aquella que tiene en cuenta las incertidumbres en los modelos y/o en sus entradas. Utilizan variables que cambian con cierta probabilidad y el resultado no es único.

Las simulaciones energéticas de edificios permiten reproducir el comportamiento de los edificios y por ello tienen un amplio campo de aplicación a la hora de mejorar el confort, de reducir las emisiones o de disminuir el consumo de energía y los costes, tanto en el diseño de edificios nuevos como en la rehabilitación de edificios existentes. Su origen está en la crisis del petróleo de 1979

cuando por primera vez se plantea la necesidad de ahorrar energía. Desde entonces se han dedicado muchos esfuerzos en el mundo de la investigación que han ido mejorando la precisión de los modelos, la fiabilidad de los resultados y que han dado lugar a herramientas de cálculo cada vez más potentes. Sin embargo, todavía quedan cuestiones pendientes en este tipo de simulaciones, algunas de las cuales son el centro de atención de las investigaciones actuales. Este es el caso de las incertidumbres, tema que aborda esta Tesis.

Como otros autores han estudiado ([MACDONALD, 2002], [HOPFE, 2009], [BROHUS, 2011]), las simulaciones están afectadas por muchas incertidumbres debido a las hipótesis de los programas, a los errores en las medidas, a la falta de información y a la variabilidad natural propia los datos de entrada. Por ejemplo, cuando se van a introducir los datos de entrada en el modelo se hacen con frecuencia estimaciones de la ocupación y del comportamiento de las personas que luego no tienen por qué coincidir con la realidad. Estas incertidumbres tienen efectos significativos en las salidas.

La FIGURA 2 ilustra el efecto que tienen las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada en la salida, muestra el rango en el que puede variar la salida según el valor que tomen los parámetros de entrada. Los resultados corresponden al ejemplo expuesto en el Capítulo 3 de esta Tesis (apartado 3.7). En la figura se representa el consumo de refrigeración y calefacción anual de una vivienda calculado mediante una simulación horaria e introduciendo las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada. Es decir, teniendo en cuenta los diferentes valores que pueden tomar las entradas. El eje de ordenadas indica la frecuencia con que ocurre cada consumo dentro de la 200 simulaciones que se han ejecutado para combinar todos los posibles valores que podían tomar las entradas. Una frecuencia más alta indica mayor probabilidad de que ese valor del consumo se produzca. También se indica en la figura el resultado de un cálculo determinista del consumo de la vivienda (punto rojo) y el resultado del consumo real de la vivienda (punto negro). La gráfica muestra que el consumo puede variar bastante (de 500 kWh a 3900 kWh) según el valor que tomen los parámetros de entrada. Se observa, por tanto, que:

- a) *Las incertidumbres tienen una influencia alta ya que el consumo anual puede variar mucho según el valor que tomen.*
- b) *No tener en cuenta estas incertidumbres puede inducir a un error importante ya que un cálculo determinista puede estimar, por ejemplo, un consumo de 1000 kWh y después resultar un consumo real de, por ejemplo, 3000 kWh.*

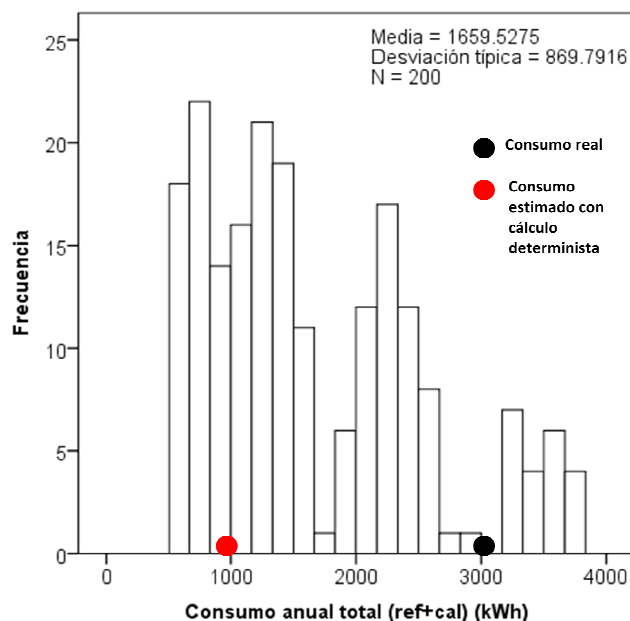


FIGURA 2: Cálculo del consumo en refrigeración y calefacción anual de una vivienda teniendo en cuenta las incertidumbres. Comparación con el resultado determinista (rojo) y con la realidad (negro)

Es por ello, que frente al cálculo determinista tradicional en el que la salida de las simulaciones se calculaba como un único valor, hay una tendencia en los últimos años a utilizar métodos estocásticos que tienen en cuenta las incertidumbres.

Existen dos enfoques a la hora de tener en cuenta las incertidumbres en las simulaciones [MACDONALD, 2002]: el de los métodos internos y el de los métodos externos. Los métodos internos consisten en modificar las ecuaciones matemáticas de los modelos mediante técnicas aritméticas para introducir las incertidumbres siguiendo un enfoque similar al utilizado cuando se lleva a cabo una medición y se hace una propagación de errores. Este enfoque tiene dos inconvenientes principales: el procedimiento para resolver las ecuaciones se complica mucho y no se pueden utilizar los simuladores actuales. Por otro lado, tiene la ventaja de que sólo se necesita una simulación para conocer el efecto que tienen todas las incertidumbres sobre los resultados. Los métodos externos son aquellos que modifican los parámetros de entrada mediante técnicas estadísticas pero no las ecuaciones de los modelos y son los que se van a usar en este trabajo. La ventaja de los métodos externos que no modifican las ecuaciones de los modelos es que se pueden seguir utilizando los programas de simulación existentes que están muy desarrollados y tienen una precisión difícil de igualar.

En este punto, es importante resaltar que normalmente los programas de simulación actuales se utilizan siguiendo un procedimiento determinista. Como se muestra en la FIGURA 3, en los programas de simulación actuales, el usuario introduce valores únicos para cada uno de los factores de entrada. Y los resultados son también valores concretos.



FIGURA 3: Funcionamiento de los simuladores actuales

El inconveniente es que se necesitan muchas simulaciones para conocer el efecto de las incertidumbres de entrada, en la incertidumbres de salida. Además, con los métodos externos no se pueden usar técnicas de propagación de incertidumbres que impliquen cambios en las ecuaciones.

Dentro de los métodos externos, hay dos tipos [MACDONALD, 2002]. Un primer tipo es aquel que evalúa las salidas de los modelos al hacer cambios en parámetros individuales (por ejemplo, el análisis factorial y análisis diferencial). El segundo tipo son los que cuantifican la incertidumbre total de la salida del modelo variando todos los parámetros a la vez, que son los que se van a utilizar en esta Tesis (Capítulo 2).

Concretamente, se va a utilizar la técnica de Monte Carlo que requiere que las entradas del modelo se definan mediante distribuciones de probabilidad para después crear las muestras de los parámetros de entrada del modelo al azar. Dentro de la técnica de Monte Carlo hay diferentes procedimientos para crear las muestras. En este caso, se va a usar el Hipercubo Latino. Éste consiste en dividir las distribuciones de probabilidad de los parámetros de entrada en franjas con igual probabilidad y crear muestras que contengan todas estas franjas, garantizándose así que se cubre toda la distribución [SALTELLI, 2008].

La FIGURA 4 muestra el esquema de un análisis de incertidumbres (AI) en el que se usa un modelo determinista y se asignan distribuciones de probabilidad a las incertidumbres de los parámetros de entrada. Estas distribuciones representan los posibles valores que pueden tener cada variable.

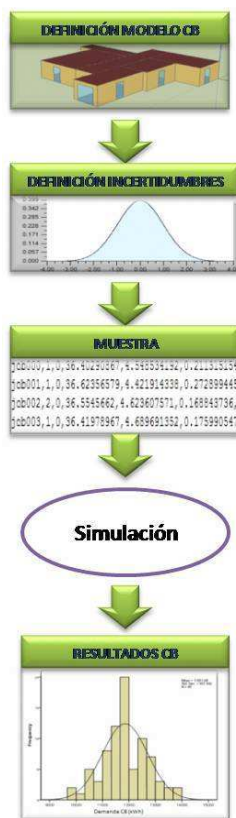


FIGURA 4: Metodología para llevar a cabo cálculos estocásticos con los simuladores actuales

1.1.3 Problema objeto de esta Tesis y solución propuesta

Cabe destacar que los trabajos que hay hechos en la línea de las incertidumbres (simulaciones estocásticas), explicada en el apartado anterior, están sobretodo enfocados al diseño de edificios y se encuentran pocas referencias que aborden el tema de la rehabilitación de edificios.

Sin embargo, [ZHENJUN, 2012] ha hecho recientemente una revisión del estado del arte de la rehabilitación de edificios. Su estudio da una visión de los últimos desarrollos e investigaciones realizadas en esta materia así como de las tecnologías existentes. En él, se resalta que el mayor reto de la rehabilitación de edificios es que existen muchas incertidumbres, como el clima, el

comportamiento humano, los precios, etc. que hacen más difícil si cabe la identificación de las medidas más rentables. Parece por tanto importante considerar estas incertidumbres así como necesario desarrollar una metodología que aborde este problema y ayude a la hora de tomar decisiones.

Así, esta Tesis quiere cubrir el vacío que hay en los estudios de incertidumbres aplicados a la rehabilitación de edificios.

El beneficio es claro pues al tener en cuenta todos los posibles valores que pueden tomar las entradas se puede conocer el riesgo que tiene una determinada medida de ahorro. Es decir, se puede conocer la probabilidad de no cumplir con los objetivos de conseguir unos determinados ahorros al implementar una medida. Lo cual asegura mayor calidad de las estimaciones, mayor fiabilidad a la hora de tomar decisiones y menos riesgos en las inversiones. Por el contrario, un enfoque determinista puede llevar a no cumplir con las expectativas, lo que puede acabar en graves consecuencias como no recuperar una inversión o no conseguir condiciones de confort.

En esta Tesis, se propone una metodología con los simuladores y métodos estocásticos actuales que permita tener en cuenta las incertidumbres a la hora de evaluar medidas de ahorro solventando las dificultades debido a la complejidad de los modelos y cálculos (Apartado 5.2 Metodología).

Además, se quiere analizar el efecto y la importancia de tener en cuenta las incertidumbres a la hora de tomar decisiones en la rehabilitación de edificios. Y se estudia el potencial y riesgo de algunas medidas concretas bajo este nuevo enfoque (Sección 5.3 Casos de estudios).

Cuando se descubre que el ahorro de una medida es poco fiable o robusto, es muy útil realizar un análisis de sensibilidad (AS) que identifique qué factores de entrada están dominando la incertidumbre (dispersión) observada en los resultados. La primera opción para mejorar la estimación es reducir la incertidumbre vinculada a los factores de entrada que tienen mayor influencia sobre la incertidumbre en el resultado. En el caso de que las incertidumbres que afectan a los factores de entrada sean difíciles o imposibles de reducir. La solución es analizar varias medidas de ahorro y seleccionar las que proporcionan más ahorros y son menos arriesgadas.

La complejidad y flexibilidad de los modelos que contienen los simuladores actuales han aumentado a lo largo de los años, y con ello la cantidad de información que el usuario debe proporcionar y la dificultad de obtener conclusiones. Concretamente, en el caso del análisis de sensibilidad que se propone, el número de parámetros de entradas puede ser tan grande que puede llegar a ser imposible deducir qué incertidumbres tienen más influencia.

En el Capítulo 4 se expone la problemática a la hora de interpretar este tipo de AS con las técnicas actuales. Para esta dificultad de interpretar el AS, se ha desarrollado una metodología nueva en esta Tesis basada en el uso de macroparámetros que se obtienen agregando los parámetros de entradas (microparámetros) de los modelos. Por ejemplo, el coeficiente global de transferencia de calor (U [W/m^2K]) podría ser un macroparámetro calculado a partir de las propiedades de los cerramientos y cuyos efectos se espera que sean comparables con los de otros macroparámetros como el nivel de infiltración de un edificio o el clima. La función de estos macroparámetros es doble. Por un lado, disminuyen el número de parámetros en el análisis de sensibilidad. Por otro lado, hacen posible una comparación más equitativa ya que sus efectos en las salidas de los modelos están dentro de la misma escala.

La FIGURA 5 representa el proceso para definir los macroparámetros en el que primero se identifica o define el concepto físico que engloba varios parámetros (en este caso el coeficiente global de transferencia de calor, W/m^2K) y después se adapta a la unidad de referencia común (en este caso la vivienda)

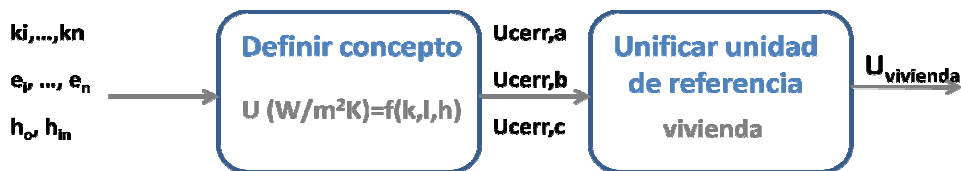


FIGURA 5: Ejemplo macroparámetro coeficiente global de transferencia de la vivienda – U (W/m^2K)

A lo largo de esta Tesis se explicará y se ilustrará esta nueva metodología y su utilidad.

1.2 Punto de partida

En este apartado se quiere mencionar los trabajos encontrados que han servido de punto de partida para esta Tesis. Estos son:

[MACDONALS, 2002]. Esta Tesis identifica las fuentes de incertidumbres que hay en las simulaciones de edificios (propiedades termofísicas, ganancias internas, infiltración); caracteriza – representa - dichas incertidumbres mediante distribuciones de probabilidad (uniformes, triangulares, normales, discretas) de manera que se puedan tener en cuenta en las simulaciones, y explica las técnicas para implementar el análisis incertidumbres en las simulaciones de edificios utilizando métodos internos y métodos externos (Montecarlo, Factorial, etc.).

[REDDY, 2006] expone una metodología para calibrar las simulaciones de edificios con modelos detallados teniendo en cuenta las incertidumbres. En primer lugar, reduce la “dimensionalidad” del espacio de parámetros. Para un edificio determinado, identifica y define un conjunto de parámetros de entrada influyente, les asigna un valor estimado y un rango de variación que se caracteriza por los valores máximo y mínimo. En segundo lugar, lleva a cabo una serie de simulaciones con diferentes combinaciones de valores de parámetros de entrada utilizando Montecarlo. Esto le permite identificar el conjunto de soluciones de parámetros de entrada más factibles, aquellas cuyo resultado coincide más con el resultado medido. Además, identifica los parámetros de entrada más influyentes mediante un análisis de sensibilidad. En tercer lugar, utiliza esta información para refinar y mejorar las soluciones calibradas que han sido seleccionadas. Por último, no selecciona una sola solución sino un conjunto de solucionadas calibradas.

[DOMÍNGUEZ, 2008] expone y aplica, mediante unos casos de estudio, una metodología para el diseño de sistemas térmicos bajo incertidumbres. Esta Tesis propone un esquema de trabajo completo y adaptado a la térmica de edificios, que permite introducir las incertidumbres en las tareas de análisis del modelo y de toma de decisiones de diseño. Identifica métodos de propagación de incertidumbre y análisis de sensibilidad que pueden implementarse con facilidad en los simuladores actuales: método de Monte Carlo con muestro convencional o estratificado, método de los coeficientes de regresión normalizados, y método de criba de Morris. La metodología propuesta incluye la fase de diseño, introduciendo por primera vez los conceptos de diseño fiable y/o robusto en el campo de la térmica de edificios. Su aplicación permite diseñar sistemas capaces de asegurar el cumplimiento de unos objetivos incluso cuando sus características y condiciones de operación cambien con respecto a los valores nominales (dentro de ciertos límites). También aporta la

cuantificación formal de algunas incertidumbres habituales en la simulación de edificios y sistemas: conductividad térmica, ganancias internas, coeficientes de convección, etc. Por último, mediante tres casos de estudio demuestra cómo decisiones que se tomaron en base a simulaciones deterministas debieron modificarse a la vista de los resultados de las simulaciones bajo incertidumbre, lo que confirma el interés de los métodos propuestos.

[BROHUS, 2009]. Este trabajo lleva a cabo un estudio teórico y empírico de las incertidumbres que afectan el cálculo del consumo de energía en edificios residenciales. Los consumos de energía de una serie de edificios de Dinamarca calculados se comparan con los medidos. Además, se hace un modelado estocástico de las incertidumbres asociada a los parámetros de entrada mediante distribuciones de probabilidad recopiladas de la literatura, obtenidas a partir de medidas y cuando, es necesario, obtenidas a partir de suposiciones. Las medidas revelan variaciones importantes en varios parámetros de entrada como las ganancias internas relacionadas con equipos y ocupantes. Varios parámetros de entrada son investigados y clasificados según contribuyan a la incertidumbre global de la salida. Los parámetros más importantes en este sentido se identifican mediante análisis de sensibilidad global y de criba.

[HOPFE, 2011]. En este trabajo se identifican y propagan las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada de un edificio de oficinas para analizar la incertidumbre resultante en el consumo energético y el confort térmico. Tres grupos diferentes de incertidumbres fueron consideradas: físicas, de diseño y de escenarios. Además, se lleva a cabo un análisis de sensibilidad para clasificar los parámetros sensibles.

Los trabajos mencionados han servido de referencia principalmente para caracterizar las incertidumbres mediante distribuciones de probabilidad y para definir la metodología basada en el método de Montecarlo (Hiper cubo Latino) que permita integrar el análisis de incertidumbre en las simulaciones.

Sin embargo, en estos trabajos se identifican una serie de carencias que pretenden ser solucionadas en esta Tesis:

- La mayoría de los trabajos existentes abordan el problema de las incertidumbres en el diseño de edificios nuevos, pero no en la rehabilitación de edificios existentes. Sólo [REDDY,2006], centrado en calibración, centrado en el diseño y la operación, hacen referencia a la rehabilitación de edificios sin que éste sea su objetivo. Además, en ambos trabajos, se tienen en cuenta un número muy reducido de incertidumbres. Reddy selecciona

un número limitado de casos en los que solo unos pocos valores de unas pocas incertidumbres se tienen en cuenta.

- En varios de los trabajos mencionados se propagan las incertidumbres de entrada y se lleva a cabo un análisis de sensibilidad (utilizando diferentes métodos) para identificar los factores importantes. Pero en ninguno de ellos, se lleva a cabo un post-procesado que permita analizar y comparar un elevado número de parámetros. Necesidad que surge al utilizar los simuladores actuales que requieren definir un gran número de entradas. Cabe explicar que, en la mayoría de los trabajos encontrados, este post-procesado no ha sido necesario porque el número de entradas afectadas por incertidumbres es pequeño o porque el modelo utilizado es simplificado y tiene pocas entradas.

1.3 Objetivos

Los objetivos de este trabajo son los siguientes.

El principal objetivo es exponer una metodología para llevar a cabo los análisis de incertidumbres y de sensibilidad en las simulaciones térmicas de edificios proponiendo soluciones a los problemas que existen con las técnicas actuales y con una aplicación específica a la rehabilitación de edificios.

También se persigue mostrar el efecto de las incertidumbres a la hora de evaluar y seleccionar estrategias de ahorro de energía en edificios así como la necesidad de tenerlos en cuenta. Se demostrará mediante casos de estudio que según el valor que tomen las variables afectadas por incertidumbres, las expectativas de ahorro son diferentes y por tanto también será diferente el retorno de las inversiones. Además, se estudia el potencial de algunas medidas de ahorro concretas bajo este nuevo enfoque y se analiza la influencia del clima tanto desde el punto de vista de los ahorros como desde el punto de vista de las incertidumbres más influyentes.

Por último, se hace una revisión bibliográfica de las incertidumbres que afectan a las entradas de los modelos de simulación térmica de edificios. El objetivo es proporcionar la información necesaria para definir estas incertidumbres mediante distribuciones de probabilidad según requiere el método que se propone. En el caso de que no existen referencias, como ocurre con los sistemas de climatización, se propondrá una solución que permita definir las incertidumbres mediante distribuciones de probabilidad.

1.4 Contenido

La memoria se ha organizado en 6 capítulos.

En el Capítulo 1 se introduce y plantea los problemas existentes que se quieren solucionar con este trabajo. Se exponen, por tanto, los motivos de esta Tesis.

En el Capítulo 2 se explican las técnicas y métodos que se utilizarán para llevar a cabo los AS y AI.

En el Capítulo 3 se hace una revisión de las incertidumbres que afectan a las simulaciones de edificios y se muestra con un ejemplo el efecto de las mismas.

El Capítulo 4 propone una nueva metodología para llevar a cabo el AS en las simulaciones de edificios basada en el uso de macroparámetros que resuelve los problemas existentes con las técnicas actuales facilitando el análisis de los resultados y la obtención de conclusiones.

El Capítulo 5 propone una metodología para evaluar medidas de ahorros en la rehabilitación sostenible. Para ello, utiliza los métodos y técnicas explicados en los capítulos anteriores y los adapta para resolver los problemas que surgen de la complejidad de los modelos y cálculos. Además, aplica esta metodología para analizar el potencial de cuatro medidas concretas en un clima mediterráneo y en otro interior ilustrando así el efecto que tienen las incertidumbres y la importancia de tenerlas en cuenta en este tipo de estudios.

El Capítulo 6 recopila las principales conclusiones obtenidas en esta Tesis.

1.5 Referencias

[ASHRAE, 2004]

ASHRAE. Procedures for Commercial Buildings Energy Audits. 2004. ASHRAE, ISBN-10: 1931862206

[ASSIEGO, 2013]

Assiego de Larriva, R., Calleja Rodríguez, G., Cejudo López, J.M., Raugei, M., Fullana i Palmer, P., A decision-making LCA for energy refurbishment of buildings: Conditions of comfort, Energy and Buildings, Volume 70, February 2014, Pages 333–342, [doi:10.1016/j.enbuild.2013.11.049](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.11.049)

[ATECYR, 2010]

García San José, R., Vicente Quile, P., *Auditorías energéticas en edificios*. Madrid, 2010: Atecyr.

[BPIE, 2011]

Economidou M., Atanasiu, B., Despret, C., Maio, J., Nolte, I., Rapf, O., *Europe's Buildings Under the Microscope*, Buildings Performance Institute Europe, 2011, ISBN: 9789491143014.

[BROHUS, 2009]

Brohus, H., Heiselberg, P., Simonsen, A., Sørensen, K.C., *Uncertainty of Energy Consumption assessment of domestic buildings*, Eleventh International IBPSA Conference Glasgow, Scotland, 2009.

[BROHUS, 2012]

Brohus H., Frier, C., Heiselberg, P., *Quantification of uncertainty in predicting building energy consumption: A stochastic approach*, *Energy and Buildings*, 2012, vol. 55, pp. 127-140, 10.1016/j.enbuild.2012.07.013.

[CARRILLO, 2009]

Carrillo A., Domínguez, F., Cejudo, J.M., *Calibration of an Energyplus Simulation Model by The STEM-PSTAR Method*, Eleventh International IBPSA Conference, Glasgow, Scotland, Julio, 2009.

[CERTIFICACIÓN, 2013]

Boletín Oficial del Estado, Real Decreto 235/2013, 5 de abril, *Procedimiento básico para la certificación de la eficiencia energética de los edificios*, disponible en http://www.minetur.gob.es/energia/desarrollo/eficienciaenergetica/certificacionenergetica/normativa/paginas/rd235_2013.aspx, acceso octubre 2014.

[CTE, 2007]

Ministerio de la vivienda, *Documento Básico Ahorro de la Energía*, septiembre de 2013, disponible en <http://www.codigotecnico.org/>, acceso octubre de 2014.

[DIRECTIVA, 2002/91/CE]

DIRECTIVA 2002/91/CE DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO DE 16 DE DICIEMBRE DE 2002 RELATIVA A LA EFICIENCIA ENERGÉTICA DE LOS EDIFICIOS.

[DIRECTIVA, 2010/31/EU]

DIRECTIVA 2010/31/UE DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO DE 19 DE MAYO DE 2010 RELATIVA A LA EFICIENCIA ENERGÉTICA DE LOS EDIFICIOS, disponible en www.boe.es/doue/2010/153/L00013-00035.pdf.

[DIRECTIVA, 2012/27/UE]

DIRECTIVA 2012/27/UE DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO de 25 de octubre de 2012 relativa a la eficiencia energética, disponible en www.boe.es/doue/2012/315/L00001-00056.pdf.

[DOMÍNGUEZ, 2008]

Domínguez-Muñoz, F., Diseño de sistemas térmicos bajo incertidumbre — aplicación a edificios e instalaciones solares, Tesis Doctoral, Universidad de Málaga, 2008.

[DOMÍNGUEZ, 2010]

*Domínguez-Muñoz, F., Cejudo-López, J.M., Carrillo-Andrés, A.,. Uncertainty in peak cooling load calculations. *Energy and Buildings*, 2010, vol. 42, pp. 1010-1018, DOI: 10.1016/j.enbuild.2010.01.013.*

[GTR, 2014]

Cuchi, A., Sweatman P. , Informe GTR 2014. Estrategia para la Rehabilitación, Grupo de Trabajo sobre Rehabilitación, diciembre 2013.

[HOPFE, 2011]

*Hopfe, C.J., Hensen, J.L.M., Uncertainty analysis in building performance simulation for design support, *Energy and Buildings*, 2011, vol. 43, pp. 2798-2805, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.06.034*

[MACDONALD, 2001]

Macdonald, I.A., Strachan, P., *Practical Application of Uncertainty Analysis, Energy and Buildings*, 2001, vol. 33, pp. 219-227, DOI: 10.1016/S0378-7788(00)00085-2.

[MACDONALD, 2002]

Macdonald, I.A., M.Sc. *Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation*, Department of Mechanical Engineering Universidad de Strathclyde, 2002.

[REDDY, 2006]

Reddy, A.T, Maor, I. y col., *Procedures for Reconciling Computer-Calculated Results with Measured Energy Data*, ASHRAE Research Project 1051-RP, 2006.

[RITE, 2007]

Boletín Oficial del Estado, número 207, miércoles 29 de agosto de 2007. “REAL 222 DECRETO 1027/2007, de 20 de julio, por el que se aprueba el Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios”, disponible en: <http://www.minetur.gob.es/energia/desarrollo/EficienciaEnergetica/Rite/Paginas/InstalacionesTermicas.aspx>, acceso octubre 2014.

[SALTELLI, 2008]

Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., Tarantola, S., *Global Sensitivity Analysis: The Primer*, John Wiley and Sons, UK (2008), SBN: 978-0-470-05997-5.

[SHAIENDRA, 2013]

Shailendra Mudgal, Lorcan Lyons, Bio Intelligence Service, Ronan Lyons, IEEP, *Energy performance certificates in buildings and their impact on transaction prices and rents in selected EU countries, FINAL REPORT*, European Commission (DG Energy), 19 Abril 2013, disponible en http://ec.europa.eu/energy/efficiency/buildings/doc/20130619_energy_performance_certificates_in_buildings.pdf, acceso octubre 2014.

[SUBBARAO, 1988]

Subbarao K. (1988). PSTAR- Primary and secondary terms analysis and renormalization: A unified approach to building energy simulations and short-term monitoring. Report SERI/TR-254-3175, Golden CO, Solar Energy Research Institute.

[ZHENJUN, 2012]

Zhenjun Ma, Cooper, P., Daly, D., Ledo, L., Existing building retrofits: Methodology and state-of-the-art, Energy and Buildings, 2012, vol. 55, pp. 889-902, 10.1016/J.ENBUILD.2012.08.018.

CAPÍTULO 2

Análisis de incertidumbres y análisis de sensibilidad

2.1 Introducción

Algunos autores han definido el término incertidumbre como un grado de ignorancia, un estado de conocimiento incompleto o una información insuficiente. Existen dos tipos de incertidumbres [DOMÍNGUEZ, 2008]:

- Las incertidumbres epistémicas, también conocidas como reducibles. Estas incertidumbres están relacionadas con una falta de conocimiento y de datos. Por ejemplo, los errores en las mediciones y los juicios subjetivos a la hora de interpretar los datos.
- La variabilidad, también conocida como incertidumbre irreducible. Está relacionada con la variación inherente que experimentan algunas características del sistema y de su entorno. El valor exacto de un factor aleatorio no puede predecirse antes de su realización, y cambia entre realizaciones y con el tiempo. Ejemplos claros, relacionados con las condiciones de contorno de un edificio, son la temperatura y la radiación a las que están expuestos los edificios.

La falta de información de los datos de entrada y las hipótesis de los modelos hacen que las simulaciones energéticas de edificios estén afectadas por incertidumbres que pueden tener efectos importantes en las salidas.

El *análisis de incertidumbres* (AI) es un proceso de dos pasos:

- 1) Reconocimiento, identificación y caracterización, si es posible, de las incertidumbres epistémicas y de la variabilidad de cada factor o parámetro involucrado en el estudio (propiedades de los cerramientos, temperatura y humedad exterior, etc)
- 2) Estimación del efecto de las incertidumbres en las salidas de los cálculos.

Junto con los AI es habitual llevar a cabo *análisis de sensibilidad* (AS). El AS consiste en modificar las entradas del modelo para ver sus efectos en las salidas determinando la relación entre las variables independientes y las dependientes y facilitando la comprensión de los modelos. [SALTELLI, 2008] dice que el análisis de sensibilidad es el estudio de cómo las incertidumbres en las salidas pueden ser asignadas a las diferentes fuentes de incertidumbres en las entradas del modelo. En los estudios de incertidumbres, el AS se utiliza para saber qué incertidumbres afectan más a los resultados y por tanto, deben reducirse en la medida de lo posible.

En definitiva, en el AI queremos saber qué efectos tienen las incertidumbres en las salidas, mientras que en el AS se busca saber qué incertidumbres afectan más a los resultados y cuáles menos.

En este capítulo se va a explicar la metodología para llevar a cabo:

- a) *Análisis de Incertidumbre*
- b) *Análisis de Sensibilidad*

El procedimiento que se va a utilizar para llevar a cabo el análisis de incertidumbres consta de lo siguientes pasos:

- 1) Definición del modelo del edificio.
- 2) Definición de las entradas mediante distribuciones de probabilidad que representan las incertidumbres de las mismas.
- 3) Obtención de la muestra de datos de entrada mediante el procedimiento del Hipercubo Latino.
- 4) Simulación del modelo con los datos de entrada y cálculo de los resultados (demanda, consumo, confort...)

Para llevar a cabo el análisis de sensibilidad se dará un paso más:

- 5) Cálculo de índices de sensibilidad de los parámetros de entrada. Concretamente se calculan los coeficientes de regresión estandarizado (SRC, Standard Regression Coefficient)

La FIGURA 6 muestra un esquema de la metodología que se explicará con más detalle en los próximos apartados y que se ilustrará con un ejemplo.

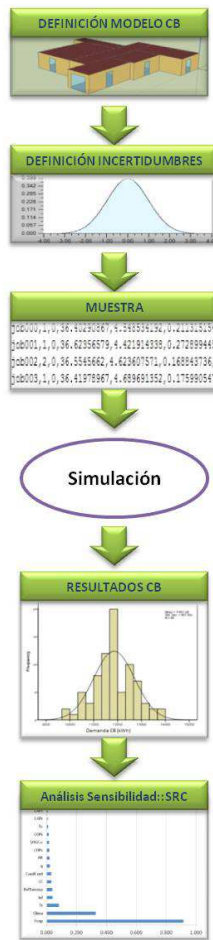


FIGURA 6: Metodología para el análisis de incertidumbres y el análisis de sensibilidad

2.2 Modelo

Hay muchos tipos de modelos de edificios. Pueden ser clasificados en tres grupos: los basados en datos medidos (data-driven models), los basados en leyes físicas (law-driven models) y los que son una mezcla entre los dos anteriores [KRAMER, 2012].

Los “data-driven models” se conocen también como modelos de caja negra. Un ejemplo de este tipo son los modelos de redes neuronales (FIGURA 7). No necesitan conocer las propiedades físicas del edificio pero tampoco pueden caracterizarlo mediante sus parámetros. El funcionamiento es como el del cerebro humano, determina las relación entre entradas y salidas mediante relaciones lineales o no lineales definidas en las capas de neuronas [MUSTAFARAJ, 2011].

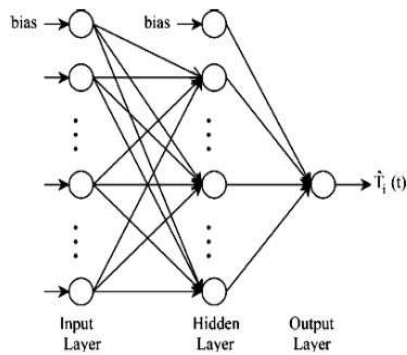


FIGURA 7: Representación gráfica del modelo de redes neuronales. Fuente: [KRAMER, 2012].

Los modelos de caja gris son una mezcla entre leyes físicas (law-driven) y estadística (data-driven). Un ejemplo son los modelos de regresión.

Los “law-driven models” se conocen también como modelos de caja blanca. Usan leyes físicas atribuidas al sistema para predecir su comportamiento. Hay muchos tipos. Se puede hacer una distinción entre modelos simplificados (por ejemplo, los modelos de resistencia-capacidad, FIGURA 8) y los modelos detallados (por ejemplo, los basados en el método del balance, FIGURA 9). Los modelos detallados basados en leyes físicas son normalmente complejos e intentan modelar todos los flujos de masa y energía que hay dentro del edificio. Ejemplos de esta categoría incluyen herramientas ampliamente usadas como [ENERGYPLUS], [ESP-r] o [TRNSYS]. Este tipo de modelos son muy útiles para el análisis de incertidumbre y sensibilidad ya que pueden analizar la influencia de cualquier parámetro físico del edificio. Sin embargo, presentan algunas dificultades que se expondrán más adelante en esta Tesis.

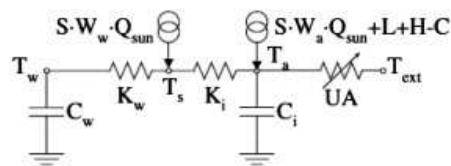


FIGURA 8: Modelo de resistencia capacidad (R-C). Fuente: [KRAMER, 2012].

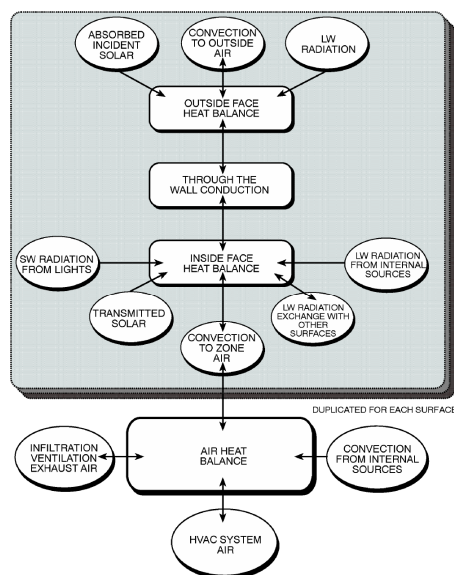


FIGURA 9: Representación gráfica del método del balance. Fuente: [ASHRAE, 2009]

A pesar de que los modelos de caja negra y caja gris tienen muchas aplicaciones útiles, los modelos detallados basados en leyes físicas son hoy en día los que más se usan. Los esfuerzos hechos en métodos de verificación y validación como [BESTEST] o [PASSYS] han contribuido al actual nivel de madurez de los programas de simulación con modelos detallados. Además, la posibilidad de extrapolar con estos modelos supone otra razón más para que su uso esté tan extendido.

Aunque la metodología que se expone en este capítulo se puede aplicar también a modelos simplificados, las explicaciones y los resultados se centran en los modelos detallados basados en leyes físicas.

Además, como ya se ha comentado antes, no se tendrán en cuenta las incertidumbres asociadas a sus ecuaciones. Es decir, se utilizarán modelos deterministas. Esto permitirá utilizar los simuladores actuales.

2.3 Incertidumbres en los parámetros de entrada

Los parámetros de entrada están inevitablemente afectados por incertidumbres. A veces debido a su propia naturaleza aleatoria y otras por la falta de información o por los errores en las medidas.

Por ejemplo, a la hora de evaluar mejoras en la rehabilitación de edificios es necesario conocer las condiciones climáticas de los próximos años para poder estimar los ahorros. Sin embargo, es

imposible conocer con exactitud la radiación solar o la temperatura hasta que no ocurren. Otros datos que son necesarios conocer son las propiedades térmicas de la envolvente. Un primer valor se puede estimar conociendo las capas de los cerramientos y obteniendo valores tabulados de sus propiedades. Pero hay que tener en cuenta que estos varían según el proceso de fabricación, la ejecución de la vivienda o incluso el paso del tiempo puede hacer que se deteriore una capa de aislamiento y pierda sus propiedades. Por tanto, en estas estimaciones hay incertidumbres por falta de información. Si se quisiera dar un paso más para reducirlas, se podrían hacer ensayos de termoflujo y obtener el coeficiente de transferencia global. Sin embargo, aunque en bastante menor grado, estas mediciones seguirían afectadas por incertidumbres debido a errores en las mediciones y además, requerirían una inversión de tiempo y dinero que no siempre es posible.

En definitiva, las incertidumbres son variables aleatorias que pueden tomar diferentes valores dentro de un rango más o menos conocido. Por tanto, los parámetros de entrada se van a definir mediante funciones de densidad de probabilidad (FDP) tal que:

$$P(a \leq b) = \int_a^b f(x) dx \quad \text{Ec. 1}$$

, para cualesquiera números reales a y b, con a < b.

Las FDP cumplen que:

1. $p(x) \geq 0 \forall x$ Ec. 2

2. $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$ Ec. 3

A continuación, se definen algunos conceptos relativos a las funciones de probabilidad que se utilizan en este trabajo:

- Media de la variable aleatoria X se define como:

$$\mu = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx \quad \text{Ec. 4}$$

- Varianza de una variable aleatoria X, es la media del cuadrado de las desviaciones con respecto al valor medio de la distribución:

$$V(X) = \sigma^2 = \int f(x) \cdot (x - \mu)^2 dx \quad \text{Ec. 5}$$

La varianza cuantifica la dispersión de la distribución en torno a su valor medio.

- Desviación típica o estándar es la raíz cuadrada de la varianza:

$$\sigma = \sqrt{V(X)} \quad \text{Ec. 6}$$

La desviación típica tiene la ventaja de tener las mismas dimensiones que la variable X . Por esta razón, en esta Tesis siempre se utilizará la desviación estándar como medida de dispersión.

En los siguientes subapartados se repasan algunas distribuciones de probabilidad habituales que se han utilizado.

2.3.1 Distribución discreta

La distribución discreta toma una serie de valores finitos cada uno de los cuales tiene asociado una probabilidad de ocurrencia. La función de densidad es

$$p(x_i) = P(x = x_i) \quad \text{Ec. 7}$$

La suma de las probabilidades de ocurrencia de todos los valores es igual a la unidad:

$$\sum p(x_i) = 1 \quad \text{Ec. 8}$$

La FIGURA 10 muestra un ejemplo de este tipo de distribución.

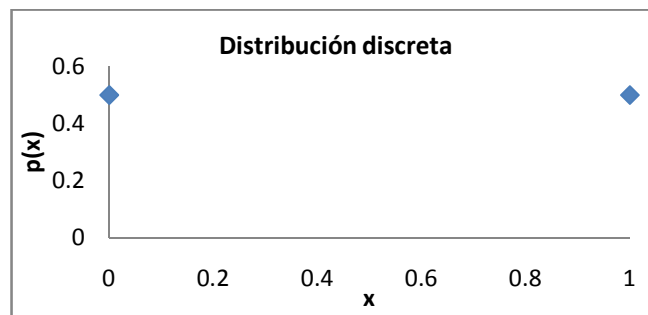


FIGURA 10: Ejemplo de FDP para un distribución discreta

2.3.2 Distribución uniforme

La distribución uniforme se utiliza en caso de que se conozcan los valores mínimo y máximo que puede tomar un parámetro de entrada debido a su incertidumbre. Se considera que todos los valores intermedios tienen la misma probabilidad de ocurrencia.

Siendo a al valor mínimo y b al valor máximo, la FDP es:

$$p(x) = \begin{cases} 0 & b < x < a \\ \frac{1}{b-a} & x \in (a, b) \end{cases} \quad \text{Ec. 9}$$

La FIGURA 11 muestra un ejemplo de este tipo de distribución.

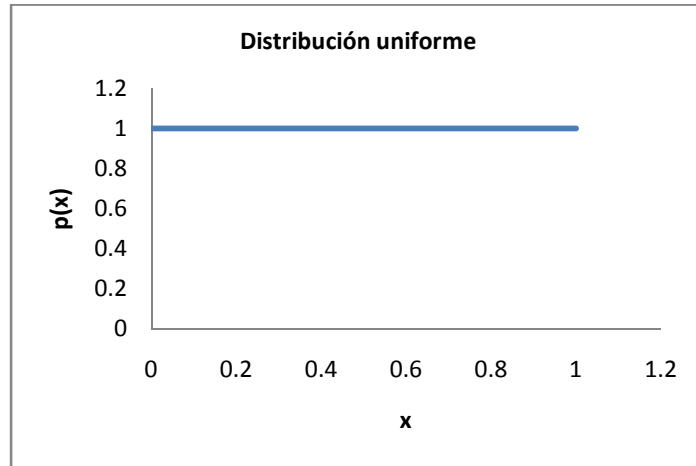


FIGURA 11: Ejemplo de FDP para una distribución uniforme

2.3.3 Distribución triangular

La distribución de probabilidad de un parámetro de entrada puede aproximarse mediante una distribución triangular cuando, además de los valores máximo y mínimo, se conoce un valor que puede considerarse más probable que el resto. Los parámetros que definen esta distribución son tres: a (mínimo), b (máximo) y c (valor más probable).

Su función de distribución de probabilidad es:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{2(x-a)}{(b-a)(c-a)} & a \leq x \leq c \\ \frac{2(b-x)}{(b-a)(b-c)} & c < x \leq b \\ 0 & b < x < a \end{cases} \quad \text{Ec. 10}$$

La FIGURA 12 muestra un ejemplo de este tipo de distribución.

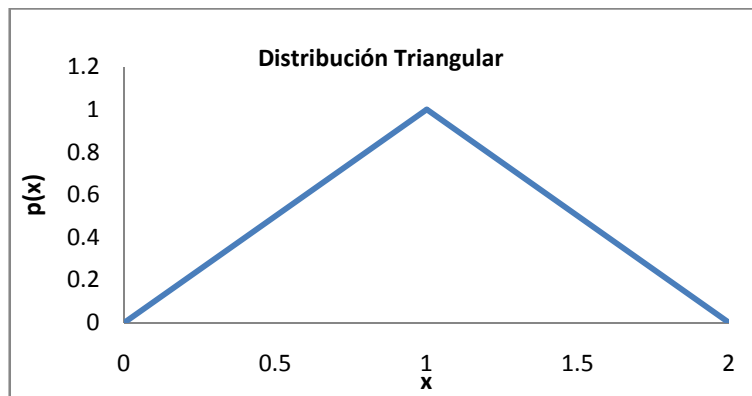


FIGURA 12: Ejemplo de FDP para una distribución triangular

2.3.4 Distribución normal

En una distribución normal los valores centrales suman mayor probabilidad que en una triangular, o dicho de otra manera, en una distribución triangular los valores extremos tienen mayor peso que en una normal.

Una distribución normal queda definida mediante su valor medio (μ) y su desviación estándar (σ). Su función de distribución de probabilidad es:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad \text{Ec. 11}$$

La distribución normal con media cero y desviación estándar unidad que puede escalarse fácilmente para una media μ y desviación estándar σ cualesquiera:

$$Normal(\mu, \sigma) = \mu + [\sigma \times Normal(\mu = 0, \sigma = 1)] \quad \text{Ec. 12}$$

La FIGURA 13 muestra un ejemplo de este tipo de distribución.

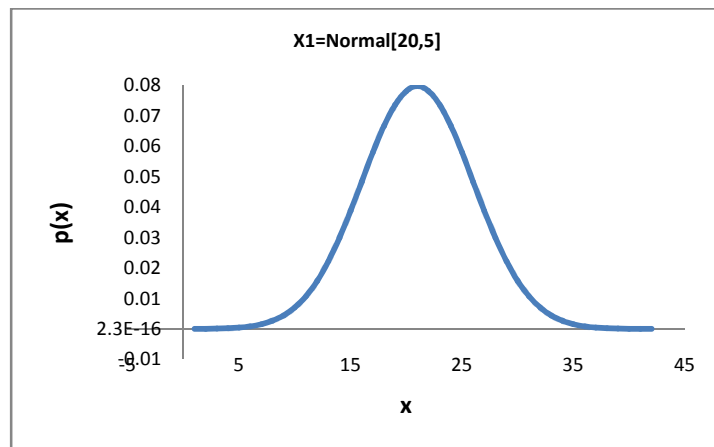


FIGURA 13: FDP para una distribución normal con $\mu = 20$, $\sigma = 5$

2.4 Propagación de incertidumbres: muestra de parámetros de entrada con el método de Monte Carlo

Una vez que se han definido las incertidumbres en los factores de entrada, es necesario propagarlas a través del modelo para determinar la incertidumbre de sus resultados. Esto se hace creando una muestra que contenga todos los posibles valores de los parámetros de entrada y simulando con el modelo determinista todos los casos generados.

Como ya se ha comentado en el Capítulo 1, para llevar a cabo el análisis de incertidumbres se va a utilizar un métodos externo que no modifica las ecuaciones de los modelos. Sus principales ventajas son facilidad de implementación y posibilidad de utilizar los simuladores actuales. El principal inconveniente es que necesitan un mayor número de simulaciones.

[MACDONALD, 2008] llevó a cabo un análisis de métodos externos explicando y comparando los métodos diferencial, factorial y Monte Carlo. En su estudio se concluye que las principales ventajas e inconvenientes de estos métodos son los recogidos en la Tabla 1.

Tabla 1: Ventajas e inconvenientes de los métodos externos. Fuente: [Macdonald 2008]

Método	Ventajas	Inconvenientes
Diferencial	Fácil de implementar y de interpretar los resultados	Sólo mide los principales efectos
Factorial	Mide los principales efectos y sus interacciones	El número de simulaciones necesarias aumenta mucho con el número de incertidumbres
Monte Carlo	El número de simulaciones no aumenta mucho con el número de incertidumbres	Sólo mide la incertidumbre global

En esta Tesis, para crear la muestra, se va a utilizar la técnica de Monte Carlo. La mayor ventaja de los Métodos de Montecarlo (MMC) es que el tamaño de la muestra no crece excesivamente con el número de factores de entrada (esto sucede con otros métodos como el factorial), si bien el número de simulaciones debe ser lo suficientemente grande como para poder recrear con exactitud la distribución de probabilidad de las salidas. Este punto se discutirá más adelante.

El MMC consiste en [SALTELLI, 2008]:

- 1) Asignar una distribución de probabilidad a cada parámetro de entrada. Por ejemplo: $x_1 \sim N(\mu_{x1}, \sigma_{x1})$; $x_2 \sim N(\mu_{x2}, \sigma_{x2})$
- 2) Generar una muestra de valores para cada factor de entrada a partir de las distribuciones de probabilidad: $[x_{11}, x_{12}, x_{13}, \dots]$; $[x_{21}, x_{22}, x_{23}, \dots]$. Y producir un conjunto de vectores de entrada: $X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & x_{31} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{1n} & x_{2n} & x_{3n} \end{bmatrix}$
- 3) Simular el modelo n veces, es decir, para cada vector de entrada, calculando n salidas: $[y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$

Según la variante del MMC, el muestreo de las distribuciones de probabilidad se lleva a cabo de una manera u otra.

En el siguiente apartado se explica el procedimiento del Hiper cubo Latino que es el que se utiliza en esta Tesis.

2.4.1 Método del Hiper cubo Latino

Dentro de la técnica de Monte Carlo hay diferentes procedimientos. En este caso, se va a usar el método del hiper cubo latino (LHS, Latin Hypercube Sampling). Éste consiste en dividir las distribuciones de probabilidad de los parámetros de entrada en franjas con igual probabilidad y

crear muestras que contengan todas estas franjas, garantizándose así que se cubre toda la distribución. LHS es en una técnica bastante utilizada para llevar a cabo análisis de incertidumbres (AI) y análisis de sensibilidad (AS) de modelos complejos [HELTON,2006].

De hecho, los estudios muestran que LHS es una herramienta potente para el análisis del comportamiento de edificios [TIAN,2013]. Las principales razones de su popularidad son simplicidad conceptual y fácil implementación, disponibilidad de un abanico variado de procedimientos para AS y, sobre todo, su eficiente estratificación en el rango de cada variable incierta [HELTON,2009].

Concretamente, el método LHS consiste en:

- 1) Dividir todas las funciones de probabilidad asociadas a los parámetros de entrada en el mismo número de intervalos, N. Todos los intervalos deben tener igual probabilidad. La FIGURA 14 ilustra la subdivisión de una distribución uniforme en intervalos equiprobables, cinco en este ejemplo ($N=5$). Esto debe repetirse para cada distribución de probabilidad asociada a cada parámetro de entrada.

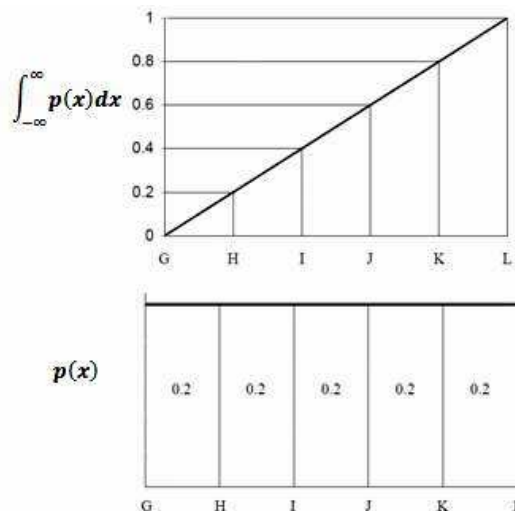


FIGURA 14: División de la distribución uniforme en intervalos de igual probabilidad. Fuente: [DOMÍNGUEZ, 2008]

- 2) Tomar el mismo número de puntos (valores) de cada intervalo para cada variable. Por ejemplo, si el tamaño de la muestra es 12 y las distribuciones de probabilidad se han dividido en 6 intervalos, hay que tomar dos valores de cada intervalo para cada factor de entrada.

Tabla 2: Valores tomadas de cada intervalo para cada variable

Intervalo de la Variable X_1	Intervalo de la variable X_2	Valor X_1	Valor X_2
1	1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$
2	2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$
3	3	$X_{1,3}$	$X_{2,3}$
4	4	$X_{1,4}$	$X_{2,4}$
5	5	$X_{1,4}$	$X_{2,5}$
6	6	$X_{1,6}$	$X_{2,6}$
1	1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$
2	2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$
3	3	$X_{1,3}$	$X_{2,3}$
4	4	$X_{1,4}$	$X_{2,4}$
5	5	$X_{1,4}$	$X_{2,5}$
6	6	$X_{1,6}$	$X_{2,6}$

- 3) Combinar y agrupar aleatoriamente los valores obtenidos de cada parámetro de entrada con los valores del resto de parámetros de entrada. La Tabla 3 muestra un ejemplo de una muestra generada con LHS.

Tabla 3: Muestra de parámetros generada con LHS. Combinación aleatoria

Simulación	Intervalo de la Variable X_1	Intervalo de la variable X_2	Valor X_1	Valor X_2
1	3	2	$X_{1,3}$	$X_{2,2}$
2	1	4	$X_{1,1}$	$X_{2,4}$
3	5	1	$X_{1,5}$	$X_{2,1}$
4	2	3	$X_{1,2}$	$X_{2,3}$
5	4	5	$X_{1,4}$	$X_{2,5}$
6	6	6	$X_{1,6}$	$X_{2,6}$
7	1	3	$X_{1,1}$	$X_{2,3}$
8	4	2	$X_{1,4}$	$X_{2,2}$
9	3	6	$X_{1,3}$	$X_{2,6}$
10	2	1	$X_{1,2}$	$X_{2,1}$
11	6	4	$X_{1,6}$	$X_{2,4}$
12	5	5	$X_{1,5}$	$X_{2,5}$

En el apartado 2.4.2, se discutirá el valor que debe tomar N , el cual representa el tamaño de la muestra.

2.4.2 Tamaño de la muestra

El tamaño de la muestra es uno de los puntos más delicados, especialmente cuando se trabaja con modelos complejos cuyas simulaciones requieren un coste computacional elevado. Como ya se ha

comentado, LHS lleva a cabo una eficiente estratificación en el rango de cada variable incierta con lo que precisa un número de simulaciones menor que el de otros procedimientos para conseguir la misma exactitud. Aún así, éste tiene que ser suficientemente grande como para recrear con precisión la distribución de probabilidad de las salidas.

El mejor método para fijar el número de simulaciones de la muestra consiste en chequear la convergencia del valor medio y de la desviación típica de las salidas hasta que queden dentro de una tolerancia especificada. Así por ejemplo, se compararán la media y la desviación típica de los resultados de una muestra de 75 simulaciones con una muestra de 100 simulaciones. Después, se comparará una muestra de 100 simulaciones con una de 125...hasta que los resultados converjan. En los apartados 2.5 (Tabla 4) y 3.6.4 (Tabla 24) se exponen dos ejemplos en los que se selecciona el tamaño de la muestra según esta metodología.

2.5 Resultados análisis incertidumbre

Una vez que se obtiene la muestra de parámetros de entrada, se corre cada una de las simulaciones de la muestra en el modelo determinista y se obtienen los resultados. La mejor manera de ver este paso es mediante los casos de estudio que se exponen en el siguiente capítulo. No obstante, se va a hacer un ejemplo sencillo en este apartado para ilustrar la metodología.

Suponemos una variable aleatoria x_1 que sigue una distribución normal y una variable x_2 que sigue una distribución uniforme:

$$x_1 = \text{Normal}[20,5] \text{ y } x_2 = \text{Uniforme}[37,55]$$

Ec. 13

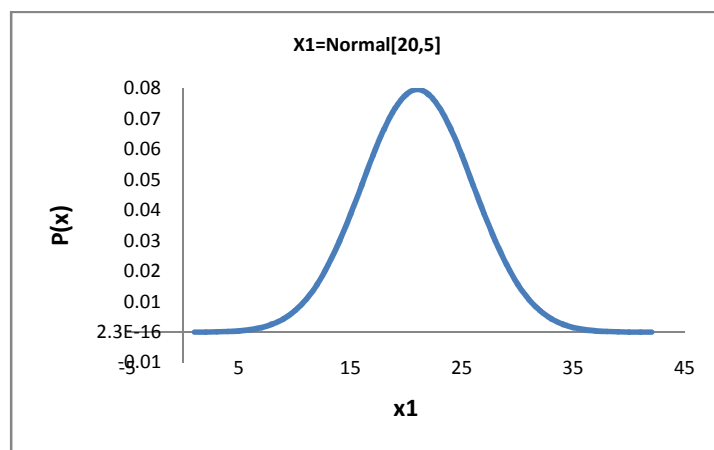


FIGURA 15: Distribución normal asociada a la variable x_1

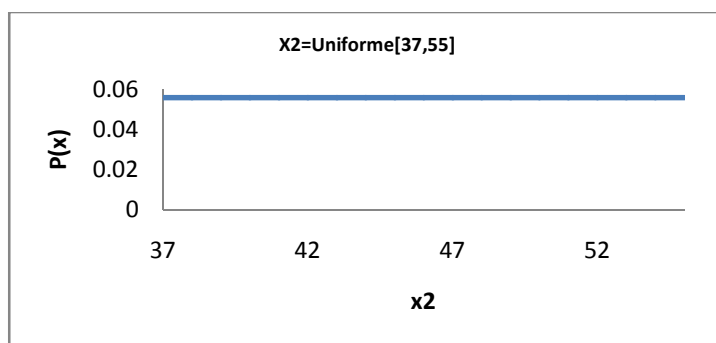


FIGURA 16: Distribución normal asociada a la variable x_2

Obtenemos una muestra de 10 simulaciones usando LHS:

$$\bar{\mathbf{X}} = [X_1 \ X_2] = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{2,1} \\ \vdots & \vdots \\ x_{1,10} & x_{2,10} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 37.92 & 49.79 \\ \vdots & \vdots \\ 42.44 & 50.2 \end{pmatrix} \quad \text{Ec. 14}$$

Dado un modelo sencillo $f(x) = 5x_1 + x_2$

$$\bar{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(37.92, 49.79) \\ f(37.82, 44.52) \\ \vdots \\ f(42.44, 50.2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 239.39 \\ 233.66 \\ \vdots \\ 262.42 \end{bmatrix} \quad \text{Ec. 15}$$

Los resultados se muestran en la FIGURA 17.

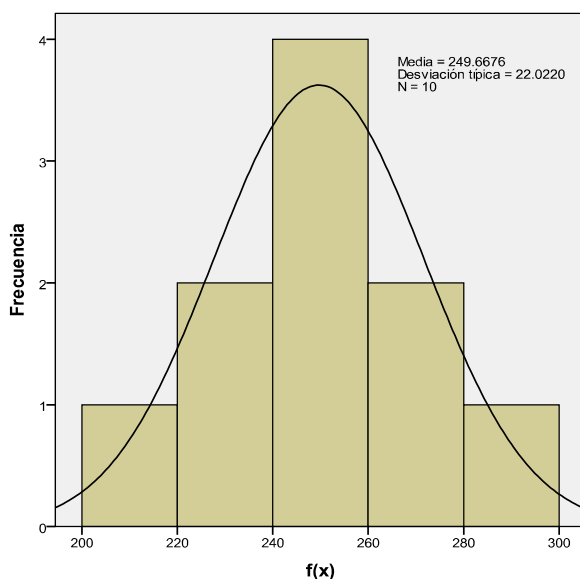


FIGURA 17: Distribución de los resultados del ejemplo

Para ver el tamaño adecuado de la muestra se han comparado la media y la desviación típica de los resultados para N=5,10,50. A partir de estas comparaciones, se ha decidido que N=10 es suficiente para conseguir resultados con precisión.

Tabla 4: Comparación de resultados para distintos tamaño de muestra

	N5	N10	N50
Media	248.05	249.66	248.62
Desv. típ.	18.95	22.02	23.87

2.6 Análisis de sensibilidad

Como ya se ha comentado, el objetivo del análisis de sensibilidad es comparar cuantitativamente los cambios en las salidas del modelo respecto a los cambios en las entradas. Formalmente, se puede hacer una definición matemática de la sensibilidad como la derivada de una salida y respecto a la entrada x

$$S = \frac{\partial y}{\partial x} \quad \text{Ec. 16}$$

Los problemas reales suelen tener más de una variable de entrada. Con lo que y se puede expresar de forma general como una función con n variables independientes:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_n) \quad \text{Ec. 17}$$

Existen varios métodos para llevar a cabo el análisis de sensibilidad [SALTELLI, 2008]. Por ejemplo, entre los más sencillos está el método diferencial (DSA, Differential Sensitivity Analysis) que varía una a una las entradas. Una deficiencia de este método es que las interacciones entre los parámetros no se tienen en cuenta y esto puede llevar a un análisis erróneo del modelo. Esto no ocurre en los métodos factoriales que tienen en cuenta todas las combinaciones pero tienen el inconveniente de ser muy costosos computacionalmente. Otros métodos ampliamente utilizados en el análisis de sensibilidad son FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test) y Sobol. Éstos son muy potentes y funcionan independientemente tanto de la linealidad o no del modelo como de la interacción entre los parámetros de entrada. El inconveniente que tienen es que su coste computacional crece rápidamente con el número de factores de entrada, lo que suele hacerlos inapropiados para la mayoría de los modelos que aparecen en la simulación de edificios. Para este

tipo de problemas, una buena opción es recurrir al método de criba de Morris. Este método es aplicable a cualquier tipo de modelo y proporciona una medida cualitativa de sensibilidad, permitiendo identificar qué factores tienen poca influencia sobre el resultado. Cabe destacar que Morris crea su propia muestra de parámetros para llevar a cabo el análisis de sensibilidad. Este método se descartó porque la interpretación del análisis de sensibilidad se complica bastante cuando el número de entradas es muy elevado, como es el caso de los modelos complejos que se utilizan en este trabajo, con más de 100 parámetros. En su lugar, se decidió utilizar el método de regresión (SRC, Standard Regression Coefficient). Este es un método robusto que tiene dos ventajas. La primera es que es capaz de analizar la muestra de entradas y salidas generadas a partir de Monte Carlo con lo que aprovecha las simulaciones del AI y no requiere llevar a cabo simulaciones adicionales. La segunda es que permite desarrollar un procedimiento adicional para facilitar la interpretación del AS (ver capítulo 4). El inconveniente que presenta es que no es válido cuando el ajuste lineal es cuestionable. En estos casos sucede que la relación entrada-salida es no-lineal y/o existen interacciones entre dos o más factores de entrada.

En los próximos apartados se va a explicar el método SRC, que es el que se propone en la metodología, y el de Morris, que es el alternativo para cuando no se pueda hacer ajuste lineal. En el siguiente capítulo se darán más detalles de las ventajas e inconvenientes que tiene cada uno para las simulaciones de edificios que aborda esta Tesis y se explicará más profundamente por qué se ha seleccionado SRC como primera opción.

2.6.1 Método de regresión SRC

La base de este método es ajustar un modelo multidimensional lineal entre la muestra de parámetros de entrada generada por Monte Carlo y las salidas de las simulaciones. Así, los coeficientes (β_0, β_1, \dots) se calculan mediante mínimos cuadrados.

Es decir, dado un modelo multidimensional de regresión lineal:

$$\hat{y} = \beta_0 + \sum \beta_j x_j \quad \text{Ec. 18}$$

, donde:

\hat{y} = Valor que la ecuación de regresión predice para la salida del modelo

β_0, β_j = Coeficientes de regresión

Los coeficientes se determinan minimizando:

$$\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^N [y_i - (\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})]^2 \quad \text{Ec. 19}$$

Cuando el modelo de regresión funciona bien, los coeficientes β_j miden la relación lineal entre los factores de entrada x_j y la salida y . Sin embargo, estos coeficientes no son muy útiles para medir la sensibilidad porque dependen de las unidades de x_j y y . Para solucionar esto se hace lo siguiente:

$$\frac{\hat{y} - \bar{y}}{\sigma_y} = \sum \beta_j \frac{\sigma_j x_j - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad \text{Ec. 20}$$

, donde:

$$\sigma_y = [\sum_{i=1}^N \frac{(y_i - \bar{y})^2}{N-1}]^{1/2} \quad \text{Ec. 21}$$

$$\sigma_j = [\sum_{i=1}^N \frac{(x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{N-1}]^{1/2} \quad \text{Ec. 22}$$

, y

$$SRC_j = \beta_j \frac{\sigma_j}{\sigma_y} \quad \text{Ec. 23}$$

, siendo:

σ_y = Desviación típica de la salida y

σ_j = Desviación típica del factor de entrada j

SRC_j = Coeficiente de regresión normalizado para el factor de entrada j

\bar{y} = Valor medio de la salida y

\bar{x}_j = Valor medio del factor de entrada j

Es decir, calcular el coeficiente SRC es hacer un análisis de regresión donde las entradas y las salidas están normalizadas con $\mu=0$ y $\sigma=1$. De esta manera, este coeficiente da una medida de la influencia de los parámetros en la salida. Cuanto mayor sea el SRC, más influye. El signo positivo o negativo indica si incrementa o decrementa la salida.

Para saber si un ajuste de regresión es aceptable, debe comprobarse R^2 (cuadrado del coeficiente de correlación de Pearson que es un índice que puede utilizarse para medir el grado de relación de dos variables siempre y cuando ambas sean cuantitativas.). Se considera que un ajuste es adecuado cuando R^2 es mayor que 0.7. Donde:

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Ec. 24}$$

2.6.2 Método de Morris

El método de Morris [SALTELLI, 2008] es efectivo para identificar qué factores son los más importantes en un modelo con muchos parámetros. Se caracteriza porque es simple y fácil de implementar. Forma parte del grupo de métodos que varían un factor cada vez pero supera parcialmente los problemas que tienen estos. Aunque hace una variación local, es una mejora respecto a los modelos basados en la derivada porque introduce rangos más amplios de variaciones y hace la media de varias medidas locales eliminando así la dependencia de un solo punto.

El método es adecuado cuando el número de entradas es muy grande como para usar los métodos basados en la varianza, que son computacionalmente muy costosos, pero a la vez no hay tantas entradas como para que el hiper cubo latino sea adecuado.

La idea es introducir dos medidas de sensibilidad para saber si el factor correspondiente tiene a) influencia nula, b) influencia lineal y aditiva, c) influencia no lineal o interacciones entre factores.

Dadas k variables tal que $X=[X_1, X_2, X_3, \dots, X_k]$, se define el efecto elemental de la variable X_i como:

$$EE_i = \left[\frac{Y(X_1, \dots, X_{i+\Delta}, \dots, X_k) - Y(X_1, \dots, X_i, \dots, X_k)}{\Delta x_i} \right] \quad Ec. 25$$

Lo que se hace es estimar la distribución que sigue el efecto elemental de cada variable X_i dándole varios valores. Es decir $EE_i \sim F_i$. Así, si la malla M tiene p niveles entonces el número de elementos (N) y Δ se determinan con las siguientes ecuaciones:

$$\Delta = \frac{p}{2(p-1)} \quad Ec. 26$$

$$N = p^{k+1}[p - \Delta(p - 1)] \quad Ec. 27$$

Por ejemplo, si hay dos variables ($k=2$) y cuatro niveles para la malla ($p=4$), entonces $N=8$ y $\Delta=2/3$

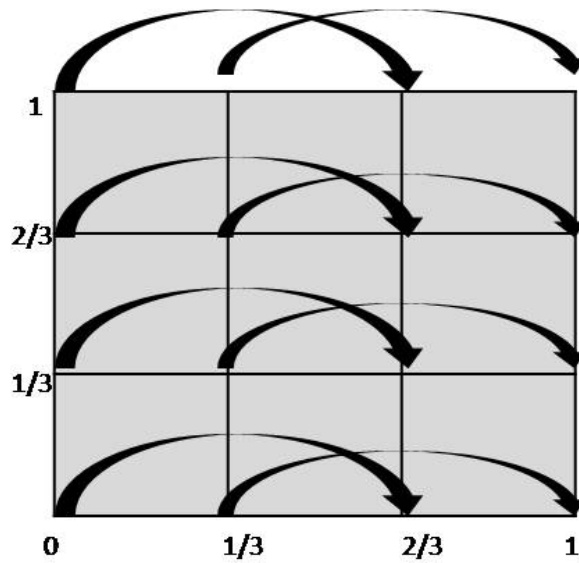


FIGURA 18: Malla para $p=4$, $k=2$ y $\Delta=2/3$. Fuente: [SALTELLI, 2008]

F_1 se calculará dando estos valores a X_1 de manera que la media de esta distribución (μ) representa el efecto del parámetro en la salida y la desviación típica (σ) indica si el efecto del parámetro no es lineal o hay interacciones con otros factores. Si σ es grande significa que el efecto de esta variable depende mucho del valor que tomen otros factores o que no es lineal. A veces se utiliza $\mu^* = \sum |EE_i|$ para que no haya anulaciones de efectos.

Para elegir los valores de cada variable en la muestra se crean trayectorias de la siguiente manera:

- 1) Se selecciona un valor inicial x^* al azar que no es parte de la trayectoria
- 2) El primer punto $x^{(1)}$ se genera a partir de x^* incrementando en Δ una o más variables de la muestra
- 3) El segundo punto $x^{(2)}$ se genera variando cualquier otra variable de $x^{(1)}$
- 4) Esto se repite hasta $x^{(k+1)}$ cumpliendo dos condiciones: a) dos valores consecutivos varían en una sola componente, b) cada componente solo se varía una vez en cada trayectoria.

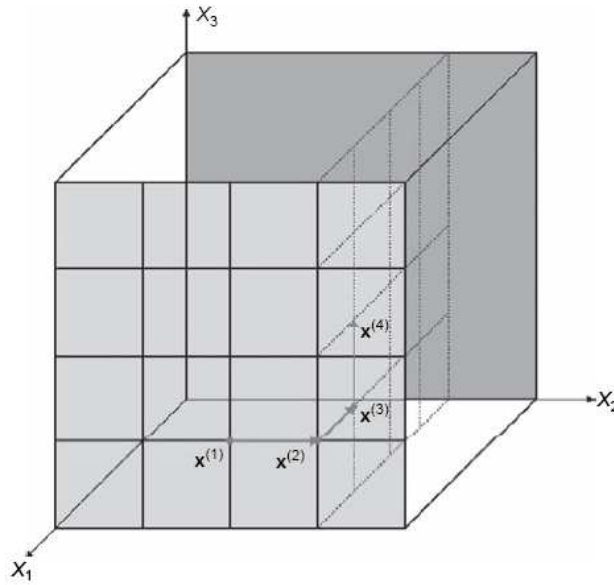


FIGURA 19: Ejemplo de trayectoria cuando $k=3$. Fuente: [SALTELLI, 2008]

Técnicamente esto se puede escribir matricialmente como:

$$\mathbf{B}^* = (\mathbf{I}_{k+1,1}\mathbf{x}^* + (\Delta/2)[(2\mathbf{B} - \mathbf{I}_{k+1,k})\mathbf{D}^* + \mathbf{I}_{k+1,k}])\mathbf{P}^* \quad \text{Ec. 28}$$

, donde

\mathbf{B} =Matriz de ceros y unos con la propiedad de que en cada columna hay dos filas de \mathbf{B} que solo se diferencia en el valor j th. Un ejemplo sería la matriz triangular

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{Ec. 29}$$

Son puntos claves a la hora de crear la muestra N , r (número de trayectorias) y p . No tiene sentido que la malla tenga muchos niveles y se hagan pocas trayectorias porque habrá muchos niveles que no se exploren.

A continuación se explica un ejemplo:

$$\mathbf{x}^* = [1/3, 2/3]; \mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}; \mathbf{P}^* = \mathbf{I} \quad \text{Ec. 30}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$(\Delta/2)[(2B - I_{k+1,k})D^* + I_{k+1,k}] = \begin{bmatrix} 0 & 2/3 \\ \frac{2}{3} & 2/3 \\ \frac{2}{3} & 0 \end{bmatrix} \quad \text{Ec. 31}$$

$$y B^* = \begin{bmatrix} 1/3 & 1 \\ 1 & 1 \\ 1 & 1/3 \end{bmatrix}$$

$$x^{(1)}=(1/3, 1); x^{(2)}=(1,1); x^{(3)}=(1,1/3) \quad \text{Ec. 32}$$

2.7 Resumen y conclusiones

En este capítulo se define el término incertidumbre y se explica el procedimiento para llevar a cabo el análisis de incertidumbre y el análisis de sensibilidad en las simulaciones. El objetivo es introducir de forma general los métodos y técnicas que se necesitan en cada paso del procedimiento de AI y AS para aplicarlos de forma más específica al problema concreto de los edificios y su rehabilitación en el resto de la Tesis.

El procedimiento para llevar a cabo el Análisis de Incertidumbre consiste en definir el modelo del edificio, definir los parámetros de entradas mediante distribuciones de probabilidad que representan las incertidumbres de las mismas, obtener la muestra de datos de entrada mediante el procedimiento del Hipercubo Latino, simular el modelo con los datos de entrada y calcular los resultados (demanda, consumo, confort...). Además, para el análisis de sensibilidad se da un paso más que consiste en calcular de índices de sensibilidad de los parámetros de entrada. Concretamente se calculan los coeficientes de regresión estandarizado (SRC, Standard Regression Coefficient).

De esta manera, a lo largo del capítulo, se explican las diferentes distribuciones de probabilidad que se pueden utilizar para definir las incertidumbres, el método de Monte Carlo para la propagación de las incertidumbres - concretamente el método del Hipercubo Latino. Por último, se explican el Método de Regresión y el Método de Morris para llevar a cabo el AS.

2.8 Referencias

[BESTEST]

Kudkoff, R.D., Neymark, J.S., Adaptation of the BESTEST Intermodel Comparison Method for Proposed ASHRAE Standard 140P : Method of Test for Building Energy Simulation Programs, ASHRAE Transactions (1999)721-736.

[DOMÍNGUEZ, 2008]

Domínguez-Muñoz, F., Diseño de sistemas térmicos bajo incertidumbre — aplicación a edificios e instalaciones solares, Tesis Doctoral, Universidad de Málaga, 2008.

[DOMÍNGUEZ, 2010]

Domínguez-Muñoz, F., Cejudo-López, J.M., Carrillo-Andrés, A., Uncertainty in peak cooling load calculations, Energy and Buildings 42 (2010) 1010–1018, DOI: 10.1016/j.enbuild.2010.01.013.

[ENERGYPLUS]

EnergyPlus Simulation Program v8.0, U.S. Department of Energy (DOE), <http://www.energyplus.gov>, acceso: noviembre 2014

[ESP-r]

ESP-r v11.11, Energy Systems Research Unit, University of Strathclyde, <http://www.esru.strath.ac.uk/Programs/ESP-r.htm>, acceso: noviembre 2014.

[HELTON, 2006]

Helton, J.C., Johnson, J.D., Sallaberry, C., Storlie, C.B., Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis, Reliability Engineering & System Safety, 91 (2006) 1175–1209, DOI: 10.1016/j.ress.2005.11.017.

[HELTON, 2009]

Helton, J.C. , Davis, F.J., *Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems*, *Reliability Engineering and System Safety* 81 (2003) 23-29, DOI: 10.1016/S0951-8320(03)00058-9.

[JAULIN, 2001]

Jaulin, L., Kieffer, M., Didrit, O., Walter, E. “*Applied Interval Analysis*“: 1st edition, Springer Verlag (2001), ISBN 978-1-4471-0249-6.

[KEITH,2011]

Keith R. Hayes, *Uncertainty and uncertainty analysis methods*, Report Number: EP102467, *Issues in quantitative and qualitative risk modeling with application to import risk assessment ACERA project (0705)*, February 2011.

[KRAMER, 2012]

Kramer, R., Schijndel, J., Schellen,H., *Simplified thermal and hygric building models: A literature review*, *Frontiers of Architectural Research* (2012) 1, 6 September 2012, Pages 318-325, DOI: 10.1016/j.foar.2012.09.001.

[MACDONALD, 2002]

Macdonald, A., *Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation*, Ph.D. Thesis , University of Strathclyde, Glasgow, 2002.

[MUSTAFARAJ, 2011]

Mustafaraj, G., Lowry, G., Chen, J., *Prediction of room temperature and relative humidity by autoregressive linear and nonlinear neural network models for an open office*, *Energy and Buildings*, 43 (2011), pp. 1452-1460, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.02.007.

[PASSYS]

Strachan, P.A., *Procedures for Scaling and Replication by Simulation General Validation*, in: *Proceedings of the 3rd International Building Performance Simulation Association Conference*, Adelaide, Australia (1993) 343-349.

[SALTELLI, 2008]

Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., Tarantola, S., Global Sensitivity Analysis: The Primer, John Wiley and Sons, UK (2008), SBN: 978-0-470-05997-5.

[SÓBOL, 1983]

Sóbol, I.M. , “Método de Monte Carlo”. Editorial Mir, Segunda Edición 1983

[TIAN, 2013]

Tian, W.A., Review of sensitivity analysis methods in building energy analysis, Renewable and Sustainable Energy Reviews 20 (2013) 411–419, DOI: 10.1016/j.rser.2012.12.014.

[TRNSYS]

TRNSYS v17, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin-Madison, <http://sel.me.wisc.edu/trnsys/>, acceso: noviembre 2014.

CAPÍTULO 3

Incertidumbres en las simulaciones de edificios

3.1 Introducción

Las simulaciones térmicas de edificios están afectadas por incertidumbres debido, entre otras razones, a la falta de información. Cuando se modela un edificio durante la fase de diseño la información es incompleta y se suelen hacer bastantes suposiciones de los parámetros de entrada. Cuando el estudio se hace sobre edificios existentes, también hay factores indeterminados, ya sea porque no pueda investigarse más sobre ellos o porque su naturaleza es aleatoria.

Además, hay que tener en cuenta aspectos frecuentes como las desviaciones en la construcción de un edificio respecto a lo proyectado, el deterioro de los edificios y sus instalaciones, y las variaciones en el modo de operación. Por ejemplo, al calcular el coeficiente global de transferencia (U) de un cerramiento opaco multicapa. Éste se puede calcular a partir de las propiedades de los materiales (mortero, aislante, hormigón, etc.) y el espesor de cada capa. Sin embargo, se ha comprobado que la transmitancia teórica así calculada es diferente a la que se mide en experimentos in situ (ver 3.2.1). Esta diferencia se puede deber a errores en las medidas pero también a desviaciones respecto a lo proyectado y al deterioro de los materiales. Lo mismo ocurre con otros parámetros como la permeabilidad de la carpintería, etc.

En cuanto a las condiciones meteorológicas a las que están expuestos los edificios, éstas están afectadas por errores de medida así como a variaciones en cuanto a tiempo y espacio.

Cabe destacar que los modelos son también fuentes de incertidumbres puesto que asumen hipótesis y simplificaciones separándose de la realidad del problema que se pretende modelar. Sin embargo, este tipo de incertidumbres están fuera del alcance de esta tesis.

De acuerdo con [DOMÍNGUEZ, 2008], para saber la distribución de probabilidad que sigue una variable aleatoria deben realizarse el mayor número de medidas posible, al menos del orden de 30.

A partir de esta información pueden aplicarse varios métodos que comparan la distribución de la variable estudiada con diversas distribuciones estándar e identifican la más próxima. Sin embargo, la disponibilidad de este tipo de información es muy limitada en los edificios debido a que hay pocos estudios sobre la materia, y a que la mayoría de los trabajos experimentales se han centrado en obtener el valor medio de las variables, olvidando o no facilitando las desviaciones que cabe esperar en los mismos. A esto hay que añadir las numerosas entradas, y por tanto incertidumbres, que existen en los modelos de edificios. En definitiva, el elevado número de parámetros de entrada y la escasa información disponible hacen que para definir las incertidumbres se haya optado en muchos trabajos, incluido este, por una solución más práctica y rápida. Esta solución consiste en definir mediante funciones de distribución discretas, uniformes, triangulares o normales según del tipo de parámetro y la información que se tenga de él. Por ejemplo, si las incertidumbres sobre un parámetro son altas, se modelan mediante una distribución uniforme. En el caso contrario, se utilizaría una distribución normal. Los criterios generales a seguir son:

- *Distribución discreta.* Se aplica cuando hay un número finito de opciones y se le puede asignar una probabilidad de ocurrencia a cada opción.
- *Distribución uniforme.* Se aplica cuando únicamente pueden acotarse los valores mínimo y máximo que puede tomar el factor. Se supone que todos los valores intermedios tienen la misma probabilidad de ocurrencia.
- *Distribución triangular.* Se conocen los valores mínimo y máximo, y se sospecha que dentro del intervalo no todos los valores tienen la misma probabilidad de ocurrencia, siendo posible definir un valor más probable. De esta manera los valores cercanos al valor más probable tienen más probabilidad de ocurrencia que el resto de valores del intervalo
- *Distribución normal.* Se aplica cuando el factor no está afectado por incertidumbre epistémica, y se dispone de evidencias experimentales que indican la existencia de un valor medio y de una dispersión aproximadamente gaussiana a su alrededor. En una distribución normal los valores centrales suman mayor probabilidad que en una triangular, o dicho de otra manera, en una distribución triangular los valores extremos tienen mayor peso que en una normal.

En este capítulo se hace una revisión bibliográfica tanto de los valores deterministas utilizados como de las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada de los modelos térmicos de edificios. De esta manera, los factores de entrada se definirán a partir de estas referencias y de las fuentes de datos deterministas. Se llevarán a cabo modificaciones respecto a la literatura existente cuando se considere oportuno, y se añadirán propuestas nuevas cuando las referencias no existan.

Concretamente, en los siguientes apartados se tratarán las incertidumbres asociadas a las propiedades termofísicas, ganancias internas, infiltración, clima y sistemas de climatización.

En paralelo, se exponen los resultados de pruebas experimentales llevadas a cabo in situ, en edificios reales, en las que, sin llegar a cuantificar las incertidumbres, se muestra su existencia y la necesidad de tenerlas en cuenta. Estas pruebas experimentales se llevaron a cabo en el marco de varios proyectos reales de rehabilitación de edificios en los que participó la autora de esta Tesis como parte del Grupo de Energética de la Universidad de Málaga (GEUMA) y que fueron una de las motivaciones para orientar la Tesis a la rehabilitación de edificios.

Por último, para ilustrar el procedimiento y el efecto de las incertidumbres se expondrá el ejemplo de la simulación de una vivienda intermedia de 150 m² habitada por 4 personas y situada en Málaga.

3.2 Incertidumbres de las propiedades termofísicas

Se consideran incertidumbres termofísicas a las asociadas a los materiales de la envolvente y de las particiones interiores.

Para caracterizar las propiedades termofísicas de los materiales opacos en régimen transitorio, los simuladores requieren definir una serie de propiedades: el espesor (e), la conductividad térmica (k), la densidad (ρ), el calor específico (C_p). Además, en los materiales que forman las capas superficiales interior y exterior, se definen la absorptividad solar y la emisividad. En el caso de los materiales semitransparentes, se define el espesor, la conductividad, las propiedades ópticas (absorptividad, reflectividad y transmisividad) y la emisividad de infrarrojo.

Así como hay numerosas bases de datos incluidas ya en los programas de simulación que contienen información de las propiedades de los cerramientos, éstas solo proporcionan un valor determinista, normalmente el valor medio. Ejemplos de este tipo son las librerías de [CALENER] que tienen incorporadas la biblioteca del [CTE, 2007] o las librerías de [ENERGYPLUS] que tienen incorporadas una base de datos de [ASHRAE, 2009].

En relación a las incertidumbres de las propiedades termofísicas, destaca el trabajo de [DOMÍNGUEZ, 2008] en el que se explica que para proporcionar valores adecuados que puedan

ser incorporados en las simulaciones estocásticas, se necesita un buen número de medidas experimentales con las que identificar el tipo y características de la distribución de probabilidad subyacente para cada material. En esta línea [CLARKE, 1990] hace una recopilación de datos (conductividad, absorptividad, emisividad y resistencia a la difusión de vapor) procedentes de universidades, asociaciones profesionales, normativa o software de Reino Unido, Estados Unidos, Bélgica, Francia, Alemania, Dinamarca, Italia e India. El propio autor de este trabajo [CLARKE, 1990] identifica los siguientes inconvenientes en el conjunto de datos que proporciona:

- Las fuentes de muchos de los datos no están identificadas y existe poca información sobre los procedimientos experimentales que se utilizaron para determinarlos.
- Gran parte de las coincidencias entre diferentes fuentes parecen deberse a que han tomado datos unas de otras, lo que podría conducir a estimaciones optimistas sobre la incertidumbre en las propiedades,
- Tampoco están claras cuestiones como el contenido de humedad de los materiales en el momento del ensayo o el valor de su densidad, factores de los que depende fuertemente la conductividad térmica.

Los datos de este informe se utilizaron en el trabajo [MACDONALD, 2002] a falta de algo mejor. Posteriormente, [DOMÍNGUEZ, 2008] procesó las medidas originales recopiladas en un proyecto financiado por la Unión Europea y coordinado por *BRE Scottish Laboratory* en Glasgow (Reino Unido) en el que participaron siete laboratorios nacionales europeos que facilitaron miles de medidas experimentales de conductividad térmica, propias y de fabricantes [BRE, 1999]. [DOMÍNGUEZ, 2008] obtuvo los valores medios y las incertidumbres para diferentes niveles de especificación, facilitando por primera vez estimaciones fiables de la incertidumbre que afecta a la conductividad de los materiales de construcción, en particular a los aislantes y a los materiales comúnmente utilizados en cerramientos verticales y forjados.

Además de lo comentado, hay que tener en cuenta que son fuentes de incertidumbres los errores en las mediciones. Estos son imposibles de eliminar mediante un modelado más detallado así que con frecuencia se suele utilizar la distribución normal para representarla.

El procedimiento que se propone en este trabajo es definir las propiedades de los materiales teniendo en cuenta las bases de datos deterministas y las referencias de incertidumbres citadas.

3.2.1 Incertidumbres en el cerramiento exterior de un edificio existente

La mejor forma de ver la variación y las incertidumbres de las propiedades de los materiales es en un edificio real. En este apartado, se compara el coeficiente global de transferencia calculado mediante las especificaciones del proyecto y las bases de datos existentes (U_{proyecto}) con el coeficiente global de transferencia obtenido a partir de mediciones (U_{medido}). Los datos corresponden al caso real de un edificio situado en Málaga en el que se quiere realizar una rehabilitación (ver FIGURA 20). El objetivo no es cuantificar las incertidumbres, si no mostrar su existencia y la necesidad de tenerlas en cuenta en la rehabilitación de edificios.



FIGURA 20: Edificio estudiado

Coefficiente global de transferencia según proyecto – U_{proyecto} (W/m^2K)

Según la información del proyecto (memoria, planos y mediciones), la composición del muro exterior es:

Tabla 5: Composición del muro exterior del edificio según proyecto

Enfoscado mortero hidrófugo - 15 mm
Ladrillo perforado - 120 mm
Cámara Aire Muro - 50 mm
Ladrillo hueco simple - 40 mm
Enlucido yeso - 15 mm

Teniendo en cuenta estos datos se calcula la resistencia térmica tomando los valores de las propiedades recogidas en la biblioteca de [CALENER]:

Tabla 6: Cálculos de la resistencia térmica del muro

	Espesor (m)	Conductividad (W/mK)	Densidad (kg/m ³)	Cp (J/kgK)	R (m ² K/W)
Enfoscado mortero hidrófugo	0.015	1	1600	1000	0.0150
Ladrillo perforado	0.12	0.76	1600	1135	0.1579
Cámara Aire Muro	0.05				0.1800
Ladrillo hueco	0.04	0.49	1200	800	0.0816
Enlucido yeso	0.015	0.3	800	920	0.0500
Resistencia Total					0.4845

Coefficiente global de transferencia según mediciones - U_{medido} (W/m²K)

Para estimar el coeficiente global de transferencia a partir de medidas, se utiliza un modelado inverso en el que el muro se representa mediante un modelo de caja gris (ver apartado 2.2) cuyos parámetros se identifican a partir de los datos medidos.

En este caso, se utiliza un modelo de resistencia capacidad (RC) para representar el muro. Éste es un modelo simplificado con parámetros agregados que tienen significado físico. El modelo RC se puede construir con una analogía eléctrica en la que una resistencia térmica es análoga a la resistencia eléctrica y una capacitancia térmica es análoga a la capacitancia eléctrica. Los nodos de conexión representan una temperatura (ver FIGURA 21). En este caso se utiliza un nodo 3R2C para representar el muro que ya se ha utilizado en la literatura para este propósito [JUHL, 2013].

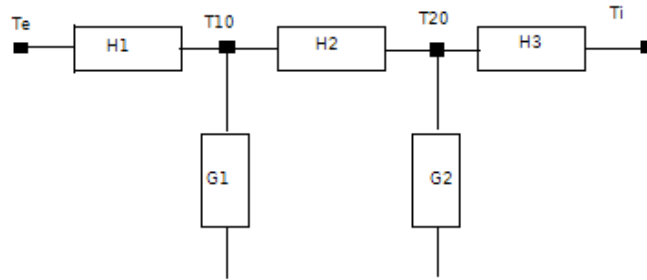


FIGURA 21: Modelo Resistencia- Capacidad utilizado para el muro

Para obtener las medidas se lleva a cabo un ensayo de termoflujometría. La termoflujometría tal y como define la [ISO 9869] es un método que permite medir las propiedades de transmisión térmica de componentes planos de un edificio, compuestos primariamente de capas opacas, perpendiculares al flujo de calor y sin flujo lateral de calor significativo. Es un método de aplicación in-situ y no pretende sustituir a métodos de alta precisión de aplicación en laboratorios. Se utiliza para calcular:

- La resistencia térmica R y conductancia térmica de superficie a superficie
- La resistencia térmica total (R_T , m^2K/W) y la transmitancia U (W/m^2K) de ambiente a ambiente si las temperaturas ambiente están bien definidas.

Las condiciones más favorables para este ensayo requieren una diferencia de temperatura entre el interior y el exterior suficientemente grande ($>10^\circ C$) y unos niveles de temperatura lo más estables posible, especialmente la temperatura interior. Por esta razón, se suele mantener la vivienda a una temperatura constante mediante calentadores (o el mismo sistema de calefacción del edificio) durante toda la toma de datos.

La duración del ensayo depende de la inercia del muro. Como mínimo el ensayo dura una semana. Si el muro tiene una gran inercia, el ensayo puede prolongarse hasta dos o tres semanas. Si el muro es muy ligero se podrá reducir a unos días.

A continuación, se expone un resumen del ensayo que se llevó a cabo en el caso de estudio. En el Anexo A de esta Tesis, se puede ver una descripción más detallada del procedimiento, de los equipos utilizados, de los datos medidos y de la técnica de identificación de parámetros utilizada con la que se ha identificado la transmitancia U (W/m^2K).

El ensayo se realizó en un piso de la segunda planta que está situado en la esquina suroeste. Esta vivienda, que no está ocupada normalmente, tiene 2 dormitorios, un salón, una cocina, un baño y la

terrazza. El experimento se coloca en la pared del salón situada en la fachada oeste, tal y como indica la FIGURA 22. En el ensayo, se monitorizan durante 38 días del período invernal las temperaturas superficiales del muro exterior y el flujo de calor. El lanzamiento del ensayo se hizo el día 20 de diciembre de 2011 cuando se colocan los equipos necesarios. La recogida se hizo el día 25 de enero. Los aparatos de medida utilizados son:

- Fluxómetros conectados a un Datalogger.
- Sondas de temperatura superficial interior y exterior.
- Sensor de temperatura ambiente.
- Pinza amperimétrica.
- Pinza de estados que registra cuando el calefactor está encendido o apagado.

La imagen de la FIGURA 22 muestra la disposición de los equipos en el ensayo de flujometría realizado. Los fluxómetros están en la pared, el datalogger está dentro de la caja blanca. El ordenador se utiliza para programar y lanzar todos los aparatos de medida.



FIGURA 22: Ensayo de termoflujometría llevado a cabo en el edificio estudio

Los mediciones recogidas fueron el flujo de calor y la temperatura superficial exterior e interior de la pared.

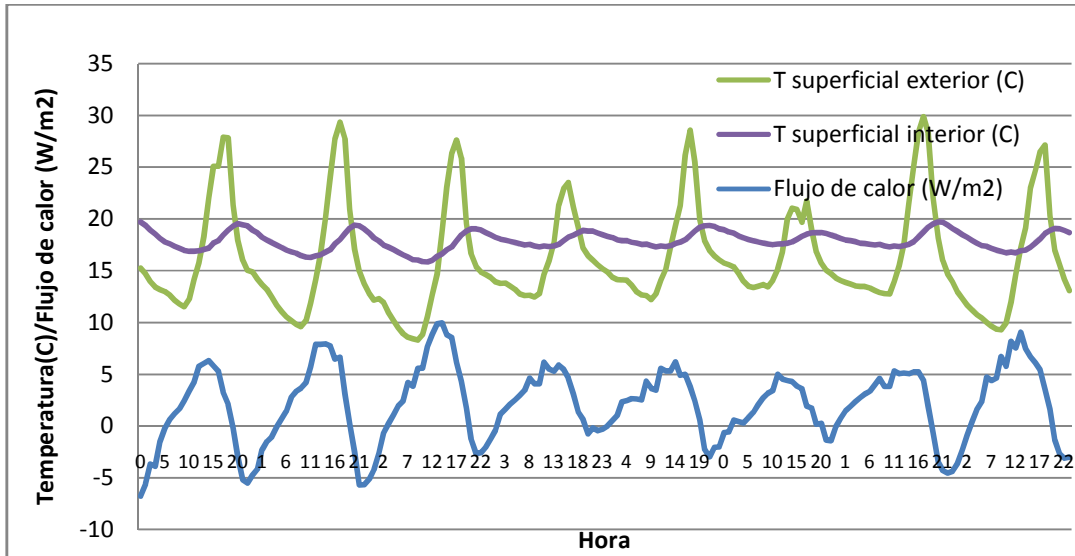


FIGURA 23: Resultados del ensayo de termoflujometría. Temperaturas superficiales y flujo de calor

Para identificar los parámetros del modelo RC del muro a partir de las medidas obtenidas en el ensayo de flujometría, se utiliza el software [CTSM]. CTSM es un programa desarrollado por la Universidad Técnica de Dinamarca que resuelve modelos semifísicos de sistemas dinámicos basados en ecuaciones estocásticas diferenciales [THAVLOV, 2012]. Las ecuaciones estocásticas diferenciales tienen la misma estructura que las ecuaciones estocásticas tradicionales pero tienen un término de difusión más que tiene en cuenta los efectos estocásticos. Una vez que se define la estructura del modelo, el programa aplica métodos para estimar los parámetros desconocidos a partir de los datos. Este método se ha utilizado ya para identificar los parámetros de modelos dinámicos de edificios. Dos ejemplos se pueden encontrar en [JUHL, 2013]. En este caso, se va a utilizar para calcular los parámetros desconocidos de las ecuaciones diferenciales del modelo 3R2C del muro:

$$dT_1 = -\frac{1}{G_1} \left(\frac{1}{H_1} + \frac{1}{H_2} \right) \cdot T_1 + \frac{1}{G_2 \cdot H_2} \cdot T_2 + \frac{1}{G_1 \cdot H_1} T_e dt + \sigma_{11} d\omega_t \quad \text{Ec. 33}$$

$$dT_2 = -\frac{1}{G_2} \left(\frac{1}{H_2} + \frac{1}{H_3} \right) \cdot T_2 + \frac{1}{G_2 \cdot H_2} \cdot T_1 + \frac{1}{G_2 \cdot H_3} T_i dt + \sigma_{22} d\omega_t \quad \text{Ec. 34}$$

Los datos experimentales que se utilizan son el flujo de calor y las temperaturas superficiales horarias que se tienen para un periodo de 38 días. Cuya ecuación es:

$$q_{t,k} = -\frac{1}{H_3} T_{2,k} + \frac{1}{H_3} T_{i,k} + e_k \quad \text{Ec. 35}$$

ω_t es la variable que representa un proceso estocástico en tiempo continuo, se conoce como “standard Wiener process”. e_k representa el ruido. El método de estimación de parámetros que se utiliza es el de máxima probabilidad (Maximum likelihood) que consiste en encontrar los parámetros que maximicen la función de probabilidad de una secuencia de medidas de una variable de salida.

Los pasos para identificar los parámetros consisten en:

- 1) El usuario define el modelo

The screenshot shows the 'System equations' section with the following matrices and parameters:

$$\dot{x} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} x + \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} u + \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 \\ 0 & \sigma_2 \end{pmatrix} dw$$

The 'Observation equations' section shows:

$$y = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} x + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} u + e$$

FIGURA 24: Ejemplo de modelo introducido en CTSM

- 2) El usuario introduce los datos experimentales en el programa.
- 3) El usuario define valores iniciales.

Initial States	Fix	ML	MAP	Minimum value	Initial value	Maximum value	Prior std. dev.
T10	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	-5.0	15.0	30.0	N/A
T20	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	-5.0	15.0	30.0	N/A

Parameters	Fix	ML	MAP	Minimum value	Initial value	Maximum value	Prior std. dev.
G1	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	100.0	2000.0	N/A
H1	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	1.0	10.0	N/A
H2	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	2.0	10.0	N/A
G2	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	50.0	1000.0	N/A
H3	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	0.5	10.0	N/A
sig11	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	0.01	1.0	N/A
sig22	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	0.01	1.0	N/A
S	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0.0	0.01	1.0	N/A

FIGURA 25: Ejemplo de valores iniciales introducidos en CTSM

- 4) El programa calcula los parámetros del modelo RC.
- 5) Se calcula el flujo de calor utilizando las temperaturas medidas con el modelo RC estimado y se compara con los datos medidos.

Initial States													
	Fix	ML	MAP	Min. value	Initial value	Max. value	Pr. std. dev.	Estimate	Std. dev.	t-score	p(> t)	dF/dPar	dPen/dPar
T10	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	10.0	15.0	20.0	N/A	1.3134E+01	3.3957E-01	38.6794	0.0000	-0.0001	-0.0008
T20	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	20.0	25.0	30.0	N/A	2.5330E+01	2.0289E-02	1248.4600	0.0000	-0.0006	0.0017

Parameters													
	Fix	ML	MAP	Min. value	Initial value	Max. value	Pr. std. dev.	Estimate	Std. dev.	t-score	p(> t)	dF/dPar	dPen/dPar
G1	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	100.0	200.0	N/A	1.0394E+02	4.4870E+00	23.1656	0.0000	-0.0000	0.0002
H1	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	1.0	2.0	N/A	9.6509E-01	6.0464E-02	15.9614	0.0000	0.0000	0.0002
H2	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	2.0	5.0	N/A	2.0215E+00	6.2766E-02	32.2061	0.0000	0.0000	0.0001
G2	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	50.0	100.0	N/A	4.9320E+01	2.3270E-01	211.9462	0.0000	0.0000	0.0002
H3	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	0.5	1.0	N/A	5.0929E-01	4.7568E-04	1070.7067	0.0000	-0.0006	0.0002
sig11	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	0.01	1.0	N/A	7.3779E-08	1.1848E-05	0.0062	0.9950	0.0000	0.0000
sig22	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	0.01	1.0	N/A	2.6951E-09	4.9964E-07	0.0054	0.9957	-0.0000	0.0000
S	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	0.0	0.01	1.0	N/A	1.0330E-02	6.0032E-04	17.2075	0.0000	-0.0000	0.0000

Correlation Matrix											
	R	T10	T20	G1	H1	H2	G2	H3	sig11	sig22	S
T10		1	-0.0053	-0.9007	0.9769	-0.9821	-0.1682	-0.2822	-0.0230	-0.0217	-0.0386
T20	-0.0053		1	-0.1082	0.0926	-0.0826	-0.3099	0.0522	0.0709	0.0709	-0.0075
G1	-0.9007	-0.1082		1	-0.9486	0.9488	0.0935	0.2256	0.1600	0.1587	0.0766
H1	0.9769	0.0926	-0.9486		1	-0.9976	-0.1705	-0.2620	-0.0628	-0.0615	-0.0501
H2	-0.9821	-0.0826	0.9488	-0.9976		1	0.1607	0.2572	0.0589	0.0575	0.0499
G2	-0.1682	-0.3099	0.0935	-0.1705	0.1607		1	-0.0213	-0.1159	-0.1161	-0.0131
H3	-0.2822	0.0522	0.2256	-0.2620	0.2572	-0.0213		1	0.1452	0.1447	0.0147
sig11	-0.0230	0.0709	0.1600	-0.0628	0.0589	-0.1159	0.1452		1	1.0000	0.8063
sig22	-0.0217	0.0709	0.1587	-0.0615	0.0575	-0.1161	0.1447	1.0000		1	0.8063
S	-0.0386	-0.0075	0.0766	-0.0501	0.0499	-0.0131	0.0147	0.8063	0.8063		1

FIGURA 26: Ejemplo de resultados proporcionados por CTSM

El usuario repite los pasos 3, 4 y 5 hasta que el error entre el flujo de calor medido y el calculado a partir del modelo 3R2C son mínimos. En la Tabla 7 se muestran los resultados finales.

Tabla 7: Identificación de parámetros del muro

	m ² K/W		Wh/Cm ²
H1	0.0499	G1	69.84
H2	0.314	G2	17.9
H3	0.238		
Total	0.6019	Total	87.74

Resumiendo, la resistencia térmica calculada según las especificaciones del proyecto y los datos tabulados es 0.4845 m²K/W mientras que la medida experimentalmente es 0.6019 m²K/W. Por tanto, hay una variación del 20% entre los datos tabulados y los datos medidos. Se ilustra así la existencia de incertidumbres a la hora de estimar las propiedades de los materiales que son importantes de tener en cuenta en las simulaciones.

3.3 Incertidumbres en las ganancias internas

Se define ganancia interna total a la suma de los calores sensible y latente producidos por ocupantes, iluminación y equipos. Dependiendo del tipo de edificio, estas ganancias pueden ser más o menos dominantes. Por ejemplo, la zona central (núcleo) de los edificios de oficinas, los centros

de cálculo, los supermercados y grandes superficies, los estudios de televisión, teatros y cines, etc. son edificios o zonas cuya carga está dominada por fuentes internas. Las cargas procedentes de la envolvente pesan más en el caso de las viviendas, de las zonas perimetrales de las oficinas, etc.

Para poder estimar correctamente estas ganancias, los simuladores requieren la siguiente información:

- Número de fuentes de calor sensible y latente.
- Calor sensible y latente disipado por cada fuente en condiciones de operación.
- Fracciones convectiva y radiante del calor sensible.
- Horario asociado a cada fuente.

Todos los puntos anteriores están afectados por incertidumbres significativas, incluso cuando el edificio existe y está en operación. Las referencias proporcionan valores deterministas. Sin embargo, estas mismas fuentes reconocen que el valor real de la ganancia interna puede variar considerablemente.

En este apartado, se va a hacer una revisión de las bases de datos deterministas que existen sobre las ganancias internas y de los estudios publicados sobre las incertidumbres asociadas a estas entradas en las simulaciones de edificios. El objetivo es utilizar las referencias para definir estos parámetros en los modelos de cálculos estocásticos.

Personas

El calor metabólico generado por una persona depende del tipo de actividad que realiza, de las condiciones del ambiente en que lo hace y de su condición física, edad y sexo. Para una actividad, sujeto y conjunto de condiciones bien definidas, el calor metabólico puede determinarse experimentalmente a partir del pulso cardíaco o del consumo de oxígeno y la producción de dióxido de carbono. Según [ASHRAE, 2009] este segundo método es el más preciso, con un error del 3% cuando el error en las medidas de consumo de oxígeno y producción de CO₂ es del 10%. Sin embargo, en la práctica este tipo de medidas no son factibles y el valor de la generación metabólica se toma de tablas disponibles en la literatura. Utilizar estos datos tabulados introduce grandes incertidumbres relacionadas con la forma en que se define la actividad y con las condiciones en que se realiza. Según [DOMÍNGUEZ, 2008], las medidas de energía metabólica neta generada por el cuerpo humano para diferentes actividades datan de los años 1970.

Según [ASHRAE, 2009], el error para actividades con generación menor de 165 W/persona es despreciable para la mayoría de los cálculos ingenieriles, mientras que para actividades por encima

de 320 W/persona, cuando la actividad no está claramente definida o existen varias formas de llevarla a cabo, el error puede ser del orden del $\pm 50\%$. Por su parte, [PARSONS, 1989] sugiere que el error en los valores tabulados de calor metabólico “no es mayor del 100%”, con un valor probable en la región del 50%. También, hay que tener en cuenta que la ganancia sensible tiene una parte radiante y otra convectiva. Se puede considerar que la parte convectiva es en torno al 55% con unas incertidumbres del $\pm 20\%$. A esto hay que añadir el hecho de que en un edificio las personas realizan numerosas actividades y que cada individuo distribuye su tiempo entre varias tareas.

La conclusión de los razonamientos anteriores es que la cantidad de calor metabólico generado por las personas es difícil de concretar, tanto más cuanto menor es el número de personas y más formas hay de definir o de realizar la actividad considerada.

[MACDONALD, 2002] afirma que cuando se utilizan los datos tabulados, las ganancias siguen una distribución normal si la ocupación es alta y triangular si la ocupación es baja (menor a 10 personas).

Equipos

Los equipos eléctricos que hay en los edificios convierten todo o parte de su consumo eléctrico en calor. Sabiendo su consumo eléctrico, se puede conocer la ganancia interna que introducen en la zona. Por este motivo, la mejor opción es medir el consumo eléctrico de cada equipo durante varios días. Sin embargo, esto no es siempre viable, bien porque se trate del diseño de un edificio que no existe todavía, o porque supone una tarea demasiado tediosa para el nivel de auditoría en que se esté. En definitiva, hay 3 opciones:

- 1) Medir el consumo eléctrico de cada equipo
- 2) Utilizar datos tabulados en las bases de datos
- 3) Utilizar la información de los catálogos técnicos de los equipos

La primera opción aporta una información bastante precisa con un error mínimo debido a los aparatos de medida. No ocurre lo mismo con las otras dos en las que hay bastantes incertidumbres.

Utilizar datos tabulados tiene el problema de que las referencias que existen pueden estar obsoletas o no corresponder con las especificaciones técnicas de los equipos que se quieren modelar. No son lo mismo los ordenadores o las televisiones de hace 10 años que los de ahora. ASHRAE desarrolló un método para medir tanto las ganancias internas de equipos en edificios como sus porcentajes radiantes y convectivos. Esta metodología fue aplicada a un amplio rango de equipos en diferentes investigaciones desarrolladas entre 1991 y 1999. El análisis de las medidas muestra que los

resultados para los equipos de oficinas se podían generalizar pero los resultados de laboratorios y hospitales tenían mucha dispersión. En [ASHRAE, 2009] se puede ver una referencia de estos datos para equipos de cocina, de laboratorios, de hospitales y de oficinas.

Cuando se opta por utilizar los datos que aparecen en las placas de los equipos, hay que tener en cuenta que pocas veces corresponden con el consumo real. En unas investigaciones llevadas a cabo por ASHRAE, llegaron a la conclusión de que para equipos de oficinas con potencias menores a 1000 W, el ratio real de ganancias respecto a la potencia especificada en la placa es del 25 al 50%. Pero cuando se consideran todos los equipos, el rango es más amplio. Generalmente, si no hay datos de mediciones con ganancias reales, una opción conservadora es usar el 50% de la potencia de la placa y más correcto usar el 25%.

Otro estudio llevado a cabo por [PASLOE, 1992] usa el 75% de la potencia máxima con una desviación del 15%.

Además del calor disipado y de los ratios convectivos y radiantes, hay que tener en cuenta que otra fuente de incertidumbres se debe a que es muy difícil estimar de antemano el uso que va a tener cada equipo.

Igual que para los ocupantes, [MACDONALD, 2002] dice que las ganancias internas de los equipos cuando son pocos siguen una distribución triangular y cuando son más, siguen una distribución normal. [BROHUS, 2009] utiliza una distribución normal para definir la ganancia por equipos.

Iluminación

Toda la energía eléctrica que utiliza una lámpara acaba convirtiéndose en calor. La energía es transmitida por conducción, convección o radiación. Cuando la luz se enciende, la luminaria absorbe parte del calor emitido por la lámpara. Parte de este calor se puede transmitir a la estructura del edificio dependiendo de la forma en que esté montada la luminaria. La energía radiante emitida (tanto visible como invisible) por una lámpara se convertirá en ganancia en la zona después de que haya sido absorbida por las superficies. Este efecto de almacenamiento provoca un retraso antes de que la ganancia se convierta en carga. Para determinar la ganancia interna debido a la iluminación artificial, se necesita conocer:

- La potencia eléctrica total
- La fracción de calor emitida que entra en la zona
- Los componentes radiantes, convectivos.

Tanto la potencia como la distribución del calor, dependen de los fabricantes en concreto, las propiedades ópticas de las luminarias pueden afectar bastante la proporción convectiva/radiante. En [CIBSE, 2006] se pueden encontrar algunos valores generales.

Para representar las incertidumbres asociadas a la potencia de iluminación, [MACDONALD, 2002] propone utilizar una distribución normal y para el porcentaje convectivo una variación del 10%.

Perfiles

Como ya se ha comentado, una de las mayores incertidumbres que afectan a las ganancias internas es conocer su perfil. Por ejemplo, en el caso de las personas, una vez definido que hay 4 personas en una zona y suponiendo que se van a llevar a cabo simulaciones horarias, el perfil de personas de esa zona definiría las horas en que hay 4, 3, 2, 1 o ninguna persona. En el caso de los equipos habría que indicar las horas en que los equipos están encendidos o apagados. Hay varias formas de especificar esto en los programas de simulación. A veces se indica el número de horas por día, otras se indica un porcentaje del valor máximo para cada hora, etc.

Para definir las incertidumbres asociadas a estos perfiles u horarios normalmente se utilizan variables discretas.

3.3.1 Definición de ganancias internas en los cálculos estocásticos

Una vez descritas las fuentes de datos y las referencias, se propone el siguiente procedimiento para definir las ganancias internas:

- 1) Medir el calor sensible y el calor latente disipado cuando sea posible. Si no se puede, utilizar los datos tabulados que se pueden encontrar según el apartado anterior.
- 2) Definir las distribuciones de probabilidad asociada a cada parámetro.
- 3) Discretizar la ocupación en niveles según sea alta, media o baja.

El objetivo de discretizar las ganancias internas en tres niveles es facilitar la interpretación de las entradas y salidas del modelo. A cada nivel de ocupación se le asocia una determinada ganancia de iluminación equipos y personas así como unos determinados perfiles [REDDY, 2006].

La utilidad de discretizar las ganancias internas se verá mejor en los ejemplos que se describen en los siguientes capítulos de esta Tesis.

Para elegir tres valores de las distribuciones asociadas a las ganancias internas con la misma probabilidad de ocurrencia se sigue el siguiente procedimiento.

Distribución de probabilidad triangular

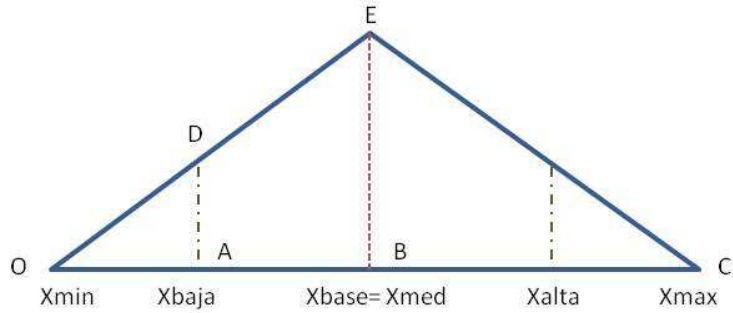


FIGURA 27: Discretización de la función de distribución triangular

$$\frac{OA \cdot AD}{2} = \frac{1}{6} \frac{OC \cdot BE}{2} = 1 \quad \frac{AD}{OA} = \frac{BE}{OB}$$

$$OA = x_{baja} - x_{min}$$

$$OB = x_{base} - x_{min}$$

$$OC = x_{max} - x_{min}$$

, por tanto:

$$x_{baja} = x_{min} + \sqrt{\frac{(x_{base} - x_{min})(x_{max} - x_{min})}{6}} \quad Ec. 36$$

$$x_{med} = x_{base} \quad Ec. 37$$

$$x_{alta} = x_{max} - \sqrt{\frac{(x_{max} - x_{base})(x_{max} - x_{min})}{6}} \quad Ec. 38$$

Distribución de probabilidad Normal

Si determinamos que:

$$F(z^{low}) \equiv p(z_i < z_i^{low}) = 1/6$$

$$F(z^{high}) \equiv p(z_i < z_i^{high}) = 5/6$$

, entonces utilizando las tablas de la variable normal estándar:

$$x_{baja} = \mu + z^{low}\sigma \rightarrow z^{low} = -1.96 \quad (\delta = 95\%) \quad Ec. 39$$

$$-x_{med} = \mu \quad Ec. 40$$

$$x_{alta} = \mu + z^{high}\sigma \rightarrow z^{high} = 1.96 \quad (\delta = 95\%) \quad Ec. 41$$

, donde

δ = intervalo de confianza

μ = media de la distribución normal de probabilidad

σ =desviación típica de la distribución normal de probabilidad

z =variable de la distribución normal tipificada $z = \frac{x-\mu}{\sigma}$

A continuación, se expone un ejemplo. Si se quiere definir el calor disipado por las personas en la habitación de una vivienda que es un estudio, suponemos que las personas están trabajando (125 W/persona). De las referencias relativas a las incertidumbres asociadas a la ocupación suponemos que sigue una distribución triangular tal que:

Pto mayor (C) = 175 W/pers

Pto medio (E)=125 W/pers

Pto bajo (O)= 75 W/pers

Teniendo en cuenta que hay dos personas en la habitación. Entonces, para cada nivel de ocupación el calor disipado será:

Alto=292.26 W

Medio= 250W

Bajo= 207.72

3.4 Incertidumbres en la infiltración

La infiltración es el caudal de aire exterior que entra en un edificio a través de grietas u otras aperturas no intencionadas y a través del uso normal de puertas de entrada y salida. La entrada de aire se produce por las diferencias de presión entre el ambiente exterior y el interior debido a:

- El viento
- Las diferencias en la densidad del aire por las diferencias de temperatura interior y exterior

Por tanto, la infiltración está directamente relacionada con la calidad de construcción del edificio, con el uso que tenga, el clima y las condiciones interiores.

La magnitud del flujo de aire por huecos pequeños es una función de la diferencia de presión aplicada a través de los huecos y su longitud, área transversal y geometría interna. Esta relación se describe a menudo por la ley empírica [ASHRAE, 2009] :

$$q_v = C(\Delta p)^n \quad \text{Ec. 42}$$

, donde q_v es el flujo volumétrico a través de la apertura (m^3/s), C es el coeficiente del caudal (m^3/sPa^n), Δp es la diferencia de presión a través de la apertura (Pa) y n es el exponente del flujo. El Coeficiente C está relacionado con el tamaño del hueco. El exponente n caracteriza el régimen del flujo, su valor varía entre 0.5 para flujo turbulento y 1 para flujo laminar.

La infiltración es un parámetro difícil de conocer con exactitud. Según se trate de un edificio existente o no y según el nivel de auditoría energética se pueden hacer estimaciones utilizando datos empíricos, datos tabulados, modelos empíricos o modelos teóricos.

Para obtener datos empíricos se pueden hacer dos tipos de ensayos: el ensayo de permeabilidad aerúlica con puerta soplante y el ensayo con gas trazador. El primero consiste en poner la vivienda en depresión o sobrepresión y tomar varias medidas del caudal de aire. Concretamente se utiliza un ventilador grande que se monta en una puerta para producir una diferencia de presión importante en el edificio. Después, se mide el caudal de aire que se necesita para mantener la diferencia de presión. Cuanto más permeable es el edificio, más caudal de aire se necesita para mantener una determinada diferencia de presión entre el interior y exterior. Normalmente el caudal se mide para una serie de diferencias de presión entre 10 y 75 Pa. Con estos datos se puede obtener las constantes de la ecuación que caracteriza la permeabilidad ($q=C(\Delta p)^n$). Cabe destacar que algunos estudios

muestran variaciones de entre el 20% y el 40% a lo largo de un año respecto a los valores medidos [ASHRAE, 2009]. Es decir, que incluso midiendo existen incertidumbres.

La FIGURA 28 corresponde a un ensayo de permeabilidad aerúlica con puerta soplante realizado en una vivienda unifamiliar de 300 m² distribuidos en dos plantas situada en la Sierra de Ubrique (Cádiz). El ventilador extrajo aire de la vivienda (también puede hacerse el ensayo contrario), estando ésta con las ventanas cerradas, creando una diferencia de presión entre el interior de la vivienda y el ambiente exterior. Esta diferencia de presión, provoca que el aire entre por las rendijas de la envolvente de la vivienda. La FIGURA 29 muestra los puntos (diferencias de presión) en las que se han tomado las medidas. En el ejemplo, se tomaron 6 medidas entre 25 y 50 Pa. La FIGURA 30 muestra los resultados del test junto con el error cometido en ellos, que vuelve a poner en evidencia la existencia de incertidumbres. Estos resultados son:

- El coeficiente C y el exponente n de la función de flujo que caracteriza la permeabilidad del edificio ($Q=C (\Delta P)^n$). El programa muestra el coeficiente de correlación del ajuste que ha de ser próximo a la unidad.
- ELA (Área eficaz de salida, o área de rendija) que se define como el área de un agujero especial con forma de inyector por el que se escaparía la misma cantidad de aire que por toda la vivienda a una presión de 4 Pa.
- n50 (El número de renovaciones de aire por hora que se dan en la vivienda) a una presión de 50 Pa.
- V50 (El flujo de aire que sale o entra de la vivienda) (m³/h) a una presión inducida de 50 Pa.
- w50 (La relación entre el flujo de aire y la superficie del suelo) (m³/h·m²) a una presión de 50 Pa.
- q50 (La relación entre el flujo de aire y la superficie de la envuelta de la vivienda) (m³/h·m²) a una presión de 50 Pa.

Una forma de utilizar los datos del ensayo en una simulación es introducir en el modelo el área de rendija. Sin embargo, según se especifica en la propia ventana de resultados (FIGURA 30), se estima un error del 5.7% para este valor concreto.



FIGURA 28: Ensayo con puerta soplante en vivienda unifamiliar

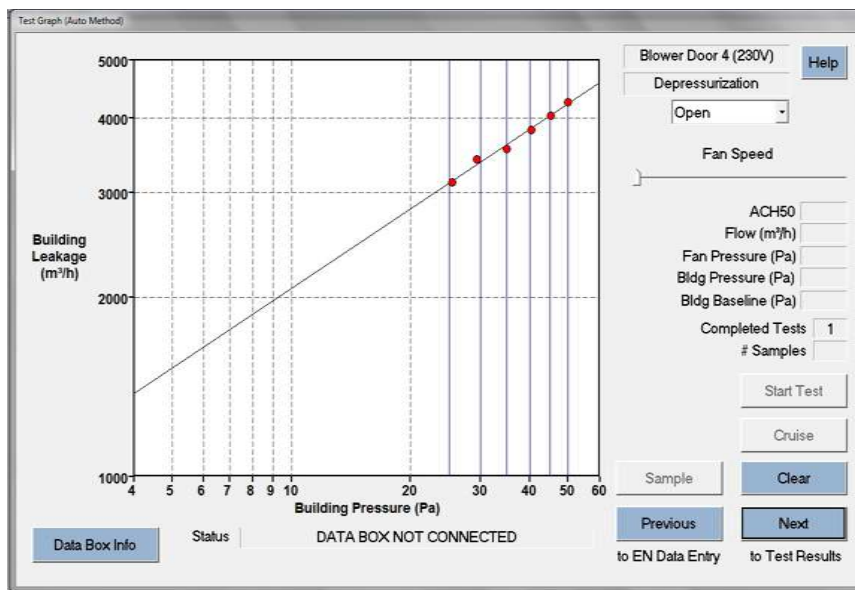


FIGURA 29: Mediciones en el ensayo con puerta soplante de la vivienda unifamiliar

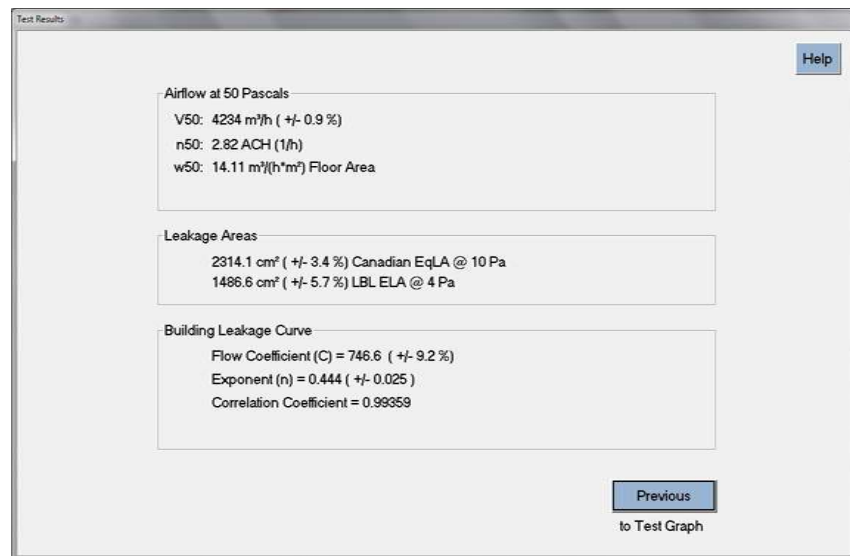


FIGURA 30: Resultados en el ensayo con puerta soplante de la vivienda unifamiliar

En general, las presiones medidas no son las presiones reales a las que está sometida la vivienda con lo que las extrapolaciones que hay que hacer para obtener el caudal en condiciones reales tienen un cierto porcentaje de error que se traduce en incertidumbre.

Del ejemplo expuesto se concluye que incluso cuando se hacen mediciones existen un cierto grado de incertidumbre. Puesto que un ensayo de puerta soplante no mide infiltraciones realmente, sino que cuantifica la permeabilidad de la envolvente en condiciones de ensayo. Luego hay que pasar por modelos para estimar las infiltraciones

Otro ensayo que se puede hacer para estimar la infiltración en un edificio consiste en liberar el gas trazador en el edificio de una determinada manera y monitorizar su concentración dentro del edificio. La concentración del gas trazador se relaciona con las renovaciones de aire. Hay diferentes tipos de gases y mecanismos para medir su concentración. Las características idóneas son que sea fácilmente detectable, no reactivo, no tóxico, flotabilidad neutra, relativamente poco concentrado en ambiente y barato [ASHRAE, 2009].

Además de estos dos ensayos, se pueden utilizar datos tabulados, cuando existen. Por ejemplo [CIBSE, 2006], proporciona una base de datos de las renovaciones del aire para edificios residenciales y comerciales de diferentes características basados en datos experimentales. Estos se pueden usar como guía pero hay que adaptarlos a las condiciones locales y tener en cuenta que las incertidumbres serán bastante grandes. En zonas muy expuestas se debe considerar un incremento

de hasta el 50%. En zonas resguardadas el caudal puede reducirse hasta un 33% respecto a los valores tabulados.

Por último, se pueden usar modelos empíricos y teóricos. Los modelos empíricos están basados en ajustes estadísticos a partir de los caudales de infiltración de viviendas concretas. Utilizan los datos de los ensayos de puerta soplante para saber la permeabilidad de la vivienda y ponerla en forma de una relación simple entre el caudal de infiltración, una medida de estanqueidad y las condiciones climáticas [ASHRAE, 2009]. Por ejemplo, un modelo sencillo sería un polinomio de ajuste en función de la velocidad del viento y de la diferencia de temperatura interior-exterior. El valor calculado mediante la correlación puede considerarse el más probable, con una desviación del $\pm 50\%$ aplicada de acuerdo con una distribución triangular [DOMÍNGUEZ, 2008]. Los modelos teóricos multizona tratan los edificios como una serie de zonas interconectadas y asumen que el aire dentro de cada zona está bien mezclado. Se han desarrollado varios modelos de este tipo, todos están basados en un balance de masa para cada zona del edificio. Estos balances suelen calcular las presiones estáticas interiores dentro del edificio exigiendo que los flujos de entrada y salida para cada zona son cero. Los modelos multizona tienen la ventaja de ser capaces de modelar edificios muy complicados con pocos recursos computacionales. Sin embargo determinar las entradas correctas de estos modelos es difícil. Debido a estas incertidumbres es mejor usar los modelos multizona para obtener una solución estocástica más que una determinista. Combinar estos modelos con el método de Montecarlo es una buena técnica para determinar los resultados, si las distribuciones de probabilidad de los parámetros de entrada se pueden definir.

Los modelos unizona están basados en modelos físicos del edificio considerado como una sola zona. Son apropiados cuando no hay resistencias internas para el flujo de aire y son inapropiados, por tanto, para edificios multizonas grandes. Estos modelos pueden tener errores del 40% para muchas medidas en grupos de casas y de hasta el 100% en casos individuales [ASHRAE, 2009].

En cualquier caso, ya sea por una falta de información o por errores de los modelos y de las medidas, la infiltración está afectada por incertidumbres y no existe un criterio uniforme a la hora de cuantificarla. [ASHRAE, 2009] dice que, teniendo en cuenta un período largo, la diferencia entre medidas y estimaciones con modelos son en torno al 40%. [MACDONALD, 2002] dice que la desviación típica del caudal de infiltración puede variar entre 1/3 y 3/4 del valor medio, siendo como media 1/2 de la media. [HOPFE, 2011] y [BROHUS, 2009] utilizan una distribución normal para definir el caudal de infiltración. En el primer caso, la desviación típica es el 34% del valor medio. En el segundo caso, 4%.

3.5 Incertidumbres en el clima

Para llevar a cabo las simulaciones es necesario especificar las condiciones climáticas a las que están expuestos los edificios. Para ello, se utilizan ficheros que contienen los valores de las variables climáticas. Estas son temperatura de bulbo seco y bulbo húmedo, radiación solar directa y difusa, velocidad y dirección del viento, etc. Según la simulación sea horaria, mensual o anual, se necesitarán datos de un tipo u otro. Por ejemplo, para una simulación anual con paso de tiempo de una hora, el fichero climático contendrá 8760 valores de cada variable.

Existen muchas fuentes de datos con diferente información. Algunas calculan los grados-días para refrigeración y calefacción a partir de estaciones meteorológicas, otras generan años tipo seleccionando con algoritmos estadísticos los meses más representativos de datos registrados durante períodos largos, también hay bases de datos que proporcionan secuencias extremas de las variables climáticas e incluso fuentes que proporcionan mediciones que se actualizan cada día, como es el caso de las estaciones meteorológicas.

Con frecuencia, en las simulaciones térmicas de edificios se utilizan ficheros climáticos generados a partir de datos que proceden de mediciones de larga duración y funciones estadísticas que seleccionan los meses típicos. Este es el caso de los TMYs (Typical Meteorological Year: TMY, TMY2, TMY3) [TMY2, 2002], unos de los formatos más usados, que utilizan las bases de datos de [METEONORM] producidas a partir de estaciones meteorológicas repartidas por todo el mundo.

Sin embargo, uno de los principales motivos por los que las predicciones calculadas en las simulaciones son diferentes a la realidad son las diferencias entre las condiciones climáticas que se usan y las reales, es decir, las incertidumbres en el clima. Resulta prácticamente imposible conocer con exactitud cuál será la temperatura o la humedad en el futuro.

Cabe destacar los efectos del cambio climático que hace que las condiciones climáticas sean cada vez más imprevisibles y por tanto, que la precisión de las predicciones de los programas de simulación sea menor.

En esta línea, [WANG, 2012] compara los resultados de la simulación de un fichero meteorológico de año típico (TMY3) con cada uno de los ficheros climáticos generados a partir de los históricos de los últimos 15 años. Como conclusión de la investigación, obtienen variaciones en el consumo entre -4% y 6.1% debido a las incertidumbres del clima. También resaltan la importancia de tener en

cuenta estas incertidumbres en [BREESH, 2010], este estudio trata de predecir el comportamiento de la ventilación natural nocturna teniendo en cuenta las incertidumbres. Para ello, usa dos tipos de climas obtenidos de las bases de datos de [METEONORM], uno normal y otro caluroso, y concluye que las incertidumbres asociadas al clima influyen bastante en los resultados. Por ejemplo, al aumentar el caudal de ventilación la probabilidad de que haya confort aumenta un 30% en el caso del clima normal mientras que disminuye un 40% en el caso del clima caluroso.

Lo cierto es que al usar los datos registrados en las estaciones meteorológicas para otras localizaciones y períodos, su precisión está afectada por varias fuentes de incertidumbres. El factor más importante de todos es la representatividad del espacio. La mayoría de los datos recogidos son de estaciones situadas en aeropuertos, donde el entorno es llano, con áreas abiertas, lejos de edificios, árboles u otras influencias locales. Las temperaturas registradas en estas zonas pueden ser significativamente diferente (3 a 5°C menor) comparadas con las áreas donde realmente se encuentran los edificios. Otras variaciones importantes pueden ser debido a la diferencia de altura, a lo largo de zonas metropolitanas grandes o en las proximidades de grandes masas de agua. Las condiciones climáticas varían de año a año y, de década a década, por la variabilidad inherente del clima. Por tanto, siempre hay incertidumbres al usar las condiciones climáticas de un período para representar otro. [ASHRAE, 2009] hace un estudio para saber cuánto tiempo se necesita medir para tener una representación fiable de las condiciones climáticas. Este estudio consiste en analizar cómo varía la desviación típica de los datos medidos durante diferentes longitudes de tiempo para diferentes localidades. Finalmente, deduce que medir durante un mínimo de 8 años proporciona datos fiables.

Hay también generadores de climas que tienen en cuenta las incertidumbres. Por ejemplo, [UKCP09] considera tres tipos de incertidumbres en las predicciones del clima: la variabilidad natural del clima, las incertidumbres en las emisiones futuras y las incertidumbres debido a los modelos que no representan exactamente los procesos físicos.

En relación con lo expuesto anteriormente, en este estudio se quiere tener en cuenta las variaciones en las condiciones climáticas y se introducirá como incertidumbre el clima. Esto puede llegar a complicarse mucho ya que hay un elevado número de variables dentro del clima (radiación, temperatura, contenido de humedad, etc.) durante 8760 horas, en el caso de usar paso de tiempo horario. Con el fin de simplificar y facilitar el procedimiento a la hora de detallar estas incertidumbres y tenerlas en cuenta en las simulaciones, se decide usar tres ficheros climáticos de cada ciudad que corresponden a año caluroso, año medio y año frío

A modo de ejemplo, la tabla muestra un resumen de los valores medios mensuales de algunas variables climáticas para cada tipo de año. Los datos pertenecen al clima de Málaga y han sido generados a partir de las bases de datos de [METEONORM].

Tabla 8: Valores medios mensuales de variables climáticas para año frío

Mes	Temperatura de Bulbo Seco (C)	Humedad Relativa (%)	Radiación Difusa (W/m ²)	Radiación Directa (W/m ²)
Enero	10.75	71.95	41.60	153.81
Febrero	11.55	69.09	63.73	140.82
Marzo	13.29	71.34	73.90	168.08
Abril	15.01	65.53	102.10	182.16
Mayo	17.84	63.41	121.13	187.45
Junio	21.79	59.66	118.21	233.98
Julio	24.03	58.64	111.79	235.16
Agosto	24.68	59.05	104.42	208.51
Septiembre	21.55	66.41	91.77	164.08
Octubre	17.98	70.68	69.43	137.89
Noviembre	13.51	70.94	45.37	136.60
Diciembre	11.51	74.10	37.70	121.19

Tabla 9: Valores medios mensuales de variables climáticas para año medio

Mes	Temperatura de Bulbo Seco (C)	Humedad Relativa (%)	Radiación Difusa (W/m ²)	Radiación Directa (W/m ²)
Enero	12.05	71.80	37.84	192.57
Febrero	12.66	69.81	51.74	193.40
Marzo	14.40	71.60	80.22	197.30
Abril	16.19	65.38	91.75	237.81
Mayo	19.00	63.61	112.22	241.75
Junio	22.97	59.36	101.69	299.94
Julio	25.18	58.45	95.82	301.61
Agosto	25.86	58.75	96.16	263.81
Septiembre	22.61	66.82	83.50	214.99
Octubre	18.99	71.41	69.62	171.44
Noviembre	14.63	71.35	47.77	159.26
Diciembre	12.70	74.20	40.81	141.26

Tabla 10: Valores medios mensuales de variable climáticas para año caluroso

Mes	Temperatura de Bulbo Seco (C)	Humedad Relativa (%)	Radiación Difusa (W/m ²)	Radiación Directa (W/m ²)
Enero	13.80	73.24	22.32	281.19
Febrero	14.51	70.37	34.62	279.88
Marzo	15.01	71.64	59.26	280.43
Abril	17.31	66.29	71.35	319.50
Mayo	21.08	64.63	90.43	321.23
Junio	24.63	60.52	64.63	394.82
Julio	27.38	59.69	63.23	389.34
Agosto	27.30	59.78	68.69	344.40
Septiembre	24.21	67.48	64.43	284.66
Octubre	20.87	71.75	51.85	247.34
Noviembre	16.35	72.37	37.77	226.15
Diciembre	13.78	74.87	31.41	205.00

Para ilustrar el efecto de estas incertidumbres se exponen los resultados de tres simulaciones en las que todos los parámetros son iguales excepto el clima. Los resultados corresponden a una vivienda intermedia en Málaga de 155 m² que está habitada por 4 personas.

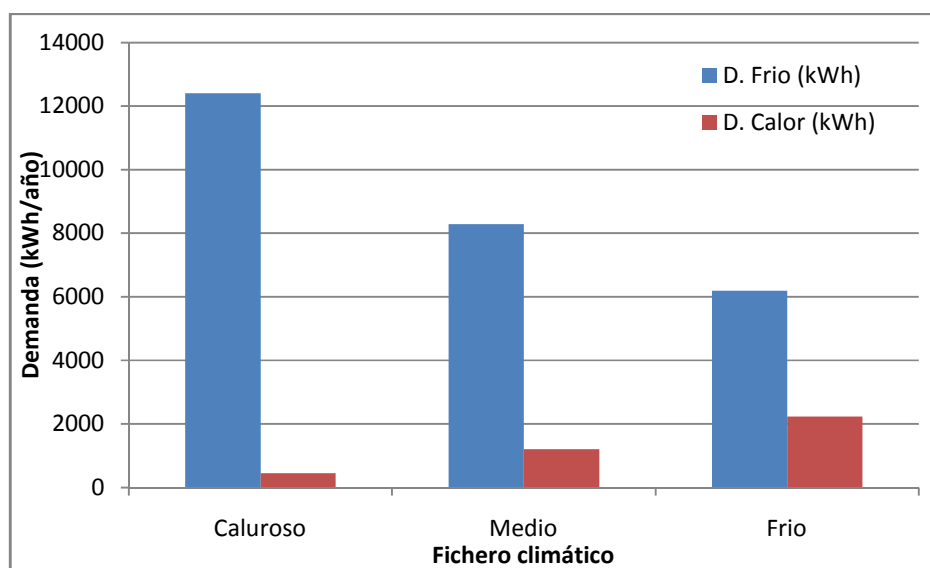


FIGURA 31: Demanda de frío y calor para diferentes tipos de clima de Málaga

Los resultados muestran que hay una variación del 50% en la demanda de frío entre el fichero climático de año caluroso y el fichero climático correspondiente al año frío. En el caso de la demanda de calor, la variación es menor, 20%.

3.6 Incertidumbres en los sistemas de climatización

Un sistema de climatización activo es el conjunto de elementos mecánicos cuyo fin es garantizar las condiciones de temperatura y humedad requeridas en la zona, el movimiento y la calidad del aire. Existen muchos tipos de sistemas que tienen su aplicación en diferentes sectores. Hay sistemas compactos de poca potencia que se utilizan principalmente en el sector residencial; unidades compactas de cubierta (Roof-top) de mayor potencia que tienen una aplicación importante en los centros comerciales; sistemas partido con el circuito frigoríficos dividido en dos unidades conectadas por las líneas de gas y líquido, etc.

La gran variedad de sistemas de climatización ha dado lugar al desarrollo de muchos modelos que intentan reproducir su comportamiento e integrarlo en los simuladores para calcular los consumos. Un tipo de modelo bastante utilizado son los modelos empíricos basados en las curvas de comportamiento proporcionada por los fabricantes. A partir de los datos de los fabricantes, dados para diferentes condiciones de operación, se ajustan polinomios que se utilizan para estimar su consumo en otras condiciones. Este tipo de modelos es muy utilizados en los programas de simulación energética de edificios como [CALENER], [ENERGYPLUS] y [TRNSYS]. Ejemplos de este tipo de modelos se pueden encontrar en los manuales de usuario de estos programas. En el caso de Calener, existe una base de datos, [CALENER-BD], que contiene los datos nominales y las curvas de comportamiento de los equipos de fabricantes como LG, Panasonic, Mitsubishi, Daikin, CIAT, McQuay, etc. que se pueden exportar fácilmente a CALENER-GT y CALENER-VYP para utilizarlo en las simulaciones.

A continuación, se expone un ejemplo de este tipo de modelos. Dado los datos de potencia y COP/EER para diferentes temperaturas del agua a la salida y del fluido a la entrada del condensador proporcionados por el fabricante de una enfriadora refrigerada por agua CARRIER modelo 30RB 182-802 cuya capacidad y consumo nominal son 112 y 31 kW respectivamente, se ajustan por regresión las siguientes curvas:

- 1) Curva bicuadrática de la capacidad en función de la temperatura del agua a la salida y de la temperatura interior de la zona ($CurvaModCap=f(T_{wo}, T_{cond})$)
- 2) Curva bicuadrática del EIR (inverso del EER) en función de la temperatura exterior y de la temperatura interior de la zona ($CurvaModEIR=f(T_{wo}, T_{cond})$)

3) Curva lineal de carga parcial ($CurvaCargaParcial = \frac{EIR_{parcial}}{EIR_{plenacarga}} = f(PLR)$, donde PLR es el coeficiente de carga parcial)

, donde T_{wo} es la temperatura del agua a la salida y T_{cond} es la temperatura del agua a la entrada del condensador.

30RB 182-802																										
Temperatura del aire de entrada del condensador, °C																										
		25					30					35					40					45				
LWT	°C	CAP kW	COMP kW	UNIT kW	COOL l/s	COOL kPa	CAP kW	COMP kW	UNIT kW	COOL l/s	COOL kPa	CAP kW	COMP kW	UNIT kW	COOL l/s	COOL kPa	CAP kW	COMP kW	UNIT kW	COOL l/s	COOL kPa	CAP kW	COMP kW	UNIT kW	COOL l/s	COOL kPa
182	5	180	42	49	9	18	170	47	53	8	16	161	52	58	8	15	150	58	64	7	13	138	64	70	7	11
202		201	51	58	10	22	191	57	63	9	20	180	62	69	9	18	168	69	75	8	16	155	75	82	7	14
232		242	53	60	12	32	230	59	66	11	30	217	66	72	10	27	201	73	79	10	25	184	81	87	9	22
262		278	74	80	13	40	264	81	88	13	37	248	89	95	12	34	231	97	104	11	30	213	107	113	10	27
302		309	78	86	15	46	294	85	94	14	43	276	94	102	13	39	257	104	112	12	35	237	115	123	11	31
342		345	91	99	16	39	327	100	109	16	35	308	110	118	15	32	286	121	129	14	28	264	133	140	13	25
372		376	95	105	18	45	357	105	114	17	41	336	115	125	16	37	312	127	136	15	33	286	139	149	14	28
402		412	111	121	20	52	391	122	132	19	48	368	134	143	18	43	342	147	156	16	38	316	161	171	15	33
432		439	113	124	21	50	418	124	135	20	45	394	136	147	19	41	368	150	161	17	36	339	165	176	16	31
462		468	127	138	22	56	445	140	151	21	51	419	153	164	20	46	391	168	179	19	40	361	184	195	17	35
522		532	144	158	25	71	507	159	172	24	65	477	174	187	23	58	445	191	203	21	51	412	209	222	20	44
602		629	165	180	30	41	597	181	196	28	38	562	199	213	27	34	524	218	232	25	30	484	238	253	23	26
672		687	182	198	33	48	653	200	216	31	44	615	220	235	29	39	573	241	256	27	35	531	264	280	25	30
732		743	200	218	35	56	705	220	238	34	51	664	241	258	32	46	619	264	281	29	40	573	289	306	27	35
802		799	218	237	38	64	759	239	258	36	58	714	262	281	34	52	665	286	305	32	46	615	314	332	29	40
182	6	186	43	49	9	19	177	47	54	8	17	167	52	59	8	16	155	58	64	7	14	143	64	71	7	12
202		208	52	59	10	23	197	57	64	9	21	186	63	69	9	19	174	69	76	8	17	160	76	82	8	15
232		248	54	60	12	33	235	60	66	11	31	222	66	72	11	28	207	73	79	10	25	190	81	87	9	23
262		287	75	81	14	41	272	82	89	13	38	256	90	96	12	35	238	99	105	11	32	220	108	114	10	28
302		318	79	87	15	47	302	87	95	14	44	285	95	103	14	41	265	105	113	13	37	245	116	124	12	33
342		356	93	101	17	40	338	102	110	16	37	318	112	120	15	33	296	122	130	14	30	273	134	142	13	26
372		389	96	106	19	47	369	106	116	18	43	347	117	126	17	39	322	128	138	15	34	297	141	150	14	30
402		425	112	122	20	55	403	123	133	19	50	379	135	145	18	45	353	149	158	17	40	327	163	173	16	35
432		449	114	125	21	52	429	125	136	20	47	405	138	149	19	43	379	151	163	18	38	351	167	178	17	33
462		484	129	140	23	59	460	142	153	22	54	434	155	167	21	48	404	170	181	19	43	374	186	197	18	37
522		549	147	160	26	75	523	161	174	25	68	493	177	189	23	61	461	193	206	22	54	427	212	225	20	47
602		649	167	182	31	44	616	184	198	29	40	579	201	216	28	35	540	220	234	26	31	499	241	255	24	27
672		707	184	201	34	51	672	203	219	32	46	633	222	238	30	41	591	243	259	28	36	547	267	283	26	32
732		766	203	221	36	59	727	223	241	35	53	684	244	262	33	48	638	267	285	30	42	590	293	310	28	37
802		823	221	241	39	67	782	243	262	37	61	736	265	284	35	55	686	290	309	33	48	635	318	336	30	42
182	7	194	43	50	9	20	184	48	54	9	19	173	53	59	8	17	161	59	65	8	15	148	65	71	7	13
202		216	53	59	10	25	205	58	64	10	23	193	64	70	9	20	180	70	76	9	18	166	77	83	8	15
232		253	54	61	12	34	241	60	67	11	31	227	66	73	11	29	212	73	80	10	26	195	81	88	9	23
262		295	76	82	14	42	280	83	90	13	39	263	91	98	13	36	245	100	106	12	33	227	109	116	11	29
302		328	80	88	16	49	311	88	96	15	46	293	96	104	14	42	274	106	114	13	38	252	117	125	12	34
342		367	94	102	17	42	348	103	111	17	39	328	113	121	16	35	305	124	132	15	31	282	136	143	13	27
372		402	97	107	19	49	381	107	117	18	45	359	118	128	17	41	333	130	139	16	36	307	142	152	15	31

- Leyenda:**
LWT Temperatura del agua de salida
CAP kW Capacidad frigorífica
COMP kW Consumo del compresor
UNIT kW Consumo de la unidad (compresores, ventiladores y circuito de control)
COOL l/s Caudal de agua del evaporador
COOL kPa Caída de presión del evaporador

FIGURA 32: Ejemplo de datos proporcionados por el fabricante y utilizador para calcular las curvas de comportamiento

El consumo de la máquina se puede calcular según la siguiente ecuación:

$$P = Cap_{no\ min\ al} \cdot CurvaModCap^* \cdot EIR_{nom} \cdot CurvaModEIR^* \cdot CurvaC\ arg\ a\ Parcial \quad Ec. 43$$

, donde:

P = Potencia eléctrica de la máquina [W]

$Cap_{no\ min\ al}$ = Capacidad nominal de la máquina [W]

$CurvaModCap^*$ = Curva normalizada de la capacidad en función de las temperaturas exterior e interior

EIR_{nom} = EIR (inverso del COP) nominal de la máquina

$CurvaModEIR^*$ = Curva normalizada del EIR en función de las temperaturas interior y exterior

$CurvaCarg aParcial$ = Curva de carga parcial

Para la curva de carga parcial es necesario calcular el coeficiente de carga parcial (PLR)

$$PLR = \frac{Q_{T,s}}{Cap_{nominal,s}} \quad Ec. 44$$

, donde:

PLR = Coeficiente de carga parcial

$Q_{T,s}$ = Carga sensible total de la zona [W]

$Cap_{nominal,s}$ = Capacidad nominal de la máquina [W]

Para el caso de la enfriadora CARRIER del ejemplo, las curvas resultantes son las siguientes:

Tabla 11: Coeficientes de la curva normalizada de la capacidad en función de las temperatura del aire de entrada al condensador y temperatura de salida del agua

CurvaModCap*	
Constante	0.73270
T_{wo}	0.01989
T_{wo}^2	-0.00053
T_{cond}	0.01077
T_{cond}^2	-0.00024
$T_{cond} \times T_{wo}$	0.00030

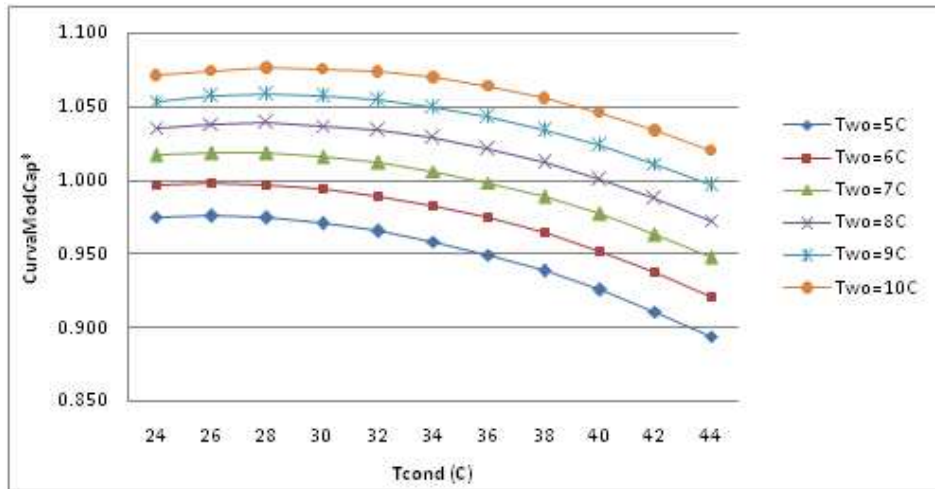


FIGURA 33: Curvas normalizadas de la capacidad en función de las temperatura del aire de entrada al condensador y temperatura de salida del agua

Tabla 12: Coeficientes de la curva normalizada del EIR (inverso COP) en función de las temperaturas del aire de entrada al condensador y temperatura de salida del agua

CurvaModEIR*	
Constante	1.20800
T_{wo}	0.01144
T_{wo}^2	0.00147
T_{cond}	-0.03338
T_{cond}^2	0.00097
$T_{cond} \times T_{wo}$	-0.00160

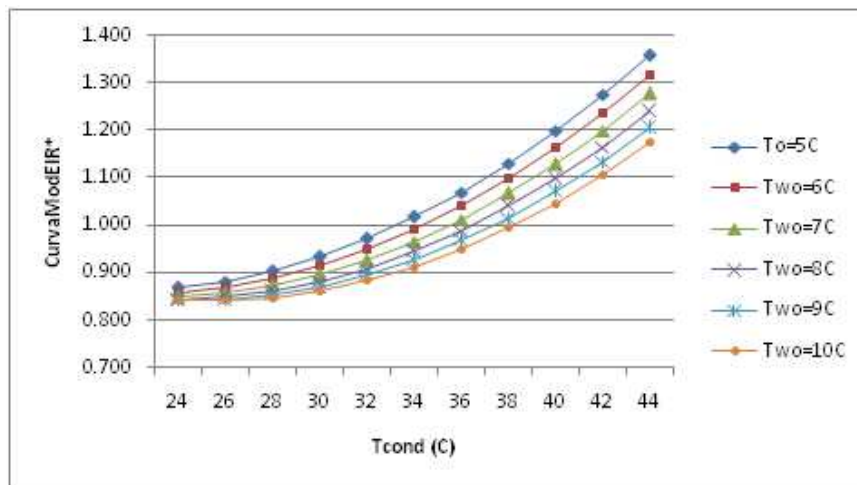


FIGURA 34: Curvas normalizadas del EIR (inverso COP) en función de las temperatura del aire de entrada al condensador y temperatura de salida del agua

Tabla 13: Coeficientes de la curva normalizada de carga parcial

CurvaCargaParcial*	
Constante	0.03012
PLR	0.28338
PLR ²	1.66148
PLR ³	-0.96913

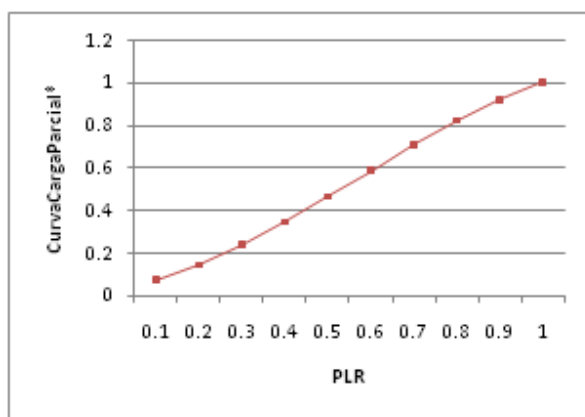


FIGURA 35: Curva normalizada de carga parcial

Si $T_{wo}= 8^{\circ}\text{C}$; $T_{cond}= 30^{\circ}\text{C}$ y $\text{PLR}=80\%$, entonces:

$$\text{CurvaModCap}^*=1.03$$

$$\text{CurvaModEIR}^*=0.89$$

$$\text{CurvaCargaParcial}^*=0.82$$

Con estas curvas se calcula el consumo que es 23.3kW

La realidad es que no se han encontrado referencias respecto a las incertidumbres que afectan a los sistemas pero se sabe que existen. Éstas son debido a que las ecuaciones de los modelos no reproducen exactamente la física de su comportamiento y a la falta de información de las entradas. Cabe destacar que la mayoría de los modelos existentes no tienen en cuenta el deterioro de las instalaciones que modifica su comportamiento. En el siguiente apartado se expone un caso real en el que no se persigue cuantificar este tipo de incertidumbres sino mostrar su existencia y la necesidad de tenerlas en cuenta.

3.6.1 Incertidumbres en el rendimiento de una máquina roof-top de un centro de salud

Se trata de un Centro de Salud de Málaga en el que se lleva a cabo una auditoría energética para analizar diferentes medidas de ahorro que se pueden aplicar en su rehabilitación. Se usan modelos térmicos junto con datos recopilados en varias visitas. A continuación, se compara el efecto de usar los datos de las fichas técnicas con datos medidos.

Se quiere medir el EER de una máquina reversible aire-aire instalada en dicho centro. Sus características técnicas son:

Tabla 14: Características técnicas de la máquina que se monitoriza

Modelo	HITECSA/ACVB 1201 compacta vertical
Dimensiones (m)	1700x870x1900
Peso	585 kg
Potencia frigorífica	35 kW
Potencia calorífica	37 kW
Potencia total absorbida	15.9 kW
Caudal	8000 m ³ /h

Las medidas eléctricas tomadas son:

Tabla 15: Medidas eléctricas de la máquina que se monitoriza

Medidas eléctricas	
Potencia total	15.85 kW
Consumo compresor ($W_{\text{compresor}}$)	12.25 kW
Consumo ventilador ($W_{\text{ventilador}}$)	3.6 kW

Las medidas en el condensador son:

Tabla 16: Medidas en el condensador de la máquina que se monitoriza

Aspiración	
Temperatura aire	31°C
Sección	1.12 m ²
Velocidad media	2.5 m/s
Descarga	
Temperatura aire	41.5 °C
Velocidad media	15.5 m/s
Sección	0.21 m ²

$$Q_{\text{condensador}} = \dot{m} \cdot C_p \cdot \Delta T = 3.18 \cdot 1.16 \cdot 1.024 \cdot (41.5 - 31) = 39.67 \text{ kW}$$

Las medidas en el evaporador:

Tabla 17: Medidas en el evaporador de la máquina que se monitoriza

Retorno	
Temperatura aire	24°C
Sección	0.24 m ²
Velocidad media	7.5 m/s
Impulsión	
Temperatura aire	12 °C
Velocidad media	5 m/s
Sección	0.4136 m ²

$$Q_{\text{evaporador}} = \dot{m} \cdot C_p \cdot \Delta T = 1.8 \cdot 1.2 \cdot 1.024 \cdot 12 = 26.5 \text{ kW}$$

Comprobamos el balance:

$$Q_{\text{evaporador}} + W_{\text{compresor}} = Q_{\text{condensador}}$$

$$26.5 \text{ kW} + 12.5 \text{ kW} \approx 39.67 \text{ kW}$$

Calculamos $COP_{\text{nominal,medido}}$

$$P = Cap_{\text{nominal}} \cdot CurvaModCap^* \cdot EIR_{\text{nom}} \cdot CurvaModEIR^* \cdot CurvaC \text{ arg } aParcial = 15.85 \text{ kW}$$

$$Cap_{\text{nominal}} \cdot CurvaModCap = 26.5$$

$$CurvaModCap = 0.9668$$

$$Capacidad_{\text{nominal,medida}} = 27.41 \text{ kW}$$

$$EIR_{\text{nom}} \cdot CurvaModEIR = 0.598$$

$$CurvaC \text{ arg } aParcial = 1 \text{ (plena carga)}$$

$$CurvaModEIR = 0.9474$$

$$\frac{1}{EIR_{\text{nom}}} = COP_{\text{nom}} = 1.58$$

Si comparamos los datos medidos con los valores de las especificaciones técnicas, se encuentran las siguientes diferencias:

Tabla 18: Comparación de los datos medidos con los datos del fabricante

	Capacidad	COP
Ficha Técnica	35 kW	2.2
Medida	27.41 kW	1.58
Diferencia	21%	28%

Para ver el impacto de esta incertidumbre se compara los consumos anuales del centro de salud:

- Medidos. Se hace la media de los consumos registrados durante dos años
- Calculados con los datos de la ficha técnica mediante simulaciones
- Calculados con los datos medidos mediante simulaciones

Tabla 19: Comparación del consumo anual (kWh) usando COP según fabricante y según mediciones

	Consumo (kWh/año)	Variación
Medidos (registrado facturas)	93385	-
Simulado (EER ficha técnica)	58781	37%
Simulado (EER medido)	102884	10%

Con esto se concluye que las incertidumbres en los datos de entrada de los sistemas tienen un peso importante en los resultados ya que se ha visto que según se utilicen datos medidos o tabulados, los consumos son diferentes. En el ejemplo expuesto, si se toma como referencia los consumos registrados en las facturas, hay una variación del 37% usando datos tabulados y del 10% usando datos medidos. Cabe destacar, que no se quiere cuantificar las incertidumbres, puesto que incluso en los datos medidos existen, pero sí ilustrar su existencia.

Por tanto, en este trabajo y a pesar de la falta de referencias, se van a introducir las incertidumbres asociadas a los parámetros de los sistemas de climatización.

3.7 Ejemplo del caso de estudio de una vivienda

En este apartado se expone un caso de estudio que consiste en definir el modelo de una vivienda intermedia de 155 m² teniendo en cuenta las incertidumbres correspondientes. Para ello, se utilizan las referencias citadas anteriormente. El objetivo es mostrar la influencia de las incertidumbres de las entradas del modelo sobre los resultados. Concretamente, en la demanda y el consumo anual de climatización.

3.7.1 Descripción del caso de estudio

El ejemplo corresponde a una vivienda intermedia situada en Málaga que se ha utilizado para otros trabajos anteriores. Se ha escogido porque es una buena representación de la vivienda en bloque tipo de esta zona. Málaga es una ciudad mediterránea en el sur de España (36° 40' N, 4° 29' W). La vivienda está habitada por una familia de 4 personas. Tiene 6 zonas: 2 dormitorios, un estudio, un salón, la cocina y el pasillo. Todas están climatizadas con splits menos el pasillo. Su superficie total es de 155 m² y la fachada principal es sur. Los cálculos que se hacen son la demanda y el consumo anual.

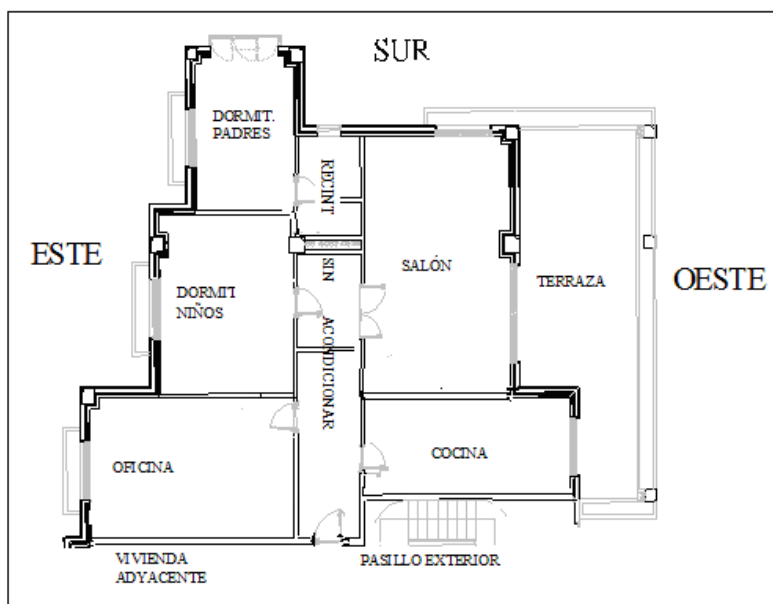


FIGURA 36: Plano de la vivienda

Tabla 20: Superficies de las zonas de la vivienda

Dormitorio padres	19.8 m ²
Dormitorio niños	17.5 m ²
Oficina	26 m ²
Salón	44 m ²
Cocina	15 m ²
Pasillo. No climatizado	32.5 m ²

3.7.2 Modelo

El modelo se ha implementado en [ENERGYPLUS]. La composición de los cerramientos es la que aparece en la Tabla 21. Se han considerado los puentes térmicos ya que sus efectos de pérdida de calor pueden ser influyentes en los cálculos de demanda y consumo. Los principales puentes térmicos que existen en la vivienda y que se van a tener en cuenta en el modelo son:

- Forjados
- Pilares
- Cajas de persianas

Para la simulación de éstos en el programa EnergyPlus, se modelan como cerramientos opacos unidimensionales (ver FIGURA 37). Igual que en el caso de los cerramientos opacos, las propiedades de sus materiales presentan incertidumbres que se tendrán en cuenta definiéndolas mediante distribuciones de probabilidad.

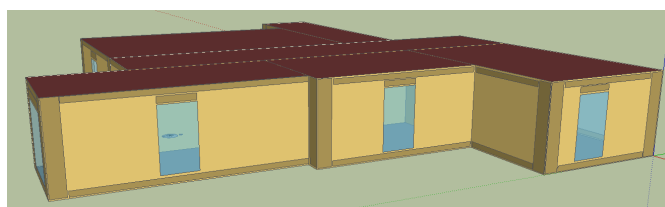


FIGURA 37: Modelo de la vivienda implementado en EnergyPlus

Tabla 21: Composición de los cerramientos del caso de estudio

Cerramiento	Capas (empezando por el exterior)
Pared exterior	Mortero de cemento 1.5cm / Ladrillo 12cm / Lana de roca 4cm / Cámara de aire / Ladrillo 9cm / Yeso 1.5cm
Partición	Yeso 1.5cm / Ladrillo 7cm / Yeso 1.5cm /
Forjado	Cemento 5cm / Hormigón 31cm / Cemento 5cm
Puerta	Aglomerado puerta exterior 3.5cm
Ventanas	Vidrio 4cm / Cámara de aire 6cm / Vidrio 4cm
Puentes térmicos del forjado	Mortero de cemento 1.5cm / Ladrillo 7cm / Hormigón 31cm
Puentes térmicos de los pilares	Mortero Cemento 1.5cm / Ladrillo 7cm / Hormigón armado 30cm / Gypsum 1.5cm
Puentes térmicos de las cajas de persianas	Aluminio

En el caso de estudio se va a calcular tanto la demanda térmica como el consumo de los sistemas de climatización. La demanda es la cantidad de calor sensible y latente que hay que entregar o retirar de un espacio para mantenerlo a una cierta temperatura y humedad. El consumo es la energía realmente utilizada por el sistema de climatización para mantener unas ciertas condiciones de temperatura y humedad.

Para calcular la demanda de energía en EnergyPlus, se utiliza un sistema ideal que combate la carga de la zona y no tiene consumos parásitos. Este sistema funciona permanentemente, es decir, que la demanda se calcula para todas las horas del año.

El sistema de la vivienda está formado por 5 splits de pared que actúan como bombas de calor aire-aire y están situados en cada una de las zonas climatizadas.



FIGURA 38: Split para climatizar una de las zonas de la vivienda

Para modelarlos se han utilizado los objetos de la bomba de calor compacta de EnergyPlus (PackagedTerminalHeatPump) que se muestra en la FIGURA 39 y se ha definido 0 kWh la capacidad de la batería suplementaria de recalentamiento. Cabe destacar, que el horario de operación de la bomba de calor es diferente al utilizado en el sistema ideal.

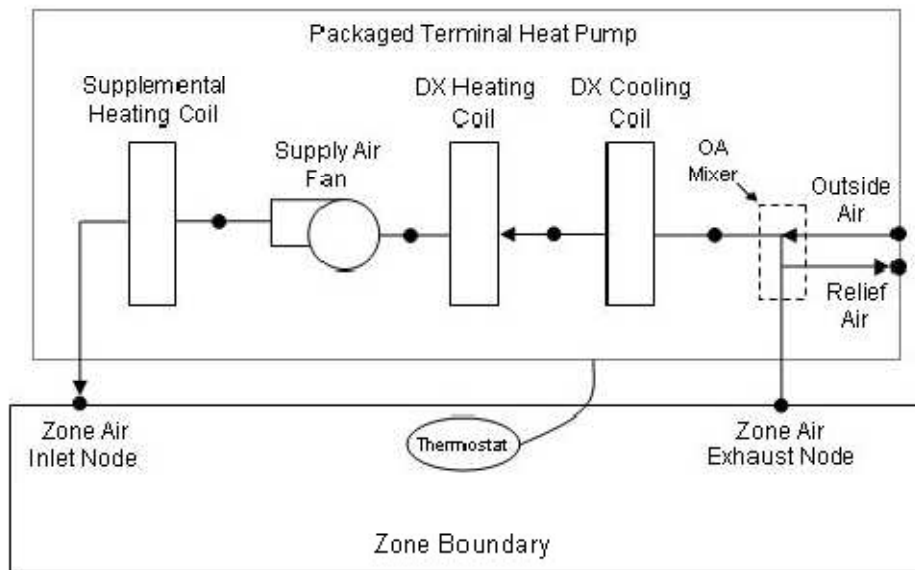


FIGURA 39: Modelo de bomba de calor utilizado. Fuente: Manual de usuario EnergyPlus

Las entradas del modelo se detallan en el siguiente apartado donde se definen sus incertidumbres.

3.7.3 Incertidumbres

Las incertidumbres se definen mediante funciones de distribución discretas, uniformes, triangulares o normales en función del tipo de parámetro y de la información que se tenga de él. Por ejemplo, si las incertidumbres sobre un parámetro son altas, se modela mediante una distribución uniforme. En el caso contrario, se utilizaría una distribución normal. En este ejemplo, se utilizan las referencias bibliográficas, ya comentadas, y se definen un total de 130 incertidumbres. A continuación se describe brevemente las incertidumbres definidas en los parámetros de entrada y se muestra algunos ejemplos. En las tablas del ANEXO B se detallan más todas las incertidumbres definidas en el ejemplo.

Geometría.

Aunque pueden existir, estas incertidumbres no se tienen en cuenta porque se considera que su efecto en los resultados es despreciable

Envolvente.

Se definen las propiedades de los materiales que forman las capas de los cerramientos opacos y semitransparentes mediante distribuciones de probabilidad normales.

Por ejemplo, la conductividad de la capa de ladrillo de 12cm del muro exterior se define según una distribución Normal (0.76,0.24), FIGURA 40.

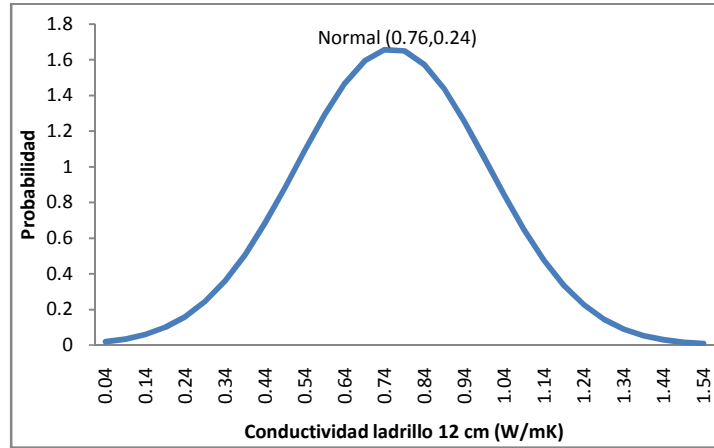


FIGURA 40: Conductividad de la capa de ladrillo de 12cm del muro exterior (W/mK)

Puentes térmicos

Las incertidumbres se definen de la misma manera que en el caso de la envolvente. Un ejemplo se expone en la FIGURA 41.

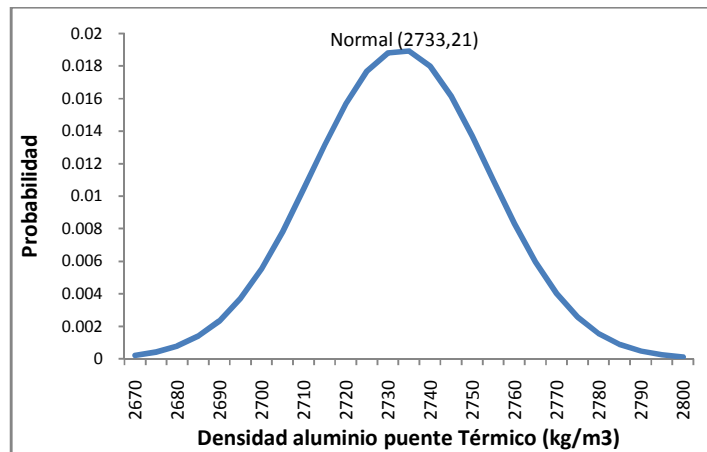


FIGURA 41: Densidad del aluminio de los puentes térmicos (kg/m³)

Ganancias internas

Esta variable se ha discretizado en tres niveles según la ocupación sea baja, media o alta. Para asociar las ganancias internas de personas, iluminación y equipos a cada nivel, se toman funciones de distribución triangulares o normales según la literatura y se dividen en tres valores de igual probabilidad.

Por ejemplo, la FIGURA 42 muestra la distribución discreta que define la ganancia interna debido a la ocupación en el dormitorio de los niños según ésta sea alta, media o baja.

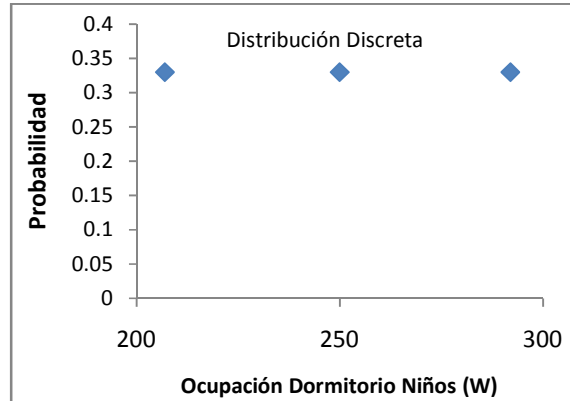


FIGURA 42: Ganancia interna de personas definida para el dormitorio de los niños (W)

Para calcular los tres valores (207, 250, 292) asociados a la ocupación baja, media y alta, se ha discretizado, según se explicó en el Apartado 3.3.1 de esta Tesis, la distribución triangular que representa la ganancia interna debido a las personas en la zona según las referencias (MACDONALD, 2002) y (ASHRAE, 2009).

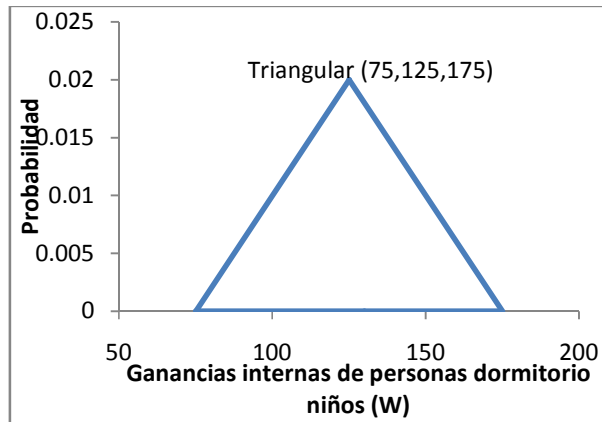


FIGURA 43: Distribución triangular de las ganancias internas de personas definida para el dormitorio de los niños (W)

En el caso de los perfiles, las referencias usan variables discretas. Por ejemplo, para la ocupación del dormitorio de los niños, se utilizan los siguientes perfiles según la ocupación se baja, media o alta.

Tabla 22: Perfiles de las ganancias internas del dormitorio de los niños (%)

	Alta (%)			Media(%)			Baja(%)		
	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.
0-7h	100	0	0	100	0	0	100	0	0
7-9h	100	100	100	50	50	50	0	0	0
9-15h	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15-20h	100	100	100	50	50	50	0	0	0
20-22h	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22-24h	100	100	100	100	100	100	100	0	0

Infiltración

Se define el caudal de cada zona (ren/h) mediante una distribución normal.

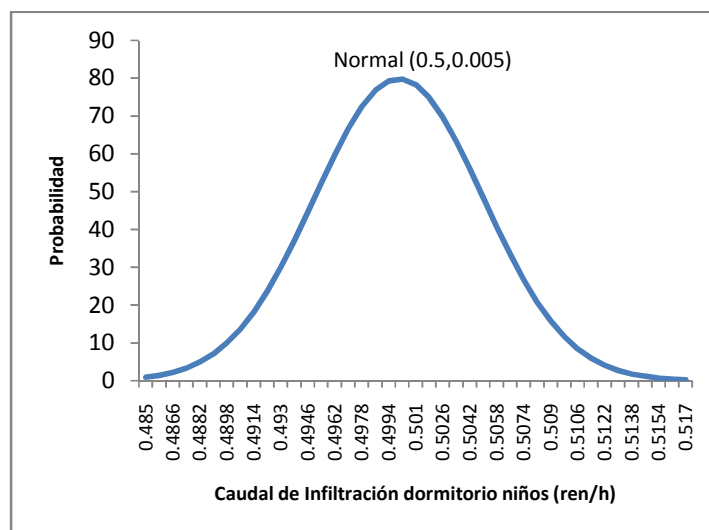


FIGURA 44: Caudal de infiltración del dormitorio niños (ren/h)

Condición de contorno

Corresponde con la temperatura superficial de la pared que está en contacto con el pasillo del edificio según la ecuación . Las incertidumbres se definen en el parámetro z (ver

$$T_s = z \times T_{ext} + (1 - z) \times T_{zona}$$

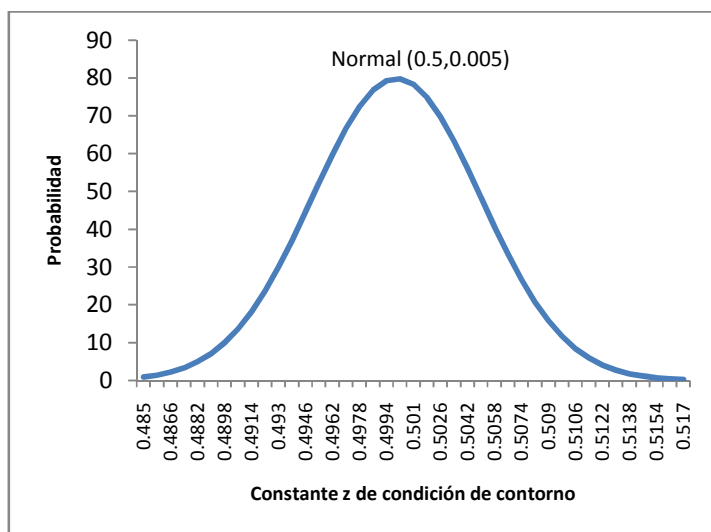


FIGURA 45: Distribución de probabilidad asociada a la constante de condición de contorno z

Reflectividad del terreno

Se representan las incertidumbres mediante una distribución normal

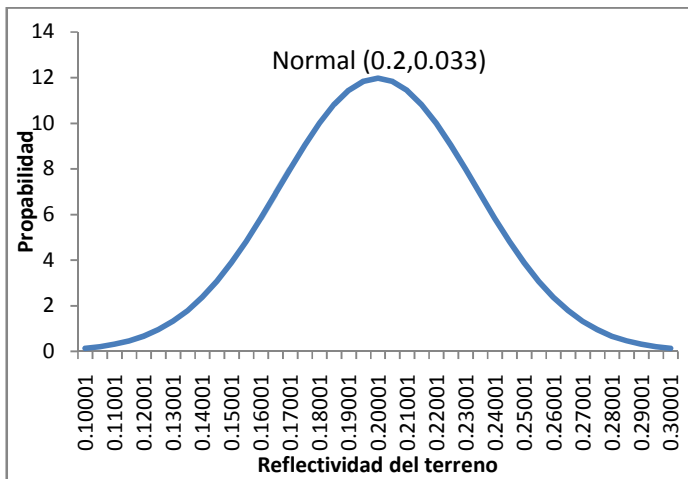


FIGURA 46: Distribución de probabilidad asociada a la reflectividad del terreno

Clima

Con el fin de simplificar esta tarea, las incertidumbres se introducen mediante una variable discreta que corresponde a tres tipos de ficheros climáticos: caluroso, medio y frío. Estos ficheros se crean con METEONORM directamente en el formato que EnergyPlus requiere.

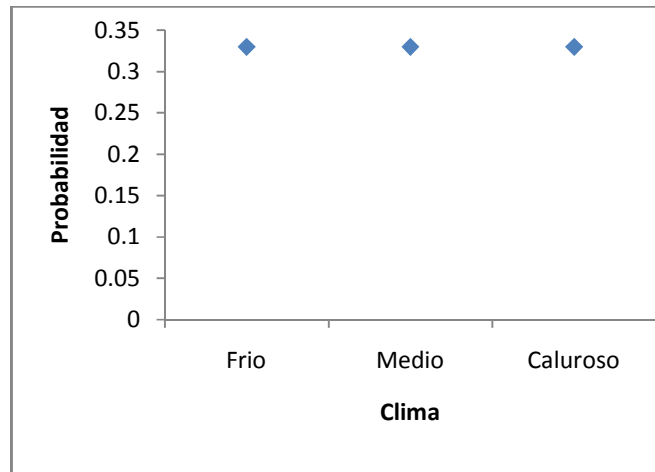


FIGURA 47: Distribución de probabilidad asociada al clima

Consignas de temperatura.

Se introducen mediante funciones de distribución normales para cada zona

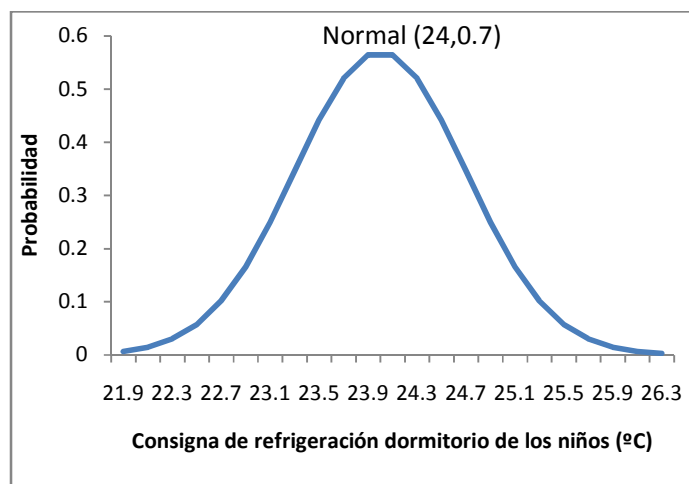


FIGURA 48: Distribución de probabilidad asociada a la consigna de refrigeración del dormitorio de los niños

Sistema

Aunque no se encuentran referencias sobre incertidumbres asociadas a los sistemas, se considera importante incluirlas en este estudio; por lo que, se definen sus distribuciones de probabilidad de la misma manera que se ha hecho con el resto de parámetros de entrada. Concretamente, los parámetros afectados por las incertidumbres son: potencia de refrigeración y calefacción, COP de refrigeración y calefacción, y caudales. Todas las distribuciones utilizadas son normales. A

continuación, se exponen a modo de ejemplo la distribución de probabilidad de la potencia de refrigeración y el EER de la máquina del dormitorio de los niños.

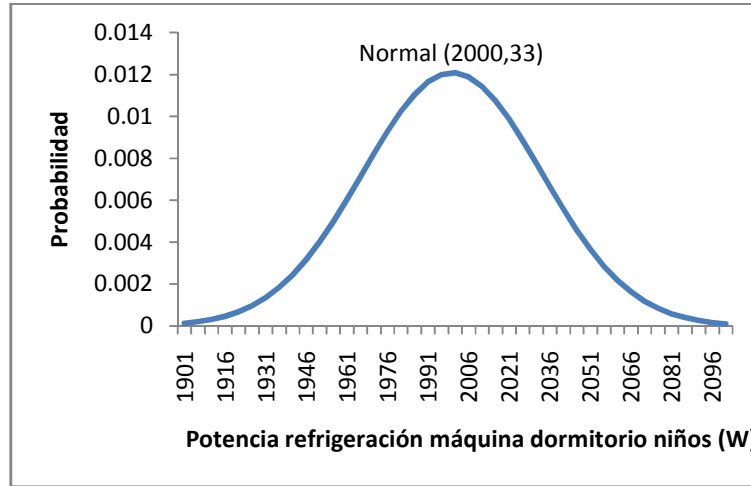


FIGURA 49: Distribución de probabilidad asociada a la capacidad refrigeración de la máquina del dormitorio de los niños

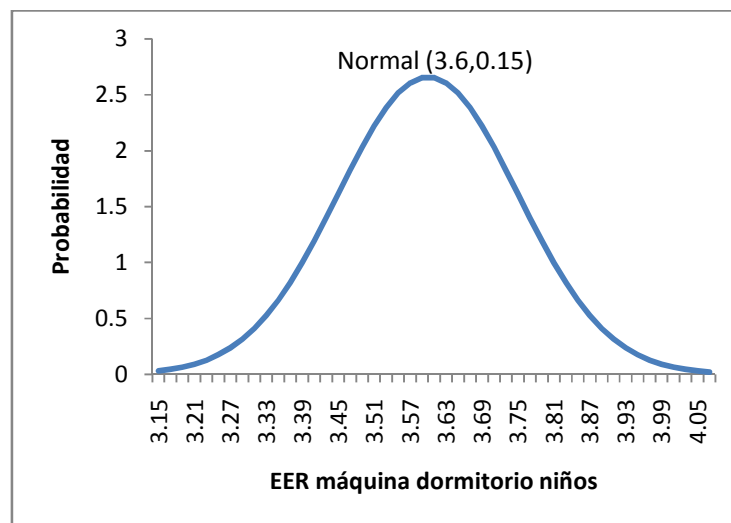


FIGURA 50: Distribución de probabilidad utilizada para definir el EER de la máquina del dormitorio de los niños

3.7.4 Muestra y resultados

Para obtener la muestra de parámetros de entrada usando la técnica del Hipercubo Latino se introducen todas las distribuciones de probabilidad asociadas a las incertidumbres de los parámetros

de entrada en el software [SIMLAB]. La muestra se obtiene generando valores de los parámetros de entrada para cada uno de las “N” simulaciones según el método del Hipercubo Latino explicado en el Capítulo 2 de esta Tesis, donde N es el tamaño de la muestra:

Tabla 23: Muestra de parámetros de entrada de tamaño N

	L12Cond	L12Dens	...	CapC_DPadres	CapC_D.Niños	CapC_Salon
Sim1	1.12448284	1626.54687	...	1969.84383	2014.46801	2020.12851
Sim2	0.73561182	1580.43674	...	1987.01658	2030.28914	1950.61273
Sim3	0.67138501	1423.47928	...	1988.66894	1945.85157	2007.14398
Sim4	0.74044466	1210.98512	...	2012.48902	2022.53981	1968.48271
Sim5	1.20919204	1934.05576	...	1994.03444	1992.98336	1953.68333
...
SimN	0.65824511	1745.46202	...	1984.55907	1986.98985	2020.93463

Para decidir el tamaño, se comparan los resultados de muestras de tamaño cada vez mayor hasta que los resultados son consistentes, es decir, no mejoran con una muestra mayor. Es decir, se genera una muestra de 100 simulaciones y se calculan todas las simulaciones. Después de calcula un muestra de 150 simulaciones y se calculan todas las simulaciones. Los resultados de la primera muestra se comparan con los resultados de la segunda y se repite el proceso hasta que la diferencia de la media y la desviación típica de los resultados sea mínima.

En el caso de estudio que nos ocupa, se decide un tamaño de 200 simulaciones para la muestra. La siguiente tabla compara la media y la desviación típica de los resultados de dos muestras de 200 y 1000 simulaciones, respectivamente. La comparación demuestra que la elección es adecuada.

Tabla 24: Comparación de la demanda y el consumo anual para muestras de 200 y 1000 simulaciones

	Demanda (kWh)		Consumo (kWh)	
	Media	Desv.Típica	Media	Desv.Típica
200 simulaciones	10677	2712	1727	882
1000 simulaciones	10661	2626	1734	864

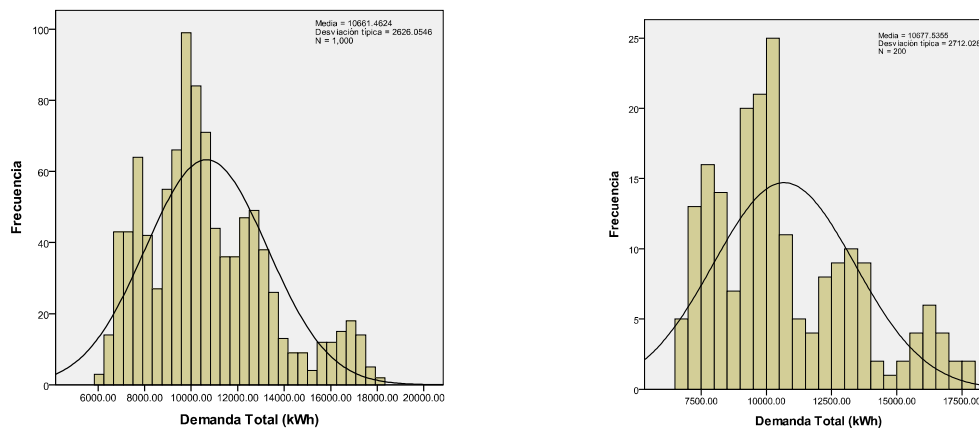


FIGURA 51: Comparación de la demanda calculada con muestras de 200 y 1000 simulaciones

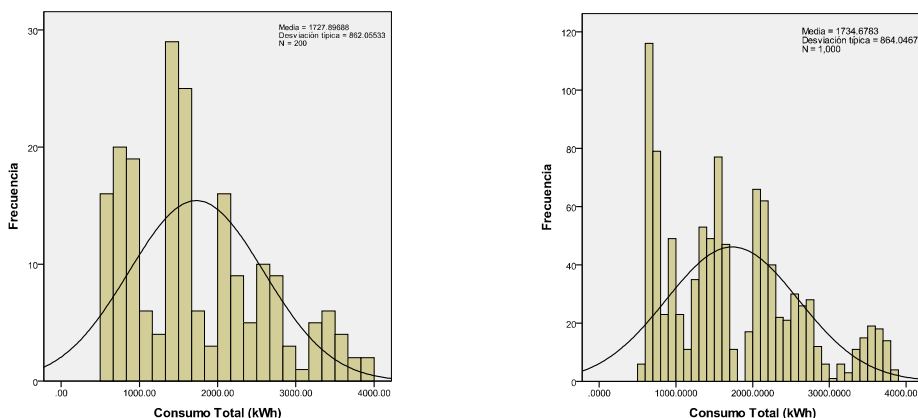


FIGURA 52: Comparación del consumo calculado con muestras de 200 y 1000 simulaciones

Con el fin de poder ejecutar de forma automática todas las simulaciones se utiliza el software [jEplus]. Para ello, hay que introducir la muestra de valores en un fichero (txt) e indicar los parámetros que deben sustituirse por los valores correspondientes en el fichero del modelo de EnergyPlus (idf). Hasta muestras de 200 simulaciones se ha utilizado un PC de sobremesa normal (i7) en el que cada una de las simulaciones requieren un tiempo de ejecución de 13.46 segundos. Este ordenador es capaz de ejecutar simulaciones de dos en dos con lo que el tiempo total era de 22 minutos aproximadamente. Para muestras de mayor tamaño, se ha utilizado un cluster de 200 núcleos (de los que se utilizaron 150) en el que cada una de las simulaciones requieren un tiempo de ejecución de 23.24 segundos. Éste clúster permite simular una muestra de 1000 simulaciones en 3 minutos. Sin embargo, para poder utilizarlo hay que hacer un transferencia de ficheros de entrada (exportar) y de ficheros de resultados (importar) con lo que el tiempo final es, para una muestra de 1000 simulaciones, de unos 15 minutos.

En las gráficas de resultados vemos que debido a las incertidumbres los resultados pueden variar entre:

- DEMANDA= 6500-17500 kWh
- CONSUMO= 600-8000 kWh

Si suponemos que el estudio hubiera sido determinista y que los resultados son:

- DEMANDA_{determinista}=8373 kWh
- CONSUMO_{determinista}=882.82 kWh

Si además suponemos que los resultados reales son los máximos dentro de la distribución de resultados:

- DEMANDA_{determinista}= 17500 kWh
- CONSUMO_{determinista}= 4000 kWh

Entonces la solución determinista obtenida con la simulación no sería la solución real con un error de:

- Error_{demanda}= 52%
- Error_{consumo}= 78%

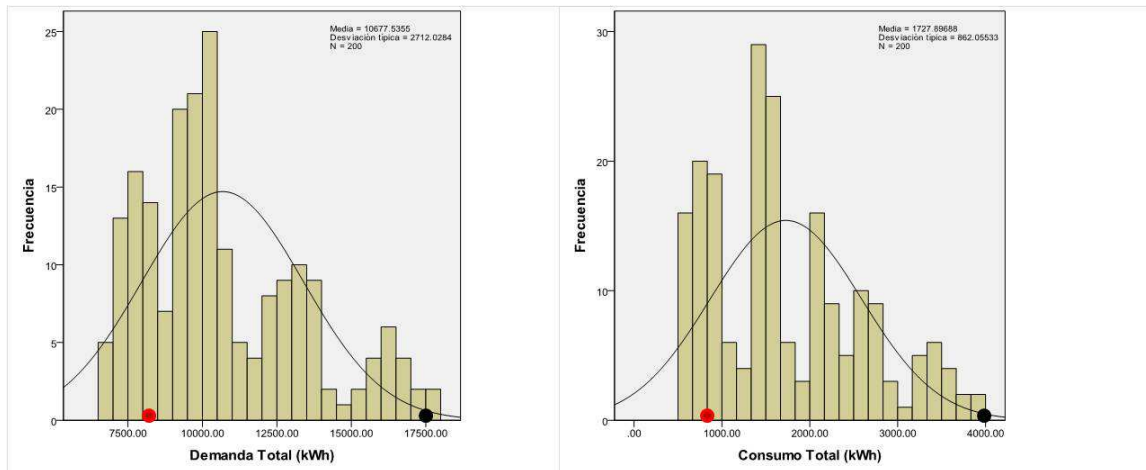


FIGURA 53: Comparación de los resultados de las simulación estocástica con una supuesta simulación determinista y unas supuestas medidas reales

Por tanto, con este ejemplo se ilustra la importancia de tener en cuenta las incertidumbres en las simulaciones y el efecto que éstas pueden tener.

Para investigar más el efecto de las incertidumbres, se calcula la demanda y el consumo fijando el clima y la ocupación en un único valor. Es decir, se eliminan las incertidumbres asociadas a estos parámetros. Se va a utilizar la muestra de 200 simulaciones puesto que ya se ha visto que con una muestra mayor los resultados son similares. A continuación, se exponen los consumos de refrigeración y calefacción en los siguientes casos:

- Eliminando las incertidumbres asociadas al clima
- Eliminando las incertidumbres asociadas a la ocupación
- Eliminando las incertidumbres asociadas al clima y la ocupación

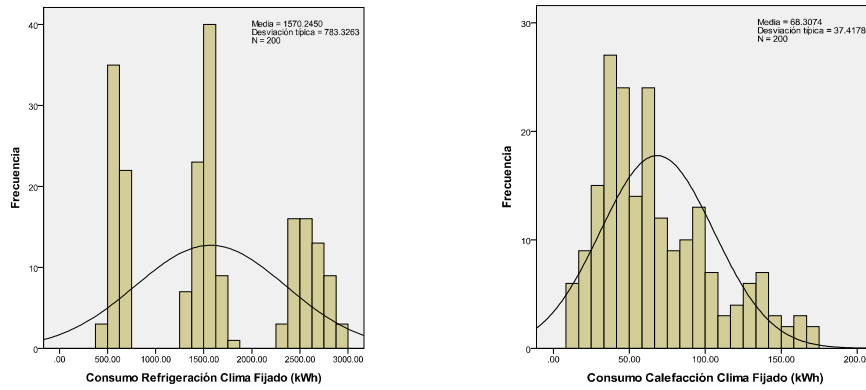


FIGURA 54: Consumo en refrigeración y calefacción eliminando las incertidumbres asociadas al clima

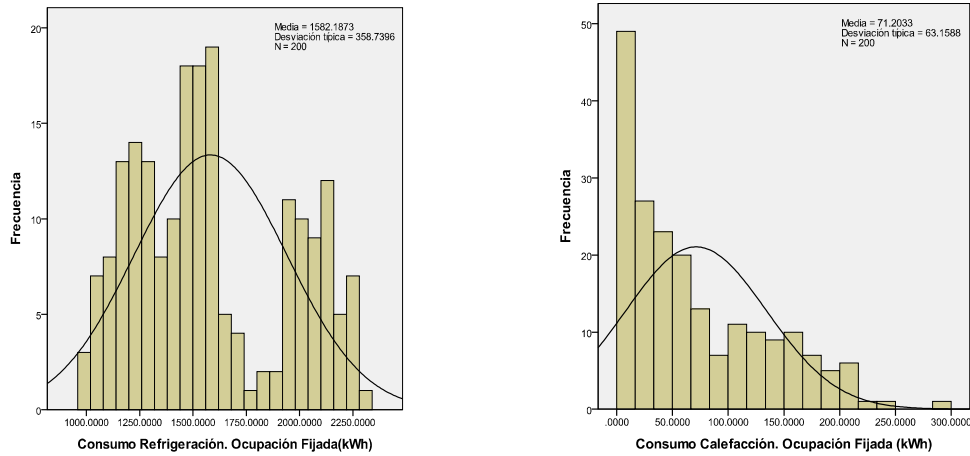


FIGURA 55: Consumo en refrigeración y calefacción eliminando las incertidumbres asociadas a la ocupación

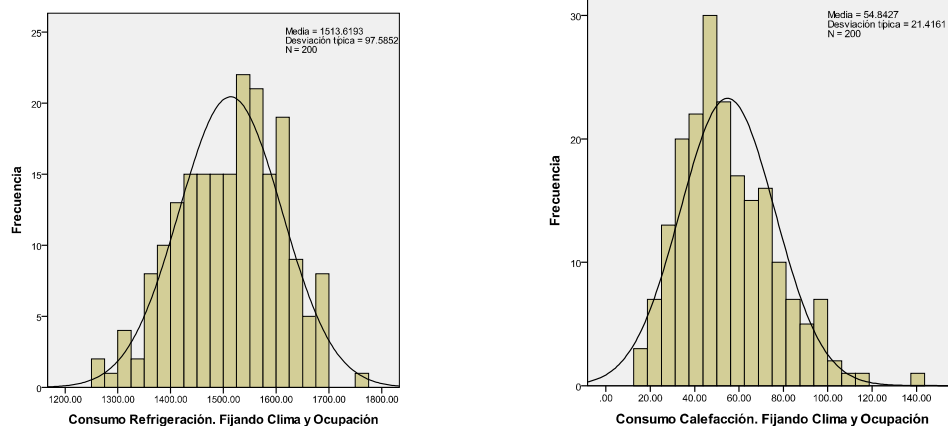


FIGURA 56: Consumo en refrigeración y calefacción eliminando las incertidumbres asociadas al clima y a la ocupación

En las gráficas anteriores se observa que al eliminar las incertidumbres asociadas al clima y a la ocupación conjuntamente, los resultados tienden a tener un comportamiento normal que antes no tenían, el valor medio del consumo varía poco pero, la desviación típica es bastante menor. Estos dos parámetros se han definido mediante funciones de distribución discretas. Se puede deducir que estas dos incertidumbres tienen una influencia importante en los resultados, que son la causa de la no normalidad y de gran parte de la dispersión de los resultados. Parece por tanto interesante este tipo de análisis de sensibilidad en los que se profundizará más en los próximos capítulos.

3.8 Resumen y conclusiones

En este capítulo se hace una revisión bibliográfica de los valores deterministas y de las incertidumbres asociadas a las propiedades termofísicas de los materiales, las ganancias internas, la infiltración, el clima y los sistemas de climatización. Estas referencias se utilizarán como base a la hora de definir la incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada de las simulaciones en esta Tesis. Las principales conclusiones obtenidas son:

- Los parámetros de entrada están inevitablemente afectados por incertidumbres, incluso cuando se llevan a cabo mediciones.
- A pesar de que hay pocas referencias que incluyen las incertidumbres del sistema de climatización, en esta Tesis se tendrán en cuenta puesto que se ha visto que son importantes.

- El efecto de las incertidumbres de los parámetros de entrada en los resultados es importante. Según el valor que tomen estas incertidumbres los resultados pueden variar considerablemente. En el ejemplo de la vivienda expuesto en el apartado 3.7, se ha observado una variación máxima del 62% en la demanda anual (desde 6500kWh a17500 kWh) y del 90% (600-8000 kWh) en el consumo anual debido las incertidumbres de las entradas.

3.9 Referencias

[ASHRAE, 2009]

ASHRAE Fundamentals 2009, disponible en <https://www.ashrae.org>, ISBN-978-1-933742-54-0.

[BRE, 1999]

Anderson, B. R., et al., 1999. Analysis, selection and statistical treatment of thermal properties of building materials for the preparation of harmonised design values – Final Report of the Thermal Values Group. BRE Scottish Laboratory, for Directorate General DG XII of the European Commission, Contract SMT4- CT96-2050, March 199.

[BREESCH, 2010]

Breesch, H. , Janssens, A., Performance evaluation of passive cooling in office buildings based on uncertainty and sensitivity analysis, Solar Energy 84 (8) (2010) 1453–1467, DOI: 10.1016/j.solener.2010.05.008.

[BROHUS, 2009]

Brohus, H., Heiselberg, P., Simonsen, A., and Sørensen, K.C., Uncertainty of Energy Consumption assessment of domestic buildings : Proceedings of the 11th International Building Performance Simulation Association Conference, Glasgow, Scotland (2009) 1022-1029, ISBN-978-0-947649-40-1.

[CALENER]

Programa Calener GT disponible en:

<http://www.minetur.gob.es/ENERGIA/DESARROLLO/EFICIENCIAENERGETICA/CERTIFICACIONENERGETICA/DOCUMENTOSRECONOCIDOS/PROGRAMACALENER/Paginas/DocumentosReconocidos.aspx>, acceso noviembre 2014.

[CALENER-BD]

Programa Calener-BD disponible en: <http://jfc.us.es/CALENER/calener-bd/>, acceso noviembre 2014.

[CIBSE, 2006]

The Chartered Institution of Building Services Engineers, 2006. Environmental Design – CIBSE Guide A. 7th edition, London, ISBN-13: 978-1-903287-66-8.

[CLARKE, 1990]

Clarke, J A, Yaneske, P P, Pinney, A A, 1990. The Harmonisation of Thermal Properties of Building Materials, documento disponible en www.pure.strath.ac.uk, acceso septiembre de 2013

[CTE, 2007]

Ministerio de la Vivienda, “Código Técnico de la Edificación. Documento Básico HE-1”. Abril 2009, Disponible en www.codigotecnico.org, acceso a Septiembre de 2013.

[DOMÍNGUEZ, 2008]

F. Domínguez-Muñoz, Diseño de sistemas térmicos bajo incertidumbre – aplicación a edificios e instalaciones solares, Tesis Doctoral, Universidad de Málaga, 2008.

[ENERGYPLUS]

Programa Energy Plus, disponible en: <http://apps1.eere.energy.gov/buildings/energyplus/>, acceso noviembre 2014

[GARCÍA, 2008]

García-Gil, A., Modelado de puentes térmicos en la simulación térmica de edificios, Proyecto Final de Carrera, Universidad de Málaga, diciembre 2008.

[HOPFE, 2011]

Hopfè, C., Hensen, J.L.M., Uncertainty analysis in building performance simulation for design support, Energy and Buildings 43 (2011) 2798-2805, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.06.034.

[ISO 7730:1994]

AENOR, Norma ISO7730:1994, Moderate thermal environments -- Determination of the PMV and PPD indices and specification of the conditions for thermal comfort.

[ISO 10211-1:1995]

Norma UNE-EN ISO 10211, Puentes térmicos en edificación. Cálculo de flujos de calor y temperaturas superficiales. Parte 1: Métodos generales.

[ISO 14683:2007]

Norma UNE-EN ISO 14683, Puentes térmicos en la edificación. Trasmittancia térmica lineal. Métodos simplificados y valores por defecto.

[JUHL, 2013]

Juhl, R., Rode, N., Bacher, K.P., Kloppenhborg, J., Madsen, H., Grey-box Modeling of the heat dynamics of a building with CTSM-R, disponible en: ctsm.info, march 21, 2013.

[KING AND HOUSE, 2000]

King, E.N., House, E., DETR Framework Project Report: Field investigations of the thermal performance of construction elements as built, Building Research Establishment, 2000.

[MACDONALD, 2002]

Macdonald, I. A. , *Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation*, Ph.D. Thesis , University of Strathclyde, Glasgow, 2002.

[MARK F, 2008]

Mark F. Jentsh, AbuBakr S. Bahaj, *Climate change future proofing of buildings–Generation and assessment of building simulation weather files*, Sustainable Energy Research Group, University of Southampton, Energy and Buildings, 2008, DOI: 10.1016/j.enbuild.2008.06.005.

[METEONORM]

Meteonorm, Meteotest, <http://www.meteotest.ch>, acceso septiembre 2014

[PEÑA, 1994]

Peña Sánchez de Rivera,D., 1994. “*Estadística. Modelos y métodos. Primera parte: fundamentos*”. Editorial Alianza Universidad Textos. ISBN 84-206-8109-1.

[PINAZO, 1995]

Pinazo Ojer, J.M., “*Manual de Climatización, tomo 2: cargas térmicas*”. Servicio de Publicaciones Universidad Politécnica de Valencia, 1995. ISBN: 84- 7721-341-0.

[REDDY, 2006]

Reddy, T.A., Sun, J., *Calibration of building energy simulation programs using the analytic optimization approach (RP-1051)*, HVAC&R Research 12 (2006) 177–196, DOI:10.1080/10789669.2006.10391173.

[THAVLOV, 2012]

Thavlov, A., Bindner, H.W., *THERMAL MODELS FOR INTELLIGENT HEATING OF BUILDINGS*, International Conference on Applied Energy ICAE 2012, Jul 5-8, 2012, Suzhou, China Paper ID: A10591.

[TMY2, 1995]

User's Manual for TMY2s–Typical Meteorological Years, National Renewable Energy Laboratory, Golden, Colorado, USA (1995).

[UKCP09]

UK Climate Projection, <http://ukclimateprojections.defra.gov.uk/21678>, acceso septiembre 2014.

[WANG, 2012]

Wang, L., Mathew, P., Pang, X., Berkely, Uncertainties in energy consumption introduced by building operations and weather for a medium-size office building, Energy and Buildings Volume 53, October 2012, Pages 152-158, 2012, DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.06.017.

[WEI, 2011]

Wei Tian, Wilde, P., Uncertainty an sensitivity analysis of building performance using probabilistic climate projections: A UK case study, Automation in Construction 20 (2011), 1096-1109, DOI: 10.1016/j.autcon.2011.04.011.

CAPÍTULO 4

Análisis de sensibilidad con macroparámetros

4.1 Introducción

Como ya se describió en el CAPÍTULO 2 de esta Tesis, el AS consiste en modificar las entradas del modelo para ver sus efectos en las salidas, determinando la relación entre las variables independientes y las dependientes, y facilitando la comprensión de los modelos. Concretamente, en este trabajo el objetivo del AS es cuantificar en qué medida las incertidumbres asociadas a cada parámetro de entrada contribuye a la incertidumbre global de la salida. De esta manera, conoceremos qué incertidumbres influyen más en las incertidumbres de los resultados y por tanto, debemos dedicar mayor esfuerzo en reducirlas.

Los modelos detallados basados en leyes físicas son muy útiles para llevar a cabo AI y AS porque permiten analizar la influencia de cualquier parámetro físico del edificio sobre los resultados. Sin embargo, hacer un AS con este tipo de modelos usando las técnicas actuales presenta dificultades. Los modelos detallados tienen un gran número de parámetros y normalmente requieren muchas entradas (para una vivienda estándar el número de entradas es en torno a los 100). Además, estas entradas tienen efectos en las salidas de diferentes órdenes de magnitud.

Los modelos de leyes físicas o de caja blanca (law-driven, ver sección 2.2 de la Tesis) aplican los principios físicos basados en balances de masa, energía y cantidad de movimiento para caracterizar el sistema bajo estudio involucrando al mismo tiempo características geométricas de los componentes, propiedades de los fluidos y materiales, etc. El modelo resultante permite transformar unas variables de entrada en variables de salida.

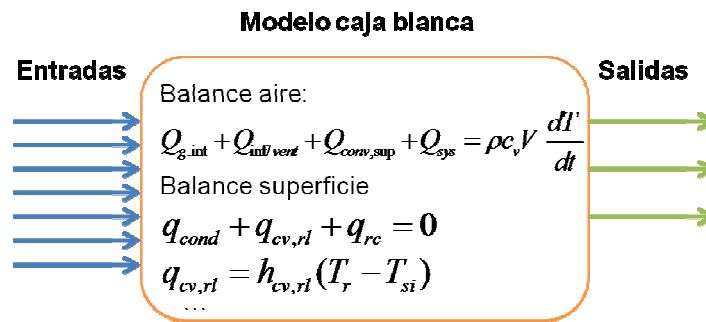


FIGURA 57: Modelo de caja blanca. Ejemplo método de balance

Cuando los sistemas son complejos, como es el caso del comportamiento energético de los edificios, se necesitan muchas ecuaciones que relacionan unos parámetros con otros para representar los mecanismos de transferencia de calor y masa que se producen. Consecuentemente, los datos de entrada al modelo, y al simulador, son muy numerosos y muy diferentes. Hay entradas que podemos llamar “micro-parámetros”. Por ejemplo, la densidad de la capa de un cerramiento del edificio. Otras entradas son parámetros agrupados o “macro-parámetros”. Por ejemplo, el nivel de infiltración introducido como renovaciones por hora. El impacto de una variación de estos parámetros en el comportamiento del edificio (normalmente el consumo de energía) será de diferente escala lo que complica la interpretación del AS.

Como la estructura de entradas requerida por la mayoría de programas de simulación no se puede modificar fácilmente, en este capítulo se propone llevar a cabo un post-procesado para agrupar los microparámetros en macroparámetros, después de las simulaciones y antes del AS.

Por ejemplo, el coeficiente global de transferencia de calor ($U \text{ W/m}^2\text{K}$) podría ser un macroparámetro calculado a partir de las propiedades de los cerramientos y cuyos efectos se espera que sean comparables con los de otros macroparámetros como el nivel de infiltración, el clima y la ocupación

Por tanto, estos macroparámetros tienen una doble función. Por un lado, disminuyen el número de parámetros en el análisis de sensibilidad. Por otro lado, hacen posible una comparación más equitativa en el AS ya que sus efectos en las salidas de los modelos están dentro de la misma escala.

La solución de usar macroparámetros, que se propone en esta Tesis, sigue la misma idea que el adimensionamiento llevado a cabo en las ecuaciones de la mecánica de fluidos. Por un lado, el valor que asumen estos grupos adimensionales da una idea la importancia o relevancia del mecanismo

puesto en juego en la transferencia de cantidad de movimiento. Así, el número de Reynolds (Re) vincula parámetros característicos de las fuerzas de inercia (la velocidad característica del fluido) con aquellos de las fuerzas viscosas (la viscosidad del fluido). Para Re bajos (<2300) implica una preponderancia de las fuerzas viscosas frente a las de inercia en la transferencia de cantidad de movimiento y esto se manifiesta fluidinámica como un flujo laminar. El caso contrario: para Re altos (>3000) implica una preponderancia de las fuerzas de inercia frente a las viscosas en la transferencia de cantidad de movimiento y esto se manifiesta fluidinámica como un flujo turbulento. Como en el caso de los números adimensionales, en esta Tesis se propone hacer agrupaciones de microparámetros que tengan un significado físico (macroparámetros) de manera que caractericen algún aspecto relacionado con el comportamiento energético de los edificios.

Además, al adimensionar las ecuaciones de la mecánica de fluidos se facilita la comparación de unos términos con otros de manera que si uno de los números adimensionales es mucho menor que otro entonces se desprecia ese término de la ecuación. De forma similar, el objetivo de los macroparámetros es disminuir el número de parámetros de manera que se facilite la comparación que se hace en el análisis de sensibilidad de unos parámetros con otros para así saber las incertidumbres de qué parámetros tienen un efecto dominante o despreciable en la incertidumbre global de la salida de las simulaciones.

La diferencia es que al no ser adimensionales, los macroparámetros, no se comparan directamente entre ellos sino que se comparan sus contribuciones a la incertidumbre global de la salida mediante las técnicas de AS.

La idea de agrupar microparámetros físicos (comunmente requeridos a nivel de simulación) en macroparámetros con el fin de mantener la complejidad necesaria para modelar los edificios pero tener un número pequeño y manejable de parámetros que representen el comportamiento del edificio ya se ha utilizado anteriormente para resolver otros problemas en el campo de las simulaciones energéticas de edificios. En el método de calibración PSTAR (Primary and Secondary Term Analysis and Renormalization) [SUBBARAO, 1988] cada zona del edificio es representada mediante una ecuación de balance de energía del aire que es suma de flujos de calor. Una de las peculiaridades de este método es la libertad para definir los términos. El objetivo es definir flujos de calor macrodinámicos (macrotérminos) en la ecuación del balance que puedan ser identificados directamente en una auditoría energética a partir de una recopilación de datos más o menos compleja que pueden incluir mediciones y ensayos de corto alcance [CARRILLO, 2009]. Una vez que el modelo es definido mediante macrotérminos, se define un plan de medición (test plan) para poder identificar los parámetros del modelo. Además de medir variables del tipo de temperatura

interior y exterior, caudales de ventilación e infiltración, radiación solar incidente, etc., hay que llevar a cabo una serie de ensayos con el fin de forzar que los flujos macrodinámicos primarios definidos (“primary”) se conviertan en dominantes y así poder identificarlos.

El objetivo de este capítulo es mostrar la nueva metodología (ver FIGURA 58) que supone una de las principales aportaciones de esta Tesis y resuelve una dificultad importante que tienen las técnicas actuales. Ésta consiste en usar un modelo detallado del edificio, que en el caso del ejemplo será implementado en [ENERGYPLUS]; definir y propagar las incertidumbres de los parámetros de entrada usando la técnica del Hipercono-Latino (ver capítulos 2 y 3 de esta Tesis); correr las simulaciones, en el caso del ejemplo se utilizará una herramienta paramétrica que se llama [jEPlus]; agrupar los parámetros de entrada en macroparámetros, y finalmente calcular los índices de sensibilidad correspondientes para estos macroparámetros y así conocer cuáles de ellos tienen más influencia sobre los resultados. La metodología propuesta proporciona información muy valiosa a la hora de entender cómo influyen las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada a la incertidumbre global del resultado. Una ventaja a resaltar es el hecho de que los macroparámetros tengan significado físico porque consecuentemente las incertidumbres definidas están asociadas a una magnitud, propiedad o cualidad real.

Se va a utilizar el mismo ejemplo del capítulo anterior correspondiente a la vivienda intermedia situada en Málaga. Este caso de estudio permitirá:

- 1) Exponer la problemática existente con las técnicas actuales
- 2) Ilustrar la metodología
- 3) Evidenciar las ventajas de este nuevo procedimiento.

En el próximo apartado se llevará a cabo el AS con dos procedimientos existentes (Método de Regresión SRC y Método de Morris). Después, se aplicará el nuevo método para el mismo ejemplo. Por último, se resaltarán las ventajas e inconvenientes de los diferentes métodos.

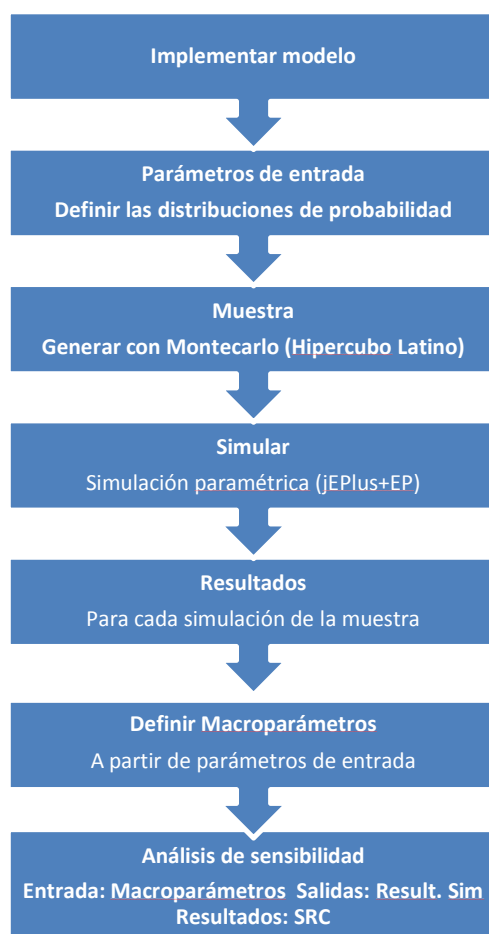


FIGURA 58: Pasos a seguir en la nueva metodología propuesta para el AS con macroparámetros

4.2 Análisis de sensibilidad con microparámetros

En este apartado se quiere exponer el problema que existe al llevar a cabo un análisis de sensibilidad con las técnicas actuales que fueron descritas en el Capítulo 2. Es decir, calculando los coeficientes de regresión estandarizados y usando el Método de criba de Morris. Se denominan microparámetros a los parámetros de entrada de los modelos. Las ventajas de estos dos métodos son la robustez y la sencillez para ser implementados. El principal inconveniente que presentan es la dificultad para interpretar los resultados cuando el número de parámetros es muy grande y además sus efectos no son comparables porque tienen diferente orden de magnitud. Se utiliza el ejemplo del capítulo anterior para enseñar las dificultades de estos dos métodos.

4.2.1 Análisis de sensibilidad con SRC

Con la muestra de parámetros de entrada y los resultados (demanda anual, consumo anual...) se calculan los coeficientes SRC que dan información sobre la sensibilidad de cada parámetro. Así, si un parámetro tiene mucha influencia sobre los resultados entonces el valor absoluto de este coeficiente será grande. El signo del coeficiente indica si el parámetro incrementa o decrementa la salida.

El procedimiento a seguir será por tanto:

- 1) Definir las incertidumbres asociadas a los parámetros mediante funciones de distribución
- 2) Calcular la muestra de parámetros de entrada de las simulaciones (200) con el método Hipercubo Latino
- 3) Simular y obtener las salidas del modelo (demanda, consumo, confort, costes económicos)
- 4) Calcular los coeficientes SRC mediante un ajuste de regresión.
 - Las entradas son los parámetros de entrada
 - Las salidas son los resultados de las simulaciones.
 - Se comprobará que el ajuste de regresión es adecuado $R^2 > 0.7$
 - Los parámetros con mayor valor absoluto de SRC serán los más influyentes.

Para el ejemplo de la vivienda unifamiliar, la tabla muestra los 130 parámetros de entrada que coinciden con las incertidumbres definidas en el Anexo B y los resultados de las simulaciones de la muestra. La salida es el consumo anual (kWh) de la vivienda y se ha calculado haciendo simulaciones horarias en el software [ENERGYPLUS]. Con el fin de poder ejecutar de forma automática todas las simulaciones se utiliza el software [jEplus]. Este software es una herramienta para llevar a cabo simulaciones paramétricas en EnergyPlus creado por Yi Zhang en un principio para resolver problemas de optimización. Después y coincidiendo con una estancia de investigación de la autora de esta Tesis en [IESD] en la que colaboró con el desarrollador de jEPlus, la herramienta fue evolucionando y adaptándose cada vez más a las necesidades de esta Tesis en concreto y al AS en general. Por ejemplo, la muestra de parámetros que en un principio había que generarla con otro software, es ahora posible generarla con jEplus.

Tabla 25: *Párametros de cada muestra y resultados correspondientes (consumo, kWh/año)*

	Reflectividad Terreno	Espesor Bov. Horm	Conduct. Bov. Horm	Densidad Bov.Horm	...	Clima	Consumo (kWh/año)
M ₁	0.153	0.320	1.432	988.814	...	1	2818.36
M ₂	0.194	0.341	2.274	962.043	...	1	777.43
M ₃	0.213	0.304	2.151	1232.342	...	2	2256.93
M ₄	0.176	0.302	0.913	1153.590	...	0	624.40
M ₅	0.262	0.285	2.009	1176.801	...	0	1536.08
M ₆	0.214	0.270	1.427	1238.078	...	1	652.65
⋮	⋮	⋮	1.278	1093.970	⋮	⋮	⋮
M ₂₀₀	0.190	0.350	1.579	1173.015	...	1	3140.34

Los coeficientes de sensibilidad calculados son:

Tabla 26: *Índice de sensibilidad para cada parámetro*

Parámetro	SRC
Reflectividad Terreno	0.011
Espesor Bov. Horm	-0.007
Conduct. Bov. Horm	-0.040
Densidad Bov.Horm	-0.011
⋮	⋮
Clima	0.323

Una vez comprobado que el ajuste es bueno porque $R^2=0.984$, representamos los resultados en una gráfica para analizarlos.

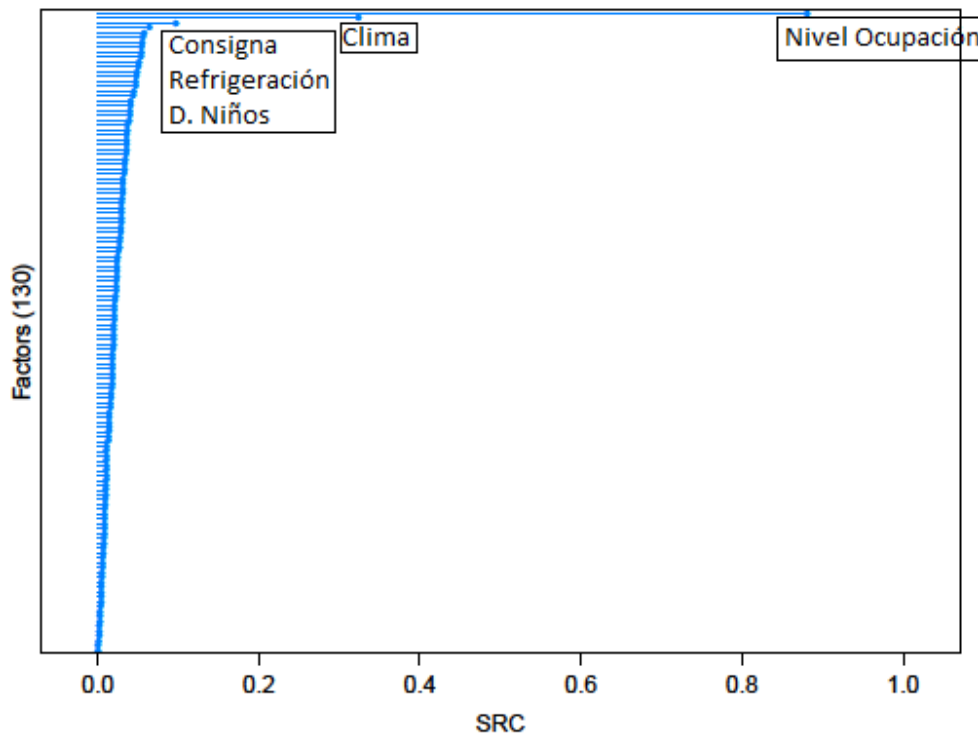


FIGURA 59: Representación gráfica del índice de sensibilidad correspondiente a cada parámetro de entrada (incertidumbre)

Los parámetros más influyentes son el clima y la ocupación. Sin embargo, es difícil sacar otras conclusiones debido al elevado número de parámetros. Además, se puede deducir de la gráfica que:

- El efecto de los microparámetros es de diferente orden de magnitud. No tiene sentido comparar el efecto del clima o la ocupación con el efecto de la consigna de una zona ni con el espesor de una capa de un cerramiento.
- Es difícil extraer conclusiones que ayuden a entender qué incertidumbres, además del clima y la ocupación, son más influyentes y por tanto, debemos reducir para mejorar los resultados

En definitiva, es muy difícil interpretar el análisis de sensibilidad con tantos parámetros.

4.2.2 Análisis de sensibilidad con el Método de Morris

El método de Morris, explicado en el Capítulo 2 de esta Tesis, requiere una muestra de parámetros propia diferente al LHS. Esto significa que no se pueden usar las mismas simulaciones para el AS que para el AI. Lo que supone una desventaja respecto al método SRC ya que el coste

computacional es mayor. La ventaja que tiene es que no depende de que la relación entre entradas y salidas sea lineal o no, ni de que haya interacción entre los factores.

El procedimiento para llevar a cabo un AS con el Método de Morris consiste en:

- 1) Definir las incertidumbres de los parámetros mediante funciones de distribución y calcular la muestra de Morris.
- 2) Simular y obtener las salidas del modelo (demanda, consumo, confort, costes económicos...) para los parámetros de entrada de la muestra de Morris
- 3) Calcular a partir de las entradas y salidas del modelo la media y la desviación típica de la distribución que sigue el efecto elemental definido por Morris para cada parámetro
- 4) Interpretar los resultados. La media μ indica la influencia del factor en la salida. Un valor alto indica una fuerte influencia y viceversa. La desviación típica indica la interacción con otros parámetros. Un valor alto de σ significa que el efecto elemental del parámetro está muy influenciado por los demás parámetros y al contrario.

En el ejemplo, las funciones de distribución se definen según se describieron en el capítulo 3. Tanto para obtener la muestra de parámetros de Morris como para calcular la media y desviación típica de sus efectos elementales se ha usado el software [SIMLAB] que es un software desarrollado para AS y AI con Montecarlo.

En la Tabla 27 se muestran los resultados del AS con el método de Morris. Éstos son los valores de la media (μ) y desviación típica (σ) de los efectos elementales de cada parámetro respecto a la demanda de refrigeración y calefacción anual (kWh/año). En la FIGURA 60 se representa cada parámetro de entrada (incertidumbre) en función de la media (eje de abscisa) y la desviación típica (eje de ordenadas) de su efecto elemental

Tabla 27: Resultados del análisis de sensibilidad con el método de Morris

Parámetro	Refrigeración		Calefacción	
	Media (μ)	SD (σ)	Media (μ)	SD (σ)
Reflectividad Terreno	503.37	26.21	122.20	27.25
Espesor Bov. Horm	9.5899	1.2128	19.308	2.57
Conduct. Bov. Horm	2.68	1.04	4.04	1.42
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

A continuación, se exponen 3 ejemplos de macroparámetros:

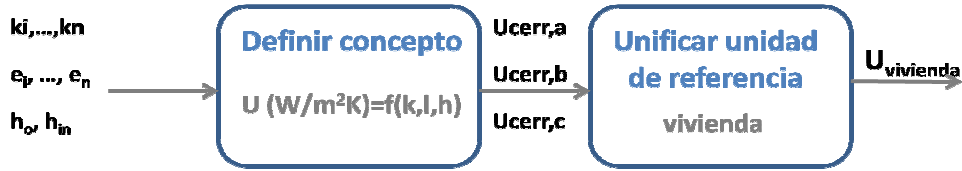


FIGURA 62: Ejemplo macroparámetro coeficiente global de transferencia de la vivienda – U (W/m^2K)

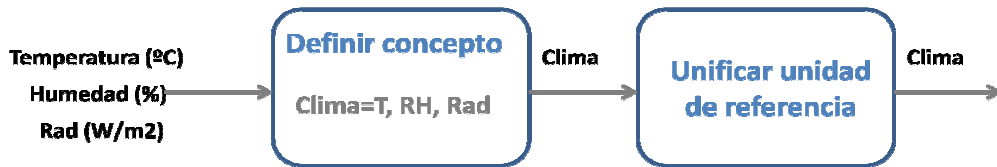


FIGURA 63: Ejemplo macroparámetro clima

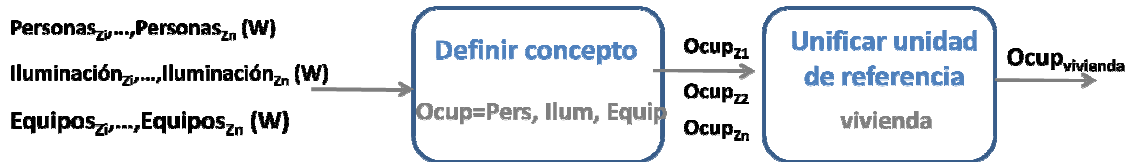


FIGURA 64: Ejemplo macroparámetro ocupación de la vivienda

Como consecuencia de aplicar estos dos criterios, los macroparámetros definidos tienen significado físico y caracterizan el edificio. Representan las principales propiedades de los edificios que explican su comportamiento térmico asegurando una buena interpretación del AS. Además, tienen influencias comparables en las salidas. Esto significa que sus efectos son del mismo orden de magnitud y compararlos en el AS es razonable. Al tener significado físico los macroparámetros, este enfoque facilita la comprensión del análisis de sensibilidad, del efecto de las incertidumbres y del funcionamiento del edificio. Otra ventaja de este método que hace más sencillo extraer conclusiones es que el número de entradas del AS es bastante menor.

En definitiva, el uso de macroparámetros permitirá llevar a cabo el análisis de sensibilidad de las simulaciones teniendo en cuenta incertidumbres y considerando modelos complejos que garantizan la calidad de las salidas y la flexibilidad en el estudio.

En la figura se representa un esquema de los pasos a seguir que son:

- 1) Implementar el modelo detallado del edificio. En este trabajo se utiliza [ENERGYPLUS]
- 2) Definir las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada mediante funciones de distribución y utilizando las referencias comentadas en el capítulo 3.
- 3) Calcular la muestra de parámetros de entrada de las simulaciones (micro y macro parámetros) con el método del Hiper cubo Latino
- 4) Simular y obtener las salidas del modelo: demanda, consumo, confort, costes económicos... [ENERGYPLUS] y [jEPLUS]
- 5) Calcular los macroparámetros a partir de los microparámetros de la muestra.
- 6) Calcular los índices de sensibilidad (coeficientes SRC) mediante un ajuste de regresión en el cual:
 - las entradas del AS son los macroparámetros.
 - las salidas del AS son los resultados de las simulaciones.
 - hay que comprobar que el ajuste de regresión es adecuado $R^2 > 0.7$
 - los parámetros con mayor valor absoluto de SRC serán los más influyentes.

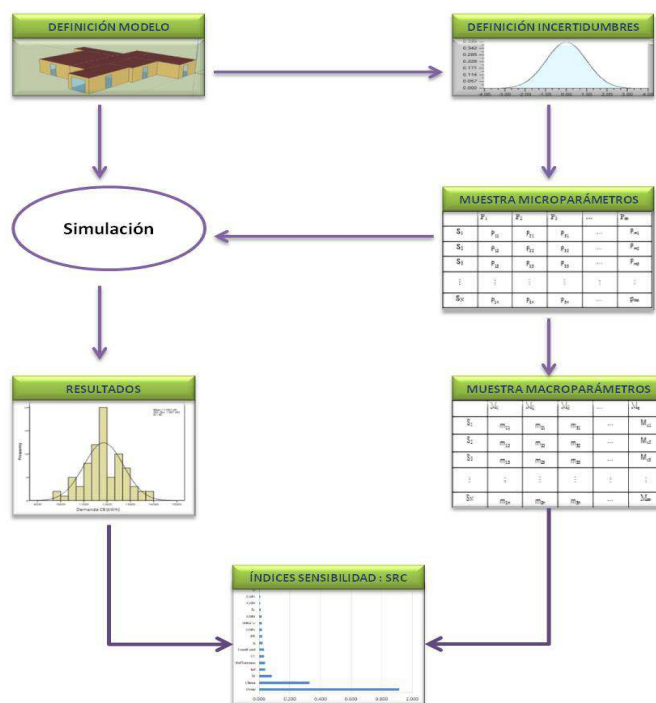


FIGURA 65: Metodología para el AS con macroparámetros

Por tanto, dada la muestra de micro y macroparámetros de acuerdo con las entradas del modelo:

Tabla 28: Muestra de micro y macro parámetros según entradas del modelo

	P₁	P₂	P₃	...	P_m
S₁	P ₁₁	P ₂₁	P ₃₁	...	P _{m1}
S₂	P ₁₂	P ₂₂	P ₃₂	...	P _{m2}
S₃	P ₁₃	P ₂₃	P ₃₃	...	P _{m3}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S_N	P _{1n}	P _{2n}	P _{3n}	...	p _{mn}

S_i= Muestra i; P_j=Parámetro i; p_{ij}=Valor del parámetro j en la muestra i

Se calcula la muestra de macroparámetros de tal manera que por ejemplo:

$$M_1=f(P_1,P_2,P_3,P_4,P_5)$$

, es decir:

$$m_{1i}=f(p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}, p_{4i}, p_{5i}), \text{ donde } i=1, \dots, N$$

Tabla 29: Muestra de macroparámetros calculada a partir de las entradas del modelo

	M₁	M₂	M₃	...	M_z
S₁	m ₁₁	m ₂₁	m ₃₁	...	m _{z1}
S₂	m ₁₂	m ₂₂	m ₃₂	...	m _{z2}
S₃	m ₁₃	m ₂₃	m ₃₃	...	m _{z3}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S_N	m _{1n}	m _{2n}	m _{3n}	...	m _{zn}

S_i= Muestra i; M_j=macroparámetro i; m_{ij}=Valor del macroparámetro j en la muestra i

Si suponemos una vivienda con 3 zonas y P₁, P₂, P₃ son las ren/h de cada zona. Un macroparámetro (M₁) es la infiltración global de la vivienda. Si V₁, V₂ y V₃ es el volumen de cada zona, entonces:

$$M1 = \left(\frac{P_1 \cdot V_1}{V_{TOTAL}} + \frac{P_2 \cdot V_2}{V_{TOTAL}} + \frac{P_3 \cdot V_3}{V_{TOTAL}} \right)$$

Tabla 30: Ejemplo muestra de parámetros de entrada. Infiltración

	P₁(ren/h)	P₂(ren/h)	P₃(ren/h)	...
S₁	1.03	0.99	1.04	...
S₂	0.96	0.99	1.08	...
S₃	0.98	1.11	0.93	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S_N	1.04	0.98	0.81	...

Tabla 31: Volumen de cada zona de la vivienda (m³)

V ₁	V ₂	V ₃
47.52 m ³	42 m ³	62.4 m ³

Tabla 32: Ejemplo de macroparámetro calculado con la infiltración de cada zona. Infiltración global

	M ₁ (ren/h)	...
S ₁	1.02	...
S ₂	1.01	...
S ₃	0.99	...
⋮	⋮	⋮
S _N	0.92	...

Para calcular los índices de sensibilidad, se opta por usar el método de regresión. Morris se descarta porque al requerir su propia muestra de parámetros es más complicado manipular los parámetros de entrada originales para calcular los macroparámetros. Habría que generar la muestra de Morris con los parámetros de entrada originales, calcular los macroparámetros a partir de la muestra generada e introducir la muestra de macroparámetros junto con los resultados de las simulaciones en el software para calcular los índices de sensibilidad correspondientes.

La ventaja de usar el método de regresión es que el coste computacional es menor. Se pueden usar las mismas simulaciones para el AS y para el AI. El principal inconveniente es que no es un método robusto cuando el ajuste lineal es cuestionable ($R^2 < 0.7$) bien porque la relación entrada-salida es no-lineal y/o bien porque existen interacciones entre dos o más factores de entrada.

Las ventajas de usar este nuevo procedimiento de macroparámetros son:

- a) *Comparación más justa de factores en el análisis de sensibilidad ya que sus efectos son del mismo orden.*
- b) *Fácil interpretación del AS*

4.3.1 Macroparámetros utilizados

A continuación, se explican los macroparámetros utilizados en esta Tesis:

Condiciones climáticas → *Clima*

- Se utiliza el concepto del clima para agrupar todas de variables climáticas (temperatura, radiación, humedad, viento, etc.).
- La unidad de referencia es el edificio.

Este macroparámetro corresponde al mismo parámetro definido en la estructura inicial de parámetros de entrada con lo cual no hay modificaciones:

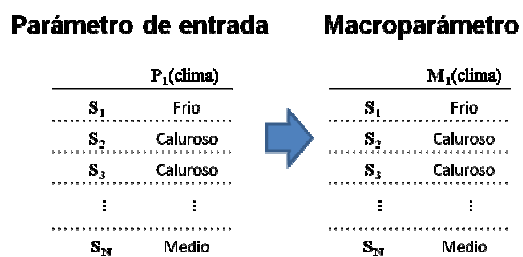


FIGURA 66: Definición macroparámetro clima

Ganancias internas → *Ocupación*

- Se utiliza el concepto del ocupación para agrupar las ganancias internas de personas, iluminación y equipos (W).
- La unidad de referencia es la vivienda con lo que hay que sumar la ocupación de cada zona de la vivienda. Es decir: $Ocup_{vivienda} = Ocup_{zona1} + \dots + Ocup_{zonaN}$

Este macroparámetro corresponde al mismo parámetro definido en la estructura inicial de parámetros de entrada con lo cual no hay modificaciones:

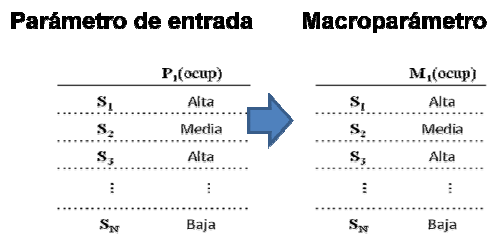


FIGURA 67: Definición macroparámetro ocupación

Propiedades de los cerramientos $\rightarrow U$ (W/m²K), CC (kJ/mK), SHGC

- a) Se utilizan 3 conceptos: coeficiente de transferencia de calor, coeficiente de ganancia solar, capacidad calorífica
 b) Se utiliza como unidad de referencia la vivienda.

Si suponemos un cerramiento exterior compuesto de dos capas, una de mortero y otra de ladrillo, entonces:

$$U_{\text{cerr}} = \left(\frac{1}{\frac{e_{\text{mortero}}}{K_{\text{mortero}}} + \frac{e_{\text{ladrillo}}}{K_{\text{ladrillo}}}} \right) \quad \text{Ec. 45}$$

, donde:

e = espesor (m)
 k = conductividad (W/mK)

Es decir:

Tabla 33: Cálculo de la U (W/m²K) del cerramiento exterior compuesto de mortero y ladrillo a partir de microparámetros

	Espesor mort (m)	K mort (W/mK)	Esp ladrillo(m)	K ladrillo (W/mm)	Ucerr (W/m ² K)
S ₁	0.17441546	1.54352381	0.13109525	0.4548191	2.49230962
S ₂	0.1487092	1.66549253	0.14086286	0.36281674	2.09408127
S ₃	0.13362839	1.08680393	0.13891654	0.84124405	3.4711658
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S _n	0.12817969	1.11583708	0.1290429	0.55748797	2.88729277

Si suponemos un forjado compuesto de bovedilla de hormigón y cemento, entonces:

$$U_{\text{forjado}} = \left(\frac{1}{\frac{e_{\text{cemento}}}{K_{\text{cemento}}} + \frac{e_{\text{BH}}}{K_{\text{BH}}}} \right) \quad \text{Ec. 46}$$

Tabla 34: Cálculo U (W/m²K) del forjado compuesto de bovedilla de hormigón y cemento a partir de los microparámetros.

	Espesor BH (m)	K BH (W/mK)	Esp cem (m)	K cem (W/mm)	Uforjado(W/m ² K)
S ₁	0.32043392	1.63737597	0.05494308	1.23294076	4.16211804
S ₂	0.37717946	1.09964699	0.05258062	0.48877306	2.21937526
S ₃	0.28098468	1.47599275	0.05702503	0.85151506	3.88592686
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S _n	0.28718807	2.15085336	0.04032905	1.28660608	6.06545302

Si utilizamos como unidad de referencia la vivienda y suponemos que ésta tiene 300 m² de forjado y 200 m² de cerramiento exterior. Se calcula el macroparámetro U (W/m²K) teniendo en cuenta la superficie de cada tipo de construcción:

$$U_{vivienda} = \frac{\sum U_j A_j}{A_{total}} \quad \text{Ec. 47}$$

, donde:

$U_{vivienda}$ = Coeficiente de transferencia global (W/m²K). Macroparámetro

U_j = Coeficiente de transferencia de cada tipo de cerramiento (W/m²K)

A_j = Superficie de cada tipo de cerramiento (m²)

A_{total} = Superficie total de cerramientos (m²)

Tabla 35: Ejemplo de macroparámetro - $U_{vivienda}$ (W/m²K)

	Uforjado	Ucerr	Uvivienda
S ₁	4.16211804	2.49230962	3.49419467
S ₂	2.21937526	2.09408127	2.16925767
S ₃	3.88592686	3.4711658	3.72002244
⋮	⋮	⋮	⋮
S _N	6.06545302	2.88729277	4.79418892

El procedimiento para calcular la *capacidad calorífica* es similar. Este macroparámetro definido por la autora de la Tesis se utiliza como una medida de la inercia de los cerramientos.

$$\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{forjado} = (Cp_{BH} \times \rho_{BH} \times e_{BH}) + (Cp_{cem} \times \rho_{cem} \times e_{cen}) \quad \text{Ec. 48}$$

Tabla 36: Cálculo de la capacidad calorífica (kJkg/m³K) del forjado compuesto de bovedilla de hormigón y cemento a partir de los microparámetros

	Esp_BH (m)	Dens_BH(kg/m ³)	Cp_BH (J/mK)	Esp_cem (m)	Dens_cem (kg/m ³)	Cp_cem (kJ/mK)	$\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{forjado}$ (kJkg/m ³ K)
S ₁	0.32043392	1016.59453	1087.06526	0.05494308	1859.50109	1781.10502	536.082651
S ₂	0.37717946	1400.78277	846.488982	0.05258062	1695.90617	1103.60863	545.650247
S ₃	0.28098468	1079.10199	1143.96827	0.05702503	2000.58089	1617.18049	531.35701
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S _n	0.28718807	1276.36895	1070.96469	0.04032905	2007.15979	607.763311	441.76713

$$\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{cerr} = (Cp_{mortero} \times \rho_{mortero}) + (Cp_{ladrillo} \times \rho_{ladrillo}) \quad \text{Ec. 49}$$

Tabla 37: Cálculo de la capacidad calorífica (kJkg/m²K) del cerramiento exterior compuesto de mortero y ladrillo a partir de la muestra de microparámetros

	Espesor_mort (m)	Densidad Mor(kg/m ³)	Cp_Mor (J/mK)	Esp_ladrillo (m)	Densidad_L12 (kg/m ³)	Cp_L12 (J/mK)	$\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{cerr}$ (kJkg/m ³ K)
S ₁	0.17441546	2222.9482	989.161365	0.13109525	1626.54687	1127.54763	623.944092
S ₂	0.1487092	2016.06715	789.472194	0.14086286	1431.60792	1078.99795	454.281012
S ₃	0.13362839	2266.25829	1286.96227	0.13891654	1101.67198	1087.25653	556.13332
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S _n	0.12817969	2024.52112	1150.98228	0.1290429	1210.98512	1103.92045	471.191347

Para calcular la capacidad calorífica (kJkg/m²K) de la vivienda:

$$CC_{vivienda} = \frac{(\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{forjado}) \cdot A_{forjado} + (\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{cerr}) \cdot A_{cerr}}{A_{total}} \quad \text{Ec. 50}$$

Tabla 38: Ejemplo de macroparámetro – CCvivienda (kJkg/m²K)

	$\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{forjado}$	$\sum Cp \cdot \rho \cdot e_{cerr}$	CCvivienda
S ₁	536.082651	623.944092	571.227227
S ₂	545.650247	454.281012	509.102553
S ₃	531.35701	556.13332	541.267534
⋮	⋮	⋮	⋮
S _N	441.76713	471.191347	453.536817

El coeficiente de ganancia solar (SHGC) combina la radiación solar transmitida y absorbida por el vidrio que entra hacia el interior de la zona (ver [ASHRAE, 2009]). En esta Tesis, el coeficiente de ganancia solar es calculado por el software y se obtiene como una salida de las simulaciones.

Porcentaje radiante de ganancias internas: PR (%)

- Se utiliza el concepto de ganancia interna para agrupar las ganancias de personas, iluminación y equipos. Y se calcula su porcentaje radiante.
- Se utiliza como unidad de referencia la vivienda y se suman las ganancias internas de todas las zonas de la vivienda

Primero sumamos para cada zona las ganancias de personas, iluminación y equipos:

$$Ganancia\ Interna\ Radiante_{zoni} = G. Rad. Pers_{zoni} + G. Rad. Ilum_{zoni} + G. Rad. Equip_{zoni}$$

$$Ganancia\ Interna\ Sensible_{zoni} = G. Sens. Pers_{zoni} + G. Sens. Ilum_{zoni} + G. Sens. Equip_{zoni}$$

Suponiendo una vivienda con dos zonas:

Tabla 39: Ganancia interna radiante y sensible (J) de las zonas

	Zona 1: G. Int. Rad(J)	Zona 2: G. Int. Rad (J)	Zona 1: G. Int.Sens (J)	Zona 2: G. Int. Sens (J)
S₁	497166497	2546831194	1061929923	6220433310
S₂	1000704328	4304675886	3038170913	8956311230
S₃	404151930	495352184	925892342	1765870685
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S_N	425952913	665971445	937423405	1792949950

Después calculamos la ganancia interna radiante de la vivienda y la ganancia interna sensible de la vivienda, sumando las ganancias internas de las zonas. Por último, calculamos el porcentaje radiante

$$\text{Ganancia Interna Radiante}_{vivienda} = G. \text{ Int. Rad}_{zona1} + G. \text{ Int. Rad}_{zona2}$$

$$\text{Ganancia Interna Sensible}_{vivienda} = G. \text{ Int. Sens}_{zona1} + G. \text{ Int. Sens}_{zona2}$$

$$PR(\%)_{vivienda} = \text{Ganancia Interna Radiante}_{vivienda} / \text{Ganancia Interna Sensible}_{vivienda}$$

Tabla 40: Ejemplo de macroparámetro – PR vivienda (%)

	Vivienda: G. Int. Rad(J)	Vivienda: G. Int. Rad (J)	Vivienda: PR(%)
S₁	3043997691	7282363233	41.80%
S₂	5305380214	1.1994E+10	44.23%
S₃	899504114	2691763027	33.42%
⋮	⋮	⋮	⋮
S_N	1091924358	2730373355	39.99%

Infiltración Global de la vivienda (ren/h)

- Se utiliza como unidad de referencia la vivienda. Se obtiene un valor ponderado de la infiltración de la vivienda teniendo en cuenta el volumen de cada zona

Si suponemos una vivienda con 3 zonas y inf_1 , inf_2 , inf_3 son las ren/h de cada zona. Un macroparámetro ($Inf_{vivienda}$) es la infiltración global de la vivienda. Si V_1 , V_2 y V_3 es el volumen de cada zona, entonces:

$$Inf_{vivienda} = \left(\frac{inf_1 \cdot V_1}{V_{TOTAL}} + \frac{inf_2 \cdot V_2}{V_{TOTAL}} + \frac{inf_3 \cdot V_3}{V_{TOTAL}} \right) \quad Ec. 51$$

Tabla 41: Ejemplo muestra de parámetros de entrada. Infiltración (ren/h)

	inf ₁ (ren/h)	inf ₂ (ren/h)	inf ₃ (ren/h)
S ₁	1.03	0.99	1.04
S ₂	0.96	0.99	1.08
S ₃	0.98	1.11	0.93
⋮	⋮	⋮	⋮
S _N	1.04	0.98	0.81

FIGURA 68: Volumen de cada zona de la vivienda (m³)

V ₁	V ₂	V ₃
47.52	42	62.4

Tabla 42: Ejemplo de macroparámetro calculado con la infiltración de cada zona. Infiltración global (ren/h)

	Inf _{vivienda} (ren/h)
S ₁	1.02
S ₂	1.01
S ₃	0.99
⋮	⋮
S _N	0.92

Consigna de refrigeración/calefacción de la vivienda (C)

- Se utiliza como unidad de referencia la vivienda. Se obtiene un valor ponderado de la consigna de refrigeración/calefacción de la vivienda teniendo en cuenta el volumen de cada zona

Si suponemos una vivienda con 3 zonas y Tref₁, Tref₂, Tref₃ son las temperaturas de consigna de cada zona. Un macroparámetro (Tref_{vivienda}) es la temperatura de consigna de refrigeración global de la vivienda. Si V₁, V₂ y V₃ es el volumen de cada zona, entonces:

$$Tref_{vivienda} = \left(\frac{Tref_1 \cdot V_1}{V_{TOTAL}} + \frac{Tref_2 \cdot V_2}{V_{TOTAL}} + \frac{Tref_3 \cdot V_3}{V_{TOTAL}} \right) \quad Ec. 52$$

Tabla 43: Ejemplo muestra de parámetros de entrada. Consigna de refrigeración

	Tref ₁ (C)	Tref ₂ (C)	Tref ₃ (C)
S ₁	24.5299589	24.8171372	23.1509993
S ₂	23.2136995	23.5547984	23.6969258
S ₃	22.974707	24.1045931	23.9708945
⋮	⋮	⋮	⋮
S _N	23.612359	24.1268792	24.4861948

FIGURA 69: Volumen de cada zona de la vivienda (m³)

V ₁	V ₂	V ₃
47.52	42	62.4

Tabla 44: Ejemplo de macroparámetro calculado con la consigna de refrigeración de cada zona. Consigna de refrigeración global

	Tref _{vivienda} (ren/h)
S ₁	24.0429553
S ₂	23.5064817
S ₃	23.6962533
⋮	0
S _N	24.1135254

Capacidad de refrigeración /calefacción global del edificio (W)

- Se utiliza como unidad de referencia la vivienda. Se suma la capacidad de refrigeración/calefacción de todas las máquinas del edificio (W)

Suponemos una vivienda de 3 zonas, el macroparámetro Capacidad de refrigeración global será:

Tabla 45: Ejemplo de macroparámetro calculado con la capacidad de refrigeración de las máquinas de cada zona. Capacidad de refrigeración global

	Zona 1: Cap. Ref (W)	Zona 2: Cap. Ref (W)	Zona 3: Cap. Ref (W)	Vivienda: Cap. Ref (W)
S ₁	1940.00499	2020.59283	1944.72344	5905.32126
S ₂	2049.95858	1943.41394	2013.39028	6006.7628
S ₃	1968.94695	1945.85157	1989.78184	5904.58036
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S _N	2016.43566	2025.82381	2011.10284	6053.36231

Caudal de aire, q (m^3/s)

- Se utiliza como unidad de referencia la vivienda. Se suma el caudal de aire de todas las máquinas del edificio (m^3/s)

Tabla 46: Ejemplo de macroparámetro calculado con el caudal de las máquinas de cada zona. Caudal global de la vivienda

	Zona 1: q (m^3/s)	Zona 2: q (m^3/s)	Zona 3: q (m^3/s)	Vivienda: q (m^3/s)
S_1	0.15599837	0.15601557	0.15576614	0.46778009
S_2	0.15644762	0.15574833	0.15635581	0.46855176
S_3	0.15540014	0.15578643	0.1561145	0.46730107
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
S_N	0.15624066	0.15625059	0.15583527	0.46832651

COP de refrigeración/calefacción global

- Se utiliza como unidad de referencia el edificio. Se obtiene un valor ponderado teniendo en cuenta la capacidad de cada máquina

$$COP_{Pref_{vivienda}} = \left(\frac{COP_{Pref_1} \cdot Cap_{Ref_1}}{Cap_{Ref_{vivienda}}} + \frac{COP_{Pref_2} \cdot Cap_{Ref_2}}{Cap_{Ref_{vivienda}}} + \frac{COP_{Pref_3} \cdot Cap_{Ref_3}}{Cap_{Ref_{vivienda}}} \right) \quad Ec. 53$$

Tabla 47: Ejemplo de macroparámetro calculado con el COP y la capacidad de refrigeración de las máquinas de cada zona. COP global de la vivienda.

	Zona 1: COP Ref	Zona 1: Cap. Ref (W)	Zona 2: COP Ref	Zona 2: Cap. Ref (W)	Zona 3: COP Ref	Zona 3: Cap. Ref (W)	Vivienda: COP Ref (W)
S_1	3.66354208	1940.00499	3.25958269	2020.59283	3.59880292	1944.72344	3.5040017
S_2	3.55295428	2049.95858	3.24656469	1943.41394	3.43639943	2013.39028	3.41475801
S_3	3.69798295	1968.94695	3.65214304	1945.85157	3.35805353	1989.78184	3.56832377
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
S_N	3.56818331	2016.43566	3.20981567	2025.82381	3.59785331	2011.10284	3.4581089

Reflectividad del terreno

- Se usa el mismo concepto (reflectividad del terreno)
- Se utiliza la unidad de referencia del edificio

Tabla 48: Definición macroparámetro reflectividad del terreno

	Parámetro de entrada: Reflectividad del terreno	Macroparámetro: Reflectividad del terreno
S_1	0.20995358	0.20995358
S_2	0.18385021	0.18385021
S_3	0.22562188	0.22562188
\vdots	\vdots	\vdots
S_N	0.21976298	0.21976298

En este caso, el macroparámetro coincide con el parámetro de entrada.

Condición de contorno

- Se usa el mismo concepto (condición de contorno)
- Se utiliza la unidad de referencia del edificio

En este caso el macroparámetro coincide con el parámetro de entrada.

Tabla 49: Definición macroparámetro condición de contorno

	Parámetro de entrada: Condición de contorno	Macroparámetro: Condición de contorno
S_1	0.49257702	0.49257702
S_2	0.44620663	0.44620663
S_3	0.50198389	0.50198389
\vdots	\vdots	\vdots
S_N	0.52726311	0.52726311

4.3.2 Ejemplo de aplicación

Para ilustrar la metodología y mostrar su utilidad se va a aplicar al mismo caso de estudio que en los dos métodos anteriores. A partir de los parámetros de entrada que fueron definidos (ver apartado 3.7 y ANEXO B de esta Tesis) se definen los macroparámetros.

Tabla 50: Macroparámetros calculados en el ejemplo

Macroparámetro	Descripción	Fórmula	
M1	Clima	El mismo parámetro que se definió como incertidumbre	-
M2	Ocupación	El mismo parámetro que se definió como incertidumbre	-
M3	Coefficiente de transferencia (W/m ² K).	Calculado teniendo en cuenta las superficies de cada tipo de cerramiento	$U = \frac{\sum U_j A_j}{A_{total}}$
M4	Capacidad calorífica (kJ/mK)	Se propone este macroparámetro para representar la inercia de los cerramientos	$CC = \frac{\sum A_j \sum e_i \rho_i C p_i}{A_{total}}$
M5	Coefficiente de ganancia solar (SHGC, solar heat gain coefficient)	Transmitancia solar de una ventana o puerta ver [ENERGYPLUS]	-
M6	Porcentaje radiante global de las ganancias internas	Ratio radiante de las ganancias internas	$PR = \sum \frac{Q_{r,pers,i} + Q_{r,equip,i} + Q_{r,ilum,i}}{Q_{t,pers,i} + Q_{t,equip,i} + Q_{t,ilum,i}}$
M7	Infiltración global (ren/h)	Valor ponderado teniendo en cuenta los volúmenes de cada zona	$q_{inf} = \sum \frac{V_i q_{inf,i}}{V_{total}}$
M8	Consigna de calefacción global (C)	Valor ponderado teniendo en cuenta los volúmenes de cada zona	$T_{cal} = \sum \frac{V_i T_{cal,i}}{V_{total}}$
M9	Consigna de refrigeración global (C)	Valor ponderado teniendo en cuenta los volúmenes de cada zona	$T_{ref} = \sum \frac{V_i T_{ref,i}}{V_{total}}$
M10	Reflectividad del terreno	El mismo parámetro utilizado como incertidumbre	-
M11	Condiciones de contorno	El mismo parámetro utilizado como incertidumbre	-
M12	Capacidad de calefacción (W)	Suma de la capacidad de todas las máquinas	-
M13	Capacidad de refrigeración (W)	Suma de la capacidad de todas las máquinas	-
M14	Caudal (m3/s)	Caudal de todos los equipos de climatización	-
M15	COP de calefacción	COP nominal	-
M16	COP de refrigeración	COP nominal	-

Y con los resultados (ver apartado 3.7.4 Tabla 24), es decir, con el consumo anual de la vivienda obtenido mediante simulaciones horarias, se calculan los índices de sensibilidad (SRC) mediante un ajuste por regresión. Una vez comprobado que el ajuste es correcto ($R^2=0.757$), se representan los resultados.

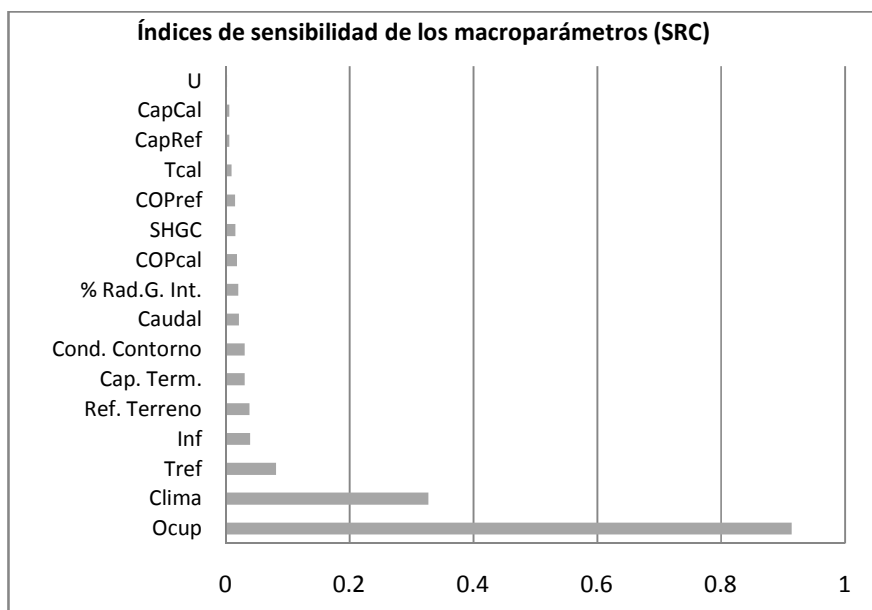


FIGURA 70: Índices de sensibilidad de los macroparámetros (SRC)

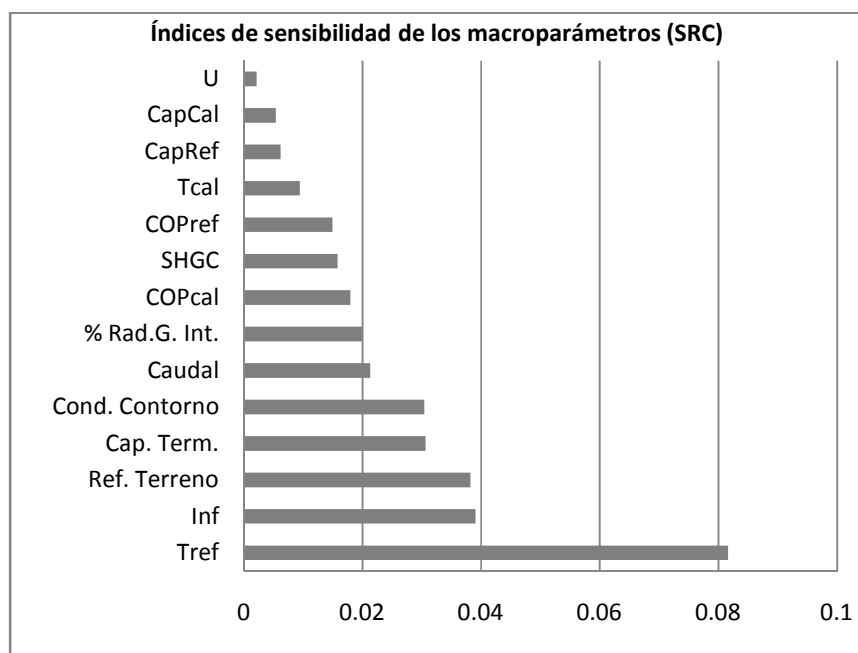


FIGURA 71: Índices de sensibilidad de los macroparámetros (SRC) sin representar clima y ocupación

Comparando estos resultados con los del AS usando microparámetros (FIGURA 59 y FIGURA 60) se puede ver que el uso de macroparámetros permite interpretar los resultados con mucha más facilidad. Las dos gráficas de la FIGURA 70 y FIGURA 71 exponen los mismos resultados pero en la segunda no se han representado los índices de sensibilidad del clima y la ocupación para que se

puedan ver los demás con más detalle. Del análisis de resultados se puede deducir que los parámetros más fuertes, en la medida que afectan más a la incertidumbre global de la salida, son el clima y la ocupación seguidos de la consigna de refrigeración y la infiltración.

Una vez obtenidas las conclusiones previas, se decide investigar más profundamente el comportamiento del edificio. Por esta razón, el clima y la ocupación se fijan. Se analizan un total de 9 casos que son fruto de combinar el clima fijo (frío, medio, caluroso) con la ocupación fija (baja, media, alta). El procedimiento usado para llevar a cabo el análisis de sensibilidad es el mismo. A partir de los 9 AS, se seleccionan y analizan los parámetros cuyas incertidumbres tienen más influencia en la incertidumbre global de la salida. Las conclusiones más relevantes son:

- Independientemente del clima y la ocupación, la consigna de refrigeración es el parámetro más influyente seguida de la reflectividad del terreno. Aunque para el caso de la reflectividad del terreno hay que tener en cuenta que el modelo no incluye los edificios de alrededor.
- Cuanto más cálido es el clima y más alta la ocupación, más influencia tienen las incertidumbres asociadas al EER de los splits.
- En los casos de clima caluroso y alta ocupación, las incertidumbres asociadas al macroparámetro de la ganancia solar (SHGC) se hacen más fuertes.
- Las incertidumbres asociadas a la consigna de calefacción ponderada son importantes en los casos de clima frío y baja ocupación.
- Por último, cabe destacar que las incertidumbres asociadas al coeficiente global de transferencia y a la infiltración no son muy influyentes. Un análisis mayor sería necesario pero una causa podría ser que sus rangos de variación son menores que el de las demás incertidumbres. En cualquier caso, estas conclusiones son aceptadas ya que la definición de las incertidumbres es fiable porque se han definido de acuerdo con la bibliografía consultada. Otra posible razón sería el tipo de clima templado del caso de estudio.

Un resumen de resultados se muestra en FIGURA 72. En ella se indica la posición de cada parámetro. Por ejemplo, si la consigna de refrigeración es el parámetro más fuerte en un AS, entonces se le dará el valor 1.

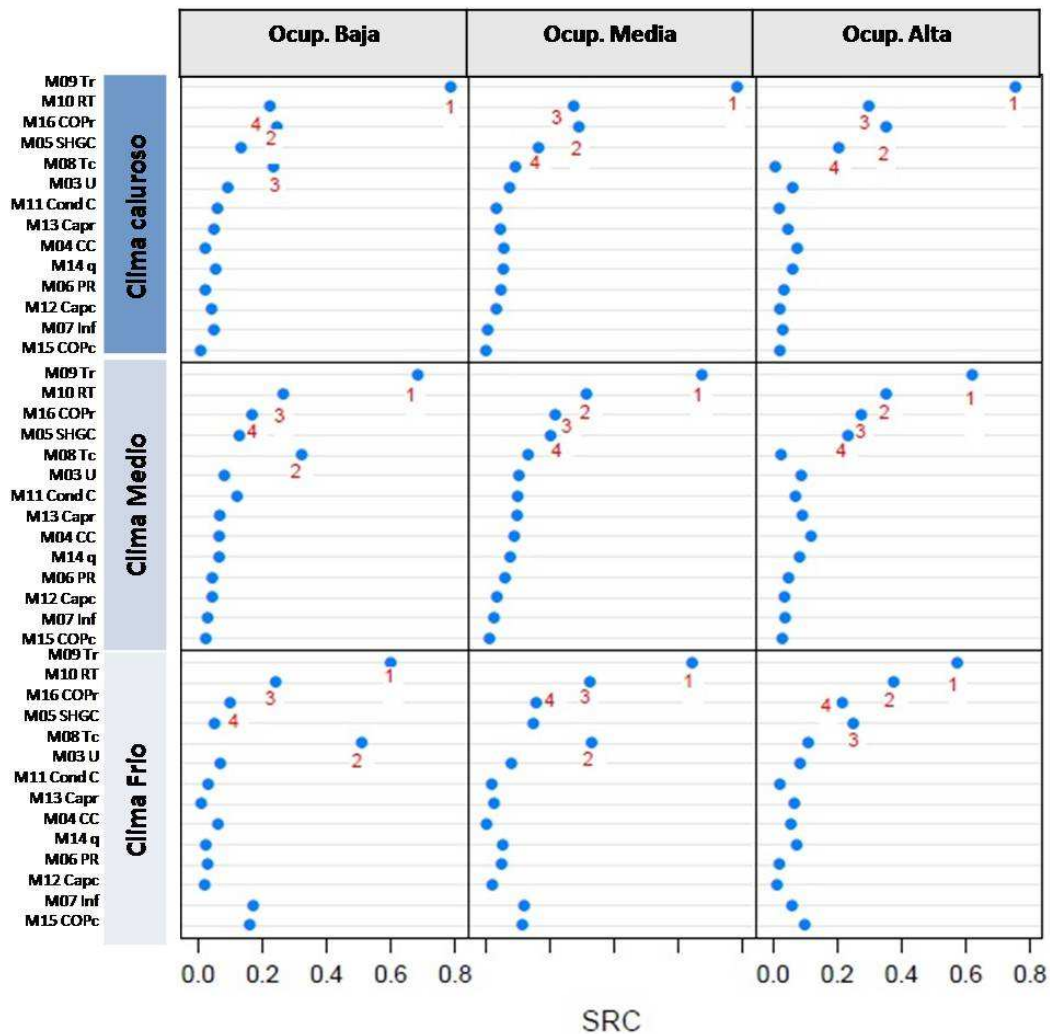


FIGURA 72: Índices de sensibilidad de los macroparámetros fijando el clima y la ocupación

Según el AS con todos los parámetros variables concluimos que es importante reducir al máximo las incertidumbres del clima y la ocupación porque afectan mucho a los resultados. Si asumimos que no podemos hacer nada respecto a ellos, deducimos que para reducir las incertidumbres de las salida y así tener resultados más fiables (con menos desviación típica) habría que actuar sobre la consigna de refrigeración en primer lugar y sobre la infiltración en segundo lugar. Si, por ejemplo, se tuviera alguna certeza de que el clima fuera más caluroso y la ocupación fuera la más alta entonces las mejores medidas para mejorar la fiabilidad de los resultados sería reducir las incertidumbres que afectan al sistema de climatización, tanto capacidad como consigna. Cabe señalar que los AS realizados permiten conocer sobre qué parámetros es prioritario reducir las incertidumbres, información que era muy difícil de obtener con las técnicas actuales.

4.4 Resumen y conclusiones

Este capítulo describe un método de análisis de sensibilidad basado en el uso de macroparámetros que es una de las principales aportaciones de la Tesis porque es un procedimiento nuevo y porque, permitiendo usar los simuladores actuales, resuelve la dificultad de interpretar el AS que tienen las técnicas existentes.

Se ha demostrado que es complicado hacer una buena interpretación de los resultados del AS cuando se utilizan modelos detallados basados en leyes físicas ya que el número de parámetros es muy grande y aparecen comparados parámetros tan dispares como el espesor de cada capa de los cerramientos exteriores, la consigna de temperatura de cada una de las zonas o el clima. Como solución, se ha propuesto un nuevo método que consiste en definir macroparámetros a partir de parámetros de entradas (micro y macro parámetros) después de obtener los resultados de las simulaciones y antes de llevar a cabo el AS. Estos macroparámetros son las entradas del AS. Para definir los macroparámetros, se siguen dos criterios: a) utilizar conceptos que sean conjuntos de parámetros de entradas, b) unificar la unidad de referencia de los parámetros de entrada. Una ventaja de los macroparámetros propuestos es que tienen significado físico con lo que permiten caracterizar propiedades reales de los edificios. Otra ventaja es que reducen el número de parámetros en el AS y por tanto, facilitan la interpretación de los resultados. En el procedimiento propuesto, las salidas del AS son los resultados de la simulación. Para conocer la influencia de las incertidumbres asociadas a cada macroparámetro, se calculan los coeficientes SRC.

El nuevo método de AS se ha utilizado para cuantificar en qué medida las incertidumbres asociadas a cada parámetro de entrada contribuye a la incertidumbre global de la salida. Esta información es muy valiosa para conocer qué incertidumbres influyen más en las incertidumbres de los resultados y por tanto, debemos dedicar mayor esfuerzo en reducirlas y así obtener resultados más fiables. Los pasos que se han seguido han sido: 1) implementar el modelo detallado del edificio, 2) definir las incertidumbres asociadas a los parámetros de entrada mediante funciones de distribución, 3) calcular la muestra de parámetros de entrada de las simulaciones (micro y macro parámetros) con el método del Hipercubo Latino, 4) simular y obtener las salidas del modelo, 5) calcular los macroparámetros a partir de los microparámetros de la muestra, 6) calcular los índices de sensibilidad (coeficientes SRC) mediante un ajuste de regresión en el cual las entradas del AS son los macroparámetros, las salidas del AS son los resultados de las simulaciones, los parámetros con mayor valor absoluto de SRC serán los más influyentes.

La metodología propuesta se ha probado con un caso de estudio real. Los resultados muestran que mientras que es complicada obtener conclusiones con las técnicas tradicionales, es muy rápido interpretar los resultados usando macroparámetros. Concretamente para el ejemplo utilizado, las incertidumbres asociadas a la ocupación y el clima son las que más contribuyen a la incertidumbre global del consumo anual de la vivienda. La Tabla 51 muestra un resumen de las ventajas e inconvenientes de los distintos métodos de ASs que se han comparado en este capítulo.

Tabla 51: Resumen de ventajas e inconvenientes de los métodos de análisis de sensibilidad utilizados

	Ventajas	Inconvenientes
AS Microparámetros SRC	Fácil implementación Menor coste computacional. Usa las mismas simulaciones para AS y AI	No vale cuando no hay linealidad o cuando hay interacción entre parámetros
AS Microparámetros Morris	Vale para no linealidad e interacción entre parámetros	Necesita una muestra propia. Más simulaciones
AS Macroparámetros SRC	Usa las mismas simulaciones para AS y AI Fácil interpretación Fácil implementación	No vale cuando el ajuste lineal es cuestionable ($R^2 < 0.7$) porque no hay linealidad o cuando hay interacción entre parámetros
AS Macroparámetros Morris	No se puede implementar porque necesita su propia muestra de parámetros	

Hay que destacar que la simplificación que se hace usando macroparámetros no modifica ni las entradas iniciales, ni el modelo. Por tanto, la principal contribución del método es que facilita la comprensión de los resultados a la vez que permite definir las entradas con incertidumbres en detalle y utilizar modelos complejos de simulación que proporcionan resultados fiables.

4.5 Referencias

[ASHRAE, 2009]

ASHRAE Fundamentals 2009, disponible en <https://www.ashrae.org>, ISBN-978-1-933742-54-0

[CARRILLO, 2009]

Carrillo, A., Domínguez, F., Cejudo, J.M., Calibration of an Energyplus simulation model by the STEM-PSTAR METHOD, Eleventh International IBPSA Conference Glasgow, Scotland, July 2009.

[CALLEJA, 2013]

Calleja Rodríguez, G., Carrillo Andrés, A., Domínguez Muñoz, F., Cejudo López, J.M., Zhang, Y., Uncertainties and sensitivity analysis in building energy simulation using macroparameters, Energy and Buildings, Volume 67, December 2013, Pages 79-87, DOI: 10.1016/j.enbuild.2013.08.009.

[jEPlus]

jEPlus, 2011, <http://www.jeplus.org/wiki/doku.php>, acceso noviembre 2014.

[SUBBARAO, 1988]

Subbarao K. (1988). PSTAR- Primary and secondary terms analysis and renormalization: A unified approach to building energy simulations and short-term monitoring. Report SERI/TR-254-3175, Golden CO, Solar Energy Research Institute.

CAPÍTULO 5

Aplicación a la rehabilitación sostenible de edificios

5.1 Introducción

El principal objetivo de la rehabilitación de edificios es mejorar la eficiencia energética de los edificios implementando el conjunto de tecnologías óptimas con una inversión razonable y asegurando tanto los niveles de servicio como las condiciones de confort adecuadas. Hoy en día, existen un gran número de tecnologías aplicables en el mercado. Las tecnologías de rehabilitación sostenible pueden ir enfocadas a:

- 1) Reducir la demanda de energía
- 2) Reducir el consumo de energía
- 3) Suministrar energía a través de fuentes renovables.

En el primer grupo, se pueden incluir estrategias que implican la rehabilitación de la envolvente del edificio como la mejora del aislamiento, la instalación de sistemas de sombra, la utilización de vidrios de baja emisividad o la reducción de la infiltración. También entran dentro de este grupo las medidas ligadas al cambio del comportamiento humano que implican una modificación de los perfiles de uso, como por ejemplo, apagar los ordenadores cuando no se vayan a utilizar.

Son estrategias que reducen el consumo de energía la incorporación de enfriamiento gratuito o ventilación natural controlada, la recuperación de calor, la modernización de los sistema de control, sustituir las luminarias, los equipos eléctricos y electrodomésticos por otros más eficientes, modificar los sistemas de climatización tanto las máquinas de producción de frío/calor como el sistema de transporte y las unidades terminales.

Por último, se pueden incorporar también energías renovables tales como instalaciones de energía solar térmica para agua caliente sanitaria, instalaciones fotovoltaicas, energía eólica, geotérmica,

etc. Además también se pueden utilizar sistemas alternativos que suministran energía eléctrica y térmica.

La decisión de qué medida debería ser usada para un proyecto particular es un problema de optimización multiobjetivo que depende de las características del edificio, del objetivo del proyecto, de las subvenciones económicas, etc. Para llegar a la solución óptima hay que tener en cuenta factores que están relacionados con la energía y otros que no (económicos, medioambientales, sociales...).

Una rehabilitación sostenible (RS) necesita de un estudio previo que evalúe las diferentes mejoras y nos indique cuáles son más rentables antes de implementarlas. Normalmente, esto requiere una recopilación de datos que caractericen el estado actual del edificio y un modelo térmico que nos permita reproducir el comportamiento del edificio y comparar tanto la situación actual como las posibles medidas de ahorro. Cuanto mayor sea la precisión de los datos y de los modelos, más calidad tendrán las estimaciones y menos riesgos habrá en las inversiones que se tengan que hacer.

La rehabilitación de edificios tiene varios retos. El principal es que hay muchas incertidumbres como el cambio climático, el comportamiento humano, etc. Una explicación más detallada de las incertidumbres se puede ver en el Capítulo 3 de esta Tesis. Todas las incertidumbres afectan directamente a la selección de las tecnologías de rehabilitación y por tanto, al éxito del proyecto. Otros retos pueden ser las limitaciones económicas, la interrupción del funcionamiento del edificio...

Es fundamental, a la hora de tomar decisiones, conocer el riesgo que tiene cada medida, es decir, la probabilidad de que los resultados sean diferentes a las estimaciones hechas. Incluso cuando se identifican buenas intervenciones, es un error asumir que las medidas funcionarán como se espera. Por ejemplo, cuando se introduce el aislamiento en las cavidades de un cerramiento se asume que se hace correctamente, pero nunca se rellena de forma homogénea, produciéndose variaciones en las densidades y dejando algunas zonas sin rellenar. Las predicciones del comportamiento en general, tienden a asumir el comportamiento ideal de materiales y productos en condiciones estándar, combinados con una instalación perfecta de los mismos. Por tanto, no es sorprendente que el comportamiento rara vez coincida con las expectativas. En definitiva, las incertidumbres que afectan a la rehabilitación de edificios hacen que la inversión correspondiente sea altamente incierta. Para asegurar la fiabilidad de las decisiones se debe calcular el riesgo con un nivel suficiente de confianza para seleccionar y determinar las mejores soluciones entre todas las

alternativas. Para este fin, son muy eficaces los métodos basados en estudios de probabilidad, como los que se proponen en esta Tesis que ya han sido explicados en capítulos anteriores.

De todos los factores que influyen en la decisión de aplicar una medida u otra, este trabajo se centra en los relacionados con el confort y la energía. Concretamente, aborda el reto de las incertidumbres con el fin de acotar el riesgo que tiene la inversión en la rehabilitación de edificios y aportar mayor fiabilidad en la toma de decisiones.

Los objetivos que se persiguen en este capítulo son:

- 1) Mostrar la influencia de las incertidumbres en la rehabilitación de edificios y la necesidad de tenerlas en cuenta a la hora de tomar decisiones*
- 2) Desarrollar una metodología que permita conocer el riesgo de cada medida de ahorro evaluada y que ayude a tomar decisiones con fiabilidad. Así como hacer un análisis que permita conocer cuáles son las incertidumbres que más influyen.*
- 3) Estudiar el potencial de algunas medidas de ahorro concretas para un clima mediterráneo y otro interior bajo el efecto de las incertidumbres.*

La estructura del capítulo se divide de la siguiente manera. En el apartado siguiente (5.2) se explica la metodología que se propone y se utiliza en este trabajo para el análisis de las medidas de ahorro previo a la implementación de las mismas en la rehabilitación sostenible de edificios. En el apartado 5.3 se presentan los resultados del estudio de cuatro medidas de ahorro llevado a cabo con esta metodología. Por último, en el apartado 5.4 se recogen las referencias utilizadas.

5.2 Metodología

La metodología utilizada para evaluar las medidas de ahorro sigue los siguientes pasos:

- 1) Definir el modelo de edificio: tanto el caso base como la medida de ahorro
- 2) Definir las distribuciones de probabilidad asociadas a las incertidumbres de las entradas de los modelos. Ver capítulo 3.
- 3) Generar la muestra mediante el procedimiento del Hipercubo Latino. Ver capítulo 2
- 4) Simular el caso base y la medida de ahorro. Obtener los resultados: demanda, consumo y confort

- 5) Comparar los resultados del caso base y la medida de ahorro para calcular los ahorros y las mejoras
- 6) Llevar a cabo los análisis de sensibilidad para saber qué incertidumbres son más influyentes en los resultados. Ver capítulo 4

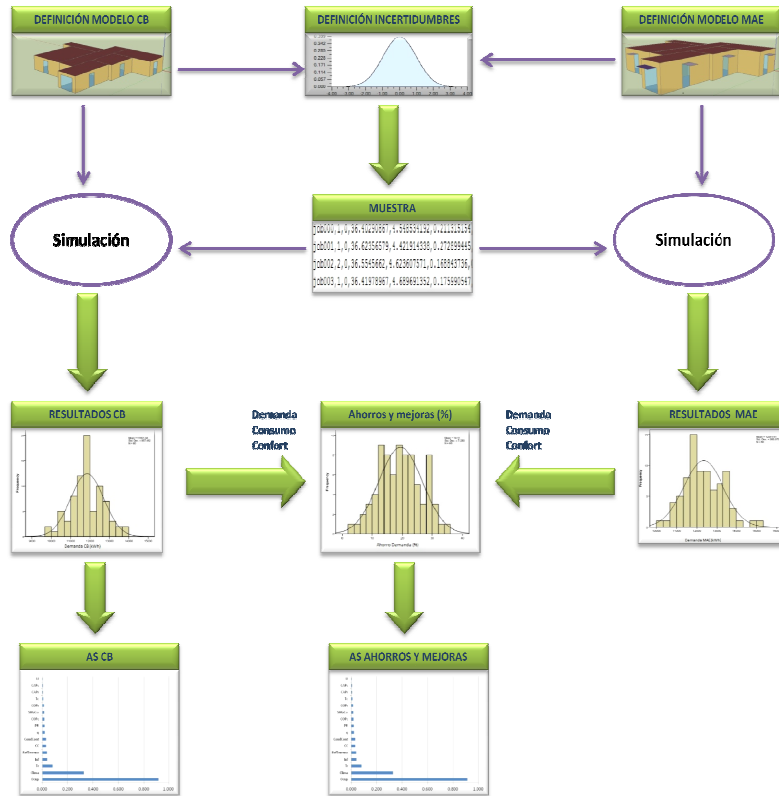


FIGURA 73: Metodología para la evaluación de medidas de ahorro

A continuación, se explican con más detalles los puntos de esta metodología.

5.2.1 Cálculo de la demanda

En los casos de estudios que se exponen más adelante en este capítulo se calculan la demanda y el consumo anual. Para calcular la demanda de energía en Energyplus se utiliza un sistema ideal que combate la carga de la zona y no tiene consumos parásitos. En los ejemplos que se van a simular, este sistema está siempre disponible, es decir, que la demanda se calcula para todas las horas del año. El cálculo de la demanda se utiliza como métrica de la calidad térmica de la construcción, es decir, es una medida del comportamiento térmico de la envolvente. El modelo del sistema utilizado para este fin puede considerarse como una unidad ideal que toma el aire de retorno de la zona y añade o retira tanto calor como humedad para suministrar aire en las condiciones especificadas con

una eficiencia del 100%. Concretamente, el aire que se impulsa a la zona con el sistema en modo calefacción está a una temperatura de 50°C y tiene un contenido de humedad de 0.008 kg_{agua}/kg_{aire}. El aire que se impulsa a la zona en modo refrigeración está a 13°C y tiene un contenido de humedad de .008 kg_{agua}/kg_{aire}.

Para calcular la demanda anual de refrigeración y calefacción se llevan a cabo simulaciones horarias para cada ejecución de la muestra. Es decir, si el tamaño de la muestra es 200, se llevan a cabo 200 simulaciones horarias con Energyplus y jEplus.

5.2.2 Cálculo del consumo

Para calcular el consumo, se implementa el modelo del edificio y se añade el modelo del sistema correspondiente, tal y como se describió en el apartado 3.7 de esta Tesis. Se llevan a cabo simulaciones horarias para cada ejecución de la muestra.

5.2.3 Evaluación del confort térmico sin equipos mecánicos

La evaluación del confort térmico en ausencia de equipos mecánicos a la hora de analizar las posibles medidas de ahorro permite llevar a cabo una Rehabilitación que optimice las ganancias solares (evitando sobrecalentamiento y subenfriamiento) y la ventilación natural con el consecuente ahorro energético. Este tipo de estudios es complementario al de la demanda energética en el que las condiciones de confort son impuestas y se considera importante a la hora de tomar decisiones. Por ello, se propone la evaluación del confort térmico teniendo en cuenta las incertidumbres como uno de los análisis, junto con el cálculo de la demanda y el consumo, para evaluar las medidas de ahorro.

Entre los modelos más comunes para evaluar el confort térmico está el de [FANGER, 1970]. Este modelo está basado en el balance térmico del cuerpo humano teniendo en cuenta el calor generado por el metabolismo según la actividad y el calor perdido por el cuerpo. A partir del balance se definen ecuaciones de confort que se utilizan para calcular el PMV (Predicted Mean Vote) y el PPD (Predicted Percentage Dissatisfied). El PMV es una escala para evaluar el confort térmico que está constituida por siete niveles de sensación térmica desde -3 (frio) a 3 (calor), donde 0 representa una sensación térmica neutra. El PPD se calcula a partir de una ecuación que tiene en cuenta el PMV y calcula el porcentaje de personas insatisfechas. Las normas internacionales [ASHRAE 55-2004],

[ISO 7730:2005] y [ISO 7726:2002], entre otras, están basadas en el método del PMV. En este estudio se ha decidido utilizar las recomendaciones de la norma [ASHRAE 55-2004] en la que se definen zonas de confort para verano e invierno (ver FIGURA 74, FIGURA 75, Tabla 52 y Tabla 53).

Tabla 52: Condiciones de la zona de confort durante el invierno según la norma ASHRAE 55-2004

Temperatura operativa (C)	Contenido de humedad (kg _{agua} /kg _{aire})
21.7	0
26.3	0
23.9	0.012
19.9	0.012

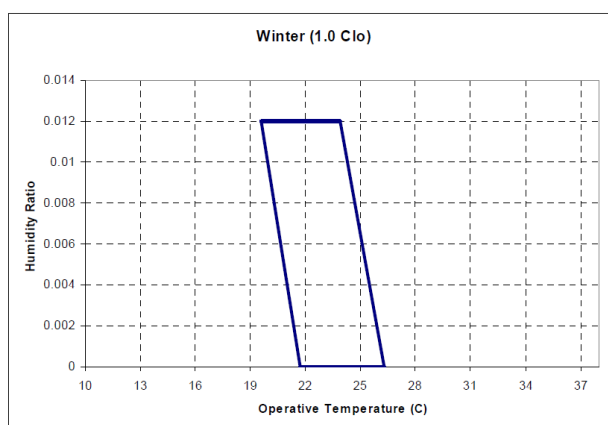


FIGURA 74: Zona de confort durante el invierno según la norma ASHRAE 55-2004

Tabla 53: Condiciones de la zona de confort durante el verano según la norma ASHRAE 55-2004

Temperatura operativa (C)	Contenido de humedad (kg _{agua} /kg _{aire})
25.1	0
28.3	0
26.8	0.012
23.6	0.012

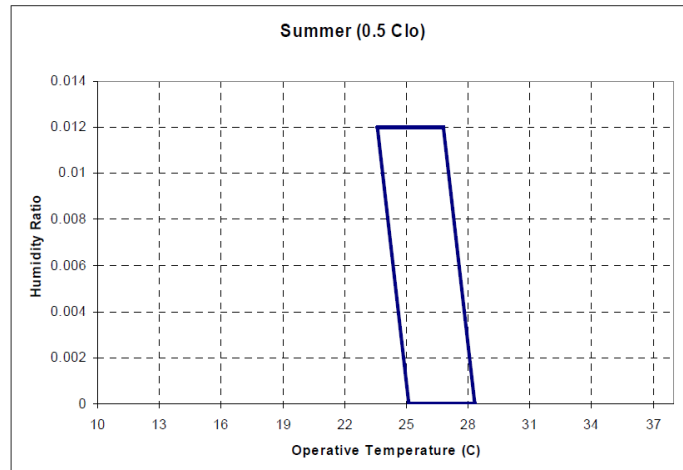


FIGURA 75: Zona de confort durante el verano según la norma ASHRAE 55-2004

De esta manera, se calcula para cada hora del año si las condiciones de la zona están en la región de confort para la condición de verano, de invierno y de ambas a la vez. El número de horas de disconfort al año será la suma de las horas en las que no se cumplen ninguna de las dos condiciones de confort, ni verano, ni invierno en cualquiera de las zonas.

Es importante volver a señalar que en este modelo no se definirá ningún sistema, es decir, la temperatura de las zonas evolucionará libremente. Significa así que la evaluación del confort se hace suponiendo que no entran en funcionamiento los sistemas de climatización.

Las horas de disconfort al año están vinculadas a las horas de ocupación, es decir, si hay mayor número de horas de ocupación entonces hay mayor posibilidad de disconfort. Por esta razón si la ocupación se define mediante una distribución discreta (alta, media y baja), las horas de disconfort también estarán discretizadas, como muestra la FIGURA 76. La solución es normalizar las horas de disconfort con el número de horas de ocupación y calcular el porcentaje de horas de no-confort respecto a las horas de ocupación.

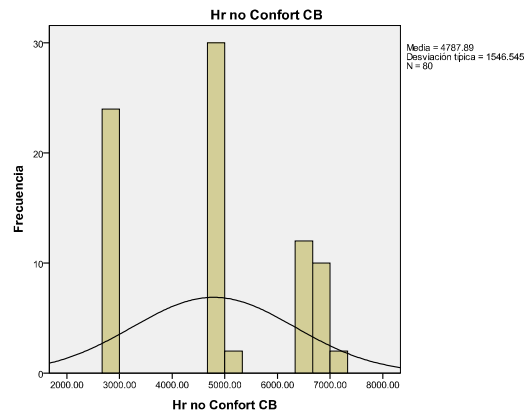


FIGURA 76: Horas de no confort al año para el caso base

Teniendo en cuenta todo lo explicado anteriormente, el procedimiento que se sigue para analizar el confort consiste en:

- 1) Definir el modelo de edificio en evolución libre, es decir, sin sistema.
- 2) Definir las incertidumbres de los parámetros correspondientes según se ha explicado anteriormente y generar la muestra de parámetros de entrada (Hipercubo-Latino). En realidad, como se ha dicho antes, lo que se hace es adaptar la muestra correspondiente eliminando los parámetros que no se necesitan.
- 3) Simular el modelo y calcular el número de horas de disconfort al año según el criterio de la norma ASHRAE-55.
- 4) Normalizar las horas de disconfort. Es decir, calcular el porcentaje de horas de disconfort respecto a las horas de ocupación.

5.2.4 Comparación de los resultados del caso base con las medidas de ahorro implementadas para calcular los ahorros y las mejoras

Otro de los objetivos de la metodología es la comparación entre el caso base y la medida de ahorro (MAE). Hay dos opciones:

- a) Comparar ejecución a ejecución (simulación a simulación) de la muestra de parámetros (FIGURA 77).

b) Comparar todas las ejecuciones (simulaciones de la muestra) a la vez (FIGURA 78). Es decir, comparar la distribución de probabilidad de los resultados del caso base con la distribución de probabilidad de los resultados de la medida de ahorro

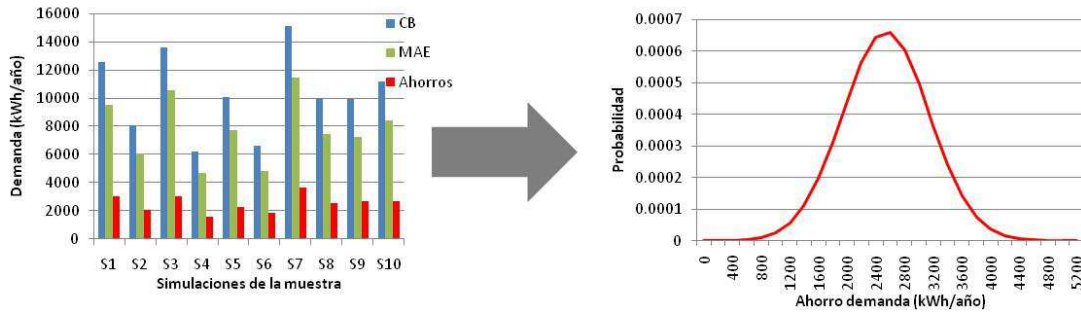


FIGURA 77: Ahorros comparando ejecución a ejecución (simulación a simulación) de la muestra

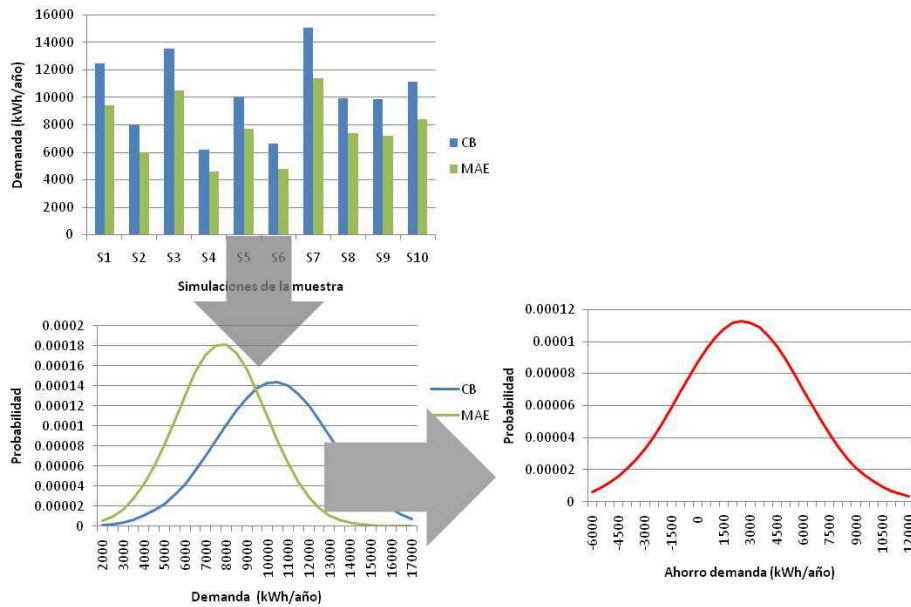


FIGURA 78: Ahorros calculados comparando todas las ejecuciones a la vez

Por ejemplo, si se tiene una muestra con 3 ejecuciones cuyos resultados para el caso base y la MAE son:

	Consumo anual CB (kWh/año)	Consumo anual MAE (kWh/año)
S1	12000	9000
S2	8000	6000
S3	14000	10000

Si se compara ejecución a ejecución (opción a), entonces:

- 1) Se calculan los ahorros para cada ejecución:

	Ahorro (kWh/año)
S1	3000
S2	6000
S3	4000

- 2) Se calcula la distribución de probabilidad de los ahorros $\sim N(4333, 1247)$ kWh/año.

En caso de comparar todas las ejecuciones a la vez (opción b):

- 1) Se calcula la distribución de los consumos del caso base $\sim N(11333, 2494)$ kWh/año.
- 2) Se calcula la distribución de los consumos de la MAE $\sim N(8333, 1699)$ kWh/año.
- 3) Se restan ambas distribuciones $\sim N(\mu_1 - \mu_2, \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}) \sim N(3000, 3018)$ kWh/año.

En este trabajo se opta por la primera opción (opción a). Lo que se persigue es calcular la diferencia del consumo del edificio en el futuro suponiendo que la rehabilitación se hiciera y suponiendo que la rehabilitación no se hiciera. Para cada posible valor que puedan tomar los parámetros de entrada al tener en cuenta las incertidumbres se quiere calcular el ahorro que proporcionaría la MAE correspondiente.

Además, hay que tener en cuenta que a la hora de implementar una MAE hay dos posibilidades:

- 1) Que modifique uno de los parámetros de entrada. Por ejemplo, si se pretende reducir la infiltración, el caudal de infiltración será menor en la MAE.

- 2) Que incorpore algún parámetro de entrada. Por ejemplo, la instalación de sistemas de sombra hace que introduzcan nuevos parámetros de entradas y por tanto, nuevas incertidumbres.

Según se trate de un tipo u otro, afectará a la muestra de parámetros de entrada de una manera u otra. Al introducir nuevos parámetros, la muestra de la medida será diferente a la del caso base. La comparación que se quiere hacer, caso a caso, implica que todos los parámetros deben ser los mismos en el caso base y en la MAE excepto aquel que modifique o introduzca la MAE. Para solucionar esto, se decide crear la muestra con el mayor número de parámetros (FIGURA 79) y utilizar en cada simulación (MAE, caso base...) solo los parámetros requeridos. Es decir, se genera la muestra con los parámetros de la demanda del caso base, del consumo del caso base y de la MAE1 (FIGURA 79). Sin embargo, para simular la demanda del caso base se utilizarían sólo los parámetros requeridos en este caso (FIGURA 80); para simular la MAE 1 se utilizaría los parámetros requeridos por el modelo del edificio correspondiente a la MAE 1 (FIGURA 81), etc.

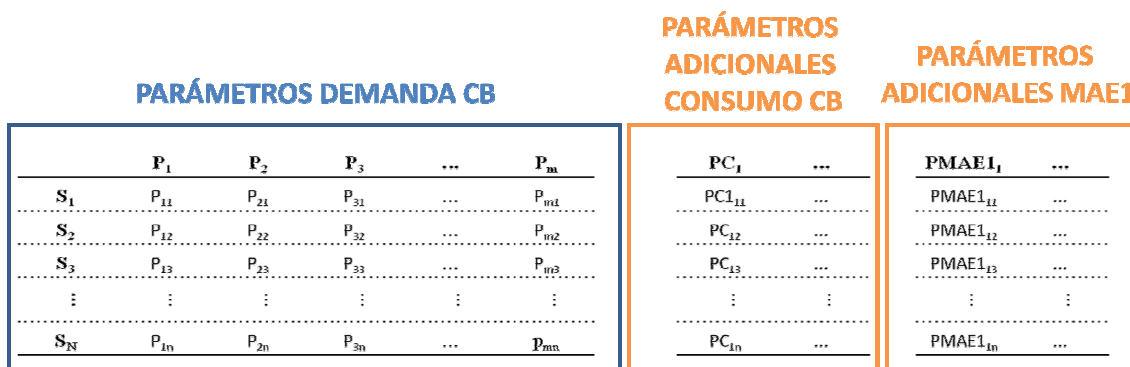


FIGURA 79: Muestra generada

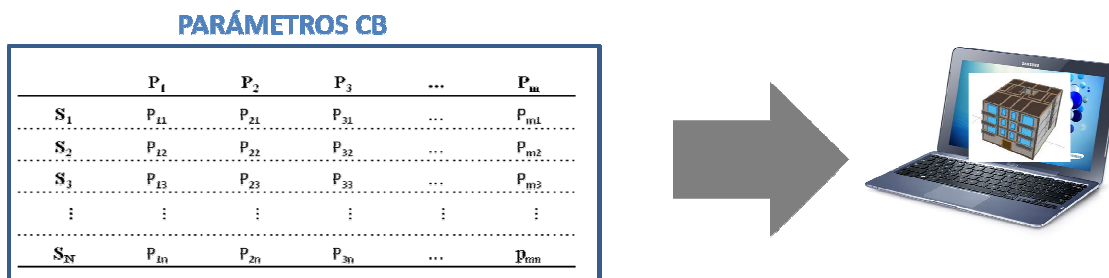


FIGURA 80: Parámetros de la muestra generada utilizados para la simulación de demanda del caso base

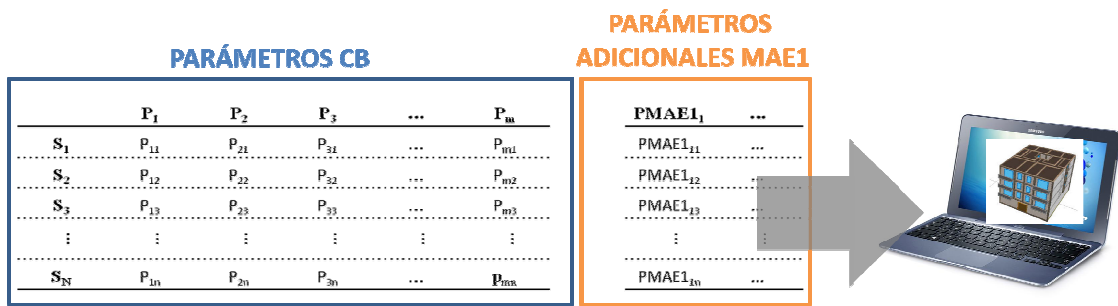


FIGURA 81: Parámetros de la muestra generada utilizados para la simulación de la demanda de MAE 1

A modo de ejemplo ilustrativo: Se quiere calcular los ahorros producidos por una MAE que consiste en incorporar un caudal de ventilación y solo existen incertidumbres asociadas al coeficiente global de transferencia de calor, U (W/m^2K), y al caudal de ventilación, q_{vent} (ren/h). Para ello, se generará una muestra de 2 parámetros (U y q_{vent}) y 3 ejecuciones (S1,S2,S3) tal que:

	U (W/m^2K)	q_{vent} (ren/h)
S1	0.63	3
S2	0.7	3.5
S3	0.6	3.2

Para calcular el consumo del caso base sólo se utilizará:

	U (W/m^2K)
S1	0.63
S2	0.7
S3	0.6

Sin embargo, para calcular el consumo de la MAE se utilizará la muestra completa:

	U (W/m^2K)	q_{vent} (ren/h)
S1	0.63	3
S2	0.7	3.5
S3	0.6	3.2

La alternativa, que se ha descartado porque no se puede comparar ejecución a ejecución, consiste en generar una muestra para el cálculo del consumo del caso base:

	U (W/m ² K)
S1	0.61
S2	0.67
S3	0.57

, y otra muestra para el cálculo del consumo de la MAE:

	U (W/m ² K)	q _{vent} (ren/h)
S1	0.63	3
S2	0.7	3.5
S3	0.6	3.2

En esta segunda opción, la U de la ejecución primera (S1) es diferente en el caso base (0.61 W/m²K) que en la MAE (0.63 W/m²K) con lo cual los consumos no se pueden comparar.

El procedimiento propuesto de generar una muestra y obviar los parámetros que no se necesitan en la simulación de cada caso (caso base y medidas de ahorro) es válido siempre que el tamaño de la muestra (número de ejecuciones) sea suficientemente bueno para todos los casos. Esto es así porque para el mismo tamaño de muestra, el número de parámetros no afecta según el procedimiento del LHS descrito en el apartado 2.4.1 de esta Tesis. Como ya se explicó anteriormente, el tamaño de la muestra es suficientemente bueno si los resultados no varían respecto a los resultados de una muestra de tamaño mayor. No obstante, para confirmar que efectivamente el número de parámetros no afecta en caso de que el tamaño de la muestra sea el mismo, se han hecho comprobaciones en las que se comparan los resultados de las simulaciones con una muestra generada específicamente para ese caso y una muestra adaptada obviando los parámetros no requeridos. A continuación, se exponen los resultados de una de las comprobaciones en la que se va a comparar la demanda calculada a partir de dos muestras (200 simulaciones):

- 1) Muestra calculada a partir de las incertidumbres asociadas exclusivamente a los parámetros de entrada necesarios para el cálculo de la demanda.
- 2) Muestra calculada a partir de las incertidumbres asociadas a los parámetros del consumo y adaptada al cálculo de demanda (eliminando las columnas de COP, capacidad y caudal).

Tabla 54: Comparación de las demandas calculadas con una muestra obtenida con los parámetros de la demanda y otra muestra obtenida con los parámetros del consumo y adaptada posteriormente

	Demanda Refrigeración (kWh)		Demanda Calefacción (kWh)		Demanda Total (kWh)	
	Media	Desv. Típica	Media	Desv. Típica	Media	Desv. Típica
Muestra Demanda	9161.63	3484.13	1515.9	962.13	10677.53	2712.02
Muestra Consumo Adaptada	9162.29	3417.08	1505.91	976.33	10668.21	2657.31

Si se hace una comparación de las medias y las desviaciones típicas en ambos casos, se ve que la diferencia es mínima: 0.084% de diferencia en las medias y 1.5 % en las desviaciones típicas. Es decir, en ambos casos se obtienen resultados muy parecidos con lo que se da por bueno el procedimiento.

$$\frac{\mu_1 - \mu_2}{\mu_1} = 0.084\% ; \frac{3(\sigma_1 - \sigma_2)}{\mu_1} = 1.5\%$$

Para mayor seguridad, se compara esta diferencia con la que hay al crear una muestra con diferente “semilla” y se ve que son del mismo orden. La “semilla” es un valor que se da para generar el valor inicial de la muestra. Para generar los valores de la muestra con el software [SIMLAB] se utiliza una función iterativa basada en un punto de partida que viene dado por la semilla. La diferencia entre utilizar una semilla u otra, puede ser la diferencia en que se tome para la muestra el valor correspondiente a bc1 o bc2.

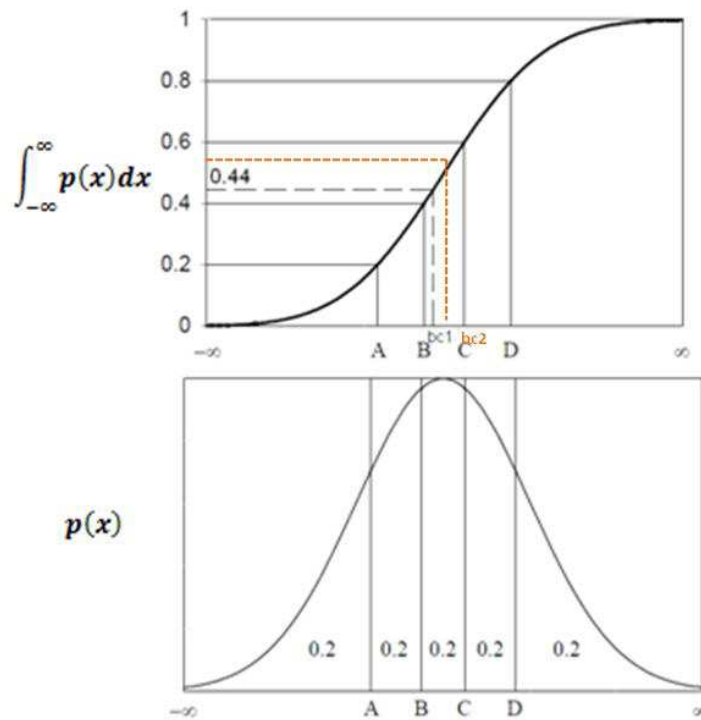


FIGURA 82: Comparación de dos muestras con diferente semilla. Fuente: [DOMÍNGUEZ, 2008]

Tabla 55: Comparación de muestras con diferentes semillas (seed 1, seed 2, seed 3)

	Demanda anual (kWh)		
	Seed 1	Seed 2	Seed 3
Media	10677.53	10717.1	10646.47
Desv. Tip	2712	2847.69	2584.65

Las diferencias entre las muestras con diferente semilla son mayores que las diferencias entre la muestra de la demanda y la de consumo adaptado. Con lo cual, se concluye que es válido usar una única muestra y adaptarla obviando los parámetros que no sean necesarias.

En resumen, se utilizará una muestra única para cada MAE con el mayor número de parámetros que ésta requiera y se irá adaptando a cada cálculo del caso base y la medida de ahorro (demanda, consumo, confort...) obviando las columnas de parámetros que no son necesarios.

5.3 Casos de estudio

En este apartado, se va a analizar el potencial de cuatro medidas de ahorro aplicando la metodología propuesta.

Los objetivos son:

- 1) Mostrar el efecto de las incertidumbres a la hora de evaluar las medidas de ahorro
- 2) Demostrar la importancia de evaluar el riesgo a la hora de tomar decisiones. Es decir, la importancia de tener en cuenta las incertidumbres.
- 3) Analizar el potencial y los riesgos que tienen:
 - La ventilación controlada.
 - El aislamiento de puentes térmicos.
 - El incremento de la consigna de refrigeración.
 - El sistema de persianas controladas.

Cada una de estas medidas se evaluará sobre el mismo caso base y para dos tipos de climas:

- 1) Mediterráneo: Málaga.
- 2) Continental: Madrid.

La idea es analizar la influencia del clima en cuanto al potencial de una MAE y en cuanto a las incertidumbres dominantes.

Aunque el modelo del caso base es el mismo en los cuatro casos de estudio, se ha tenido que simular para cada medida porque la muestra de parámetros varía. A pesar de que las distribuciones de probabilidad asociadas a los parámetros de entrada son las mismas, esto ocurre porque al aplicar MAEs varía el número de parámetros entrada como se explicó en el apartado anterior.

Para ver el potencial de las medidas de ahorro se ha decidido comparar la demanda, el consumo y el confort de cada MAE con el caso base. Según el tipo de medida de ahorro (activas y/o pasivas) y según el objetivo del estudio podría ser suficiente con analizar uno o varios de los siguientes resultados: demanda, consumo, confort, costes económicos.

En definitiva, los casos simulados son:

- 1) Caso Base.
- 2) MAE1: Sistemas de sombra controlados en función de la radiación incidente.
- 3) MAE2: Modificación de la consigna de refrigeración de 24 a 26 C.

- 4) MAE3: Implementación de ventilación controlada.
- 5) MAE4: Aislamiento de los puentes térmicos.

Y los cálculos que se hacen son:

- 1) Demanda, consumo y confort anual de todos los casos simulados.
- 2) Análisis de sensibilidad del caso base y de los ahorros y mejoras conseguidos comparando el caso base con cada medida de ahorro.

Los resultados se obtienen mediante simulaciones horarias del modelo de edificio implementado en Energyplus. Para llevar a cabo de forma automática conjuntos de simulaciones se utiliza jEplus.

5.3.1 Caso base

El modelo se ha implementado en Energyplus y corresponde a la misma vivienda que se describió en el apartado 3.7 de esta Tesis.

Las entradas y sus distribuciones de probabilidad fueron definidas en el apartado 3.7. y en el ANEXO B. En el caso de la vivienda simulada en Madrid, se han modificado los cerramientos del caso base para que cumpliera las especificaciones del [CTE, 2007]. Concretamente los cerramientos exteriores para cada caso quedan:

$$U_{\max,CTE} (\text{Málaga}) = 0.94 \text{ W/m}^2\text{K} \rightarrow U_{\text{Muro_exterior}} = 0.65 \text{ W/m}^2\text{K} \rightarrow \text{Espesor lana de roca} = 0.04 \text{ m}$$

$$U_{\max,CTE} (\text{Madrid}) = 0.66 \text{ W/m}^2\text{K} \rightarrow U_{\text{Muro_exterior}} = 0.44 \text{ W/m}^2\text{K} \rightarrow \text{Espesor lana de roca} = 0.07 \text{ m}$$

Los cálculos son la demanda, el consumo y el confort según se explicó anteriormente en este capítulo

Demanda

A la hora de calcular la demanda, se consideran las incertidumbres asociadas a las consignas tanto de refrigeración como de calefacción, y se definen, según la bibliografía consultada (ver Capítulo 3), mediante funciones de distribución normal. Para el caso base:

$$\text{Consigna de refrigeración} \sim N(24,0.7)$$

$$\text{Consigna de calefacción} \sim N(20,0.7)$$

Puesto que hay que definir un equipo ideal para cada zona, estas variables también se definirán para cada zona.

Consumo

El sistema de la vivienda está formado por 5 splits de pared que actúan como bombas de calor aire-aire y están situados en cada una de las zonas climatizadas.

Para modelarlos se ha utilizado los objetos de la bomba de calor compacta de Energyplus (PackagedTerminalHeatPump, ver FIGURA 39)

A pesar de que no se han encontrado referencias bibliográficas sobre las incertidumbres que afectan a los sistemas de climatización, se sabe que existen (ver apartado 3.5.1 de esta Tesis) y se han considerado importante incluirlas en este estudio y se han definido las correspondientes funciones de probabilidad como se viene haciendo durante toda la metodología. Se pueden incluir las incertidumbres de todos los parámetros de entrada del modelo del sistema o seleccionar aquellos que más influyen en las salidas. Así, los parámetros afectados por incertidumbres dependerá del tipo de modelo y del criterio del calculista. En esta Tesis se ha decidido asociar las incertidumbres que afectan a las entradas de los sistemas de climatización a las incertidumbres de sus parámetros nominales:

- Capacidad de refrigeración y calefacción.
- COP de refrigeración y calefacción.
- Caudales.

En la Tabla B - 10 del ANEXO B se muestra un resumen de las funciones de distribución asociadas a estos parámetros. Estas variables se definen para cada una de las zonas, lo que hace un total de 25 parámetros. Concretamente en el caso de estudio, se utilizan distribuciones normales para estos parámetros porque, aunque haya incertidumbres, se considera que hay una probabilidad alta de que el valor de estos parámetros esté en torno a los datos de los catálogos de las máquinas (valor medio de la distribución).

Confort

Como se explicó anteriormente en este capítulo, se simula el modelo en evolución libre y se calcula el número de horas de disconfort al año según el criterio de la norma ASHRAE-55. Después, se normalizan las horas de disconfort. Es decir, se calcula el porcentaje de horas de disconfort respecto a las horas de ocupación.

5.3.1.1 Resultados para clima mediterráneo: Málaga

Demanda, consumo y confort anual

Tabla 56: Demanda (kWh), consumo (kWh) y discomfort (%) anual para el caso base

	D.Ref (kWh)	D.Cal (kWh)	D. Total (kWh)	C. Ref (kWh)	C. Cal (kWh)	C.Total (kWh)	Discomfort (%)
Media	9162.25	1505.91	10668.18	1634.09	84.1	1718.19	75.73
Desv. Tip.	3417.09	976.34	2657.31	897.49	77.01	858.09	6.25

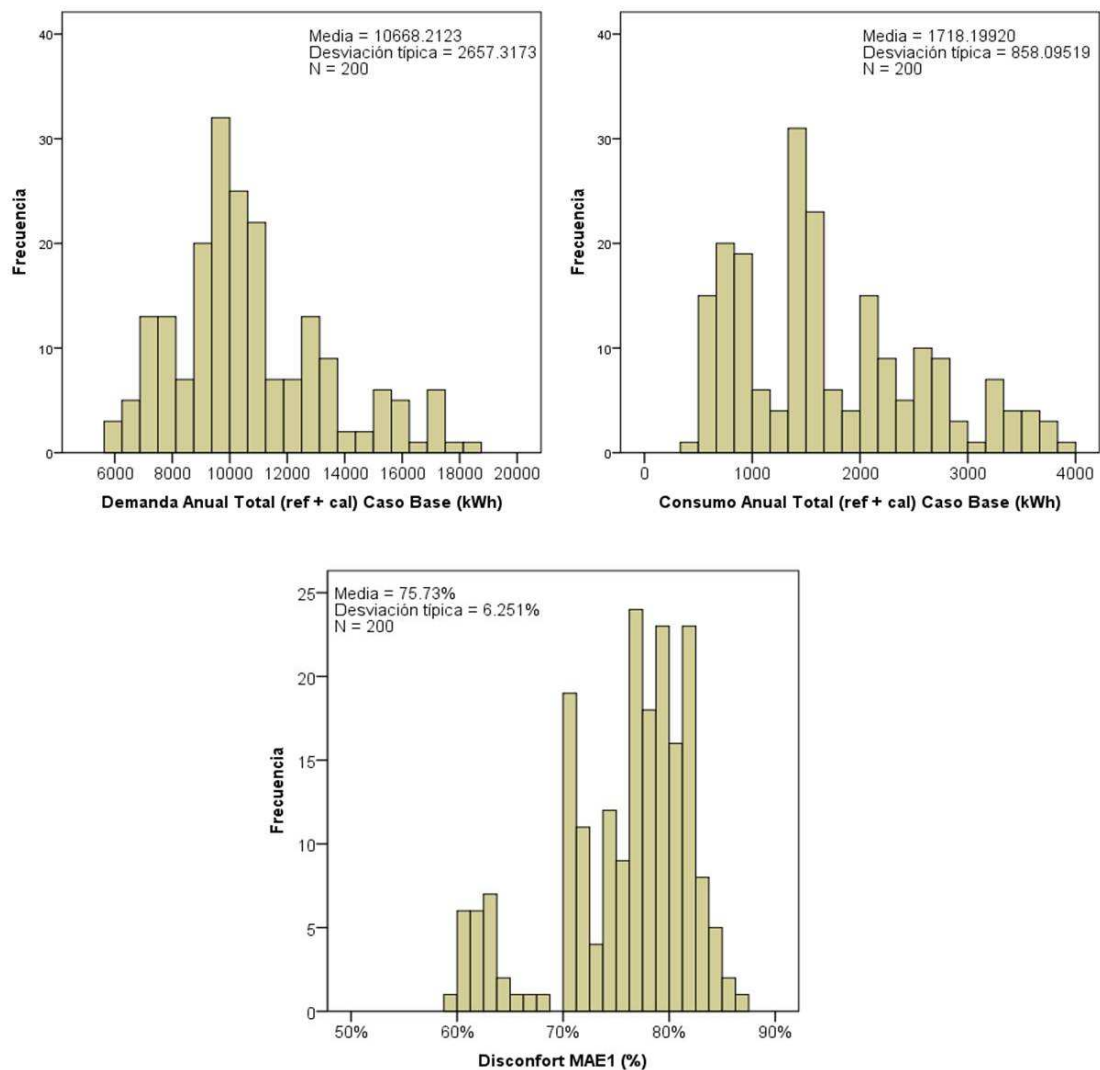


FIGURA 83: Demanda total (kWh), consumo total (kWh) y discomfort (%) anual para el caso base

Los resultados muestran una gran dispersión de la demanda y el consumo con desviaciones típicas muy elevadas respecto a los valores medios. Esto revela la importancia de tener en cuenta las incertidumbres a la hora de tomar decisiones. Asumir un valor medio, por ejemplo, podría conducir a errores grandes ya que la demanda y el consumo pueden variar mucho respecto a él. Otra observación destacable en relación con la dispersión de los resultados es la necesidad de reducir las incertidumbres para disminuirla y hacer más fiables las decisiones que se tomen a partir de los resultados. En esta línea, es muy útil llevar a cabo un AS que permita conocer cuáles son las incertidumbres más influyentes y sobre las que tenemos que hacer un mayor esfuerzo en reducirlas.

En el caso del confort, la dispersión es menor que en el caso de la demanda y el consumo. Esto se explica porque el modelo para evaluar el confort es diferente al modelo de edificio para calcular la demanda o el consumo. Para resolver el modelo de evolución libre según el método del balance, se supone que el sistema no aporta nada ($Q_{sys}=0$) y se calculan las temperaturas de las zonas como resultado del efecto de todas las ganancias. Sin embargo, en el caso de la demanda, se impone unas condiciones de temperatura de las zona ($T=24^{\circ}\text{C}$, por ejemplo) y se calcula la potencia que debe aportar el sistema ideal para conseguir esta temperatura. Además, hay que tener en cuenta que puede haber entradas cuyas incertidumbres tengan mucha influencia en la demanda que no se utilicen en el modelo de confort, por ejemplo las temperaturas de consignas. Cabe recordar que lo que se ha contabilizado en las salidas referentes al confort no son las temperaturas de las zona en sí, sino las horas en que la temperatura y la humedad están fuera de la zona de confort. Es decir, lo que refleja la dispersión de los resultados en este caso es un cambio de temperatura y humedad de dentro a fuera de la zona de confort o viceversa en función del valor que tomen las incertidumbres. De los resultados se observa que las incertidumbres (los diferentes valores que pueden tomar los parámetros de entradas dentro de las incertidumbres definidas) afectan poco a que la temperatura y humedad de las zonas cambien de la zona de confort definida en la norma ASHRAE-55 a la de disconfort y viceversa. Es decir, afectan poco al confort en ausencia de sistemas mecánicos.

Análisis de sensibilidad

A continuación, se exponen los resultados del análisis de sensibilidad con macroparámetros.

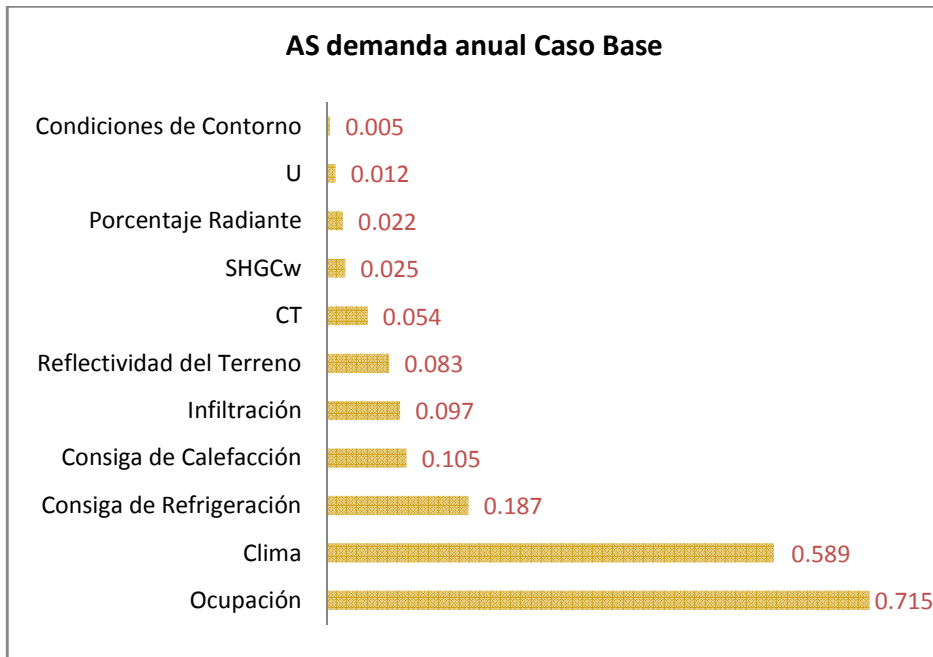


FIGURA 84: AS con macroparámetros de la demanda anual total (refrigeración + calefacción) del caso base (Málaga)

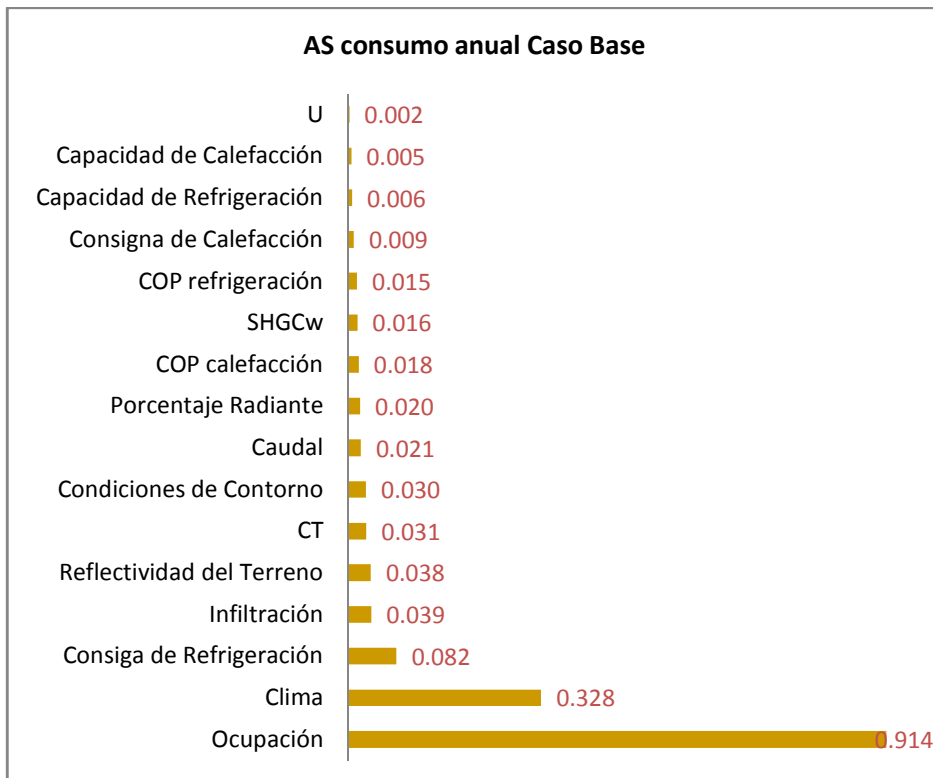


FIGURA 85: AS con macroparámetros del consumo total (refrigeración + calefacción) anual del caso base (Málaga)

En resumen, las incertidumbres más influyentes son las asociadas a los siguientes macroparámetros:

Tabla 57: Incertidumbres más influyentes. Caso base (Málaga)

MP más influyentes	
Demanda ($R^2=0.921$)	Clima Ocupación Consigna Refrigeración
Consumo ($R^2=0.949$)	Ocupación Clima Consigna de Refrigeración

El hecho de que las incertidumbres del clima y la ocupación sean las más fuertes puede ser debido tanto a que por su naturaleza afectan mucho a la demanda, el consumo y el confort como a la forma en que se han definido que hacen que tengan una variación grande respecto a las demás. Sin embargo, como se considera correcta y fiable la definición de las incertidumbres, basada principalmente en referencias, se aceptan los resultados y conclusiones obtenidos.

En el capítulo 4 de esta Tesis, se lleva a cabo un AS más profundo de este caso de estudio. En este AS los resultados muestran que las incertidumbres dominantes son la ocupación y el clima seguidos de la consigna de refrigeración ponderada (ver la definición de macroparámetros, Tabla 50). Después y también dentro del capítulo 4, se fijaron los dos macroparámetros dominantes para poder analizar con más detalle los demás. Es decir, combinando los tres niveles de clima (frío, medio, caluroso) y los tres niveles de ocupación (baja, media y alta) se llevan a cabo 9 AS (ver FIGURA 72).

5.3.1.2 Resultados para clima continental: Madrid

Demanda, consumo y confort

Además de resaltar la dispersión de los resultados y la necesidad de reducirla para mejorar los resultados, llama la atención el hecho de que no haya tanta diferencia entre la demanda de calefacción (4600 kWh) y refrigeración (5408 kWh) como en el caso de Málaga. Es decir, la refrigeración no es tan dominante. Esto puede hacer que las conclusiones en cuanto a las medidas de ahorro sean bastante diferentes en un caso y otro. También puede hacer que incertidumbres que en el caso de Málaga no tenían mucha influencia, en el caso de Madrid sí la tengan, por ejemplo el coeficiente global de transferencia de calor (U, W/m²K).

Tabla 58: Demanda (kWh), consumo (kWh) y discomfort (%) anual para el caso base (Madrid)

	D.Ref (kWh)	D.Cal (kWh)	D. Total (kWh)	C. Ref (kWh)	C. Cal (kWh)	C.Total (kWh)	Discomfort (%)
Media	5408.51	4600.71	10009.23	1023.29	590.73	1614.02	85.17
Desv. Tip.	1804.05	1644.68	749.82	525.25	198.88	451.86	2.72

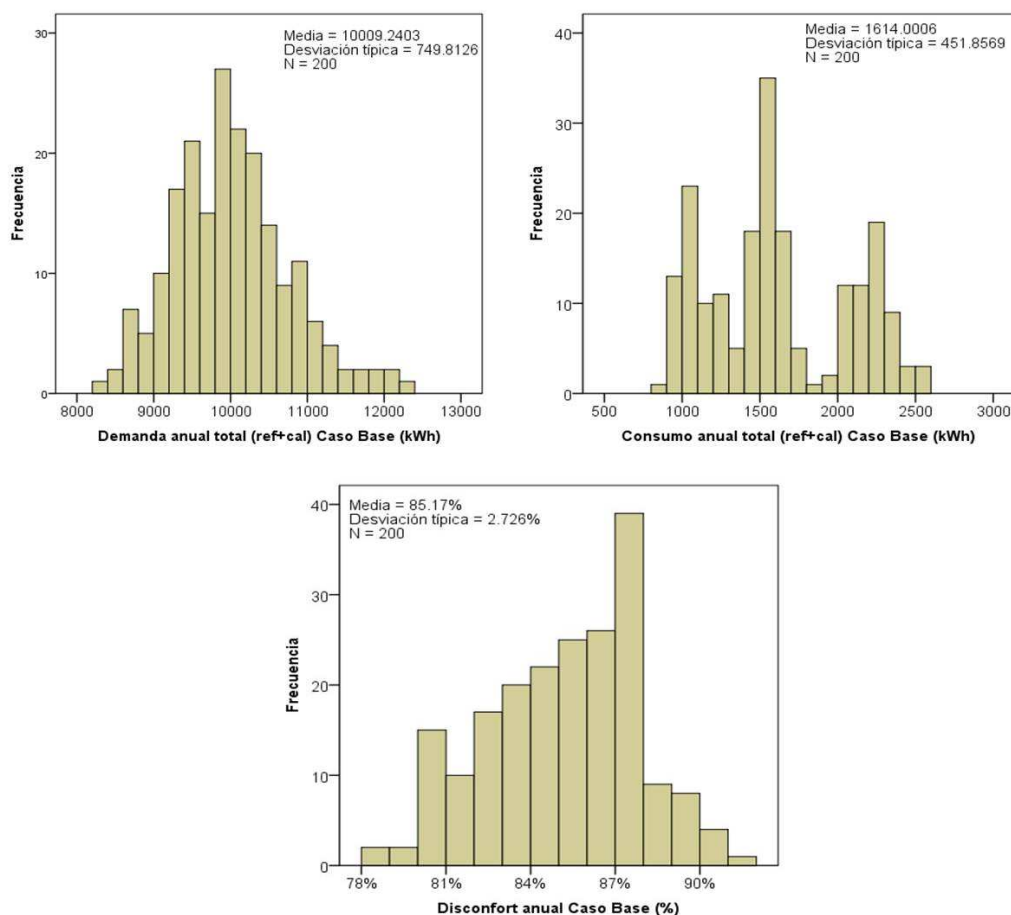


FIGURA 86: Demanda (kWh), consumo (kWh) y discomfort (%) anual (refrigeración + calefacción) para el caso base (Madrid)

En los resultados de la FIGURA 86, se observa que mientras la demanda tiene un perfil normal, el consumo está discretizado. Esto puede ser debido a las incertidumbres asociadas a la ocupación ya que el consumo del sistema se ha calculado para las horas de ocupación suponiendo que el sistema funciona cuando hay gente y la demanda se ha calculado para todas las horas.

De nuevo la dispersión de los resultados es grande en la demanda y el consumo y pequeña en el confort. Es decir, que el valor que tomen las incertidumbres en los datos de entrada puede hacer

variar mucho la demanda y el consumo. Sin embargo, el valor que toman las incertidumbres de los datos de entrada en pocas ocasiones hace que la temperatura y la humedad de las zonas, en ausencia de sistemas mecánicos, pasen de dentro a fuera de la zona de confort o viceversa.

Análisis de sensibilidad

El AS permitirá saber qué incertidumbres son más influyentes y por tanto debemos reducir para disminuir la dispersión y por tanto mejorar los resultados y la fiabilidad de las decisiones.

En primer lugar, se comprueban los ajustes: demanda ($R^2=0.717$), consumo ($R^2=0.959$). A continuación, se exponen los índices de sensibilidad (SRC)

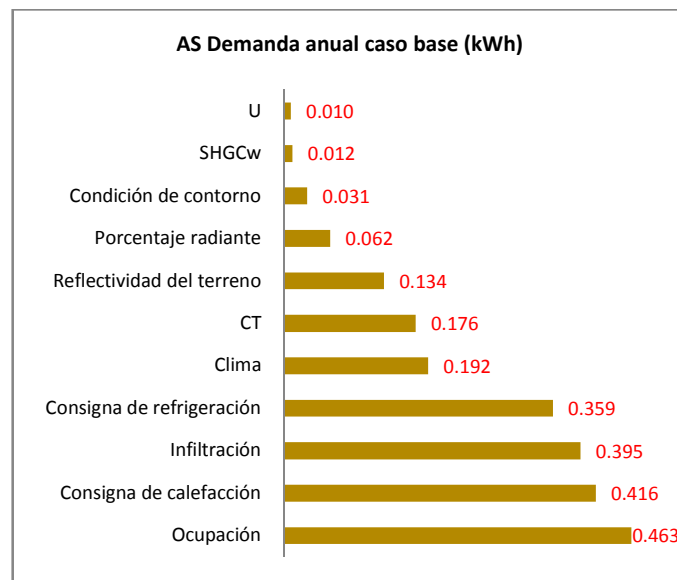


FIGURA 87: AS de la demanda anual (refrigeración + calefacción) del caso base (Madrid)

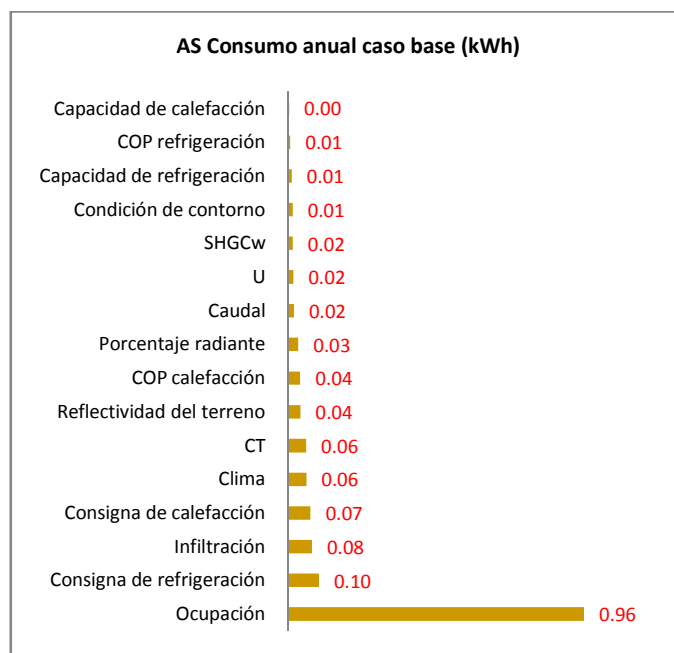
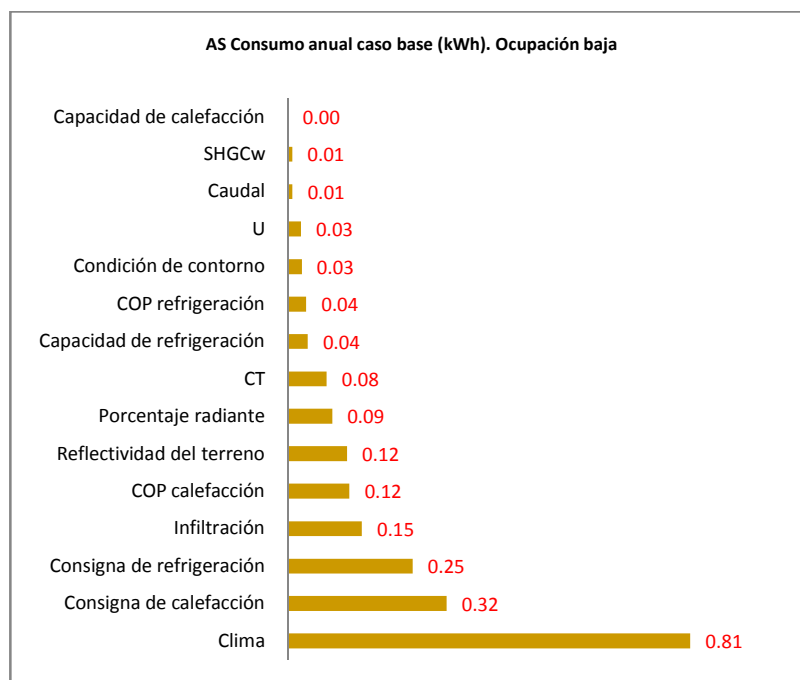
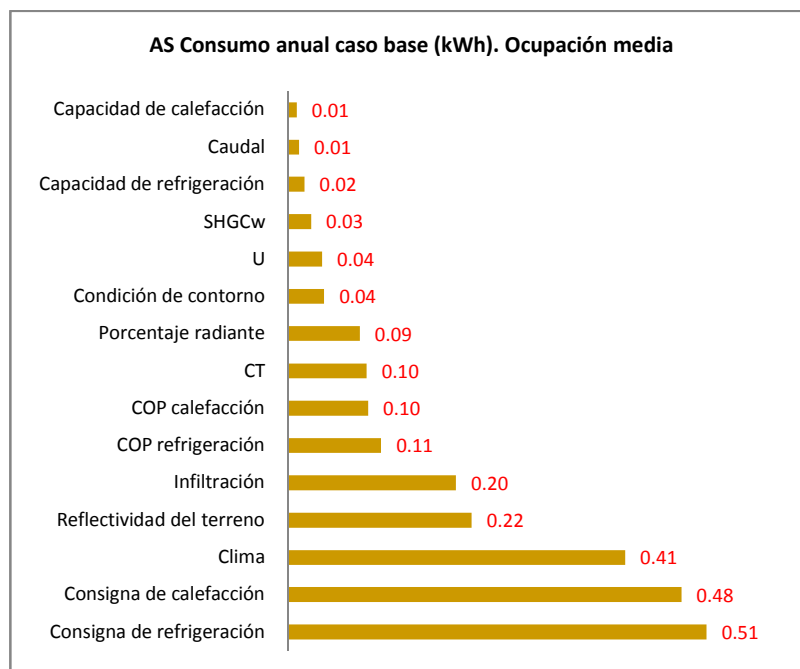


FIGURA 88: AS del consumo anual (refrigeración + calefacción) del caso base (Madrid)

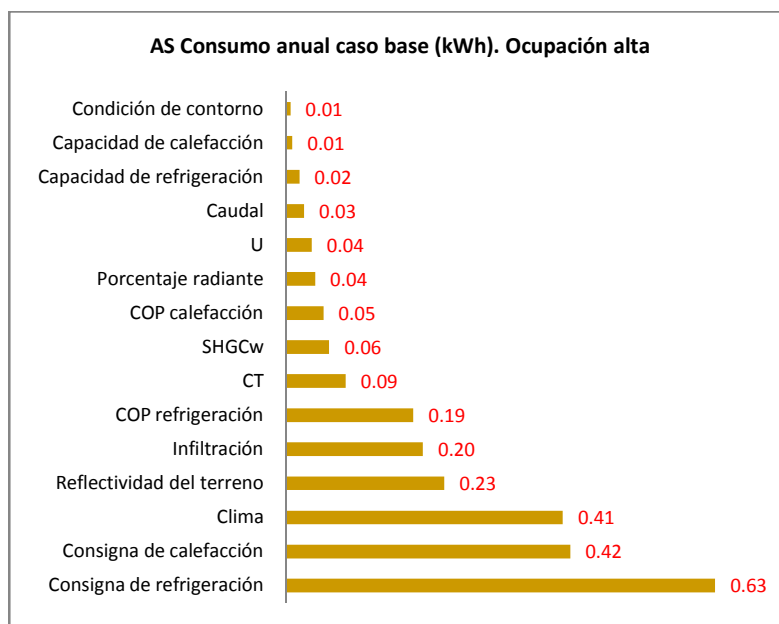
En el caso del consumo, el factor más influyente es la ocupación seguida de la consigna de refrigeración y la infiltración. En general, llama la atención que ni en la demanda ni en el consumo, el clima tiene tanta influencia como en Málaga. Para analizar mejor la influencia del resto de incertidumbres se decide fijar la ocupación. A continuación, se exponen los resultados del AS del consumo de refrigeración y calefacción anual fijando la ocupación.



*FIGURA 89: AS del consumo anual (refrigeración + calefacción) del caso base (Madrid).
Ocupación baja*



*FIGURA 90: AS del consumo anual (refrigeración + calefacción) del caso base (Madrid).
Ocupación media*



*FIGURA 91: AS del consumo anual (refrigeración + calefacción) del caso base (Madrid).
Ocupación alta*

Las observaciones más destacables y útiles sobre estos resultados que pueden usarse para mejorar los cálculos disminuyendo la dispersión de las salidas son:

- Las incertidumbres más influyentes para todos los casos de ocupación (alta, media y baja) son el clima y las consignas de temperatura.
- El clima es más influyente cuando la ocupación es baja que cuando es alta o media. Esto puede ser debido a que las horas de funcionamiento de los splits están vinculadas a las horas de ocupación o a que cuando la ocupación es alta las ganancias internas influyen más en el consumo que el clima.
- La conclusión es que, asumiendo que las incertidumbres debidas al clima y la ocupación son difíciles de reducir, para disminuir la dispersión de los resultados y mejorar la fiabilidad de las decisiones habría que disminuir las incertidumbres de las consignas de refrigeración y calefacción.

5.3.1.3 Comparación resultados

- 1) La demanda y el consumo total son del mismo orden. La diferencia es que la refrigeración no es tan dominante en Madrid. Refrigeración y calefacción están más compensadas en este clima. Esto puede provocar diferencias a la hora de elegir unas estrategias de ahorro y otras.
- 2) El discomfort es algo mayor en Madrid.

- 3) En cuanto al AS, la principal diferencia es que las incertidumbres asociadas al clima no son tan influyentes en Madrid.

5.3.2 Sistema de sombra

Gestionar la ganancia solar de los edificios es una forma de mejorar su comportamiento energético. La luz y la radiación solar incidente se pueden controlar para reducir o aprovechar las ganancias solares cuando el edificio sea susceptible de sobrecalentamiento o subenfriamiento, respectivamente. Los objetivos son tres:

- 1) Garantizar el aprovechamiento de la luz natural.
- 2) Reducir la demanda de refrigeración y calefacción.
- 3) Favorecer el confort evitando sobrecalentamiento, subenfriamiento y problemas de deslumbramiento.

El control se puede llevar a cabo de dos maneras:

- 1) Activamente. Mediante el ajuste manual o automatizando de los sistemas de sombra.
- 2) Pasivamente. Utilizando las características arquitectónicas de los edificios: orientación, voladizos, etc.

Hay muchos tipos de mecanismos de sombra. El tipo, tamaño y posición adecuada de los mecanismos de sombra dependen del clima, del tipo de edificio, del uso que tenga, etc. Se pueden utilizar desde las sombras de árboles y plantas para reducir el deslumbramiento y el calor debido a la radiación solar en verano, hasta lamas móviles exteriores que permiten mejores sombras pero que tienen costes mayores.

En cualquier caso, la mejor forma de reducir la carga solar sobre las ventanas es interceptar la radiación directa del sol antes de que alcance el vidrio. La FIGURA 92 muestra algunos tipos de sistemas exteriores (voladizos, retranqueos, toldos, lamas fijas/móviles, etc.). En general, los elementos de sombra horizontales son efectivos para reducir la ganancia solar pico en zonas con orientación sur. Los elementos verticales son efectivos para restringir la ganancia solar en orientaciones este y oeste.

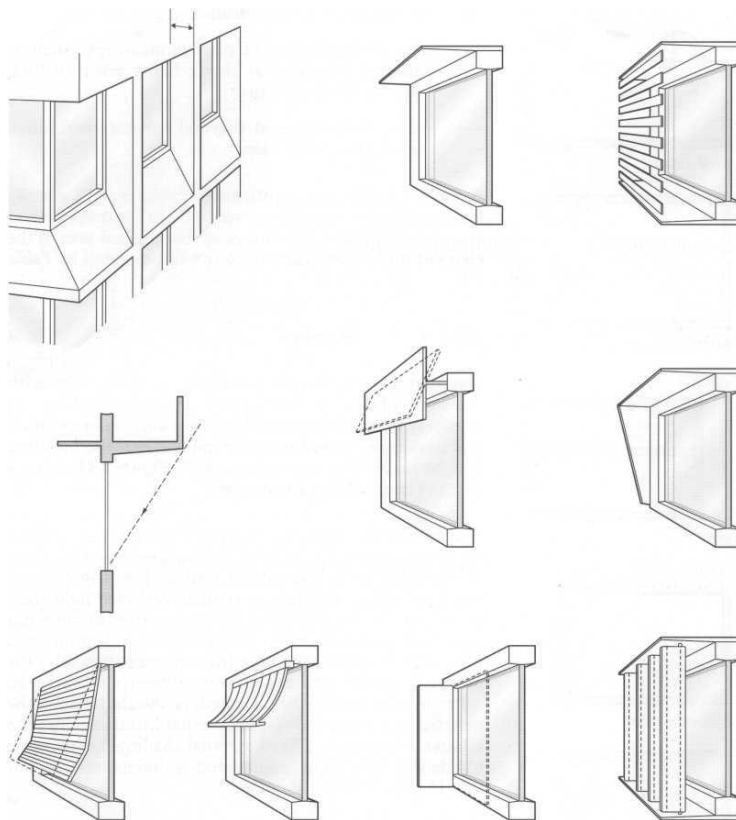


FIGURA 92: Sistemas de sombre exteriores [CIBSE, 2012]

En cuanto a los sistemas de sombras interiores (persianas, estores, cortinas...), éstos protegen a los ocupantes de los efectos inmediatos de la radiación solar directa y del deslumbramiento. Sin embargo, es importante tener en cuenta que una vez que la radiación de corta atraviesa el vidrio, buena parte de la ganancia acaba siendo absorbida por superficies de la zona y se convierte en carga de la zona con un cierto retardo, por lo que debe combatirse con los sistemas de ventilación y/o refrigeración mecánica.

Los mecanismos de sombra fijos incluyen los elementos arquitectónicos del edificio como los voladizos y los retranqueos de ventanas. A diferencia de otro tipo de mecanismos exteriores, el efecto de la sombra no se puede ajustar y la obstrucción de luz natural es permanente. Tanto los voladizos como los retranqueos se pueden usar para proporcionar efectos de sombras horizontales y verticales en las ventanas. Los voladizos horizontales son más efectivos en las orientaciones sur mientras que los retranqueos son mejores en las fachadas este y oeste. Hay que tener cuidado a la hora de usar mecanismos de sombra permanentes ya que pueden reducir demasiado la luz natural y provocar una mayor necesidad de luz artificial. Debido a esto, los ahorros en climatización pueden ser menores por el consumo adicional de iluminación.

Los sistemas de sombra que no son fijos (persianas, toldos, etc.) se pueden controlar automáticamente para bloquear la radiación solar cuando esta ganancia sea excesiva y dejar pasar tanto la luz natural como la solar cuando sea beneficioso. El control es una parte crítica y en particular su integración con la iluminación. Hay que evitar que las persianas estén bajadas y las luces encendidas. En este caso, el ahorro energético se consigue de dos maneras:

- 1) Dejando entrar el sol para calentar el edificio en las épocas en las que utilizamos la calefacción y evitando que entre el sol para que no lo caliente en las épocas en las que utilizamos el aire acondicionado.
- 2) Complementando la iluminación interior con luz natural, dejando entrar la luminosidad del exterior.

Por ejemplo, se puede controlar la apertura y cierre de mecanismos de sombras según las condiciones interiores y exteriores de radiación solar, temperatura y luminosidad recogidas mediante mediciones de sensores. Es conveniente tener en cuenta que automatizar completamente el sistema puede provocar insatisfacción en los usuarios. Por eso es siempre bueno dejar la posibilidad del control manual. Además de reducir la demanda y el consumo, el confort también se puede mejorar a través del control automático de las persianas y los toldos.

En un clima como Málaga, la demanda y el consumo en refrigeración son predominantes. Una de las principales causas de ello es la radiación solar que alcanza niveles muy elevados. Por ello, una medida de ahorro que presuntamente reducirá bastante la demanda, y por consiguiente el consumo, es utilizar mecanismos de sombra.

En este capítulo se va analizar como medida de ahorro la implementación de persianas exteriores controladas en función de la radiación solar incidente. Es decir, cuando ésta supera un cierto nivel, las persianas se cierran.

Para realizar este estudio, se incorpora en el modelo de edificio base un mecanismo de sombra exterior con un control en función de la radiación (ver Figura 93). Es decir, cuando la radiación incidente sobre la ventana sea mayor a un cierto valor, la persiana se cerrará.

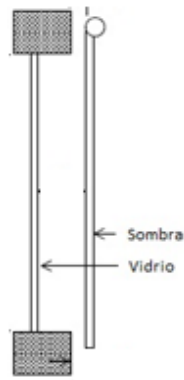


Figura 93: Sistemas de sombra de la medida de ahorro energético

Las propiedades del mecanismo de sombra se recogen en la Tabla 59.

Tabla 59: Propiedades del material del sistema de sombra

Transmitancia solar	0.4
Reflectividad solar	0.5
Transmitancia visible	0.4
Reflectividad visible	0.5
Emisividad térmica	0.9
Espesor (m)	0.005
Conductividad térmica (W/mK)	0.1

No se han tenido en cuenta las incertidumbres en las propiedades de los materiales del sistema de sombra. Se considera que la principal incertidumbre que afectará a los cálculos será la radiación a la cual las persianas se cerrarán. Así, las incertidumbres en dicho valor de radiación se definirán mediante la siguiente distribución de probabilidad:

$$\text{Radiación } \sim N(400,33) \text{ W/m}^2$$

Se trata del mismo modelo del caso base pero añadiendo el mecanismo de sombra. Concretamente, en Energyplus los objetos correspondientes son WindowMaterial:Shade y WindowProperty:ShadingControl.

El modelo térmico de los mecanismos de sombra utilizados está descrito en el Manual de Energyplus (Engineering Reference) y tiene en cuenta tanto las interacciones entre las superficie de dicho mecanismo y el vidrio adyacente como las interacciones entre las superficie que da sombra y el exterior. Una característica importante del modelo térmico es que calcula la convección del aire

que se encuentra entre el vidrio y el mecanismo de sombra. Este flujo afecta a la temperatura de las superficies del vidrio y de las persianas y pantallas.

Los efectos que se tienen en cuenta en el modelo son:

- 1) La radiación de larga longitud de onda de los alrededores que es absorbida por la superficie que da sombra o transmitida por ésta y absorbida por el cristal. En este caso los alrededores lo constituyen el cielo y el suelo.
- 2) Radiación directa y difusa absorbida por las superficies de sombra.
- 3) Inter-reflexión de la radiación solar entre los dispositivos de sombra y el vidrio.
- 4) Inter-reflexión entre las superficies de sombra y el vidrio.
- 5) Convección en las superficies de sombra y cristal debido al aire del hueco creado entre ambos. Así como convección del dispositivo de sombra con el aire exterior.

Estas consideraciones modifican la ecuación introducida en el método de balance para la cara exterior de las ventanas e introducen otras dos ecuaciones de balance para cada una de las superficies de los dispositivos de sombra.

5.3.2.1 Resultados para clima mediterráneo: Málaga

Ahorros en demanda, consumo y confort anual

Comparando los resultados del caso base y del caso con sistemas de sombra, se calculan los ahorros. En la FIGURA 94 se puede ver que instalando sistemas de sombra se consiguen ahorros medios en consumo y demanda total (refrigeración y calefacción) del 13% que pueden variar entre el 0 y el 25% aproximadamente. Sobre el confort, se puede ver que no mejora mucho y que la incertidumbre es mayor que la mejora. Existe por tanto el riesgo de hacer una inversión y de que no haya beneficios. Cabe destacar que estos resultados no se conocerían en un cálculo determinista.

Tabla 60: Ahorros y mejoras debido al sistema de sombra (Málaga)

	Ahorro Demanda anual (%)	Ahorros Consumo anual (%)	Mejora Disconfort (%)
Media	13.02	13.8	4.36
Desv. típ.	5.81	5.41	6.47

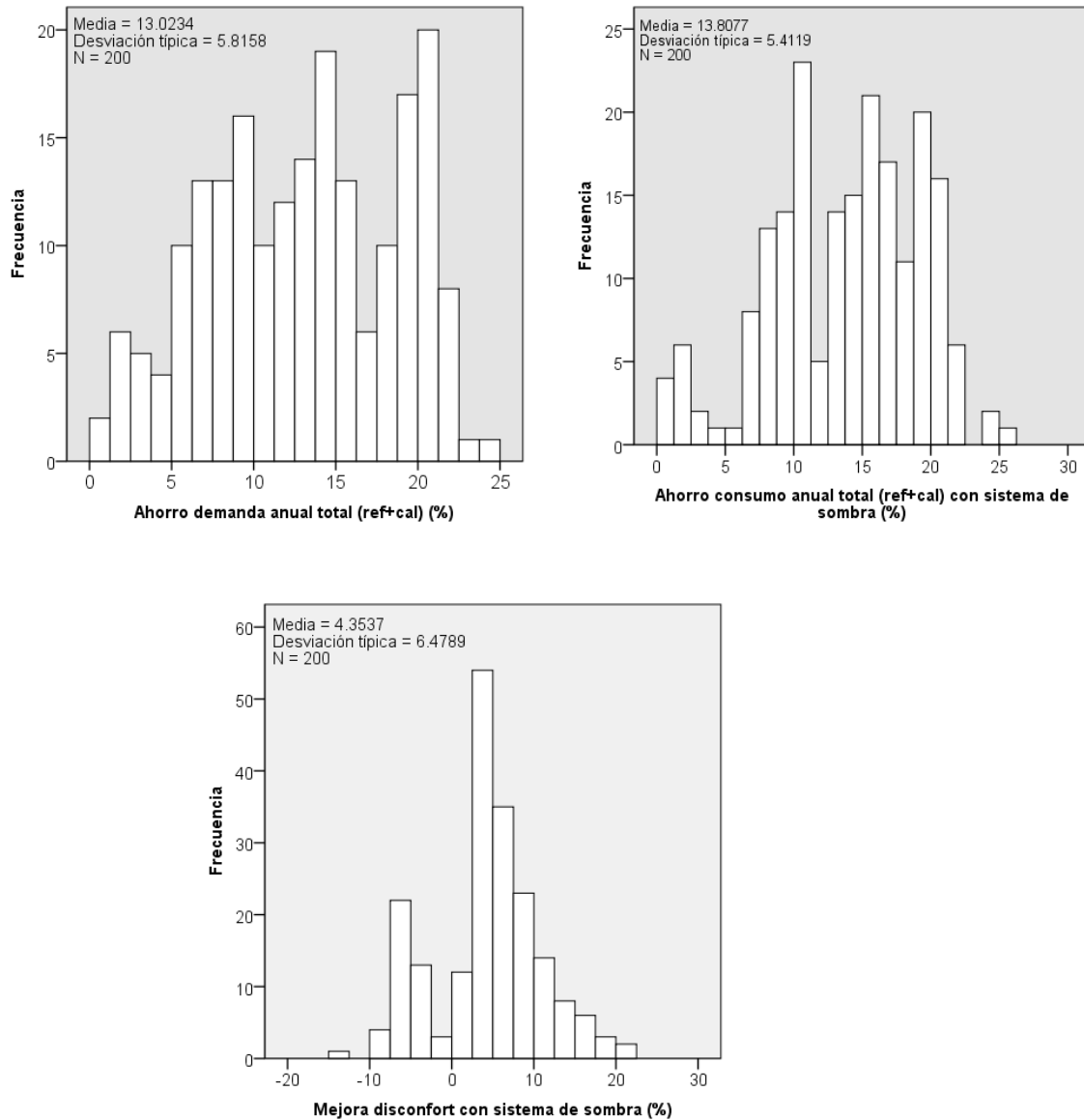


FIGURA 94: Porcentaje de ahorros y mejoras debido al sistema de sombra en Málaga

Para conocer un poco más la influencia de esta medida de ahorro en la demanda de refrigeración y calefacción, se decide calcular el ahorro anual (kWh) por separado puesto que esta medida está muy vinculada a la época del año.

Tabla 61: Ahorros en la demanda y el consumo de refrigeración y calefacción (kWh/año) debido al sistema de sombra (Málaga)

	Ahorro Demanda anual refrigeración. (kWh)	Ahorro demanda anual calefacción (kWh)	Ahorro consumo anual refrigeración (kWh)	Ahorro consumo anual calefacción (kWh)
Media	1852.67	-464.61	299.33	-45.61
Desv. típ.	759.10	207.51	164.89	27.47

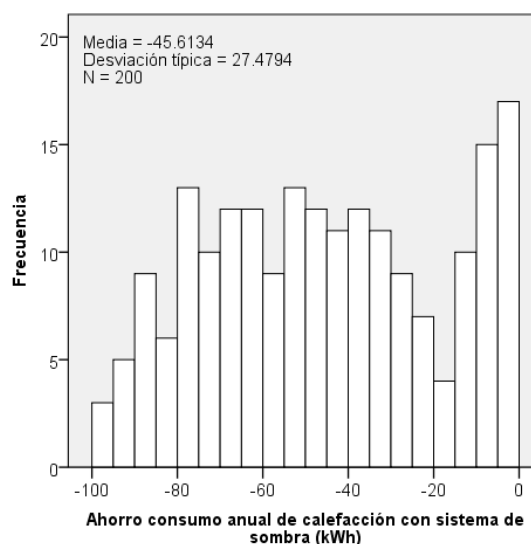
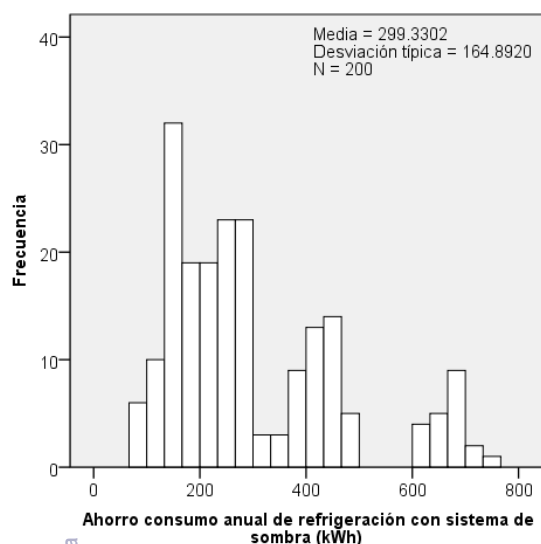
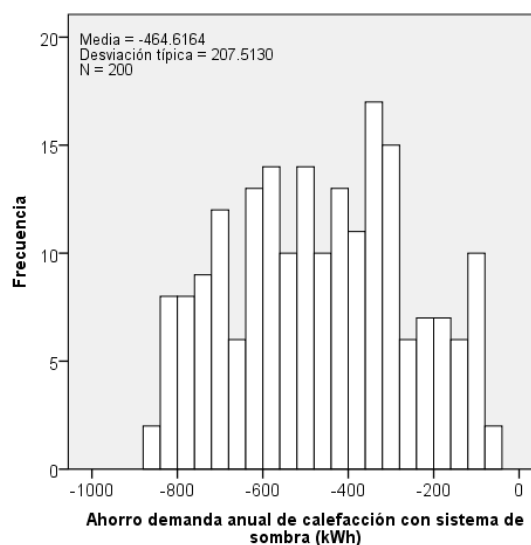
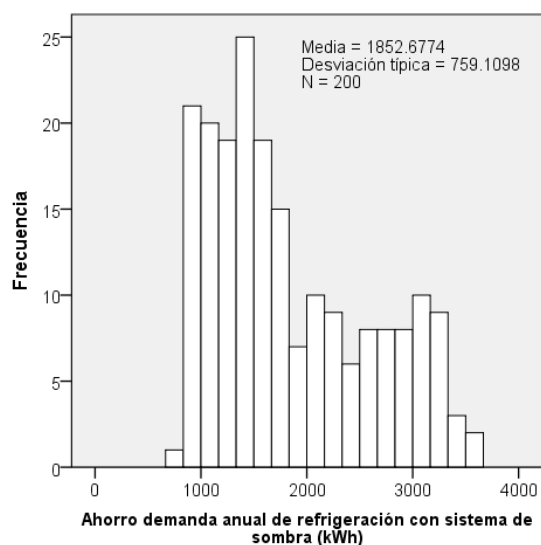


FIGURA 95: Ahorros en la demanda y el consumo de refrigeración y calefacción anual con el sistema de sombra en Málaga

De acuerdo con FIGURA 95 y Tabla 61, esta medida de ahorro perjudica la demanda y el consumo de calefacción. Una solución sería modificar la estrategia de control durante el invierno.

Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad permite conocer qué incertidumbres de los factores de entrada influyen más sobre las incertidumbres de las salidas, en este caso los ahorros y la mejora en confort. Esto permite conocer las incertidumbres más fuertes, para después, si es posible, disminuir la dispersión de los resultados y mejorar la fiabilidad de las decisiones.

Se utilizan macroparámetros para facilitar la comprensión de los resultados. Los resultados del ajuste son buenos. Sobre todo en la demanda ($R^2=0.964$) y el consumo ($R^2=0.923$).

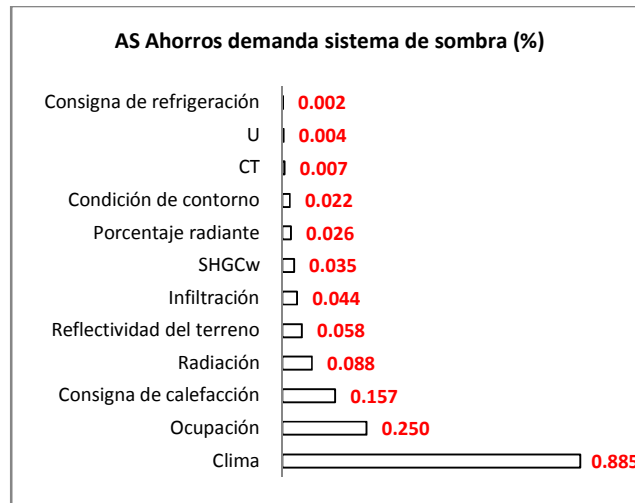


FIGURA 96: AS de los ahorros en la demanda anual debido a los sistemas de sombra (Malaga)

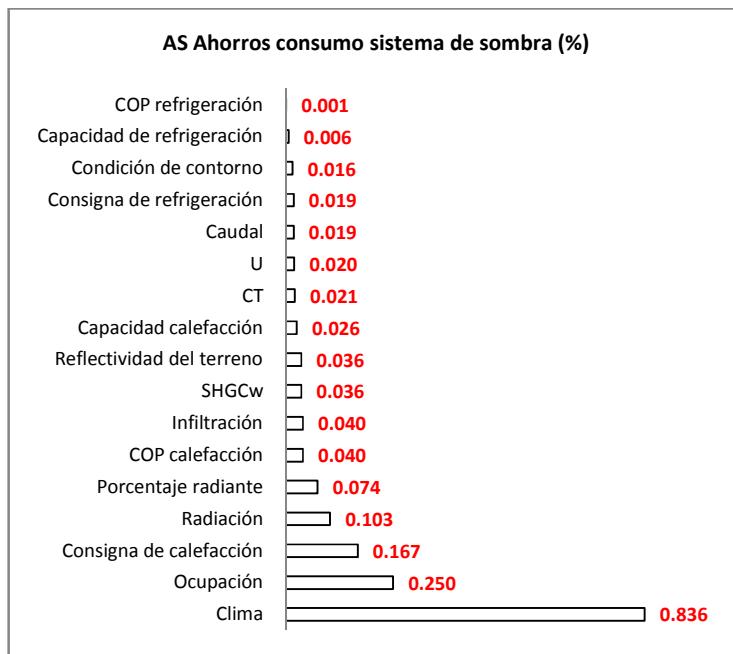


FIGURA 97: AS de los ahorros del consumo anual debido a los sistemas de sombra (Málaga)

Los resultados muestran que las incertidumbres que más influyen en los ahorros son las asociadas al clima. Esto se puede explicar por dos razones: a) porque esta medida de ahorro está muy vinculada a la radiación solar incidente y por tanto, al clima; b) porque las incertidumbres del clima definidas son muy grandes respecto a las demás. Si nos fijamos en el signo del SRC del clima es positivo. Esto significa que cuando el clima es más caluroso, el ahorro es mayor. Es decir, que cuanto mayor es la radiación solar incidente, más beneficiosa es esta medida. Después del clima, las incertidumbres asociadas a los macroparámetros de ocupación, consigna de calefacción y radiación a las que los sistemas de sombra bloquean la radiación incidente. La conclusión es que para disminuir el riesgo a la hora de decidir si esta medida es beneficiosa y merece la pena implementarla, habría que disminuir al máximo las incertidumbres debido al clima. Sin embargo, reducir las incertidumbres relativas a las condiciones climáticas es complicado. En el mejor de los casos y dependiendo del alcance del proyecto, se pueden llegar a tener datos climáticos medidos in situ de los últimos años lo que ayudaría a disminuir las incertidumbres pero difícilmente.

5.3.2.2 Resultados para clima continental: Madrid

Ahorros demanda, consumo y confort

Al implementar el sistema de sombra con el control descrito anteriormente (el sistema de sombra bloquea la radiación incidente cuando ésta es superior a 400 W/m^2), los resultados son los siguientes

Tabla 62: Ahorros en demanda (A.D) debido al sistema de sombra (Madrid) – Porcentaje(%)

	A.D. Ref (%)	A.D. Cal (%)	A.D. Total (%)
Media	24.15	-23.97	2.90
Desv. Tip	5.08	10.73	3.41

Tabla 63: Ahorros en demanda debido al sistema de sombra (Madrid) – kWh/año

	A.D. Ref (kWh/año)	A.D. Cal (kWh/año)	A.D. Total (kWh/año)
Media	1259.16	-959.98	299.19
Desv. Tip	372.80	228.24	359.13

Los resultados muestran ahorros muy pequeños en la demanda total, con una gran dispersión de los resultados, incluso mayor que el ahorro medio. Además, los ahorros en calefacción son negativos. Hay dos formas de mejorar estos resultados:

- a) Mejorar el valor medio de los ahorros
- b) Reducir la dispersión de los resultados

Como primer paso para mejorar los resultados, se decide tomar la opción a). Identificar la manera de mejorar el ahorro parece lógico al ver que la demanda de refrigeración mejora con un valor medio de los ahorros de 24.15% mientras que la demanda de calefacción empeora con un valor medio de los ahorros del -23.97%. Teniendo esto en cuenta, se analiza las siguientes opciones:

- a) Bloquear la radiación solar en época intermedia (marzo, abril y octubre) y en verano (de junio a septiembre), (alternativa 2)
- b) Bloquear la radiación solar solo en verano (alternativa 3)

Tabla 64: % Ahorros en la demanda anual total de las alternativas 1, 2 y 3

	A.D. Alt 1 (%)	A.D. Alt 2 (%)	A.D. Alt 3 (%)
Media	2.90	6.91	10.18
Desv. Tip	3.41	3.87	2.36

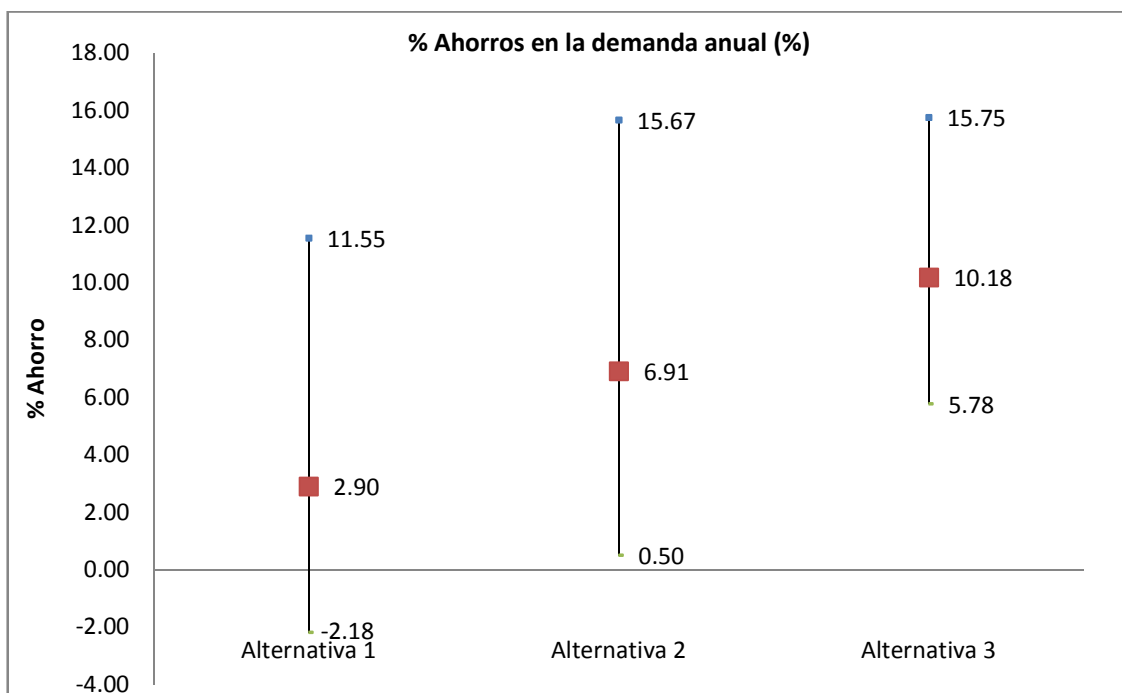


FIGURA 98: Ahorros en la demanda anual total de las alternativas 1, 2 y 3

Observando los resultados anteriores se puede ver que la mejor alternativa es la tercera. Es decir, en este caso las persianas se programan para que bloqueen la radiación incidente sólo en verano (junio a septiembre) cuando ésta es mayor a $400 \text{ W/m}^2\text{K}$. A continuación se detallan más resultados de esta tercera alternativa.

Tabla 65: Ahorros debido al sistema de sombra (Alternativa 3, Madrid)

	A.D Total (%)	A.C Total (%)	Mejora Confort (%)
Media	10.18	10.40	3.85
Desv. Tip	2.36	2.16	1.96

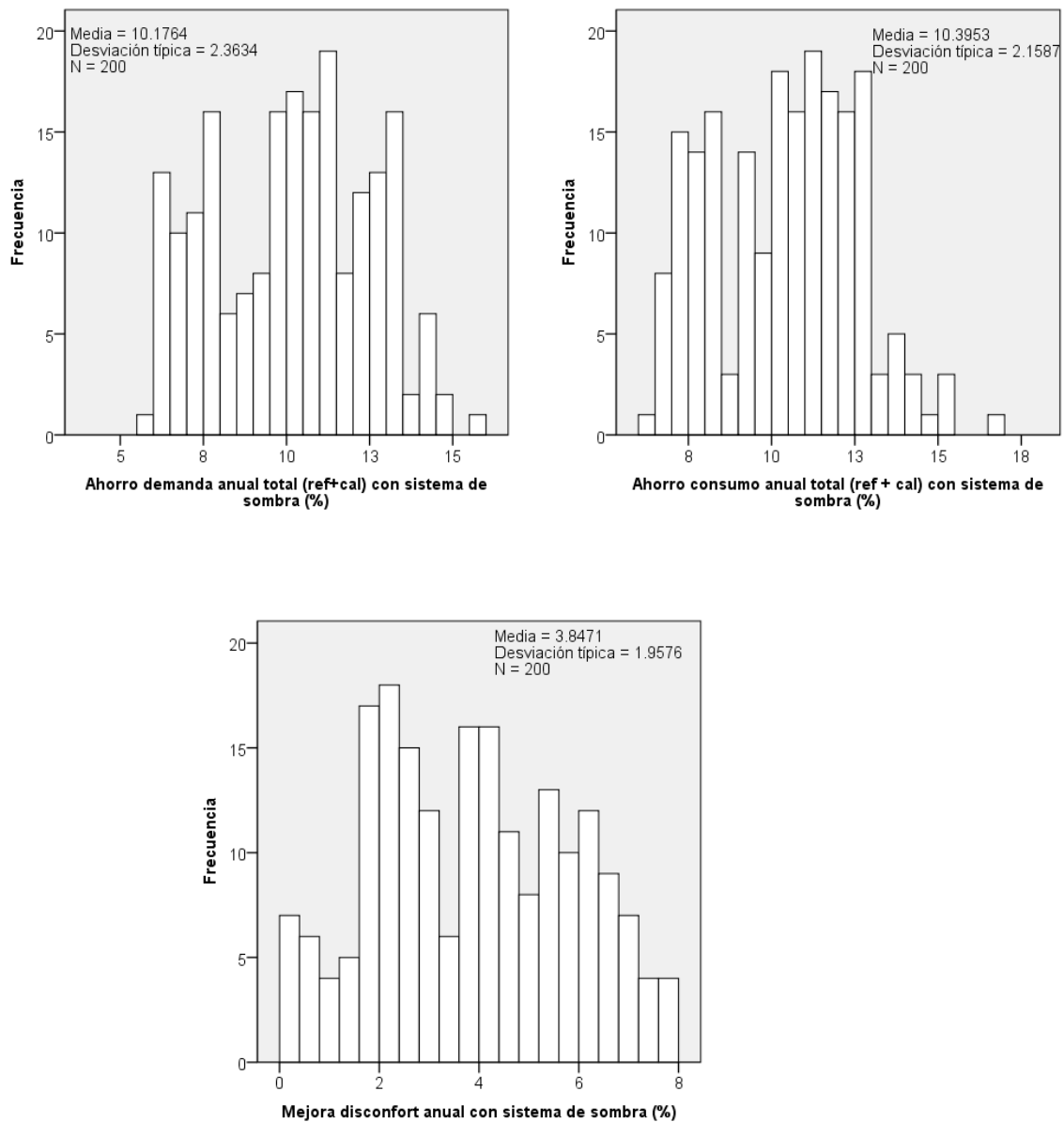


FIGURA 99: Ahorros debido al sistema de sombra (Alternativa 3, Madrid)

Para intentar reducir la dispersión de los resultados y poder así tomar decisiones menos arriesgadas, se lleva a cabo un AS con el fin de identificar las incertidumbres más fuertes y tratar de reducirlas.

Cabe volver a comentar que la no normalidad de los resultados se debe a las incertidumbres definidas para el clima y la ocupación (ver sección 3.6 de esta Tesis).

Análisis de sensibilidad

- 1) Los ajustes de la demanda (0.936) y el consumo (0.912) son buenos.

- 2) En la demanda y el consumo el factor más influyente es el clima (SRC=0.85) seguido de lejos de la radiación (SRC=0.219). La ocupación no está entre los más influyentes

Al igual que en el caso de Málaga, para disminuir el riesgo a la hora de decidir si esta medida es beneficiosa y merece la pena implementarla, habría que disminuir al máximo las incertidumbres debido al clima.

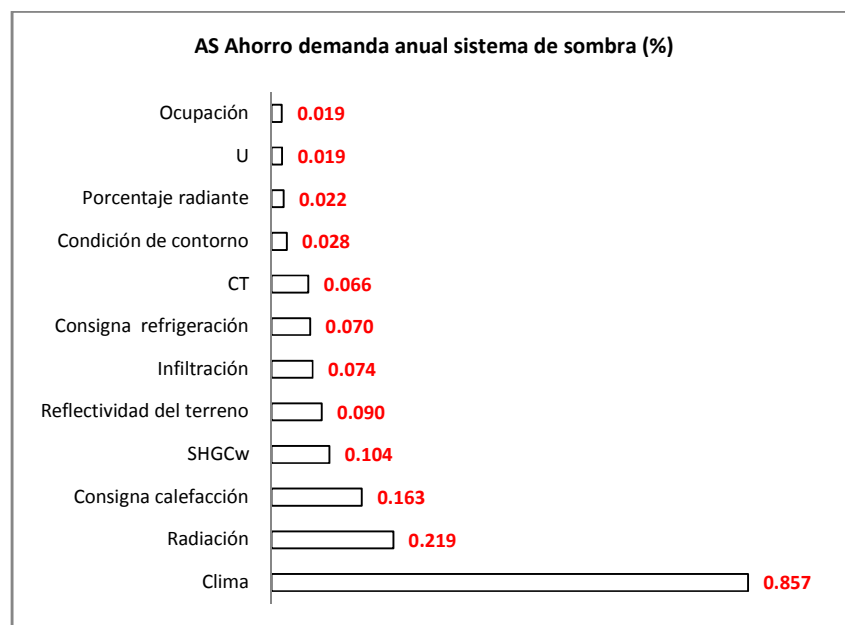


FIGURA 100: AS de los ahorro en demanda anual debido al sistema de sombra (Madrid)

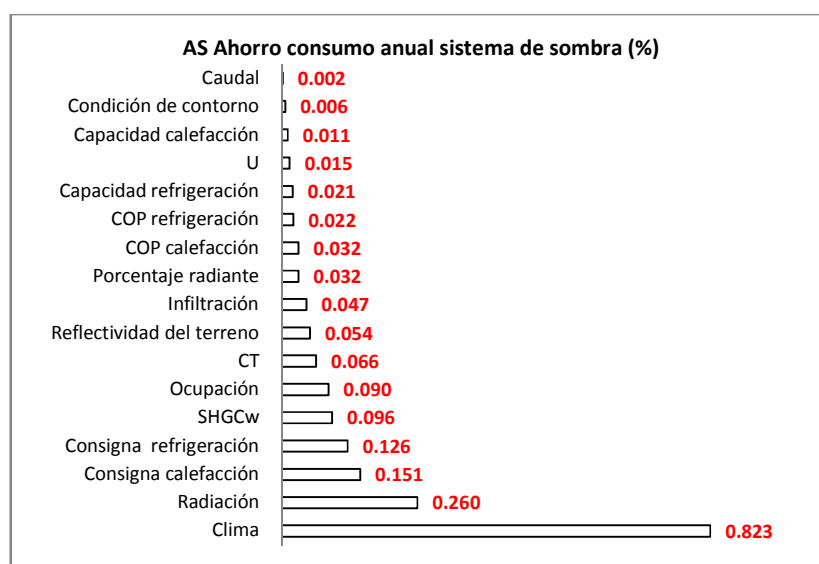


FIGURA 101: AS de los ahorro en el consumo anual debido al sistema de sombra (Madrid)

5.3.2.3 Comparación resultados

En ambos casos hay riesgos de hacer una inversión y que resulten ahorros casi nulos. Esto no se podría saber con un cálculo determinista. En Málaga las expectativas indican que se pueden conseguir ahorros mayores entre 0-25%, mientras que en Madrid los ahorros en el consumo varían entre 0-15%.

Las incertidumbres asociadas al clima son las que más influyen en los ahorros en ambos casos. Reducir las incertidumbres asociadas al clima permitiría reducir la dispersión de los ahorros y por tanto, mejorar la fiabilidad del estudio. Sin embargo, estas incertidumbres por su naturaleza son complicadas de reducir. Por otro lado, las incertidumbres asociadas a la ocupación influyen más en el clima de Málaga que en Madrid.

5.3.3 Medidas con costes nulos. Modificación de la consigna

Uno de los mayores potenciales de ahorro de energía que tienen los sistemas de climatización es el ajuste de las variables de control como la temperatura de impulsión de una enfriadora, la velocidad de los ventiladores en el caso de un fancoil o el horario de funcionamiento de cualquier equipo.

Actualmente, existen muchos tipos de controles en las instalaciones de climatización. Desde los controles tradicionales en los que las medidas de los termostatos se utilizan de referencia para establecer el control de la temperatura hasta los controles inteligentes más avanzados capaces de predecir y optimizar el consumo. Un ejemplo de este tipo es el sistema de control inteligente para edificios propuesto en el proyecto europeo [SEEDS, 2014]. En este sistema de control, se recoge información de sensores y actuadores para conocer las condiciones actuales del funcionamiento del sistema, se predice el consumo con métodos conocidos como self-learning, se calcula cuál debe ser el valor de las variables de control para optimizar el consumo de energía y se manda la información a los actuadores. Normalmente, el control es más sofisticado en los edificios comerciales grandes en los que hay una mayor variedad de equipos cuyo funcionamiento debe optimizarse de manera que el consumo sea lo menor posible.

En la rehabilitación de edificios, y en especial en el sector residencial, es frecuente encontrar sistemas de control más tradicionales. En estos casos, la manera más sencilla de conseguir ahorros es modificando los valores de consigna de las temperaturas. El cambio de la consigna se puede

hacer de acuerdo con las condiciones exteriores; por ejemplo, en un edificio climatizado se puede subir la consigna de refrigeración durante el verano. Cabe destacar que una revisión continua de los valores de las consignas puede dar oportunidades de conseguir ahorros considerables. Este tipo de estrategias son muy atractivas puesto que al importante ahorro energético que suelen producir se les une la ventaja de que tienen costes de inversión cero con lo que todo son beneficios desde el punto de vista económico y medioambiental. Sin embargo, como ya se ha comentado anteriormente es muy importante estudiar el conjunto del problema para asegurar que el ahorro energético no vaya en detrimento de las condiciones de confort. Por ejemplo, en [ASCIONE, 2011] se obtienen ahorros energéticos del 10% al modificar la consigna de calefacción de 24°C a 22°C y la de refrigeración de 20°C a 26°C en un edificio histórico del sur de Italia.

En este estudio se quiere calcular los ahorros energéticos que se obtendrían al modificar las consignas en la vivienda modelo considerando las incertidumbres que afectan a dicha estimación.

Para decidir las nuevas temperaturas, se tiene en cuenta la norma [UNE-EN 15251, 2008] relativa a los parámetros del ambiente interior en el diseño de sistemas del edificio. En ella se recomienda que en una vivienda con ambiente térmico de categoría II, la temperatura de calentamiento sea de 20°C a 25°C y la de enfriamiento de 23 a 26°C. De este modo, la consigna de calefacción no se modificará respecto al caso base mientras que la consigna de refrigeración pasará de tener valor medio 24 a 26°C. La desviación típica será la misma 0.7 °C.

Tabla 66: Incertidumbres asociadas a las consignas de temperatura de la MAE

	Media	Desv. Típica
Temperatura Refrigeración (°C)	26	0.7
Temperatura Calefacción (°C)	20	0.7

La incertidumbres serán por tanto las mismas que en el caso base explicado pero modificando el valor medio de la consigna de refrigeración para la muestra de la medida de ahorro.

En este caso, el modelo del caso base es el mismo que el modelo de la medida de ahorro y coincide con el descrito en los apartados anteriores.

5.3.3.1 Resultados para clima mediterráneo: Málaga

Ahorros consumo

Tabla 67: Porcentaje de ahorro (%) en el consumo anual total (ref + cal) modificando las consignas de temperatura (Málaga)

Media	26.01 (%)
Desv. típ.	2.58 (%)

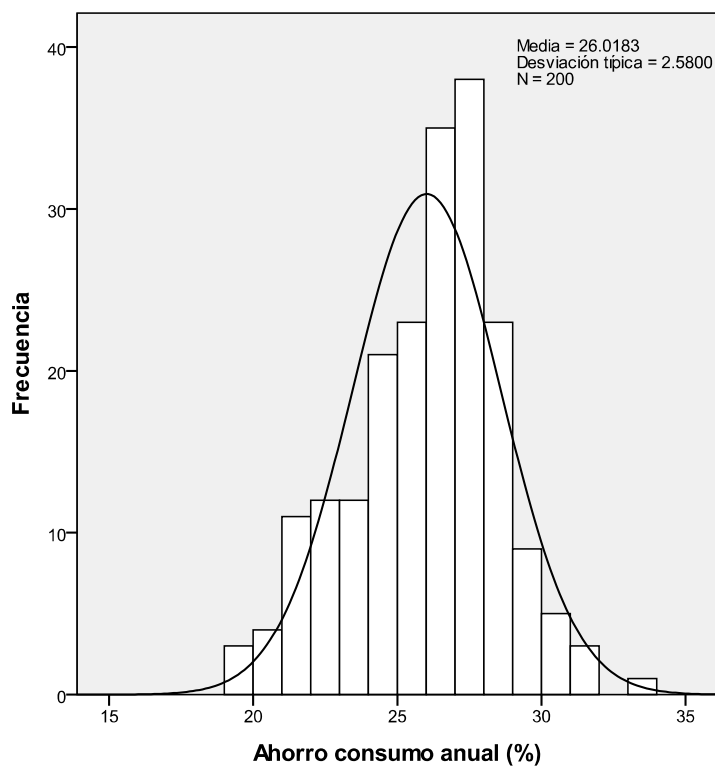


FIGURA 102: Ahorros (%) en la demanda y el consumo anual conseguidos con la MAE que modifica las consignas de temperatura (Málaga)

Se concluye que modificar la consigna de refrigeración de un valor medio de 24 °C a 26 °C resulta una medida beneficiosa con unos costes de inversión nulos y un ahorro medio en el consumo del 26 % que puede variar según las incertidumbres consideradas entre el 18% y el 33% aproximadamente.

Análisis de Sensibilidad

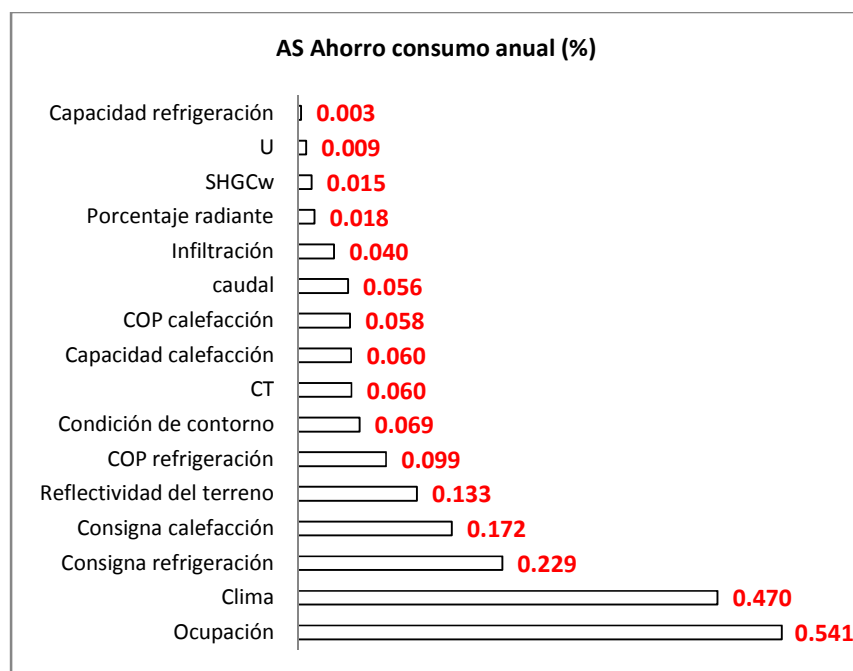


FIGURA 103: AS del ahorro del consumo anual total (ref+ cal) - (Málaga)

En resumen, se puede decir que los ajustes hechos para el análisis de regresión son aceptables para el caso del ahorro del consumo ($R^2=0.776$) siendo las incertidumbres más influyentes en los ahorros las asociadas a la ocupación, el clima y la consigna de refrigeración.

5.3.3.2 Resultados para clima continental: Madrid

Ahorros consumo anual

Los ahorros en el consumo anual al modificar la consigna de refrigeración de 20 a 26 C tienen un valor medio en torno al 16% y pueden variar entre el 9 y el 22%. Con lo cual, esta medida resulta también beneficiosa en el caso de Madrid ya que siempre produce ahorros y el coste de inversión es nulo.

Tabla 68: Porcentaje de los ahorros (%) en el consumo anual total (ref+cal) conseguidos con la MAE que modifica las consignas de temperatura (Madrid)

Media	16.94 (%)
Desv. típ.	3.21 (%)

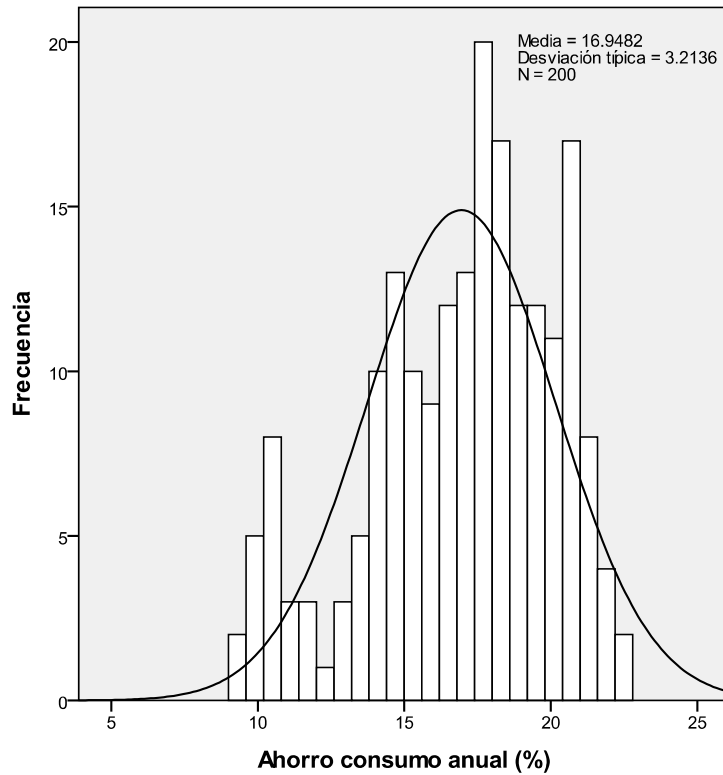


FIGURA 104: Ahorros (%) en el consumo anual conseguidos con la MAE que modifica las consignas de temperatura (Málaga)

Análisis de sensibilidad

De la gráfica anterior se deduce que:

- 1) El ajuste y por tanto las conclusiones del AS son buenas ($R^2=0.956$)
- 2) Las incertidumbres más influyente son las asociadas a la ocupación ($SRC=0.77$) seguido del clima ($SRC=0.557$)

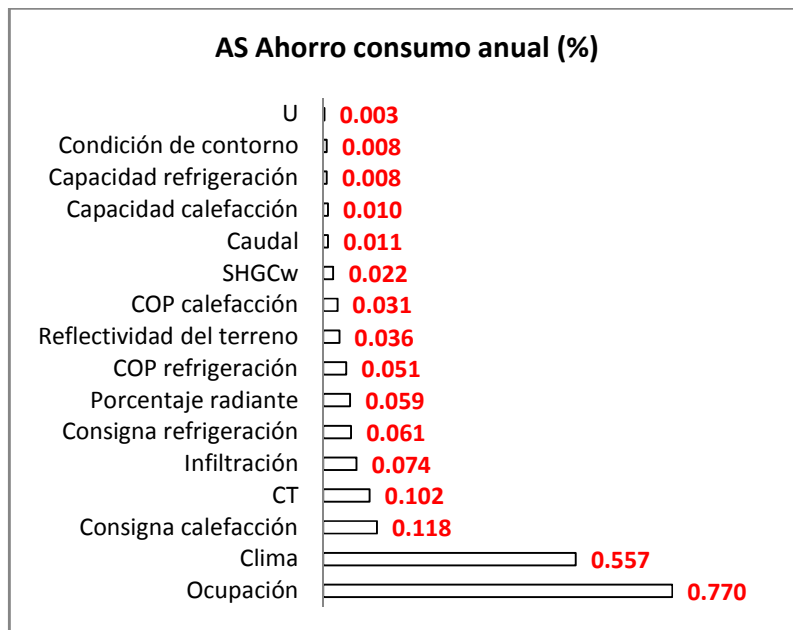


FIGURA 105: AS del ahorro en el consumo anual

5.3.3.3 Comparación resultados

Los resultados muestran que en ambos casos esta medida es beneficiosa ya que proporciona ahorros energéticos y por tanto económicos con unos costes de inversión nulos. Si bien, los ahorros son mayores en el caso de Málaga puesto que la refrigeración juega un papel más importante.

En cuanto a las incertidumbres, destacan la ocupación, el clima y la consigna de calefacción como las más influyentes.

5.3.4 Ventilación controlada

La ventilación es la renovación del aire interior del edificio con el fin de garantizar condiciones de confort y calidad de aire. Se puede clasificar en ventilación natural y ventilación mecánica. La ventilación natural es el caudal de aire a través de puertas, ventanas y otros huecos de la envolvente debido al viento y a las diferencias de presión. La ventilación mecánica es la que utiliza ventiladores y/o extractores para el movimiento del aire. Se puede llevar a cabo de varias maneras. Por ejemplo, impulsando directamente aire del exterior con ventiladores (sobrepresión) y forzando la salida del aire por los huecos del edificio; extrayendo aire del interior con extractores (depresión) y forzando la entrada del aire por los huecos del edificios; utilizando ventiladores y extractores

tanto en la impulsión como en la extracción; incorporando la entrada del aire exterior al sistema de climatización y tratando el aire antes de impulsarlo al interior del edificio, etc.

La función más importante de la ventilación es la higiénica. En todo edificio ocupado es obligatorio asegurar la calidad del ambiente interior introduciendo suficiente cantidad de aire limpio como para proporcionar oxígeno a las personas, y diluir y eliminar los olores corporales y los contaminantes. La normativa actual exige unos requisitos de ventilación mínima en los edificios. En el caso de las viviendas nuevas en España el [CTE, 2007] exige niveles de, por ejemplo, 5 l/s por ocupante en los dormitorios y de 3 l/s por ocupante en las salas de estar y comedores. Además, otro requisito mínimo, es que las viviendas deben disponer de un sistema general de ventilación híbrida o mecánica con una serie de características. Por ejemplo, el aire debe circular desde los locales secos a los húmedos.

		Caudal de ventilación mínimo exigido q_v en l/s		
		Por ocupante	Por m^2 útil	En función de otros parámetros
Locales	Dormitorios	5		
	Salas de estar y comedores	3		
	Aseos y cuartos de baño			15 por local
	Cocinas		2	50 por local ⁽¹⁾
	Trasteros y sus zonas comunes		0,7	
	Aparcamientos y garajes			120 por plaza
	Almacenes de residuos		10	

⁽¹⁾ Este es el caudal correspondiente a la ventilación adicional específica de la cocina (véase el párrafo 3 del apartado 3.1.1).

FIGURA 106: Caudales de ventilación requeridos por el [CTE – HS3]

Para los edificios no residenciales, el [RITE, 2007] establece una calidad mínima del aire y unos caudales.

Además, la ventilación también puede utilizarse para mejorar el confort térmico interior y/o para reducir el consumo del sistema de climatización. Siempre que el aire exterior esté lo suficientemente frío, podrá utilizarse para combatir carga térmica o para reducir la temperatura interior. La cantidad de aire exterior requerido para esta finalidad suele ser muy superior al mínimo higiénico (5 ren/h). El potencial de la ventilación para controlar la temperatura interior depende del clima, del tipo de edificio y del sistema de climatización (si existe). En climas extremadamente fríos una ventilación extra es perjudicial desde el punto de vista energético y su función debe limitarse a mantener la calidad del aire interior. En climas calurosos y/o en edificios con ganancias internas

muy elevadas, el control de la temperatura interior en verano debe realizarse mediante un sistema de climatización. La utilidad del aire exterior se limita a la posibilidad de reducir el consumo del sistema (*enfriamiento gratuito*). En determinados edificios, y combinando la ventilación con otras técnicas pasivas, podría llegar a eliminarse por completo el sistema de climatización. En climas con veranos suaves y para edificios con cargas de refrigeración moderadas, la ventilación y un diseño adecuado del edificio pueden hacer innecesario el uso de sistemas de climatización.

En cuanto a las infiltraciones, es fundamental reducirlas en climas fríos puesto que pueden ser causa de un elevado consumo de calefacción y de que no se cumplan unas condiciones de confort adecuadas. Sin embargo, en climas como el de Málaga existe una temporada intermedia larga donde una entrada de aire del ambiente, lejos de suponer un incremento del consumo de climatización, puede resultar beneficioso en ciertos momentos. Es por eso que reducir o eliminar las infiltraciones no siempre es positivo ya que la demanda de calefacción disminuiría pero la de refrigeración podría verse incrementada siendo ésta última mucho mayor que la primera. Además de producirse un incremento en la demanda de refrigeración, otro problema añadido a esta medida podría ser la aparición de condensaciones. Por todo ello, parece imprescindible plantear una medida conjunta que consista en la reducción de infiltración y la incorporación de una ventilación controlada.

Así, la medida de ahorro que se implementa consiste en:

- 1) Reducir la infiltración mejorando las carpinterías existentes
- 2) Introducir ventilación controlada en cada zona de la vivienda. En este caso, se impondrá un caudal constante según las exigencias del [CTE, 2007] para cada zona y un caudal de 5 ren/h que se introducirá siempre que las condiciones sean beneficiosas. Este tipo de ventilación se puede conseguir, por ejemplo, utilizando un sistema de ventilación forzada para los caudales constantes exigidos por la normativa y un sistema de enfriamiento gratuito para la ventilación adicional. En la tabla se puede ver el caudal constante de ventilación calculado para cada zona según las exigencias del CTE

Tabla 69: Caudales de ventilación constante para cada zona de la vivienda según el CTE

	Caudal (l/s)		Número de personas	Superficie (m ²)	Caudal por zona (l/s)
	Por pers	Por sup (m ²)			
Dormitorio Niños	5		2		10
Dormitorio Padres	5		2		10
Estudio	5		2		10
Salón	5		4		20
Cocina		2		15	30

El modelo es el del edificio del caso base añadiendo los objetos correspondientes que modelan la ventilación controlada. La ventilación natural se asume que es el movimiento/intercambio de aire producido por aperturas en la fachada del edificio con lo que no hay consumo de energía en los ventiladores. Las condiciones del aire que entra serán por tanto las del aire exterior.

Se modela un flujo de aire que entra del ambiente exterior directamente a la zona térmica para proporcionar cierta cantidad de refrigeración no mecánica. Cabe destacar que el modelo utilizado es bastante simple. Aunque existen modelos más detallados, éste resulta suficiente para el estudio que se va a realizar.

En realidad, el efecto de la ventilación aquí utilizado se introduce en el balance al aire.

La ecuación que utiliza [EnergyPlus] para modelar los efectos de esta ventilación natural es:

$$Q_{vent,n} = V_{diseño} \cdot F_{horario} \left[A + B |T_{zona} - T_{diseño}| + C \cdot V - D \cdot V^2 \right] \quad Ec. 54$$

,donde:

$V_{diseño}$ = caudal de diseño (m³/s)

$F_{horario}$ = factor horario

V = velocidad del viento (m/s)

$A=1$

$B,C,D=0$

Para evitar el sobrecalentamiento o el subenfriamiento que hacen que se produzca una carga de refrigeración o calefacción, se lleva a cabo un control de la ventilación en el que se especifica:

- 1) La temperatura interior mínima y máxima para que haya ventilación
- 2) La temperatura exterior mínima y máxima para que haya ventilación

- 3) La diferencia entre la temperatura interior y exterior por debajo de la cual no hay ventilación

Estrategia de control

Para decidir el caudal de ventilación adicional y las condiciones a las cuales era conveniente introducirlo, se hicieron pruebas con diferentes caudales (3 a 7 ren/h) y con diferentes condiciones ($T_{\text{interior}}=20$ a 26°C ; $T_{\text{exterior}}=22$ a 30°C).

Las conclusiones y soluciones son:

- 1) Caudal. Se necesita un caudal de 5 ren/h en la ventilación controlada
- 2) Perfil de ventilación. Es mejor que la ventilación siempre esté “ON” y no dependa de la ocupación porque por las noches es favorable ventilar en todas las zonas ya que favorecen las condiciones de contorno de las zonas ocupadas y climatizadas.
- 3) Condiciones de ventilación. Aunque la temperatura interior sea mayor que 24°C porque no esté climatizada, sí es beneficioso ventilarla porque por las noches es bueno para las condiciones de contorno de las zonas climatizadas
- 4) Las condiciones beneficiosas para ventilar son:
 - $21^{\circ}\text{C} < T_{\text{interior}} < 24^{\circ}\text{C}$
 - $5^{\circ}\text{C} < T_{\text{exterior}} < 24^{\circ}\text{C}$
 - $T_{\text{interior}} - T_{\text{exterior}} > 0$

Incertidumbres

En cuanto a las incertidumbres, se tienen en cuenta las asociadas a los caudales de infiltración y ventilación. En la tabla se detallan las funciones de distribución que definen dichos parámetros. Para definir las incertidumbres se han utilizado las referencias que fueron citadas en el apartado 3.3 de esta Tesis

Tabla 70: Incertidumbres asociadas a los caudales de infiltración y ventilación del caso base y de la medida de ahorro

	Infiltración (ren/h)		Ventilación Constante (m^3/s)		Ventilación Controlada (ren/h)	
	Media	Desv. Típica	Media	Desv. Típica	Media	Desv. Típica
Caso Base	1	0.01	-	-	-	-
MAE	-	-	0.01,0.02,0.03*	0.001	5	0.01

*Ver tabla de caudales de ventilación constante según el CTE

5.3.4.1 Resultados para clima mediterráneo: Málaga

Ahorros demanda y consumo anual, mejora confort

Los resultados muestran ahorros energéticos importantes con valores medios en el caso del consumo anual en torno al 42.76% y una mejora del confort en torno al 49.49%. Además, destaca el hecho de que la dispersión de los resultados no es muy grande lo que garantiza que el riesgo de que se haga una inversión y no se cumplan las expectativas es mínimo.

Tabla 71: Ahorros (%) en la demanda anual, el consumo anual y mejora del confort conseguidos con la MAE que incorpora ventilación controlada (Málaga)

	Ahorro Demanda (%)	Ahorro Consumo (%)	Mejora Discomfort (%)
Media	49.86	42.76	49.49
Desv. típ.	7.46	7.97	6.69

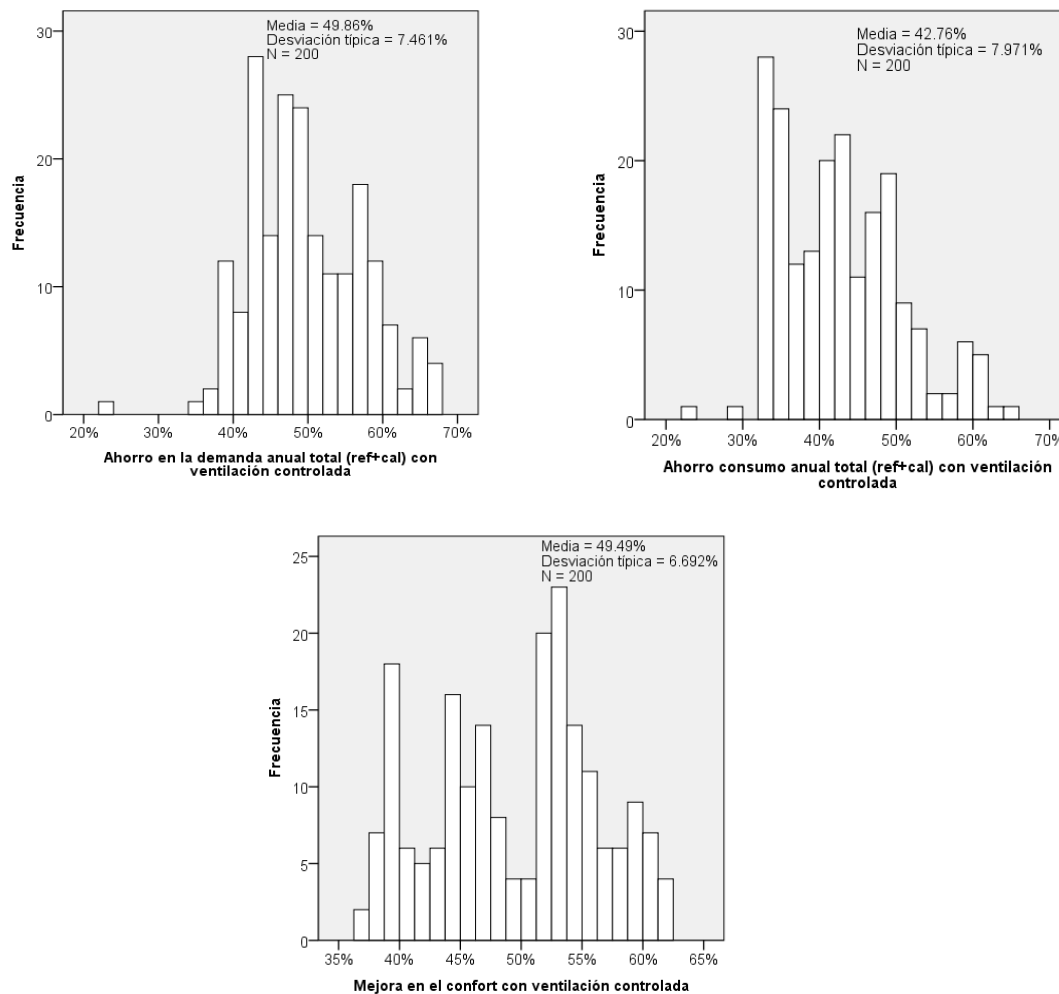


FIGURA 107: Ahorros (%) en la demanda anual, el consumo anual y mejora del confort conseguidos con la MAE que incorpora ventilación controlada (Málaga)

5.3.4.2 Resultados para clima continental: Madrid

Ahorros energéticos y mejora confort

En este caso, aunque la dispersión de los resultados es algo mayor, también se aprecia en las gráficas que los ahorros y la mejora del confort están bastante centrados alrededor de su valor medios. Es decir, se consiguen ahorros muy altos, en torno al 45% en consumo (mayor en demanda). En cuanto al confort, la mejora es en torno al 38%.

Tabla 72: Ahorros (%) en la demanda anual, el consumo anual y mejora del confort conseguidos con la MAE que incorpora ventilación controlada (Madrid)

	Ahorro Demanda (%)	Ahorro Consumo (%)	Mejora Disconfort (%)
Media	50.03	44.89	38.36
Desv. típ.	3.86	10.34	7.84

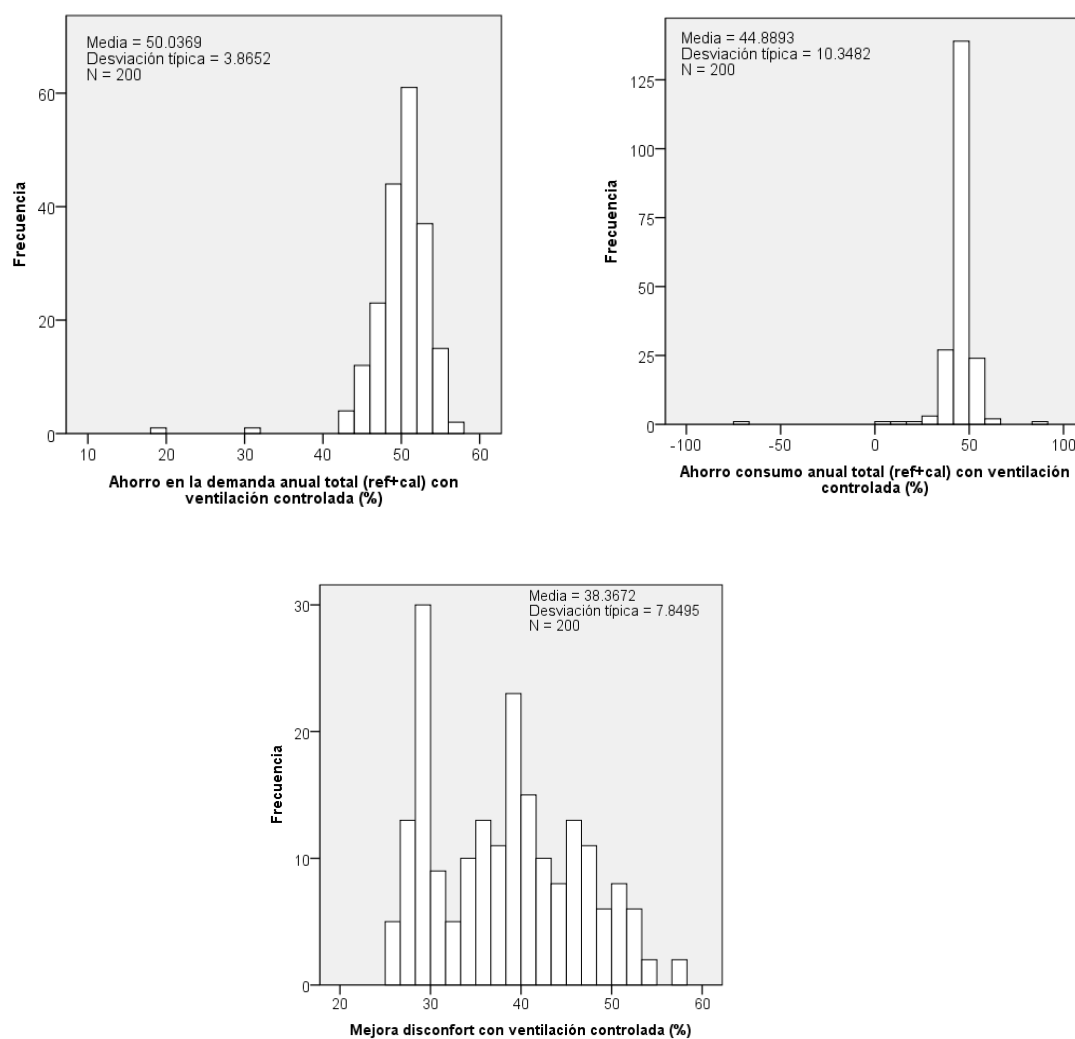


FIGURA 108: Ahorros (%) en la demanda anual, el consumo anual y mejora del confort conseguidos con la MAE que incorpora ventilación controlada (Madrid)

5.3.4.3 Comparación resultados

La conclusión es que esta medida es beneficiosa tanto para el clima de Málaga como el de Madrid ya que en los dos casos se consiguen ahorros bastante elevados (45%) que se garantizan pese al riesgo que puedan tener las incertidumbres. También, destaca una dispersión de los ahorros menor que en otras estrategias analizadas en este estudio.

5.3.5 Rehabilitación de la fachada. Aislamiento puentes térmicos

Las fachadas y cubiertas son elementos constructivos que tienen varias funciones. Por ejemplo, las cubiertas deben cumplir, atendiendo a criterios normativos, las siguientes condiciones:

- Estanquidad, es decir, debe proporcionar impermeabilidad al edificio, respecto al agua de lluvia, en las condiciones de uso previsto para la misma, incluso en condiciones de fisuración previsible.
- Aislamiento térmico para limitar las pérdidas/ganancias de calor a su través.
- Diseño adecuado para evitar humedades de condensación tanto superficiales como intersticiales, que afecten a la durabilidad y buen comportamiento de los materiales componentes.
- Otras prestaciones, como, aislamiento acústico, protección contra incendios, resistencia mecánica suficiente frente a acciones estáticas, dinámicas, térmicas, eólicas, que incidan sobre la misma, a la vez que a la deformabilidad y movimientos de sus capas que serán compatibles entre sí y con el resto del edificio.

El no cumplimiento de estas especificaciones lleva a intervenciones que comprenden un conjunto de operaciones encaminadas a su acondicionamiento, y puede implicar las operaciones de limpiar, reparar, proteger e incluso mejorar. La rehabilitación de las fachadas y cubiertas están motivadas por 3 razones principalmente:

1. El envejecimiento y deterioro de la misma por la exposición a diversos factores como agentes atmosféricos, erosión, vandalismo, actuaciones de reforma e inclusión de instalaciones...

2. El no cumplimiento de la normativa vigente. En cada período los materiales y las técnicas utilizadas para la configuración de los elementos constructivos es diferente y no tienen por qué cumplir las exigencias actuales
3. La mejora de las condiciones térmicas y acústicas.

Este capítulo se centra en las especificaciones térmicas de la envolvente. El objetivo de la rehabilitación será por tanto la reducción de la demanda de refrigeración y calefacción y la mejora de las condiciones de confort.

Una medida muy efectiva para reducir la demanda en calefacción y refrigeración de los edificios existentes es incorporar o aumentar el aislamiento térmico. Este tipo de rehabilitación, que se hace sobre todo el edificio, se puede realizar por el exterior, con la ventaja de no desalojar a los usuarios. También se puede inyectar aislamiento en el interior de las cámaras de aire que hay en algunas tipologías de fachadas, siendo rehabilitaciones limpias y muy beneficiosas ya que no se pierde espacio habitable en las viviendas. Por último, en aquellos casos que se realicen reformas en los interiores de las viviendas se pueden incorporar aislamiento térmico en las paredes pudiendo ser rehabilitaciones puntuales y que no modifican la estética en fachadas.

En esta línea, el [CTE-DB-HE1] establece unos valores límites para coeficiente de transferencia (U , W/m^2K) de las fachadas y cubiertas de edificios nuevos atendiendo a la zona climática. A raíz de esto, algunas comunidades autónomas en España han dado subvenciones para la renovación de cubiertas y fachadas incorporando un aislamiento térmico cuya resistencia cumpla, como mínimo, con los valores exigidos.

En [BJOM, 2011] se hace una revisión de las soluciones de aislamiento tradicionales, actuales y futuras. Entre las soluciones tradicionales está la utilización de materiales como lana mineral, poliestireno expandido (EPS), poliestireno extruido (XPS), celulosa, corcho, poliuretano (PUR). Entre las soluciones más modernas están: los paneles de vacío (Vacuum insulation pannels, VIN), los paneles rellenos de gas (Gas filled panels, GFP), Aerogeles, materiales de cambio de fase (phase change materials, PCM), aplicaciones basadas en nanotecnología.

La siguiente tabla recoge las principales características, ventajas, inconvenientes y evolución tecnológica necesaria de los materiales aislantes más utilizados actualmente que son los que se utilizarán más adelante en este trabajo.

Tabla 73: Características, ventajas e inconvenientes de los materiales aislantes más utilizados actualmente

	Poliuretano	Poliestireno expandido	Poliestireno extruido
Conductividad (W/mK)	0.028-0.034	0,046 - 0,031	0.029-0.036
Ventajas	Bajas conductividades	Gran versatilidad en las formas de presentación Oferta muy amplia	Oferta amplia y precio competitivo en relación a su comportamiento
Inconvenientes/Evolución tecnológica	Elevado precio Mejorar el comportamiento al fuego		Mejorar el poder de aislamiento de poliestireno extruido: optimización tecnológica o mejora de las materias primas

	Lana de vidrio	Lana de Roca
Conductividad (W/mK)	0.044 - 0.032	0.046-0.035
Ventajas		Costes competitivos en productos de alta densidad Aplicaciones de alta temperatura.
Inconvenientes / Evolución tecnológica	Mejorar prestaciones con menos materia primas y energéticas Mejorar aspecto y "suavidad"	Mejorar competitividad del proceso de fabricación Mejorar las tecnologías de fabricación para mejorar la uniformidad dimensional de las fibras.

*En el capítulo 3 de esta Tesis se hace una revisión de las incertidumbres que afectan a estos materiales.

Una de las causas por las que se produce mayor pérdida de calor en invierno y ganancia en verano a través de la envolvente es la existencia de puentes térmicos. Los principales puentes térmicos que existen en los edificios son los forjados, los pilares y las cajas de persiana. En climas fríos, los puentes térmicos pueden llegar a ser responsables de un importante porcentaje del consumo de calefacción de un edificio. Por esta razón, se tiende a reducir o eliminar sus efectos, existiendo normas que regulan las actuaciones respecto a los mismos. En el caso de los climas mediterráneos, esta práctica no está tan extendida.

Existen estudios llevados a cabo en climas mediterráneos en los que se compara el aislamiento de la fachada completa con el aislamiento exclusivo de los puentes térmicos [BJOM, 2011]. Los resultados muestran que los ahorros energéticos son similares mientras que los costes económicos son mayores en el caso de aislar la fachada completa. Teniendo en cuenta esto, se ha decidido

implementar como medida de ahorro el aislamiento de los puentes térmicos de la vivienda caso de estudio (Tabla 21). Para ello, se ha utilizado una capa exterior de 5 cm de poliestireno extruido como material aislante.

A continuación, se expone la composición de los nuevos puentes térmicos y las propiedades del aislamiento utilizado en el modelo del edificio.

Tabla 74: Composición de puentes térmico aislados

Puente Térmico Pilar	Puente Térmico Forjado	Puente Térmico Caja de Persiana
XPS – 5cm	XPS – 5cm	XPS-5cm
Enfoscado de mortero de cemento - 1.5cm	Enfoscado de mortero de cemento - 1.5cm	Aluminio- 15 cm
Ladrillo hueco simple - 7.0cm	Ladrillo hueco simple - 7.0cm	
Hormigón armado 2300 < d < 2500- 30cm	Bovedilla de hormigón – 60 cm	

Modelo

En el modelo de edificio en el que se tiene en cuenta el aislamiento de los puentes, se ha modificado la composición de estos incorporando una capa de aislamiento de poliestireno extruido tal y como se ha explicado anteriormente.

Incertidumbres

Como incertidumbres, se han introducido las asociadas a las propiedades del poliestireno extruido. Para definir estas incertidumbres se han utilizado las referencias citadas en el Capítulo 3 de esta Tesis.

Tabla 75: Incertidumbres asociadas al poliestireno extruido utilizado para aislar los puentes térmicos

	Media	Desv. Típica
Espesor (cm)	5	0.005
Conductividad (W/mK)	0.034	0.003
Densidad (kg/m ³)	25	9
Calor Específico (J/kgK)	1450	55
Absortividad de larga	0.9	0.033
Absortividad Solar	0.7	0.033
Absortividad Visible	0.7	-

5.3.5.1 Resultados para clima mediterráneo: Málaga

En la Tabla 76, se muestra el coeficiente global de transferencia (W/m^2K) para las simulaciones correspondientes al caso base (U_{CB}) y para la muestra de simulaciones de la medida de ahorro (U_{MAE}). Se puede ver como la U de la vivienda disminuye bastante al aislar los puentes térmicos, de un valor medio de $7.45 W/m^2K$ a $2.72 W/m^2K$

Tabla 76: Coeficiente global de transferencia (W/m^2K) de la vivienda para el caso base y la MAE aislando los puentes térmicos

	$U_{CB}(W/m^2K)$	$U_{MAE}(W/m^2K)$
Media	7.45	2.72
Desv. típ.	0.59	0.36

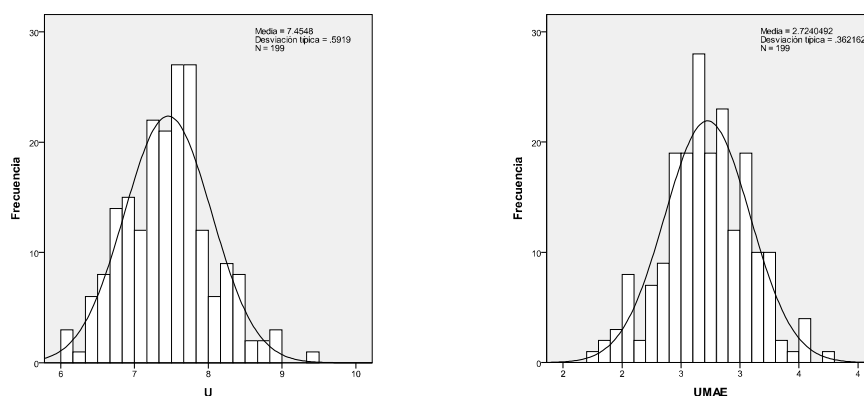


FIGURA 109: Coeficiente global de transferencia (W/m^2K) de la vivienda para el caso base y la MAE aislando los puentes térmicos

Ahorros energéticos y mejora confort

Una vez calculados la demanda, el consumo y el confort para el caso base y la medida de ahorro, se calculan los ahorros energéticos y la mejora en el confort. Los resultados (ver Tabla 77, FIGURA 110, FIGURA 111) muestran que aislando los puentes térmicos se consiguen ahorros en la demanda y el consumo de calefacción. Sin embargo, esta medida empeora la demanda y el consumo de refrigeración por lo que los ahorros finales resultan nulos o negativos. Las condiciones de confort tampoco mejoran.

Tabla 77: Ahorros en demanda (%) y consumo (%) y mejora en confort (%) del caso base de la MAE aislamiento de puentes térmicos

	Ahorro Demanda (%)	Ahorro Consumo (%)	Mejora Disconfort (%)
Media	1.07	-4.74	-0.65
Desv. típ.	2.92	2.58	3.99

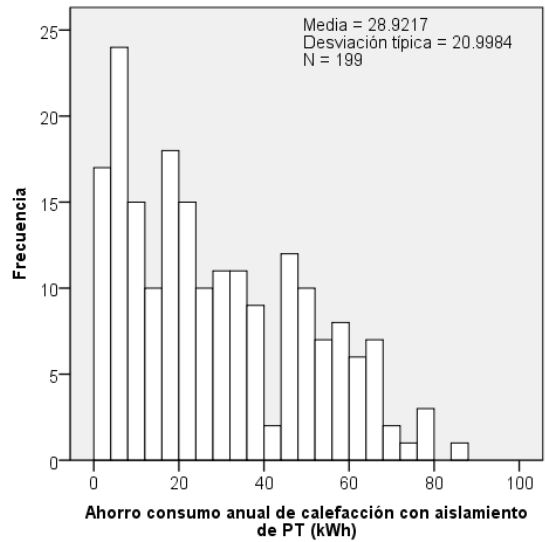
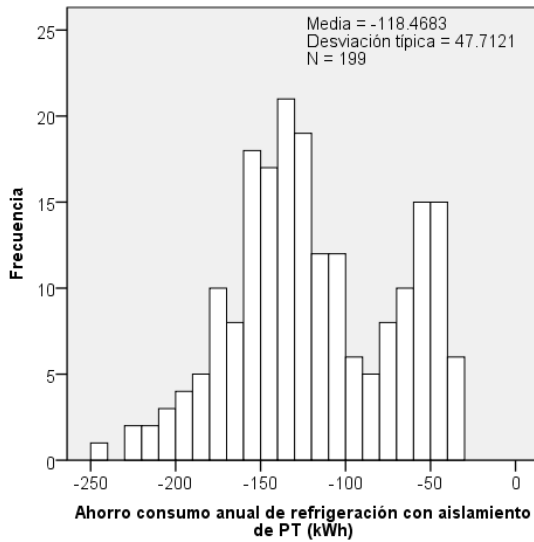
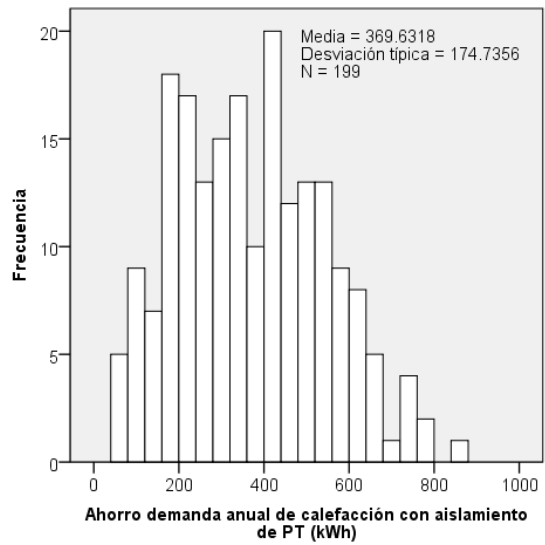
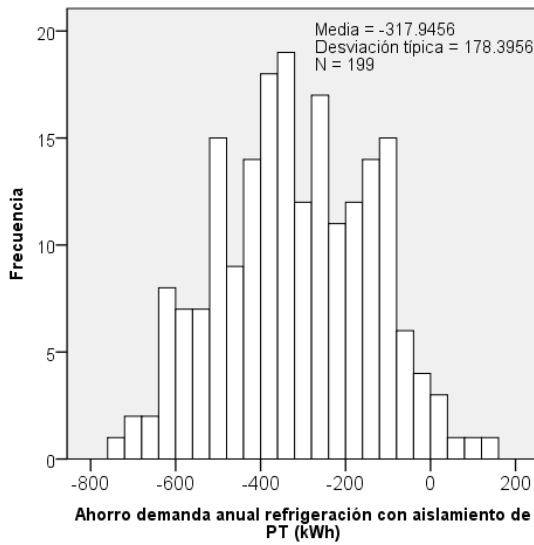


FIGURA 110: Ahorros conseguidos en demanda y consumo de refrigeración y calefacción con la MAE de aislamiento de puentes térmicos (kWh) (Málaga)

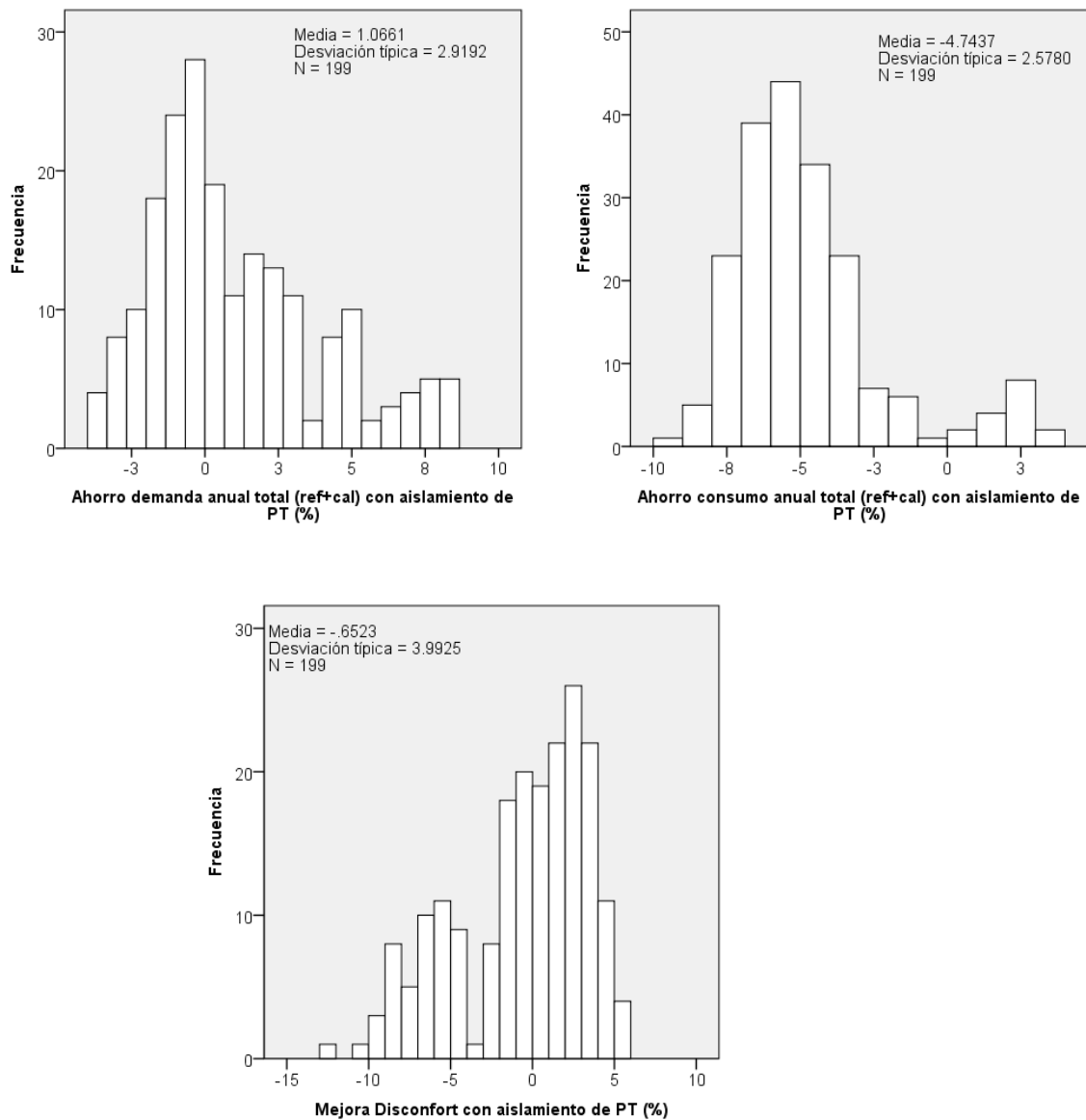


FIGURA 111: Porcentajes de ahorro (%) conseguidos en demanda y consumo con la MAE de aislamiento de puentes térmicos (Málaga)

Se concluye así que la medida de aislar los puentes térmicos en un clima como el de Málaga no resulta beneficiosa con lo cual quedaría descartada. Cabe destacar, que si esta medida se analizara junto con una ventilación controlada los resultados podrían ser más beneficiosos.

Análisis de Sensibilidad

A pesar de que esta medida queda descartada, se decide llevar a cabo un AS para tener más conocimiento del problema y ver cuáles son las incertidumbres que afectan más a los resultados. Utilizando las técnicas y la metodología explicadas anteriormente en este trabajo, todos los ajustes

que se han llevado a cabo en el análisis de sensibilidad tienen un buen ajuste ($R^2 > 0.7$) excepto en el caso de los ahorros de consumo. Como es una medida de ahorro que afecta a la demanda de energía, las conclusiones del AS de la demanda serán suficientes. Las figuras muestran los parámetros que influyen más o menos según los coeficientes de regresión estandarizado

Se puede deducir del análisis de sensibilidad que el clima y la ocupación son los parámetros más influyentes en los ahorros de la demanda seguidos de la consigna de refrigeración. Disminuyendo estas incertidumbres podríamos reducir el rango de resultados (desviación típica) que ahora mismo, en el caso de la demanda, varían entre ahorros de -3% hasta 8%, despejando así la incertidumbre de si los ahorros tienden a ser más positivos o negativos. Sin embargo, las incertidumbres del clima y la ocupación son difíciles de reducir. Aunque existen técnicas cada vez mejores para modelar estos parámetros, ambos tienen inherente una cierta componente aleatoria. Por un lado, la ocupación es un factor que inevitablemente aporta muchas incertidumbres por su naturaleza estocástica en cuanto al tiempo y el espacio. Por otro lado, a la variabilidad natural del clima se une la variabilidad provocada por el cambio climático.

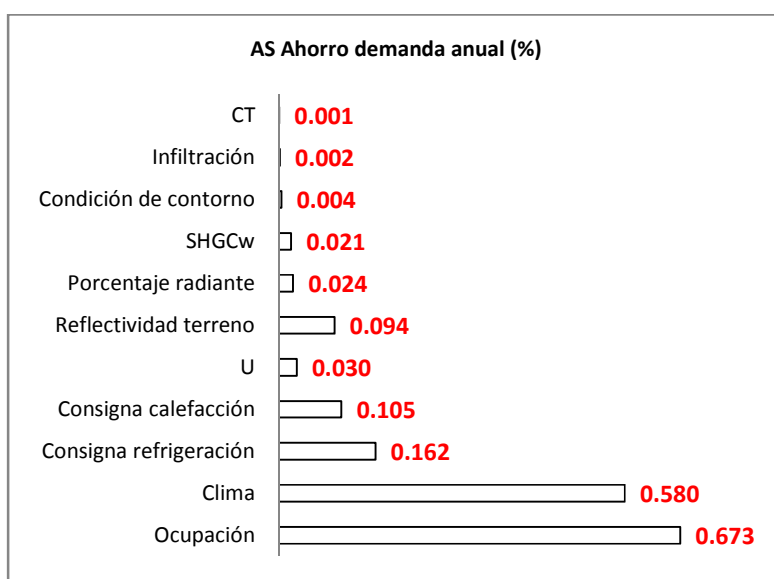


FIGURA 112: AS de los ahorros (%) conseguidos en demanda con la MAE de aislamiento de puentes térmicos (Málaga)

5.3.5.2 Resultados para clima continental: Madrid

En el clima continental de Madrid, se espera en principio que esta medida resulte más beneficiosa puesto que la demanda de calefacción es mayor y está igualada a la de refrigeración. Los valores del coeficiente global de transferencia de calor se detallan en la siguiente tabla tanto para el caso base como para la medida de ahorro.

Tabla 78: Coeficiente global de transferencia (W/m^2K) de la vivienda para el caso base y la MAE aislando los puentes térmicos (Madrid)

	U	U _{MAE}
Media	7.42	2.69
Desv. Tipica	0.59	0.36

Ahorros energéticos y mejora confort

Tabla 79: Ahorros en demanda (%) y consumo (%) y mejora en confort (%) del caso base de la MAE aislamiento de puentes térmicos (Madrid)

	Ahorro Demanda (%)	Ahorro Consumo (%)	Mejora Confort (%)
Media	7.11	3.45	2.18
Desv. Tip	3.58	3.39	1.88

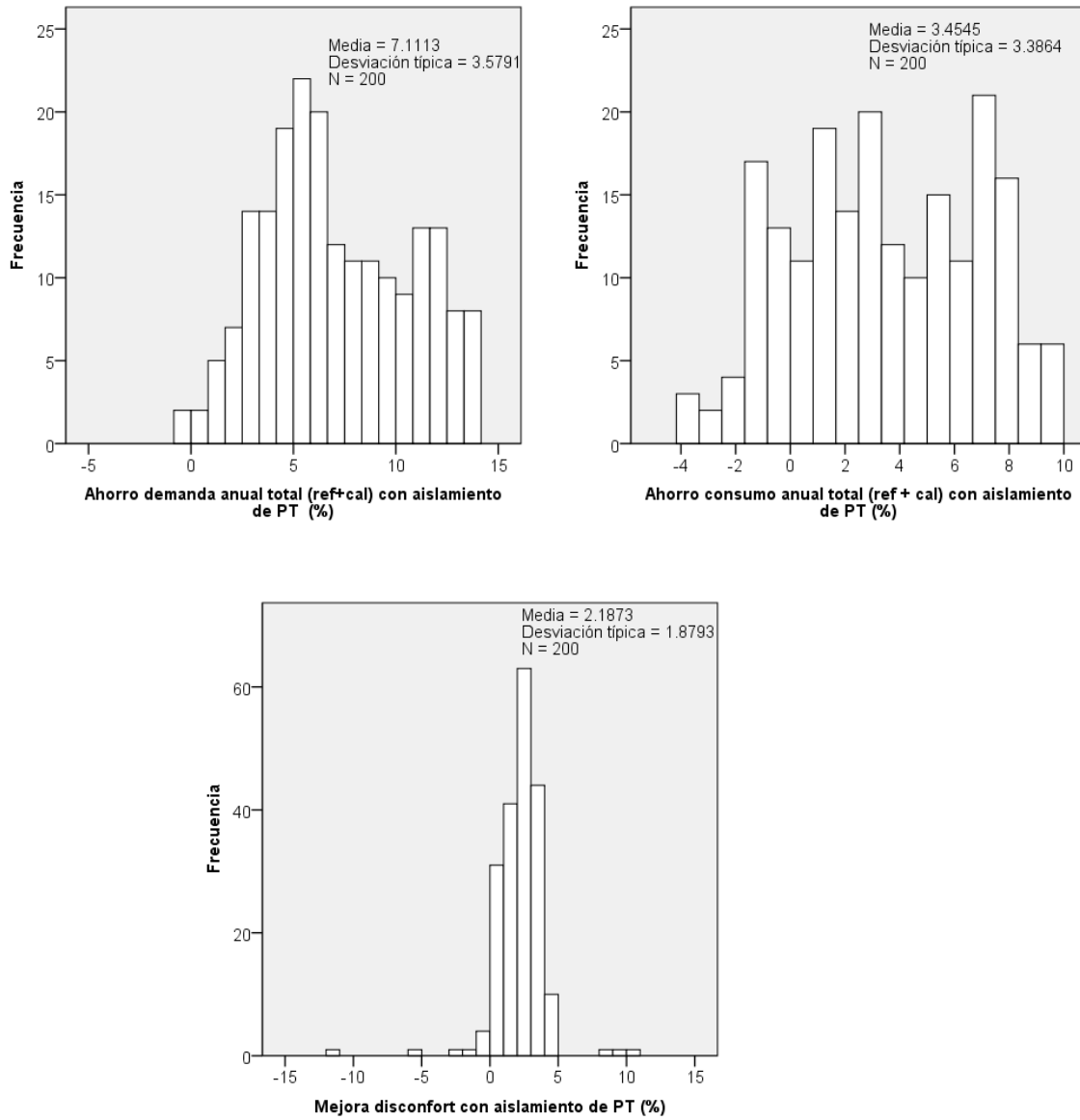


FIGURA 113: Porcentaje de ahorro en demanda y consumo y mejora en confort con la MAE aislamiento de puentes térmicos (Madrid)

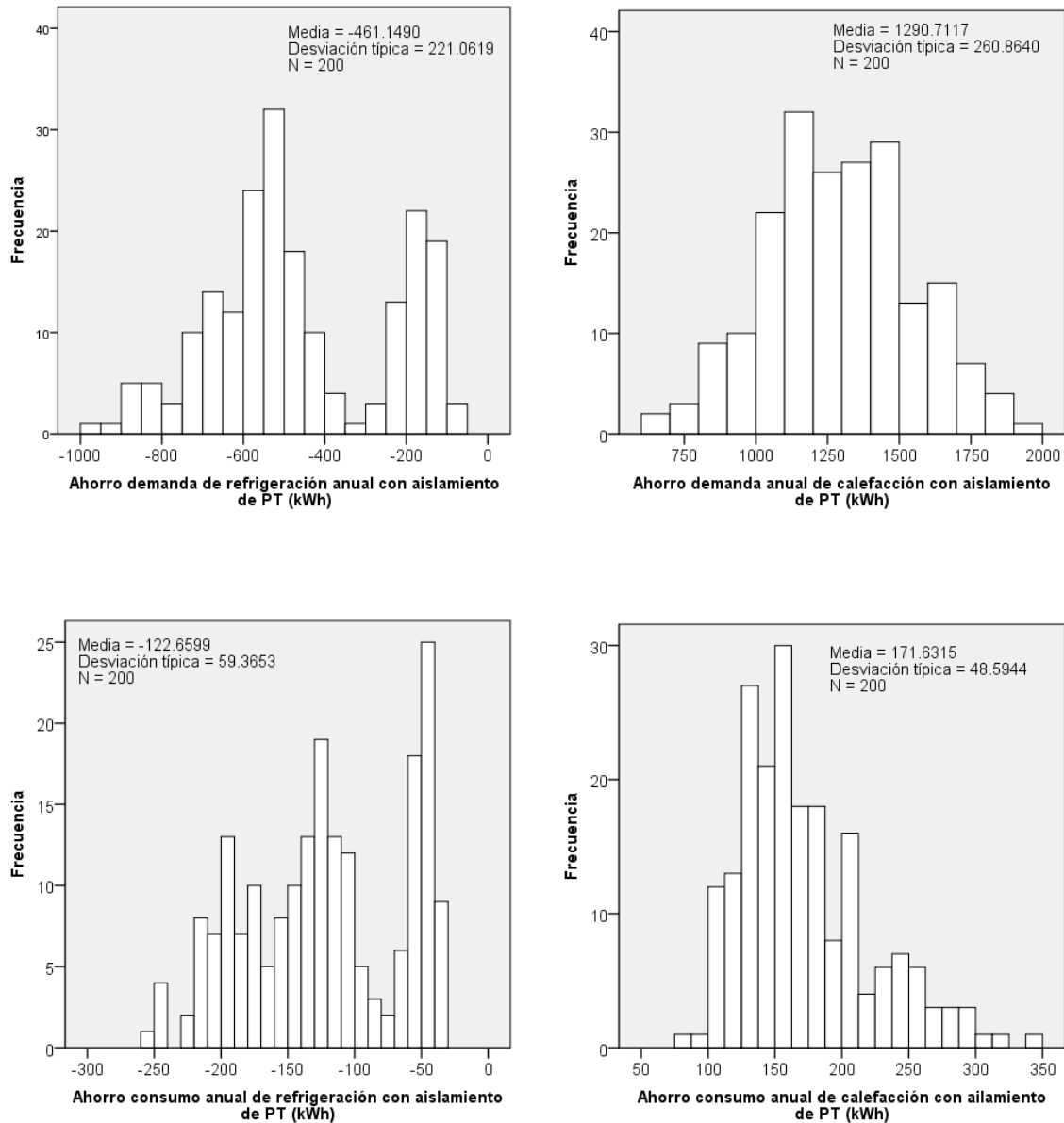


FIGURA 114: Ahorro de la demanda y el consumo anual de refrigeración y calefacción con aislamiento de puentes térmicos (kWh) (Madrid)

Los resultados muestran que los ahorros son bajos y que tienen un riesgo alto de convertirse en una medida sin beneficios, incluso perjudicial. La causa principal es que aunque el consumo de calefacción se mejora, el consumo de refrigeración empeora. Como conclusión esta medida de ahorro presenta demasiado riesgo de obtener ahorros muy bajos e incluso empeorar el consumo. Una forma de mejorar los resultados para tomar una decisión más fiable y con menos riesgos es

reducir las incertidumbres. Para ello, se hace un AS que permite saber cuáles son las incertidumbres que afectan más a los resultados.

Análisis de Sensibilidad

A continuación se exponen los resultados del AS de la demanda y el consumo.

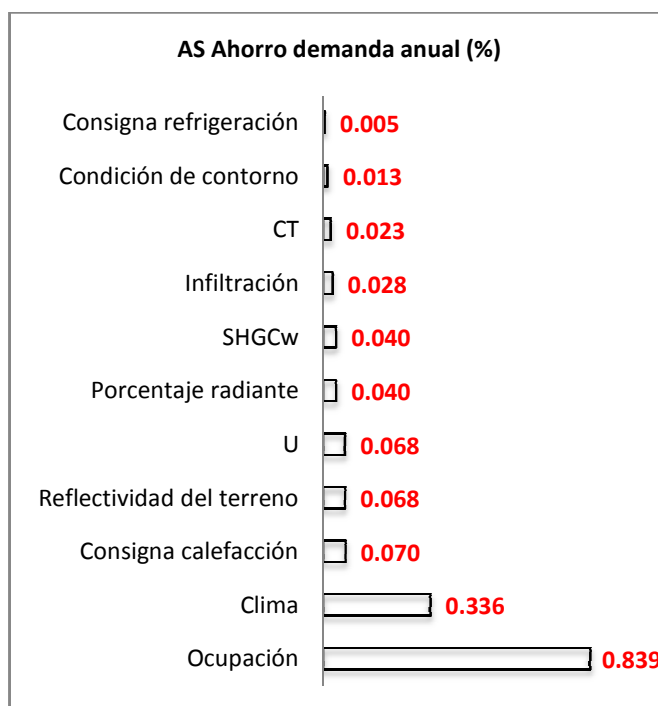


Figura 115: AS de los ahorros (%) conseguidos en demanda con la MAE de aislamiento de puentes térmicos (Madrid)

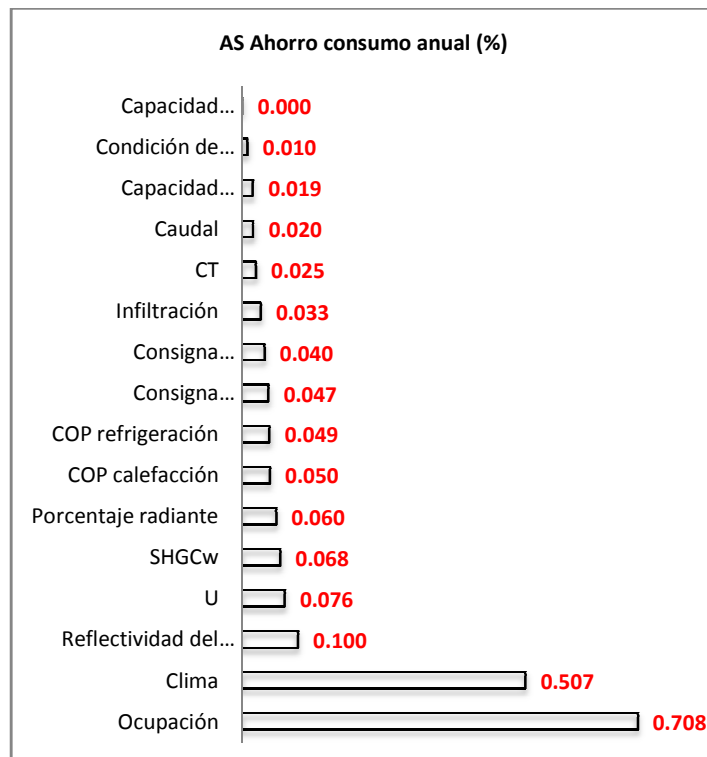


Figura 116: AS de los ahorros (%) conseguidos en consumo con la MAE de aislamiento de puentes térmicos (Madrid)

Ambos análisis expuestos anteriormente muestran que las incertidumbres más dominantes son las asociadas a la ocupación y el clima. En principio estas incertidumbres no son fáciles de eliminar así que se decide que no es una MAE adecuada para implementar en el caso de estudio. Si bien, una manera de conseguir mejores resultados podría ser analizar una combinación de aislamiento de puentes térmicos con ventilación controlada.

5.3.5.3 Comparación resultados

Tanto en Madrid como en Málaga se descarta implementar esta medida de ahorro pues ambos casos presentan el riesgo de que los ahorros sean bajos incluso de que se incrementen los consumos energéticos. Puesto que el problema que tiene esta MAE es que el consumo de calefacción disminuye pero el de refrigeración aumenta, una posible solución que no se ha estudiado en esta Tesis, podría ser analizar la combinación del aislamiento de los puentes térmicos con la ventilación controlada. Cabe señalar que en un estudio determinista se podrían haber obtenido ahorros positivos con el aislamiento de puentes térmicos y que al final fueran negativos. Se ve así la

importancia de tener en cuenta las incertidumbres para conocer el riesgo que conlleva cada medida y tomar decisiones más fiables.

5.3.6 Comparación y resumen de resultados

En este capítulo se ha hecho un estudio del potencial de cuatro medidas de ahorro en la rehabilitación de edificios teniendo en cuenta las incertidumbres asociadas a sus parámetros de entrada. El análisis se ha llevado a cabo para dos tipos de clima, uno interior (Madrid) y otro mediterráneo (Málaga). La FIGURA 117 presenta un resumen de los resultados. Para cada medida de ahorro (sistema de sombra, modificación de la temperatura de consigna, ventilación controlada y aislamiento de puentes térmicos) y para cada clima (Málaga y Madrid), se representa el rango de posibles ahorros que se pueden conseguir y se señalan el ahorro mínimo, medio y máximo. Por ejemplo, en el caso de la MAE del sistema de sombra en Málaga, el ahorro puede variar entre el 0 % (ahorro mínimo) y el 25 % (ahorro máximo) y el valor medio de los ahorros es 13.8%.

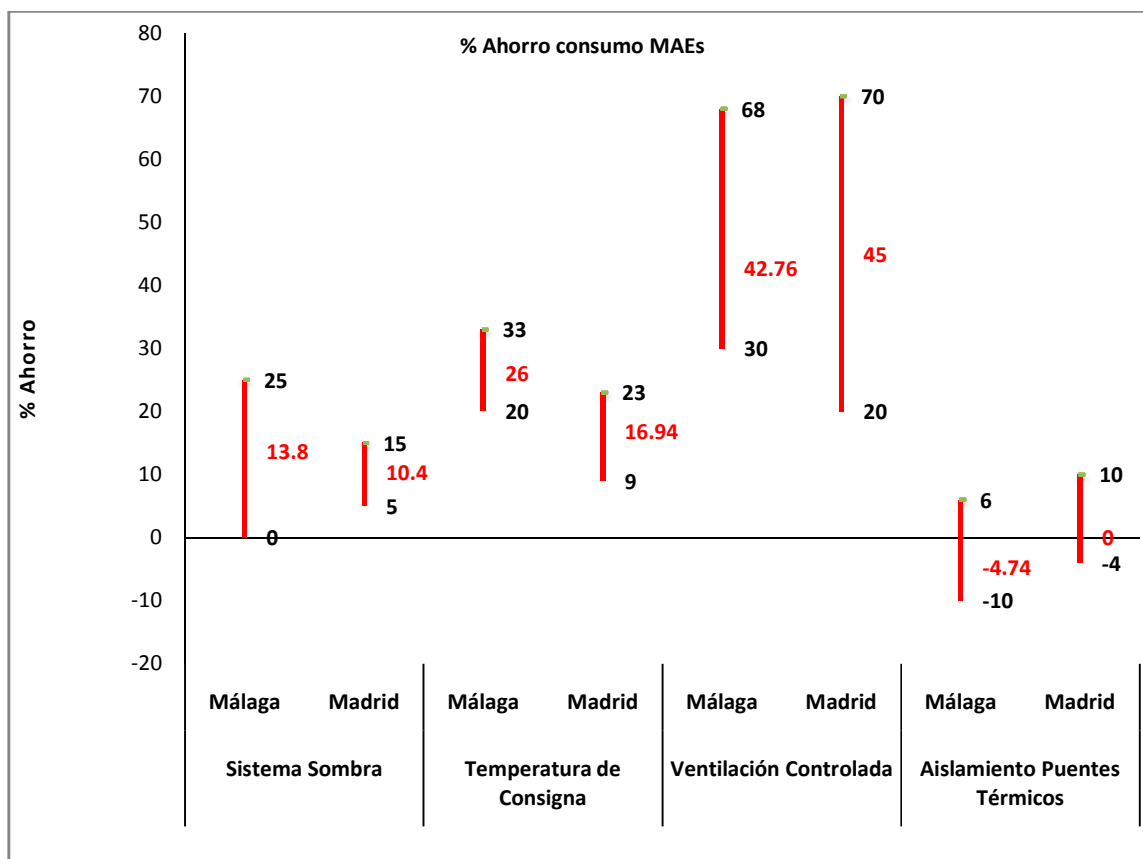


FIGURA 117: Potencial de ahorro energético de las medidas de ahorro estudiadas

Tanto en clima mediterráneo como interior, la mejor medida es la ventilación controlada. En Málaga los ahorros medios son de 42.76% y pueden variar entre 68 y 30%. En Madrid los ahorros medios son 45% y pueden variar entre 20 y 70%.

La segunda medida mejor es modificar la consigna de refrigeración. Ésta es mejor en el caso de Málaga donde se consiguen ahorros medios del 26% que pueden variar entre 20 y 33%. En Madrid los ahorros pueden ser algo menores, con un valor medio de 16.94% y un valor máximo y mínimo de 23 y 9% respectivamente.

Con el sistema de sombra controlado se consiguen ahorros medios de 13.8 y 10.4% en Málaga y Madrid respectivamente. Pero hay que tener en cuenta que existe el riesgo de que no se produzcan ahorros en el caso de Málaga o de que sean muy pequeños en el caso de Madrid (5%).

La medida de ahorro de aislar puentes térmicos no resulta beneficioso en ninguno de los casos. Hay un alto riesgo de que los ahorros sean nulos incluso negativos.

Cabe destacar que en un estudio determinista podrían haberse calculado ahorros positivos en la MAE de puentes térmicos (10%) por ejemplo y resultar ahorros negativos después de haber hecho una inversión. Se observa aquí la influencia de las incertidumbres, la importancia de tenerlas en cuenta a la hora de tomar este tipo de decisiones y la ventaja de este enfoque frente al determinista.

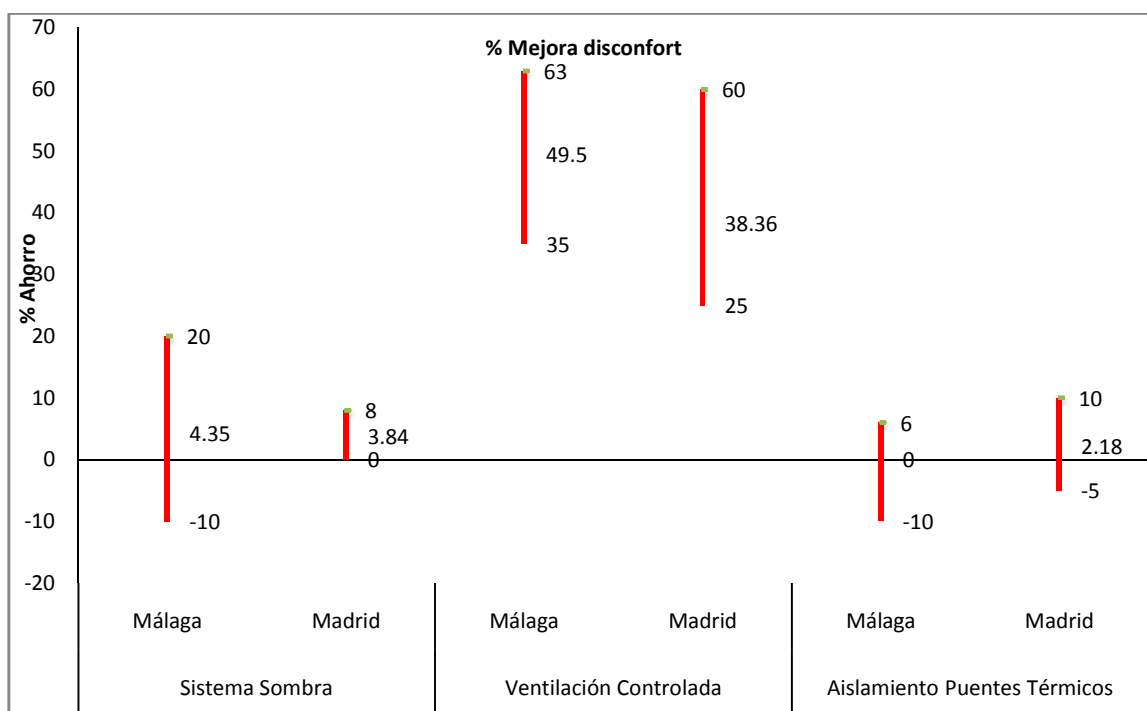


FIGURA 118: Mejora del confort anual con las medidas de ahorro estudiadas

Desde el punto de vista del confort (ver FIGURA 118), la mejor MAE sigue siendo la ventilación controlada seguida del sistema de sombra. El aislamiento de puentes térmicos sigue sin ser beneficioso. Llama la atención que el confort pueda empeorar con el sistema de sombra en el caso de Málaga o quedarse igual en el caso de Madrid. Es conveniente recordar que en la gráfica anterior no se representa la MAE que modifica la temperatura de consigna porque el confort se calcula con un modelo en el que la temperatura está en evolución libre.

En definitiva, los resultados expuestos en este capítulo muestran el fuerte impacto que tienen las incertidumbres en los ahorros de las medidas y por tanto, la importancia de tenerlas en cuenta a la hora de tomar decisiones en una Rehabilitación. Por ejemplo, en el caso de la ventilación controlada en el clima interior de Madrid, las incertidumbres pueden hacer variar los ahorros entre el 20 y el 70%.

También se ha visto en este capítulo que una forma de mejorar los resultados para que se puedan tomar decisiones más fiables es disminuir la dispersión de los mismos de manera que el rango de posibles ahorros sea menor. Para ello, se lleva a cabo un AS con macroparámetros (ver capítulo 4) que permite conocer cuáles son las incertidumbres más influyentes en los ahorros y así tratar de reducirlas. Al llevar a cabo el AS de los ahorros en la mayoría de las MAEs se ha concluido que para el caso de estudio esta mejora es difícil de conseguir puesto que las incertidumbres que tienen más efectos sobre los resultados son las asociadas al clima y a la ocupación, incertidumbres difíciles de reducir.

Ante estas conclusiones que se repiten continuamente a lo largo de esta Tesis, tanto en el caso base como en las medidas de ahorro y tanto en el clima mediterráneo como en el clima interior, surgen tres preguntas: 1) ¿Es real el fuerte impacto de estas incertidumbres?, 2) ¿Es real la forma en que hemos representado estas incertidumbres?, 3) ¿Hay alguna forma de reducir estas incertidumbres?

En el caso del clima, para responder a estas preguntas hay que tener en cuenta que a la variabilidad natural del clima se añaden las incertidumbres debido el cambio climático provocado por la actividad humana. Predecir las condiciones climáticas del futuro es el primer paso para llevar a cabo un estudio del impacto del cambio climático. La creciente preocupación por el calentamiento global y sus efectos está haciendo que los modelos para predecir las condiciones climáticas futuras estén siendo cada vez más desarrollados. Existen varios enfoques. Unas veces se utilizan datos históricos y otras veces modelos físicos. Cuando se utilizan datos históricos se pueden hacer extrapolaciones, aplicar cambios medios a los patrones, etc. Cuando se utilizan modelos físicos se pueden usar modelos estocásticos y también es muy común usar modelos climáticos globales combinados con

modelos climáticos regionales para reducir su escala y conseguir datos climáticos con suficiente resolución en cuanto al tiempo y el espacio, etc. Sin embargo, y a pesar de los avances e investigaciones, los propios estudios hechos en esta línea destacan dos retos a la hora de utilizar estas predicciones:

- 1) La complejidad de analizar, manejar y adaptar al formato requerido por las simulaciones (normalmente requieren datos climáticos horarios durante un año) una gran cantidad de datos.
- 2) Calcular las incertidumbres en las simulaciones de edificios como consecuencia de las incertidumbres de los datos climáticos predichos para el futuro. Es decir, a pesar de todo las incertidumbres son inevitables

El primer punto explica por qué, como solución sencilla ante la complejidad, se utilizan en esta Tesis, los ficheros climáticos correspondientes a año medio, frío y caluroso de las bases de datos de METEONORM, que son datos recogidos en estaciones meteorológicas repartidas por todo el mundo. De hecho, es bastante común utilizar los ficheros climáticos de año medio en las simulaciones. Con lo que parece lógico que para dar un paso más y tener en cuenta las incertidumbres se utilicen los fichero climáticos de año caluroso y frío. El segundo punto pone de manifiesto que a pesar de las investigaciones y avances las incertidumbres en las condiciones climáticas son inevitables.

Es decir, y a modo de resumen se responden a las 3 preguntas planteadas: 1) La creciente preocupación por predecir las condiciones climáticas futuras y así conocer el impacto del cambio climático confirma el fuerte efecto que tienen las incertidumbres asociadas al clima. 2) Aunque hay soluciones mejores a la hora de representar las incertidumbres de las condiciones climáticas futuras, éstas se salen del alcance de esta Tesis. La solución de utilizar datos registrados de años con diferentes condiciones climáticas como resumen de la casuística de condiciones climáticas es real y aceptable. 3) Si bien se pueden reducir las incertidumbres de las condiciones climáticas futuras utilizando modelos complejos que están fuera del alcance de esta Tesis, las incertidumbres en el clima futuro son inevitables.

En cuanto a la ocupación, éste es un parámetro que por un lado influye mucho en la predicción de la carga térmica y del consumo del sistema de climatización y por otro lado, aporta muchas incertidumbres por su naturaleza estocástica en cuanto al tiempo y el espacio. En general, el comportamiento de los ocupantes del edificio se puede dividir en: 1) cómo se ocupa el edificio (cuánta gente y cuándo) que se denomina ocupación, 2) cómo los ocupantes interaccionan con el

resto de elementos del edificio (ventanas, persianas, luces, sistema de climatización, etc). [BONTE, 2014] analizan la influencia del comportamiento de los ocupantes en la demanda de energía y la sensación térmica. Concretamente, se centra en estudiar el impacto que tiene el uso que los ocupantes hacen de persianas, ventanas, iluminación, ventiladores, termostatos y vestimenta. Cada una de estas acciones se evalúan para comportamientos extremos. Por ejemplo, las persianas se evalúan para que estén todo el día cerradas o todo el día abiertas. La iluminación se evalúa para que estén todo el día apagadas o encendidas siempre que haya personas. El estudio demuestra que para un determinado edificio, este tipo de acciones de los ocupantes tiene un gran impacto en la demanda de energía y que existe una fuerte correlación entre el comportamiento de los ocupantes y el consumo de energía. También compara estos resultados con los obtenidos en estudios convencionales que no tienen en cuenta este tipo de acciones, es decir, que consideran por ejemplo que las ventanas están cerradas todo el año, que las persianas están cerradas si la radiación incidente es superior a 250 W/m² y abiertas en caso contrario, que la iluminación está encendida siempre que haya gente, etc.

El estudio pone en evidencia que:

- Para un mismo edificio, el comportamiento de los ocupantes puede llevar a una desviación estándar relativa (desviación estándar/media) del consumo mayor al 45%
- Los estudios tradicionales subestiman la demanda de energía y el confort térmico al no considerar este tipo de comportamiento de los usuarios
- Las acciones más influyentes en la demanda de energía son el uso de persianas, iluminación y consignas de temperatura.
- Las acciones más influyentes en el confort térmico son el uso de persiana, consignas de temperatura y vestimenta.

Por tanto, contestando a las preguntas planteadas, podemos decir que es real que haya incertidumbres grandes asociadas a la ocupación y es real que estas incertidumbres tienen un impacto fuerte en la demanda y el consumo de energía de los edificios.

Un posible enfoque para disminuir las incertidumbres asociadas a la ocupación podría ser la combinación de métodos de observación, modelado y simulación del comportamiento de los ocupantes. El primer grupo comprende estudios en los que los investigadores observan un sistema (por ejemplo, un oficina con ventilación natural) durante un periodo de tiempo (por ejemplo, invierno) para desarrollar una correlación entre el estado observado (p.e., mecanismos de sombra operables) y la variable monitorizada (p.e. temperatura interior). En el segundo grupo, los modelos

del comportamiento de los ocupantes se predicen asumiendo una distribución de probabilidad idealizada (por ejemplo, binomial) que representa la variable predictora que conduce el comportamiento de los ocupantes por medio de un análisis de regresión. El tercer grupo, el comportamiento de los ocupantes es simulado con los modelos de energía de edificios para predecir el impacto del comportamiento de los ocupantes al adaptar los elementos de los edificios y su control en las predicciones de energía.

Volviendo a las preguntas planteadas, aunque no se pueden eliminar completamente las incertidumbres, la metodología utilizada en esta Tesis se puede mejorar incorporando los resultados de estudios observacionales que reflejen mejor las interacciones de los ocupantes con los elementos del edificio. Pero en cualquier caso, este tipo de análisis están fuera del alcance de esta Tesis y la metodología utilizada se considera válida.

Resumiendo, es una realidad que hay incertidumbres importantes en la ocupación y el clima y que éstas tienen un fuerte impacto en los resultados de las simulaciones energéticas. De hecho, actualmente hay muchos trabajos orientados a disminuir las diferencias entre las predicciones del clima y la ocupación y la realidad. Las incertidumbres asociadas al clima y a la ocupación que se han tenido en cuenta en esta Tesis se podrían disminuir teniendo estudios observacionales. Sin embargo, esto está fuera del alcance de esta Tesis y de muchos trabajos que se llevan a cabo en esta línea actualmente por sus costes y su complejidad. En cualquier caso, lo importante es saber que estas incertidumbres existen, que tienen un fuerte impacto y que sean más grandes o más pequeñas se deben tener en cuenta.

Con todo lo expuesto en este capítulo, se concluye que la metodología propuesta y probada permite conocer el potencial de las MAEs y tomar decisiones más fiables teniendo en cuenta el riesgo de que los ahorros varíen dentro de un rango debido a las incertidumbres.

5.4 Referencias

[ASCIONE, 2011]

Ascione, F., Rossi, F., Vanoli, G.P., Energy retrofit of historical buildings: theoretical and experimental investigations for the modelling of reliable performance scenarios, Italia, Agosto 2011, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.03.040.

[ASHRAE 55-2004]

ASHRAE 55-2004. (2004). Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy. ASHRAE Standard.

[BJOM, 2011]

Bjom P.J., Traditional, state-of-the-art and future thermal building insulation materials and solutions - Properties, requirements and possibilities, Norway, Energy and Buildings, Volume 43, Issue 10, October 2011, Pages 2549-2563, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.05.015.

[BONTE, 2014]

Bonte, M., Thellier, F., Lartique, R., Impact of occupant's actions on energy building performance and thermal sensation, Energy and Buildings, June 2014, Volume 76, pages 219-227, DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.02.068.

[CALLEJA, CNIT2013]

Calleja Rodríguez, G., Carrillo de Andrés, A., Cejudo López, J.M., Domínguez, F., Incertidumbres en las simulaciones térmicas de edificios: Aplicación a la Rehabilitación de Edificios, 8 CNIT, junio 2013.

[CERTIFICACIÓN, 2013]

Boletín Oficial del Estado, Real Decreto 235/2013, 5 de abril, Procedimiento básico para la certificación de la eficiencia energética de los edificios.

[CTE, 2007]

Ministerio de la vivienda, *Documento Básico Ahorro de la Energía*, septiembre de 2013, disponible en <http://www.codigotecnico.org/>, acceso septiembre de 2014.

[CTE-HS3, 2013]

Ministerio de la vivienda, *DOCUMENTO BÁSICO HS Salubridad Sección HS3 calidad del aire interior*, <http://www.codigotecnico.org/>, acceso septiembre de 2014.

[CIBSE, 2012]

CIBSE, *Guide F: Energy Efficiency in Buildings*, 2012.

[ENERGYPLUS]

Programa Energy Plus, disponible en: <http://apps1.eere.energy.gov/buildings/energyplus/>, acceso septiembre 2014.

[FANGER, 1970]

Fanger, P.O.; (1970). *Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering*. McGrawHill. ISBN:0-07-019915-9.

[ISO 7726:2002]

AENOR, *Ergonomía de los ambientes térmicos. Instrumentos de medida de las magnitudes físicas*, 2002.

[ISO 7730:2005]

AENOR, *Ergonomía del ambiente térmico. Determinación analítica e interpretación del bienestar térmico mediante el cálculo de los índices PMV y PPD y los criterios de bienestar térmico local*, 2005.

[RITE, 2007]

Boletín Oficial del Estado, número 207, miércoles 29 de agosto de 2007. “REAL 222 DECRETO 1027/2007, de 20 de julio, por el que se aprueba el Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios”

[SEEDS, 2015]

Self-Learning Energy Efficient Buildings and Open Spaces, European Community's 7th Framework Programme, 2011-2015, Grand Agreement N°285150.

[UNE-EN 15251, 2008]

Norma UNE-EN 15251 (2008), Parámetros del ambiente interior a considerar para el diseño y la evaluación de la eficiencia energética de edificios incluyendo la calidad del aire interior, condiciones térmicas, iluminación y ruido.

[WILHELM, 2012]

Friess, W.A., Rakhshan, K., Hendawi, T.A., Tajerzadeh, S., Wall insulation measures for residential villas in Dubai, Dubai 2012, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.10.005.

CAPÍTULO 6

Conclusiones

Las motivaciones básicas para realizar este trabajo fueron las siguientes:

1. Muchos datos de entradas de las simulaciones térmicas de los edificios y sus instalaciones están afectados por incertidumbres a veces por su naturaleza es aleatoria y a veces por falta de información.
2. La gran mayoría de los trabajos que llevan a cabo simulaciones energéticas de edificios utilizan un enfoque determinista, siendo muy escasos los estudios estocásticos. Si bien hay algunos avances en el caso del diseño de edificios e instalaciones, no se ha encontrado prácticamente ningún trabajo en la línea de la rehabilitación de edificios.
3. Además de por la ausencia de trabajos en el campo de la rehabilitación de edificios que se ha expuesto en el punto anterior, la motivación para orientar la Tesis a la Rehabilitación de edificios ha sido doble. Por un lado, porque la RS es una actividad que ha crecido mucho en los últimos años en España como consecuencia de la crisis. Por otro lado, porque la autora y el Grupo de Energética de la Universidad de Málaga (GEUMA) han trabajado en varios proyectos de RS en los que han podido comprobar la existencia de estas incertidumbres.
4. Los modelos térmicos de edificios son cada vez más complejos y el número de factores de entrada es cada vez mayor. Esto complica la tarea de saber qué incertidumbres tienen más efectos en las salidas para intentar reducirlas y mejorar los resultados.

Para resolver estas deficiencias, se han dado los siguientes pasos:

1. Se han identificado métodos existentes de propagación de incertidumbre y análisis de sensibilidad que pueden implementarse con facilidad en los simuladores actuales: método de Monte Carlo (Hiper cubo Latino), método de los coeficientes de regresión normalizados SRC, y método de criba de Morris.
2. Se ha llevado a cabo una recopilación de fuentes de datos determinista y de estudios que identifican incertidumbres que permite definir los datos de entrada de los modelos de edificios y sus incertidumbres. Para aquellos parámetros de entrada para los que no había

referencias (por ejemplo, las incertidumbres de los sistemas de climatización) se han aportado y justificado criterios para definir sus incertidumbres

3. Se ha aportado un esquema de trabajo completo y adaptado a la térmica de edificios, que permite introducir las incertidumbres en el análisis de medidas de ahorro y tomar decisiones más fiables en la rehabilitación de edificios. El procedimiento consiste en:
 - a. Definir el modelo de edificio (tanto el caso base como la medida de ahorro)
 - b. Definir las distribuciones de probabilidad asociadas a las incertidumbres de las entradas de los modelo
 - c. Generar la muestra mediante el procedimiento del hipercubolatio
 - d. Simular el caso base y la medida de ahorro para obtener los resultados de demanda, consumo, confort, etc.
 - e. Comparar los resultados del caso base y la medida de ahorro para calcular los ahorros y las mejoras
 - f. Llevar a cabo los análisis de sensibilidad para saber qué incertidumbres son más influyentes en los resultados.
4. Se ha aportado una nueva metodología basada en el uso de macroparámetros que cubre una deficiencia identificada al combinar las técnicas existentes de AS con los simuladores actuales, los cuales implementan modelos complejos muy desarrollados y fiables pero hacen muy difícil la comprensión del análisis de sensibilidad (la identificación de las incertidumbres más influyentes) por el elevado número de parámetros de entrada y porque los efectos de dichos parámetros tienen diferente orden de magnitud en las salidas de los modelos. Esta nueva metodología permite usar la estructura de datos de entrada que requieren los simuladores actuales y consiste en definir macroparámetros a partir de parámetros de entradas (micro y macro parámetros) después de obtener los resultados de las simulaciones y antes de llevar a cabo el AS. Estos macroparámetros son las entradas del AS. Las salidas del AS son los resultados de la simulación. Para conocer la influencia de las incertidumbres asociadas a cada macroparámetro, se calculan los coeficientes SRC. Para definir los macroparámetros, se siguen dos criterios: a) utilizar conceptos que sean conjuntos de parámetros de entradas, b) unificar la unidad de referencia de los parámetros de entrada.

La conclusiones generales de esta Tesis son que:

1. Las incertidumbres tienen una enorme influencia en los ahorros conseguidos con las medidas. Por tanto, es importante tener en cuenta las incertidumbres para tomar decisiones

fiables y hacer inversiones seguras en la RS de edificios y es necesario utilizar nuevos métodos y procedimientos que permitan este tipo de estudios.

2. El uso de macroparámetros en el AS con SRC tiene las siguientes ventajas:
 - a. Usa las mismas simulaciones para el AS y el AI
 - b. Se puede implementar fácilmente.
 - c. Facilita la interpretación del AS permitiendo usar los simuladores actuales que implementan modelos complejos muy desarrollados y fiables
3. La metodología aportada para evaluar medidas de ahorro bajo incertidumbre mejoran significativamente la calidad de las simulaciones y la fiabilidad y robustez de los decisiones a la hora de llevar a cabo una rehabilitación.

Los casos de estudio han demostrado cómo tomar decisiones en base a simulaciones deterministas puede llegar a tomar decisiones erróneas, lo que confirma el interés de los métodos propuestos

Las conclusiones particulares de los casos de estudios son:

1. Tanto en clima mediterráneo como interior, la mejor medida es la ventilación controlada. En Málaga los ahorros medios son de 42.76% y pueden variar entre 68 y 30%. En Madrid los ahorros medios son 45% y pueden variar entre 20 y 70%.
2. La segunda medida mejor el modificar la consigna de refrigeración. Ésta es mejor en el caso de Málaga donde se consiguen ahorros medios del 26% que pueden variar entre 20 y 33%. En Madrid los ahorros pueden ser algo menores, con un valor medio de 16.94% y un valor máximo y mínimo de 23 y 9% respectivamente.
3. Con el sistema de sombra controlado se consiguen ahorros medios de 13.8 y 10.4% en Málaga y Madrid respectivamente. Pero hay que tener en cuenta que existe el riesgo de que no se produzcan ahorros en el caso de Málaga o de que sean muy pequeños en el caso de Madrid (5%).
4. La medida de ahorro de aislar puentes térmicos no resulta beneficioso en ninguno de los casos. Hay un alto riesgo de que los ahorros sean nulos incluso negativos.

Líneas futuras

Continuaciones interesantes de este trabajo serían:

1. Mejorar la cuantificación de las incertidumbres que afectan a los parámetros de entrada.
2. Comprobar que verdaderamente las estimaciones hechas con la metodología propuesta se corresponden con la realidad. Por ejemplo, se puede analizar si el ahorro en el consumo del sistema de climatización medido (idealmente sin errores) está dentro del intervalo predicho en las simulaciones estocásticas.
3. Desarrollar las herramientas de simulación de manera que todos los pasos necesarios en este tipo de análisis se puedan implementar fácilmente en un mismo software. Por ejemplo, incorporando las bases de datos de incertidumbres, haciendo posible crear la muestra de parámetros de entrada dentro de ellos, facilitando el cálculo de macroparámetros en el propio entorno de los programas de simulación, etc.

ANEXO A: Ensayo de termoflujometría

A.1 Descripción del ensayo

La transmitancia térmica de un elemento de un edificio (valor de U) se define en la ISO 7345 como “Flujo de calor en estado estacionario dividido por el área y por la diferencia de temperaturas de los alrededores a cada lado del sistema”

En principio el valor de U se puede obtener mediante una medida del flujo de calor a través de un elemento mediante un flujómetro o calorímetro, junto con la medida de las temperaturas a ambos lados del elemento en condiciones estacionarias.

Sin embargo, dado que las condiciones estacionarias nunca se encuentran en la práctica “in situ”, una medida simple no es posible. Hay varios caminos a seguir:

- a) Imponer condiciones estacionarias mediante el uso de una cámara caliente y una fría, es un método que se usa comúnmente en laboratorio (ISO 8990) pero que es muy engorroso en medidas de campo.
- b) Asumir que el valor medio de las mediciones de flujo de calor y temperatura sobre un valor suficientemente largo de tiempo dan una buena estimación del estado estacionario. Este método es válido si:

Las propiedades térmicas de los materiales y los coeficientes de transferencia de calor son constantes sobre el rango de fluctuaciones de temperatura que se tengan en durante el ensayo.

Si la cantidad de calor almacenada en el elemento es despreciable cuando se compara con la cantidad de calor que fluye a través del elemento.

- c) Utilizar una teoría que tenga en cuenta las fluctuaciones de flujo de calor y temperatura, un método dinámico.

La termoflujometría tal y como define la ISO 9869 es un método que permite medir las propiedades de transmisión térmica de componentes planos de un edificio, compuestos primariamente de capas

opacas, perpendiculares al flujo de calor y sin flujo lateral de calor significativo. Es un método de aplicación in-situ y no pretende sustituir a métodos de alta precisión de aplicación en laboratorios.

Las propiedades que se pueden medir son;

- La resistencia térmica R y conductancia térmica de superficie a superficie,
- La resistencia térmica total RT y la transmitancia U de ambiente a ambiente si las temperaturas ambiente están bien definidas.

Las medidas de fluxómetros son aplicables también a componentes consistentes en capas cuasi-homogéneas perpendiculares al flujo de calor, siempre que la dimensión de las no homogeneidades cercanas al fluxómetro sean mucho menores que su dimensión lateral, y que no haya puentes térmicos detectables mediante termografía infrarroja. En algunos componentes no homogéneos se puede obtener una transmitancia térmica promediando el resultado de varios fluxómetros.

El método de termoflujometría requiere personal con conocimiento y experiencia en tecnología y transferencia de calor en edificios y en técnicas de medida.

De acuerdo a la nomenclatura de la ISO 9869 que a su vez sigue a la ISO 7345. :

Q=Flujo de calor [W]

A= área [m²]

q= Densidad de flujo de calor = P/A [W/m²]

Ti= Temperatura ambiente interior [°C or K]

Te= Temperatura ambiente exterior [°C or K]

T_{si}= Temperatura superficial interior del elemento [°C or K]

T_{se}= Temperatura superficial exterior del elemento [°C or K]

La resistencia térmica de un elemento, superficie a superficie, viene dada por:

$$R = \frac{T_{si} - T_{se}}{q} = \frac{1}{\Lambda} \quad \text{Ec. A - 1}$$

, donde

Λ = conductancia térmica del elemento, superficie a superficie [W/m² K]

U = transmitancia térmica de un elemento, ambiente a ambiente [$W/m^2 K$]

$$U = \frac{q}{(T_i - T_e)} = \frac{1}{R_T} \quad \text{Ec. A - 2}$$

, donde

R_T = Resistencia térmica total que viene dada por:

$$R_T = R_{si} + R + R_{se} \quad \text{Ec. A - 3}$$

, donde

R_{si} = Resistencia superficial interior [$m^2 K/W$]

R_{se} = Resistencia superficial exterior [$m^2 K/W$]

Utilidad de los ensayos

Obtener el coeficiente de transmisión de calor de un muro in-situ.

Material necesario

Para cada muro se necesita:

- 2 sondas de temperatura de contacto
- 2 sondas de temperatura de aire
- Placa de medición de flujo de calor (flujómetro), una o varias.

Se necesita un registrador de datos que puede ser común a todos los fluxómetros

Si el edificio no esta en uso, para mantener una temperatura constante dentro del edificio se necesita un conjunto de calentadores.

Para poder interpretar los resultados obtenidos durante toda la toma de datos se necesita una estación meteorológica.

Coste

Equipo para medir en dos puntos, alrededor de 3000 €

Nivel de formación del inspector

Medio. Se necesita experiencia específica en este campo y conocimiento de las características físicas de los materiales para poder interpretar correctamente los resultados.

Condiciones de las mediciones

Las condiciones más favorables implican una diferencia de temperatura entre el interior y el exterior suficientemente grande ($>10^{\circ}\text{C}$) y unos niveles de temperatura lo más estables posible, especialmente la temperatura interior. Por esta razón se suele mantener la vivienda a una temperatura constante mediante calentadores (o el mismo sistema de calefacción del edificio) durante toda la toma de datos.

Tiempo necesario

La duración del ensayo depende de la inercia del muro. Como mínimo el ensayo dura una semana.

Si el muro tiene una gran inercia, el ensayo puede prolongarse hasta dos o tres semanas. Si el muro es muy ligero se podrá reducir a unos días.

Número de personas necesarias para la inspección

Una

Normativa asociada

ISO 9869-1994

Limitaciones

En el caso de la termoflujometría, la principal limitación es que requiere un tiempo mínimo de toma de datos de entre una y dos semanas, y que, si la vivienda está deshabitada, hay que calefactar para obtener una diferencia de temperatura entre el interior y el exterior importante.



FIGURA A - 1: Termoflujometría

A.2 Procedimiento

- 1) Elegir posición de los fluxómetros en el cerramiento que se quiere caracterizar.
 - a) Preferentemente orientación norte para evitar efectos de radiación
 - b) Evitar colocar sobre puentes térmicos (revisión con cámara termográfica)
- 2) Conectar Data-Logger según aparece en las instrucciones.
- 3) Lanzar los fluxómetros, dos sondas de temperatura superficial y una sonda de temperatura ambiente con el software correspondiente. Este paso se puede hacer in situ o previamente en el laboratorio.
 - a) Se recomienda un registro de datos cada 5 minutos
- 4) Colocar los fluxómetros sobre la zona del cerramiento elegida.
 - a) Se colocarán al menos dos parejas en paralelo (ver figura)
 - b) La cara azul del fluxómetro debe estar en contacto con el cerramiento
 - c) En caso de que haya gotelé, se usará una pasta de contacto
 - d) Para fijar los fluxómetros se usa cinta adhesiva que no daña la pintura. Por encima de ésta se puede usar otra cinta que fije más fuerte.

- 5) Colocar los sensores de temperatura a ambos lados del muro midiendo temperatura superficial exterior e interior.
- 6) Conectar calefactor con un termostato para que mantenga la temperatura a 22 grados aproximadamente.
 - a) La temperatura de consigna puede ser ligeramente mayor o menor. El objetivo es establecer régimen constante
 - b) Se recomienda conectar un sensor de estados para saber cuando el calefactor entra en funcionamiento.
- 7) Colocar el sensor de temperatura ambiente. Tener cuidado de que no esté expuesto al calefactor ni a la radiación.
- 8) Dejar los fluxómetros y sensores midiendo
 - a) Período mínimo de dos semanas
 - b) Usar lo menos posible la habitación para evitar perturbaciones en las mediciones
- 9) Recoger todo el material y recopilar los datos registrados por los sensores de temperatura y fluxómetros con el software correspondiente. Esto se puede hacer in situ o en el laboratorio

TERMOFLUJOMETRÍA

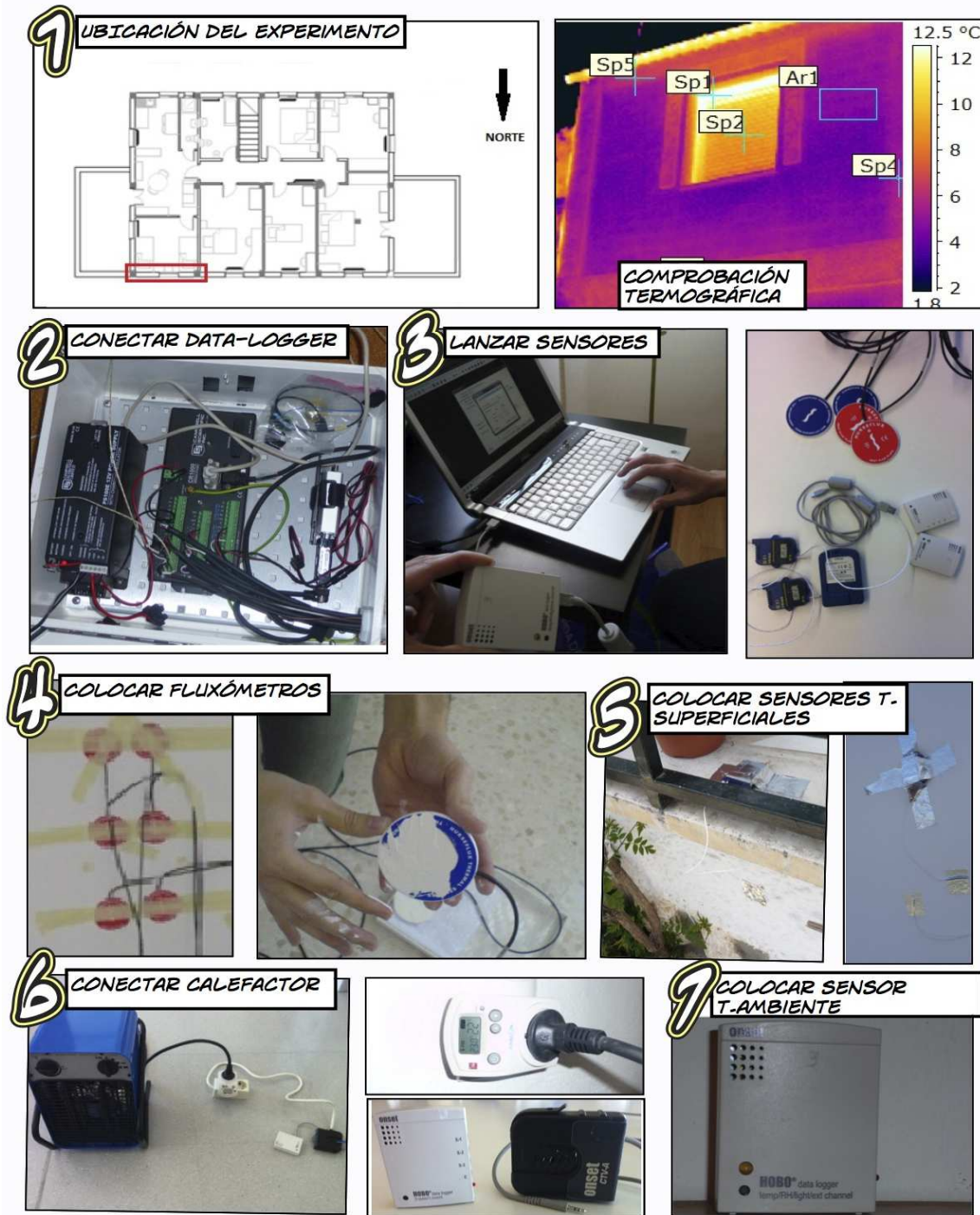


FIGURA A - 2: Procedimiento ensayo termofluimetría

A.3 Material y equipos técnicos utilizados

- 1) Sonda de temperatura ambiente
- 2) 2 Sondass de temperatura superficial
- 3) Fluxómetros (de dos a cuatro pares)
- 4) Data-logger para fluxómetros
- 5) Calefactor
- 6) Termostato para el control del calefactor
- 7) Pinza amperimétrica con data-logger de registro de estados
- 8) Ordenador portátil
- 9) Cinta adhesiva
- 10) Pasta de contacto

TandD RTR-52 A

Características:

- Canales de Medida: 1 canal (Temperatura)
- Sensor de temperatura exterior: -60 a 155°C
- Constante de tiempo térmica: 15 segundo aproximados en aire, 2 segundos en agua agitada
- Resolución del display de medida: 0.1°C
- Precisión de medida: +/- 0.3°C (-20 a 80°C), +/- 0.5°C (-40 a -20°C / 80 a 110°C), +/- 0.3°C (-20 a 80°C), +/- 1°C (-60 a -40°C/110 a 155°C)
- Intervalo de grabación: 1,2,5,10,15,20,30 s /1,2,5,10,15,20,30,60 min.
- Capacidad: 16000 lecturas
- Modo de grabación: Endless (reescribe sobre los datos más antiguos cuando la capacidad se llena), One-time (para de grabar cuando la capacidad se llena)
- Batería: batería de litio (LS14250(SAFT))
- Duración de la batería: 6 meses aproximadamente

- Especificaciones del modelo de radio: ETSI EN 300-220 [Rango de frecuencia: 433.050 a 434.79MHz], , FCC Part15 Section249 / IC RSS-210 [Rango de frecuencia: 902 to 928MHz]
- Rango de transmisión: 100 metros (puede variar con las condiciones)
- Dimensiones: 62mmx47mmx19mm
- Interfases de comunicación: inalámbrica / óptica
- Velocidad de comunicación: Cuando se descargan los datos 2000 lecturas por minuto
- Resistencia: -30 a 80°C

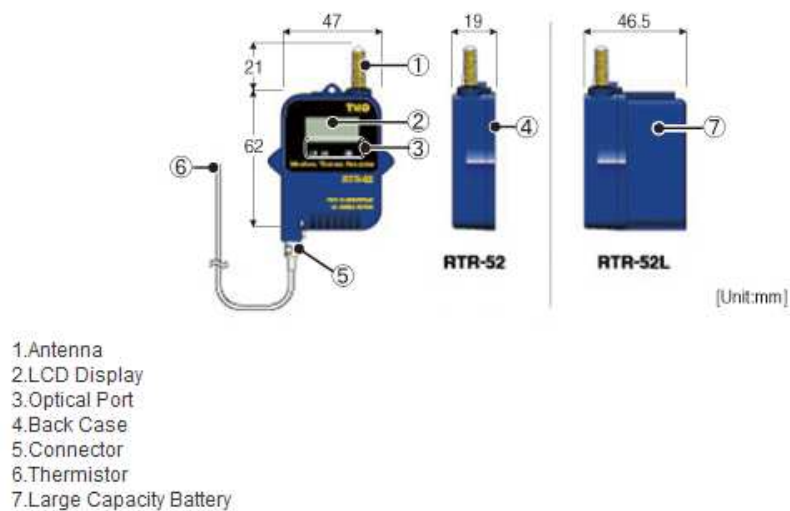


FIGURA A - 3: TandD RTR-52A

Hobo data logger temp/RH/light/ext channel

Características:

- 4 Canales: temperatura, humedad, luminosidad y entrada externa para medidas de corriente o voltaje en continua
- Voltaje: de 0 a 2.5 y de 0 a 10 con adaptadores
- Rango de temperatura: -20 a 70 °C
- Rango de humedad: 0 a 95% HR
- Rango de luminosidad: 1 a 3000 lumens/ ft2

- Almacenaje: 43000 medidas
- Velocidad de muestreo: 1 s para 18 horas ajustable por el usuario
- Vida de la batería: 1 año (reemplazable)
- Requiere software HOBOWare y kit con cable USB



FIGURA A - 4: Hobo data logger Temp./RH/Light/Ext channel

Fluxómetro Hukseflux Thermal sensors

Características:

- Sensibilidad: 50 μ V / W/m²
- Rango de temperaturas: - 30 °C a 70 °C
- Resistencia térmica del sensor: < 6.25 10⁻³ Km²/W
- Rango: 2000 a -2000 W/m²
- Calibración: NPL, ISO 8302 / ASTM C177
- Precisión típica: Pared +/- 5% suelo +5% /- 15%

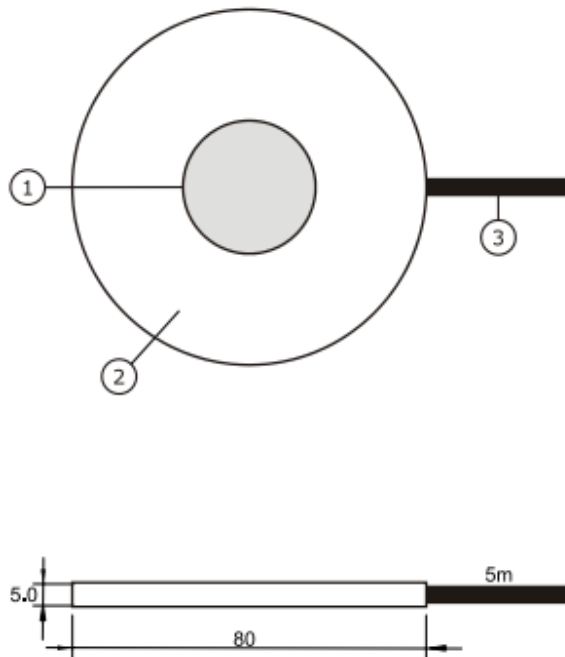


FIGURA A - 5: Fluxómetros Hukseflux

Datalogger CR1000

Características:

- Memoria de 4 Mbyte
- Velocidad de ejecución del programa por encima de los 100 Hz
- Puertos series CS I/O and RS-232
- Conversiones analógica a digital 13-bit
- 16-bit H8S de microcontroladores con 32-bit de CPU interna
- Temperatura compensada con reloj en tiempo real
- Sistema de calibración secundario (background) para medidas con precisión sobre cambios de temperatura y tiempo
- DAC individual usado para excitación y medidas para dar ratios métrico de medidas
- Entradas protegidas mediante un tubo de descarga de gas

- Valores almacenados en tablas con tiempo y número de grabación
- Batería secundaria con memoria SRAM y reloj garantizando datos, programas y tiempo de precisión que se mantienen mientras el CR 1000 está desconectado de su fuente principal.
- Comunicaciones series con sensores series y mecanismos de soporte mediante parejas de puerto I/O
- Protocolos PakBus, Modbus, DNP3, TCP/IP, FTP y SMTP



FIGURA A - 6: Datalogger CR1000

ANEXO B: Caso de estudio.

Incertidumbres

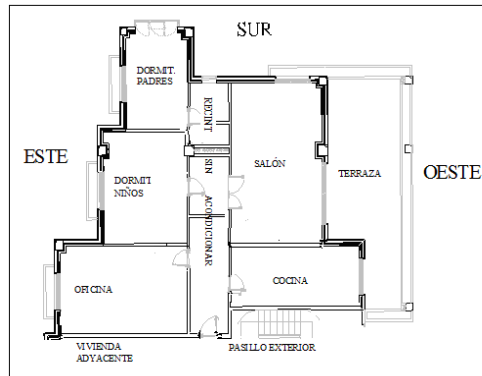


FIGURA B - 1: Plano de la vivienda caso de estudio

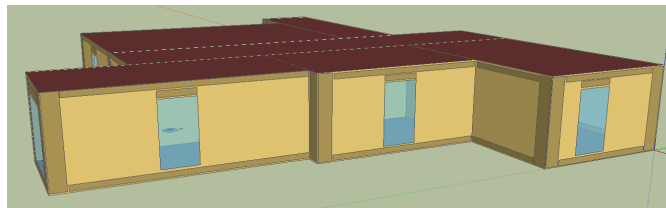


FIGURA B - 2: Modelo de la vivienda caso de estudio

Tabla B - 1: Composición de los cerramientos del caso de estudio

Cerramiento	Capas (empezando por el exterior)
Pared exterior	Mortero de cemento 1.5cm / Ladrillo 12cm / Lana de roca 4cm / Cámara de aire / Ladrillo 9cm / Yeso 1.5cm
Partición	Yeso 1.5cm / Ladrillo 7cm / Yeso 1.5cm /
Forjado	Cemento 5cm / Hormigón 31cm / Cemento 5cm
Puerta	Aglomerado puerta exterior 3.5cm
Ventanas	Vidrio 4cm / Cámara de aire 6cm / Vidrio 4cm
Puentes térmicos del forjado	Mortero de cemento 1.5cm / Ladrillo 7cm / Hormigón 31cm
Puentes térmicos de los pilares	Mortero Cemento 1.5cm / Ladrillo 7cm / Hormigón armado 30cm / Gypsum 1.5cm
Puentes térmicos de las cajas de persianas	Aluminio

Tabla B - 2: Propiedades termofísicas de los materiales de las capas de los cerramientos opacos. Distribución normal.

	Conductividad (W/mK) Media(SD)	Densidad (kg/m ³) Media(SD)	Calor Especifico (J/kgK) Media(SD)	Espesor (m) Media(SD)	Absortividad Térmica Media(SD)	Absortividad Solar Media(SD)
Aluminio puente térmico	211 (3.7)	2733 (21)	880 (22)	0.15 (0.015)	0.7 (0.0166)	0.6 (0.033)
Ladrillo 12cm	0.76 (0.24)	1600 (300)	1135 (100)	0.12 (0.012)	- (-)	- (-)
Ladrillo 7cm	0.49 (0.1)	1200 (300)	800 (100)	0.07 (0.007)	- (-)	- (-)
Ladrillo 9cm	0.49 (0.1)	1200 (300)	800 (100)	0.09 (0.009)	- (-)	- (-)
Hormigón 31cm	1.54 (0.3)	1168 (100)	1050 (100)	0.31 (0.031)	- (-)	- (-)
Aglomerado de puerta 2cm	0.061 (0.005)	650 (100)	2720 (100)	0.02 (0.002)	- (-)	- (-)
Aglomerado puerta exterior 3.5cm	0.061 (0.005)	650 (100)	2720 (100)	0.035 (0.002)	0.8 (0.033)	0.4 (0.033)
Yeso 1.5cm	0.3 (0.09)	800 (134)	920 (100)	0.015 (0.0015)	0.8 (0.033)	0.4 (0.033)
Lana de roca 4cm	0.042 (0.003)	30 (9)	840 (55)	0.04 (0.004)	- (-)	- (-)
Mortero cemento 1.5cm	1.4 (0.36)	2000 (300)	1050 (150)	0.015 (0.0015)	0.7 (0.033)	0.3 (0.033)
Pavimento 5cm	1.1 (0.31)	2000 (266)	0.3 (0.033)	1380 (400)	0.85 (0.0166)	0.05 (0.005)
Hormigón armado 30cm	2.3 (0.31)	2400 (266)	1000 (100)	0.3 (0.03)	0.85 (0.0166)	0.3 (0.033)
Hormigón puente térmico 31cm	1.54 (0.3)	1168 (100)	1050 (100)	0.31 (0.031)	0.8 (0.0166)	0.6 (0.033)

Tabla B - 3: Propiedades termofísicas de los cerramientos semitransparentes y de las cámaras de aire

Capa	Parámetro	Media (SD)
Cámara de aire paredes	Resistencia (m ² K/W)	0.18 (0.0066)
Cámara de aire vidrio 6cm	Espesor (m)	0.06 (0.006)
Vidrio 4cm	Espesor(m)	0.04 (0.004)
	Transmitancia solar	0.83 (-)
	Conductividad (W/mK)	0.9 (0.1)
	Factor de corrección suciedad	0.9 (0.03)

Tabla B - 4: Otras incertidumbres

Factor	Distribución
Caudal de infiltración ⁽¹⁾ (ren/h)	Distribución normal Media (SD): 1 (0.1)
Condiciones de contorno ⁽²⁾ $T_s = z \times T_{ext} + (1-z) \times T_{zone}$	Distribución normal Media (SD): 0.5 (0.005)
Reflectividad del terreno	Distribución normal Media (SD): 0.2 (0.033)
Índice del clima ⁽³⁾	Distribución discreta 3 niveles: FRIO-MEDIO-CALUROSO

⁽¹⁾ La infiltración se define para cada zona; ⁽²⁾ T_s es la temperatura superficial de la pared en contacto con el pasillo del edificio, las incertidumbres se definen en el parámetro z ; ⁽³⁾ Los ficheros climáticos se crean con METEONORM

Tabla B - 5: Ganancias internas. Distribución discreta (3 niveles)

	Nivel	Dorm. Niños	Dorm. Padres	Estudio	Salón	Cocina
Ocupación (W)	Alta	292.26	292.26	242	584.52	969
	Media	250	250	200	500	800
	Baja	207.72	207.72	157.72	370.68	630.92
Equipos (W)	Alta	113.25	46.62	113.25	113.25	509.64
	Media	100	40	100	100	450
	Baja	86.74	33.37	86.74	86.74	390
Iluminación (W)	Alta	13.65	13.65	13.65	13.65	13.65
	Media	12	12	12	12	12
	Baja	10.34	10.34	10.34	10.34	10.34

Tabla B - 6: Distribuciones triangulares de probabilidad asociadas al nivel de ocupación (W/persona) de cada zona antes de ser discretizada en tres niveles

Zona	Pto. Mayor (C)	Pto. Medio (E)	Pto. Bajo (O)
Dorm. Niños	175	125	75
Dorm. Padres	175	125	75
Estudio	150	100	50
Salón	150	125	75
Cocina	300	200	100

Tabla B - 7: Distribuciones normales de probabilidad asociadas al nivel de iluminación (W/m²) de cada zona antes de ser discretizada

	Media	Desv. Típica
En cada zona	12	2

Tabla B - 8: Distribuciones normales de probabilidad asociadas al nivel de equipos (W) de cada zona antes de ser discretizada

	Media	Desv. Tipica
Dorm. Niños	100	16
Dorm. Padres	40	8
Estudio	100	16
Salón	100	16
Cocina	450	72

Tabla B - 9: Ratio convectivo de las ganancias internas. Distribución triangular.

	Punto alto	Punto medio	Punto bajo
Personas	0.75	0.55	0.35
Equipos	0.6	0.5	0.4
Iluminación	0.8	0.7	0.6

Tabla B - 10: Incertidumbres para los parámetros de entrada del sistema de climatización*. Distribución Normal.

	Capacidad de refrigeración (W) Media(SD)	Capacidad calefacción (W) Media(SD)	COP refrigeración Media(SD)	COP calefacción Media(SD)	Caudal (m3/s) Media (SD)	Consigna Ref. (°C) Media(SD)	Consigna Cal. (°C) Media(SD)
Salón	2500 (33)	3500 (33)	3.4 (0.15)	3.8 (0.15)	0.145 (0.0003)	24 (0.7)	20 (0.7)
Otras zonas	2000 (33)	2500 (33)	3.6 (0.15)	4.2 (0.15)	0.115 (0.0003)	24 (0.7)	20 (0.7)

*Estas variables se definen para cada zona. En total son 25 parámetros

Tabla B - 11: Perfiles de las ganancias internas del dormitorio de los niños

	Alta			Media			Baja		
	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.
0-7	100	0	0	100	0	0	100	0	0
7-9	100	100	100	50	50	50	0	0	0
9-15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15-20	100	100	100	50	50	50	0	0	0
20-22	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22-24	100	100	100	100	100	100	100	0	0

Tabla B - 12: Perfiles de las ganancias internas del dormitorio de los padres

	Alta			Media			Baja		
	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.
0-7	100	0	0	100	0	0	100	0	0
7-9	100	100	100	50	50	50	0	0	0
9-15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15-20	0	0	0	50	50	50	0	0	0
20-22	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22-24	0	0	0	100	100	100	100	0	0

Tabla B - 13: Perfiles de las ganancias internas estudio

	Alta			Media			Baja		
	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.
0-10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10-18	100	100	100	0	0	0	0	0	0
18-20	100	100	100	50	100	50	0	0	0
20-21	0	0	0	50	0	0	100	100	100
21-22	0	0	0	0	0	0	100	100	100
22-24	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla B - 14: Perfiles de las ganancias internas salón

	Alta			Media			Baja		
	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.
0-15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15-19	50	50	50	0	0	0	0	0	0
19-20	50	50	50	0	0	0	0	0	0
20-22	100	100	100	50	100	50	0	0	0
22-24	100	100	100	50	100	50	50	50	50

Tabla B - 15: Perfiles de las ganancias internas cocina

	Alta			Media			Baja		
	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.	Pers.	Ilum.	Equip.
0-7	0	0	15	0	0	15	0	0	15
7-9	100	100	100	100	100	100	0	0	15
9-13	0	0	15	0	0	15	0	0	15
13-14	100	100	100	50	100	100	0	0	15
14-15	100	100	100	100	100	100	0	0	15
15-20	0	0	15	0	0	15	0	0	15
20-21	100	100	100	50	100	100	0	0	100
21-22	100	100	100	100	100	100	0	0	100
22-24	0	0	15	0	0	15	0	0	15

ANEXO C: Abstract

C.1 Introduction and objectives

The building sector consumes about the 40% of the total energy in the EU (European Union), [SHAIENDRA, 2013]. The oldest buildings are the cause of a large proportion of this high consumption as they are far from having an efficient performance and they are numerous. According to the Building Performance Institute Europe [BPIE, 2011], the 40% of the existing buildings in the UE were built before 1960 and another 40% were built from 1960 to 1991.

On the other hand, there are a high potential of energy savings in these old buildings by means of increasing the insulation level, improving the airtightness, improving the performance of the HVAC (Heating, Ventilation and Air-Conditioning) system and its control, taking advantage of the solar gains, using renewable energy, etc. The saving potential depends on every country. For instance, the 35-50% of energy saving has been estimated in the case of the non-residential buildings in Spain [GTR, 2014].

The EU supports the existing potential of energy savings by means of many directives that have been translated into national regulations in every country such as The Building Code and The Energy Certification for existing and new buildings in the case of Spain.

Due to the above mentioned facts, the building sector and specifically the Sustainable Refurbishment (SR) is crucial for the as known 20-20-20 Targets [EU, 2020]. The term *Sustainable Refurbishment* refers to the works that are carried out in the existing buildings to improve their environmental performance.

Before the refurbishment, a previous study is necessary in order to evaluate several energy conservation measures (ECM) and see what are the most profitable ones before implementing them [ASSIEGO, 2013]. Normally, an energy audit is required to collect the building data as well as a number of simulations to estimate the current situation and the potential savings. The most accurate the data and models are, the most reliable the forecasts are.

The *building energy simulation* is the process to create a virtual replica of the building (model) in a software to predict the energy use. Among various *simulation models*, a distinction can be made between law-driven and data-driven models. Following [SALTELLI, 2000], a law-driven model

tries to put together accepted laws which have been attributed to the system in order to predict its behaviour. Law-driven models are usually complex and try to model all the relevant energy and mass flow-paths encountered within a building. Examples for this category include widely used tools such as [ENERGYPLUS], [ESP-r] or [TRNSYS], a.k.a. detailed building simulation models. On the opposite side, a data-driven model tries to treat the solute as a signal and to derive its properties statistically. This group includes black-box models (e.g. artificial neural network). Grey-box models are also based on a combination of prior physical knowledge (law-driven) and statistics (data-driven). *Deterministic simulations* provide specific and unique output data for specific input data. The values of the input data are always the same. *Stochastic simulations* consider uncertainties in the models and/or their inputs. They use variables whose values change according to a certain probability and the result is not unique.

As others authors have already studied, the energy buildings simulations are affected by many uncertainties due to the hypothesis of the models, the errors in the measures, the lack of information and the natural variability of the input data. For example, estimations are commonly used for input data such as the occupancy and the weather conditions but these predictions might be different from what really happens. These uncertainties have significant effects on the simulations results. For that reason, stochastic approaches that consider uncertainties are being increasingly used in the last years.

The most of the studies in this line are related to the design of new buildings and there are few references that address refurbishment despite the fact that the uncertainties are one of main challenges that the refurbishment has [ZHENJUN, 2012]. Therefore, considering the uncertainties seems to be important as well as developing a methodology to do this kind of study that supports the decisions. This Thesis aims to cover the existing gap in the uncertainties analysis (UA) regarding the buildings Refurbishment. The benefit is evident because taking into account all the likely values of the input parameters allows to know the risk of the ECM. The fault probability or the probability that the expected targets are not achieved can be calculated ensuring higher quality in the estimations, higher reliability in the decisions and lower risks in the investments.

In the case that the energy saving due to the ECM is unreliable or not robust enough, it is very helpful to carry out a sensitivity analysis (SA) and identify the input factors whose related uncertainties are the most influent on the uncertainties (high deviation) of the results. The first option to improve confidence of the results is to reduce the uncertainties related to the inputs parameters which have the highest effect on the outputs. If these uncertainties cannot be reduced,

then the solution is to analyse several ECMs and select the ones whose energy savings are higher and whose risk is lower.

The complexity and flexibility of the models in the simulators have increased among the years and consequently the amount of information that the end-users have to introduce as well as the difficulty to get conclusions from the results. Specifically, in the case of the proposed SA, the number of input factors can be so large that it makes no possible to work out what uncertainties have the highest influence. To solve this problem, this Thesis has developed a new methodology based on using macroparameters calculated from the combination of input parameters.

A case study has been used among this annex to illustrate: the inconveniences of doing UA and SA with the existing techniques, the proposed methodology to solve this challenge as well as the effect of the input uncertainties in the output predictions which are estimated for the refurbishment and the importance of taking them into account.

C.1.1 Objectives

The main objective is to work out a new methodology to carry out Sensitivity Analysis (SA) and Uncertainty Analysis (UA) in the Energy Building Simulations solving the problems that the current techniques have. This work is focused on the Sustainable Refurbishment.

The Thesis also aims to show the effect of the uncertainties on the evaluation and selection of the ECMs as well as the necessity to take them into account. The risk of the expected results and investments due to the uncertainties will be shown by means of the case study. In addition, the energy saving potential of some specific ECMs will be studied under this new approach.

Another purpose is to collect information to define these uncertainties by means of probability distributions and to propose solutions in the case that no references exist like in the HVAC system. A review of the references to define the uncertainties of the input parameters is presented.

C.2 Uncertainties Analysis and Sensitivity Analysis in energy building simulations. Basis of the Methodology.

Uncertainty is defined as a level of ignorance, a state of incomplete knowledge or a lack of information. There are two types of uncertainties:

- The epistemic uncertainties, they are also known as reducible uncertainties. They are related to a lack of knowledge and data. For example, measurement errors or subjective judgement to interpret data.
- The variability, as well known as irreducible uncertainty. It is related to the inherent variation experienced by some characteristics of the system and its surrounding. The exact value of a random factor cannot be predicted before its realization and it changes between realizations and with time. Obvious examples, related to the boundary conditions of a building, are temperature and radiation to which buildings are exposed.

Models are sources of uncertainties. They take assumptions and may not include some effects that can be relevant for the problem to be solved. However, this Thesis doesn't address uncertainties related to models. To reduce those uncertainties as much as possible, highly developed models have been used, specifically law-driven detailed models are used. Despite the fact that black-box and grey-box models have many useful applications, detailed simulation models are nowadays the most widely used. Past efforts on verification and validation testing methods, such as BESTTEST [KUDKOFF, 1999] or PASSYS [STRACHAN, 1993], have contributed to the current availability of mature detailed simulation software. Moreover, the ability to extrapolate, associated to law-driven models, is another reason behind their widespread use.

The Thesis will be focused on the uncertainties related to the input data, such as the uncertainties related to thermophysical properties, internal gains, infiltration, ventilation, HVAC system and weather conditions. Some of these uncertainties may exist due to errors or variances during the construction works as well as due to wears of the building elements and systems. Other uncertainties exist because of the difficulties to predict the human behaviour and their interaction with the building and its systems. Focused on the weather conditions, they are affected by

measurements uncertainties and by their own variability in time and space. It should be highlighted that uncertainties related to the weather are increasing as a consequence of the Global Warming.

The *uncertainty analysis (UA)* is a process which has two steps:

- 1) Identification and characterization, if it is possible, of epistemic uncertainties and variability of each factor and parameter involved in the study (envelope uncertainties, temperature, exterior humidity, etc).
- 2) Estimation of the uncertainties in the calculation outputs.

On the other hand, *sensitivity analysis (SA)* consists of modifying model inputs in order to see their effects on model outputs. SA can determine the relation between independent and dependent variables to get a better understanding of the building performance. SA has been used in building design, retrofit, stock or impact of climate change on buildings. SA and simulation tools can be used together to support design decisions. In the uncertainties studies, the SA is used to know which uncertainties have stronger effect on the results, and therefore, must be reduced as much as possible to reduce the risk of the decisions.

In conclusion, UA aims to know what is the effect of the input uncertainties on the output whereas the SA aims to identify the input uncertainties which have a higher or lower effect on the results.

C.2.1 Uncertainties in energy building simulation.

Data gathering

Quantifying uncertainties is out of the scope of this work, but it is pursued to show their existence and the importance to take them into account. A data gathering has been done based on the revision of deterministic data basis for simulation inputs ([ASHRAE, 2009], [ENERGYPLUS], etc.) and the revision of stochastic studies [MACDONALS, 2002], [REDDY, 2006], [DOMÍNGUEZ, 2008], [BROHUS, 2009], [HOPFE, 2011]. The objectives of these data gathering are:

- 1) To show the unavoidable existence of uncertainties in energy building simulations
- 2) To use the references, which have already quantified the uncertainties of the energy building simulation inputs, as basis to define the uncertainties in this annex.

It must be highlighted that even the deterministic sources such as [ASHRAE, 2009] admits the existence of these uncertainties.

C.2.2 Uncertainties in the building envelope properties. Real Case

A summary of a real case is shown in this annex to illustrate the existence of uncertainties in energy building simulations, specifically in the envelope properties. The global transfer coefficient (W/m^2K) calculated using the specifications detailed in the project ($U_{project}$) is going to be compared to the global transfer coefficient measured ($U_{measured}$).

The data belong to the real case of a building located in Malaga. As a refurbishment is to be done in the building, some studies have been carried out.



FIGURE C - 1: View of the building analysed

Global transfer coefficient according to the Project data– $U_{project}$ (W/m^2K)

According to the information of the Project, the wall has the following layers:

Table C- 1: Layers of the wall to be studied

Cement-mortar - 15 mm
Brick - 120 mm
Air - 50 mm
Brick - 40 mm
Plaster - 15 mm

Taking into account these data, the thermal resistance is calculated using the properties provided in the data base of [CALENER]:

Table C- 2: Thermal resistance calculation

	Thickness (m)	Conductivity (W/mK)	Density (kg/m ³)	SH (J/kgK)	R (m ² K/W)
Cement mortar	0.015	1	1600	1000	0.0150
Brick	0.12	0.76	1600	1135	0.1579
Air	0.05				0.1800
Brick	0.04	0.49	1200	800	0.0816
Plaster	0.015	0.3	800	920	0.0500
Total Resistance					0.4845

Global transfer coefficient according to measurements – $U_{measured}$ (W/m²K)

A thermofluxometry was carried out to get the measurements [ISO 9869]. The experiment was done in the second floor of the Southeast corner. The flat wasn't occupied. The heat flux and the temperatures in the interior and exterior surfaces of the wall were logged during 38 days.



FIGURE C - 2: Equipment used during the thermofluxometry

The FIGURE C - 3 shows part of the monitored data: temperature of the exterior surface (green), temperature of the interior surface (violet), heat flux (blue).

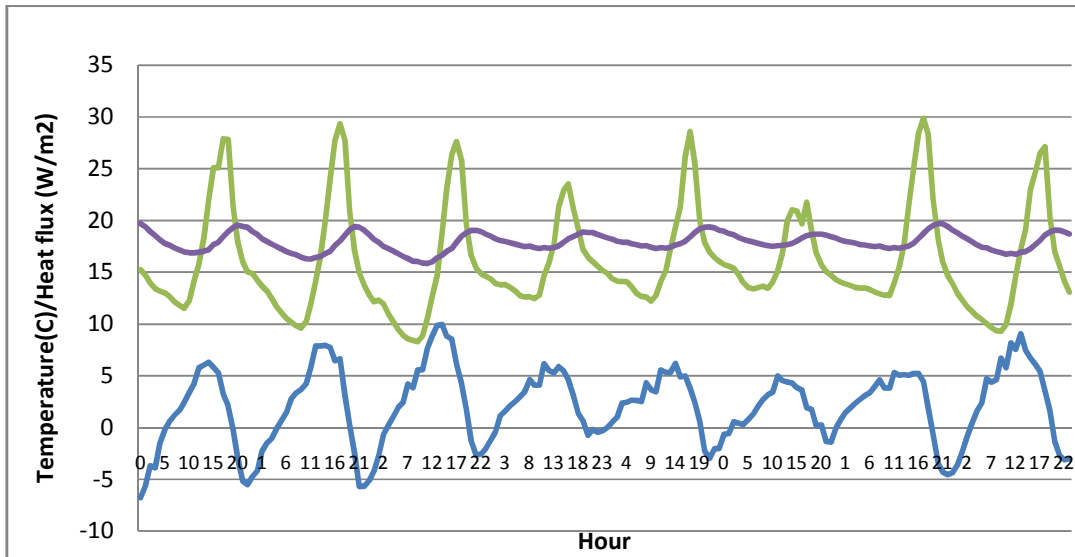


FIGURE C - 3: Monitored data in the thermofluxometry

[CTSM] is used to identify the parameters of the RC model from the measurements. This is a tool which solves semi-physic models of dynamic systems based on differential stochastic equations [THAVLOV, 2012].

A grey box model is used to estimate the U_{measured} from the measurements. In this case, a 3R2C model is used [JUHL, 2013].

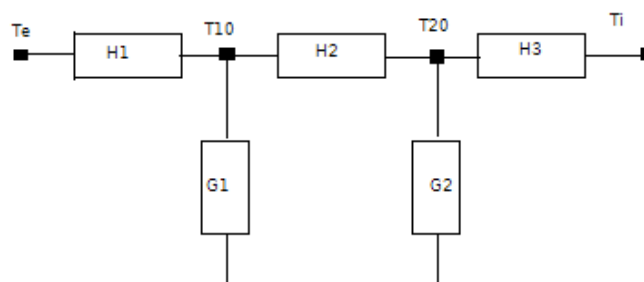


FIGURE C - 4: Resistance- Capacitance Model used for the wall

The measurements and the differential equations of the 3R2C model are introduced in the software to obtain the following results:

Table C- 3: Identified parameters of the RC model

m ² K/W		Wh/Cm ²	
H1	0.0499	G1	69.84
H2	0.314	G2	17.9
H3	0.238		
Total	0.6019	Total	87.74

Summarizing, the U_{project} is 2.061 m²K/W whereas the U_{measured} is 1.661 m²K/W. Therefore, there are a variation of 20% between them. It must be highlighted that both cases are affected by uncertainties as the in-situ experiment has also errors. By means of this example, it is shown that: 1) input values may change depending on the information source and 2) uncertainties are unavoidable even using in-situ measurements.

C.2.3 Methodology basis

A common approach to conduct UA is to use a deterministic model but assign probability distributions to the uncertain input parameters. These distributions characterize a degree of belief as where appropriate value of each variable is located. The methodology proposed to do UA and SA is based on this approach and has the following steps:

- 1) Define the building model.
- 2) Define the inputs by means of probability distributions which include the uncertainties linked to the inputs
- 3) Calculate the sample of input data by using the Latin Hypercube procedure.
- 4) Simulate the model with the sample of input data and to calculate the results (demand, consumption, comfort, etc.).

An additional step is needed to do the SA:

- 5) Calculate the sensibility indices of the input data. Specifically, standard regression coefficients (SRC) are calculated.

The FIGURE C - 5 shows the scheme of the methodology which will be further explained and will be illustrated by means of an example.

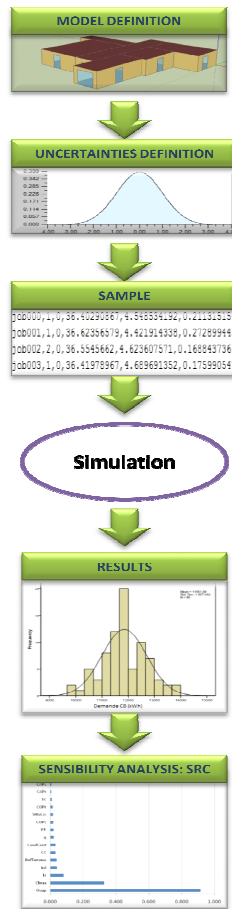


FIGURE C - 5: Methodology for Uncertainty Analysis and Sensitivity Analysis

Model definition

As the uncertainties of the model won't be considered in the Thesis, highly accurate models will be used to reduce these uncertainties as much as possible. The models which have been used are Law-driven detailed models. This kind of model is widely used. They ensure reliability and versatility but require a large number of input parameters.

Uncertainties definition

Uncertainties are defined by means of discrete, uniform, triangular or normal probability distributions depending on the input parameters:

- Discrete distributions. They are used if there are a finite number of options and an occurrence probability can be assigned to each option

- Uniform distributions are used if only the minimum and maximum values of the factors can be bounded. The intermediate values are supposed to have the same occurrence probability.
- Triangular distribution. It is used if the maximum and minimum values of the factors are known and it is suspected that not all the values in the interval have the same probability, being possible to define an intermediate value with the highest probability. Therefore, the values closer to the most probable value have higher probability than the other ones.
- Normal distribution is applied if there are experimental evidences that point out to a mean value and to a certain variance. In the normal distribution, the central values have higher probability than in the triangular distribution. This means that in the triangular distribution the extreme values have higher probability.

As it was already mentioned in this annex, several authors have modelled and quantified uncertainties related to input parameters of building thermal models. The information gathered by a literature review is used to define the distributions associated of input parameters.

Sample

Monte Carlo Methods (MC) are used to propagate the input uncertainties through the model. The sampling technique which has been used in this Thesis is Latin Hypercube Sampling (*LHS*). The LHS method is designed to accurately recreate the input distributions in fewer iterations. The LHS consists of dividing the probability distributions assigned to the input parameters into sections with the same probability and create samples by picking up values from all these sections to ensure that the whole distribution is included. Latin Hypercube Sampling has become a widely used sampling technique for UA and SA of complex models [HELTON, 2006]. Studies show that LHS is a powerful tool in building performance analysis [TIAN, 2013]. The main reasons of its popularity include conceptual simplicity and ease of implementation, availability of a variety of sensitivity analysis procedures and, above all, its efficient stratification across the range of each uncertain variable [HELTON, 2003]. The methodology proposed in this paper is based on LHS to create the set of input parameters.

Simulation

The software [ENERGYPLUS] has been used together with the parametric tool known as [jEplus] to run the simulations. jEplus is a tool initially developed for solving optimization problems. It introduces automatically the input parameters of the sample in Energyplus. The developer of jEplus made some adaptations of this tool to fulfill some needs of this Thesis during the stay of the author in [IESD]. Later, the tool was further developed and it is possible to generate the sample for SA

within the tool framework. When the size of the sample was below to 200 simulations (called jobs in jEplus), a conventional PC (i7) was used. Simulations (jobs) carried out in this PC needed about 13.46 seconds. The whole sample of 200 jobs needed about 22 minutes. A cluster of 200 kernels was used (only 150 kernels were used) to simulate samples with higher size. About 15 minutes were required to simulate a sample of 1000 jobs in this cluster because of the simulation time and the data transfer time.

Results

The output variables can be the consumption, the energy demand, the comfort conditions, etc. depending on the requirements of the analyst. The results of these output variables are not single values but a group of values which might be represented in a probability distribution.

Sensitivity analysis

The following methods were studied because they are well suited for calculating sensitivity indices in building simulation: 1) Standardized Regression Coefficients *SRC*, and the 2) Morris screening method [SALTELLI, 2000]. The SRC method will be used in this Annex. It directly uses the Monte Carlo simulation results, not requiring further evaluations of the model. The SRCs are calculated by fitting the input data generated by Montecarlo and the output data of the simulation to a linear equation:

$$\hat{y} = \beta_0 + \sum \beta_j x_j \quad \text{Ec. C - 1}$$

\hat{y} = Value predicted by the regression equation for the output of the model y

β_0, β_j = Regression coefficients

This way the coefficients, $(\beta_0, \beta_1, \dots)$ are calculated minimizing:

$$\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^N [y_i - (\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})]^2 \quad \text{Ec. C - 2}$$

Since the coefficients β_j are dependent on the units in which x and y are expressed, normalization is required:

$$\frac{\hat{y} - \bar{y}}{\sigma_y} = \sum \beta_j \frac{\sigma_j x_j - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad \text{Ec. C - 3}$$

, where:

$$\sigma_y = \left[\sum_{i=1}^N \frac{(y_i - \bar{y})^2}{N-1} \right]^{1/2} \quad \text{Ec. C - 4}$$

$$\sigma_j = \left[\sum_{i=1}^N \frac{(x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{N-1} \right]^{1/2} \quad \text{Ec. C - 5}$$

, and:

$$SRC_j = \beta_j \frac{\sigma_j}{\sigma_y} \quad \text{Ec. C - 6}$$

σ_y = Standard deviation of output y

σ_j = Standard deviation of input factor j

SRC_j = Standard regression coefficient for input factor j

\bar{y} = Mean value of output y

\bar{x}_j = Mean value of input factor j

SRCs only make sense when the coefficient of determination R^2 of the linear fit, equation, is close to 1 or at least greater than 0.7 [SALTELLI, 2004]. Consequently, the method is only applicable for linear or near-linear models. For nonlinear models with a large number of input factors, the qualitative Morris screening Method could be used. This method requires running a separate sample. Other methods well suited for non-linear and interacting systems exist, like the Fourier Amplitude Sensitivity Test (FAST) and the SOBOL method, [SALTELLI, 2004].

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Ec. C - 7}$$

If the input factors are independent, the SRCs provide a measure of importance based on the effect of moving each variable away from its expected value by a fixed fraction of its standard deviation while retaining all other variables at their expected values. Calculating the SRCs is equivalent to performing a regression analysis with the input and output variables normalized to $\mu=0$ y $\sigma=1$. Thus, the SRCs provide a quantitative global sensitivity measure, which is simple and robust. The sign of the SRCs indicates whether the output increases (positive coefficient) or decreases (negative coefficient) as the corresponding input factor increases. The absolute value of the SRCs allows to rank the inputs in order of importance. More details can be found in [DOMINGUEZ, 2010].

C.2.4 Case Study

Following, an example is shown to illustrate the proposed methodology, the impact of the inputs' uncertainties and the importance of taking them into account within the energy building simulations.

The case study is an intermediate flat. The dwelling has two bedrooms, the study room, the living-room, the kitchen and the corridor. Its total surface is 155 m² and its main facade has South orientation. See FIGURE C - 6 for its distribution and boundary conditions, and for the EnergyPlus model. Constructions of the building envelope are summarized in

Table C- 4. The zones are conditioned with the exception of the corridor. They have been modelled using package terminal heat pumps (see object ZoneHVAC:PackagedTerminalHeatPump [ENERGYPLUS]).

Two locations have been studied to analysed the effect of the uncertainties with regard to the weather: Malaga, a Mediterranean city in the South of Spain (36° 40' N, 4° 29' W) and Madrid, a continental weather in the center of Spain (40°24'47"N, 03°40'59"W).

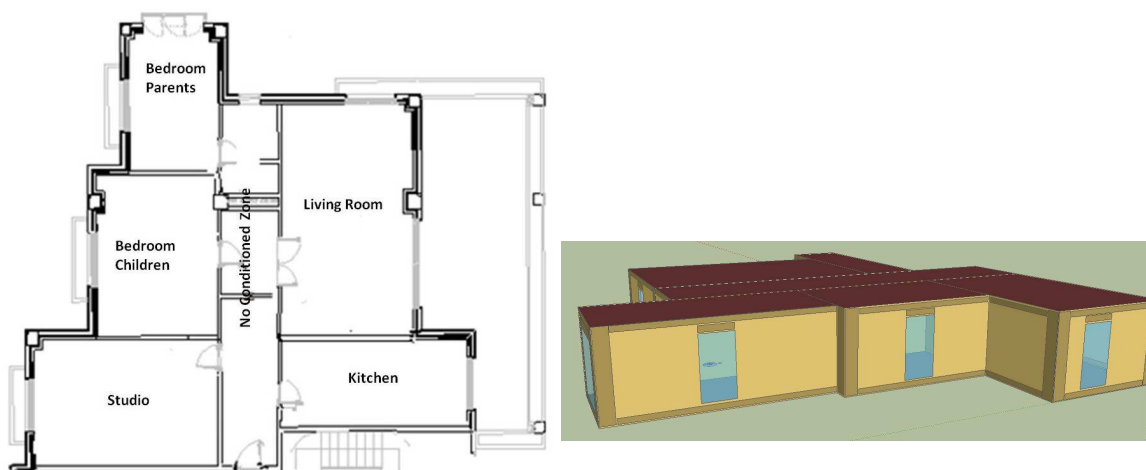


FIGURE C - 6: Case study dwelling: plan and model

Table C- 4: Constructions of the case study envelope

Construction	Layers (starting from external side)
ExteriorWall	Mortar Cement 1.5cm / Brick 12cm / Mineral Fiber Rock 4cm / Walls Air Gap / Brick 9cm / Gypsum 1.5cm
InteriorWall	Gypsum 1.5cm / Brick 7cm / Gypsum 1.5cm /
Ceiling and Floor	Pavement 5cm / Concrete 31cm / Pavement 5cm
Door	Door Exterior Agglomerate 3.5cm
Windows	Glass 4cm / Windows Air Gap 6cm / Glass 4cm
Ceiling and Floor Thermal Bridges	Mortar Cement 1.5cm / Brick 7cm / Concrete 31cm
Pillars Thermal Bridges	Mortar Cement 1.5cm / Brick 7cm / Reinforced Concrete 30cm / Gypsum 1.5cm
Blinds Thermal Bridges	Aluminium Thermal Bridge

Uncertainties of the example dwelling are defined according to references as long as they exist, see Table C- 5 to

Table C- 9 and FIGURE C - 7. A total of 130 input parameters are affected by uncertainties. Following, some assumptions are explained:

- 1) Geometry uncertainties are not taken into account. Although they may exist, their influences on demand and consumption are considered to be negligible.
- 2) Internal gains uncertainties. Based on a literature review, normal and triangular probability distributions are discretized into three levels that have same probability: high, medium or low [REDDY, 2006].
- 3) Weather uncertainty could be a very complex challenge since there are numerous climatic variables (radiation, temperature, humidity...) along 8760 hours. A simplified approach is adopted, using a discrete variable to switch among three weather files, corresponding to extreme cold, medium and extreme hot year. These files are generated using [METEONORM]

- 4) Uncertainties that affect the HVAC system are included in this study, although no references have been found about them, so estimations are used. The author considers that these uncertainties exist mainly due to spoilage of the facilities and unpredictable interaction of the users. The uncertainties are associated to nominal values of the HVAC system and to setpoints. The normal distribution is selected with the aim to assign higher probability to the values that are closer to the nominal values specified by the manufactures.

Table C- 5: Thermophysical properties of the massive material layers. Normal distribution. Sources: [HOPFE, 2011], [MACDONALD, 2001], [MACDONALD, 2002].

	Conductivity (W/mK) Mean(SD)	Density (kg/m ³) Mean(SD)	Specific Heat (J/kgK) Mean(SD)	Thickness (m) Mean(SD)	Thermal Absortivity Mean(SD)	Solar Absortivity Mean(SD)
Aluminium Thermal Bridge	211 (3.7)	2733 (21)	880 (22)	0.15 (0.015)	0.7 (0.0166)	0.6 (0.033)
Brick 12cm	0.76 (0.24)	1600 (300)	1135 (100)	0.12 (0.012)	- (-)	- (-)
Brick 7cm	0.49 (0.1)	1200 (300)	800 (100)	0.07 (0.007)	- (-)	- (-)
Brick 9cm	0.49 (0.1)	1200 (300)	800 (100)	0.09 (0.009)	- (-)	- (-)
Concrete 31cm	1.54 (0.3)	1168 (100)	1050 (100)	0.31 (0.031)	- (-)	- (-)
Door Agglomerate 2cm	0.061 (0.005)	650 (100)	2720 (100)	0.02 (0.002)	- (-)	- (-)
Door Exterior Agglomerate 3.5cm	0.061 (0.005)	650 (100)	2720 (100)	0.035 (0.002)	0.8 (0.033)	0.4 (0.033)
Gypsum 1.5cm	0.3 (0.09)	800 (134)	920 (100)	0.015 (0.0015)	0.8 (0.033)	0.4 (0.033)
Mineral Fiber Rock 4cm	0.042 (0.003)	30 (9)	840 (55)	0.04 (0.004)	- (-)	- (-)
Mortar Cement 1.5cm	1.4 (0.36)	2000 (300)	1050 (150)	0.015 (0.0015)	0.7 (0.033)	0.3 (0.033)
Pavement 5cm	1.1 (0.31)	2000 (266)	0.3 (0.033)	1380 (400)	0.85 (0.0166)	0.05 (0.005)
Reinforced Concrete 30cm	2.3 (0.31)	2400 (266)	1000 (100)	0.3 (0.03)	0.85 (0.0166)	0.3 (0.033)
Thermal Bridge Concrete 31cm	1.54 (0.3)	1168 (100)	1050 (100)	0.31 (0.031)	0.8 (0.0166)	0.6 (0.033)

Table C- 6: Uncertainties of miscellaneous factors associated to the building envelope and environment.

Factor	Distribution
Infiltration flowrate ⁽¹⁾ (ACH)	Normal Distribution Mean (SD): 1 (0.1)
Boundary Conditions ⁽²⁾ $T_s = z \times T_{ext} + (1 - z) \times T_{zone}$	Normal Distribution Mean (SD): 0.5 (0.005)
Ground Reflectivity ⁽³⁾	Normal Distribution Mean (SD): 0.2 (0.033)
Weather Index ⁽⁴⁾	Uniform Discrete 3 Levels: COLD-MEDIUM-HOT

⁽¹⁾ Infiltration is defined for every zone according to [MACDONALD, 2001], [BROHUS, 2009]; ⁽²⁾ T_s is the surface temperature of the surface in contact with the building corridor, uncertainty is defined on parameter z ; ⁽³⁾ Ground reflectivity defined according to [MACDONALD, 2001]; ⁽⁴⁾ Weather files generated by [METEONORM], see [REDDY, 2006]

Table C- 7: Internal Gains.Uniform discrete (3 levels) distribution. Sources: [MACDONALD, 2001] [BROHUS, 2009] [REDDY, 2006]

	Level	B.Children	B. Parents	Studio	LivingRoom	Kitchen
People (W)	High	292.26	292.26	242	584.52	969
	Medium	250	250	200	500	800
	Low	207.72	207.72	157.72	370.68	630.92
Equip.gains (W)	High	113.25	46.62	113.25	113.25	509.64
	Medium	100	40	100	100	450
	Low	86.74	33.37	86.74	86.74	390
Lights (W)	High	13.65	13.65	13.65	13.65	13.65
	Medium	12	12	12	12	12
	Low	10.34	10.34	10.34	10.34	10.34

Table C- 8: Internal Gains Convective Ratio. Triangular distribution. Sources: [MACDONALD, 2002]

	High point	Mean point	Low point
People	0.75	0.55	0.35
Equip.	0.6	0.5	0.4
Lights	0.8	0.7	0.6

Table C- 9: Uncertainties for input parameters* of the HVAC system. Normal distribution. Sources: [MACDONALD, 2001]

	Cooling Capacity (W)	Heating Capacity (W)	Cooling COP	Heating COP	Flow (m3/s)	Cooling Setpoint (°C)	Heating Setpoint (°C)
	Mean(SD)	Mean(SD)	Mean(SD)	Mean(SD)	Mean(SD)	Mean(SD)	Mean(SD)
Living R.	2500 (33)	3500 (33)	3.4 (0.15)	3.8 (0.15)	0.145 (0.0003)	24 (0.7)	20 (0.7)
Other Zones	2000 (33)	2500 (33)	3.6 (0.15)	4.2 (0.15)	0.115 (0.0003)	24 (0.7)	20 (0.7)

*These variables are defined for every zone. A total of 25 parameters are defined

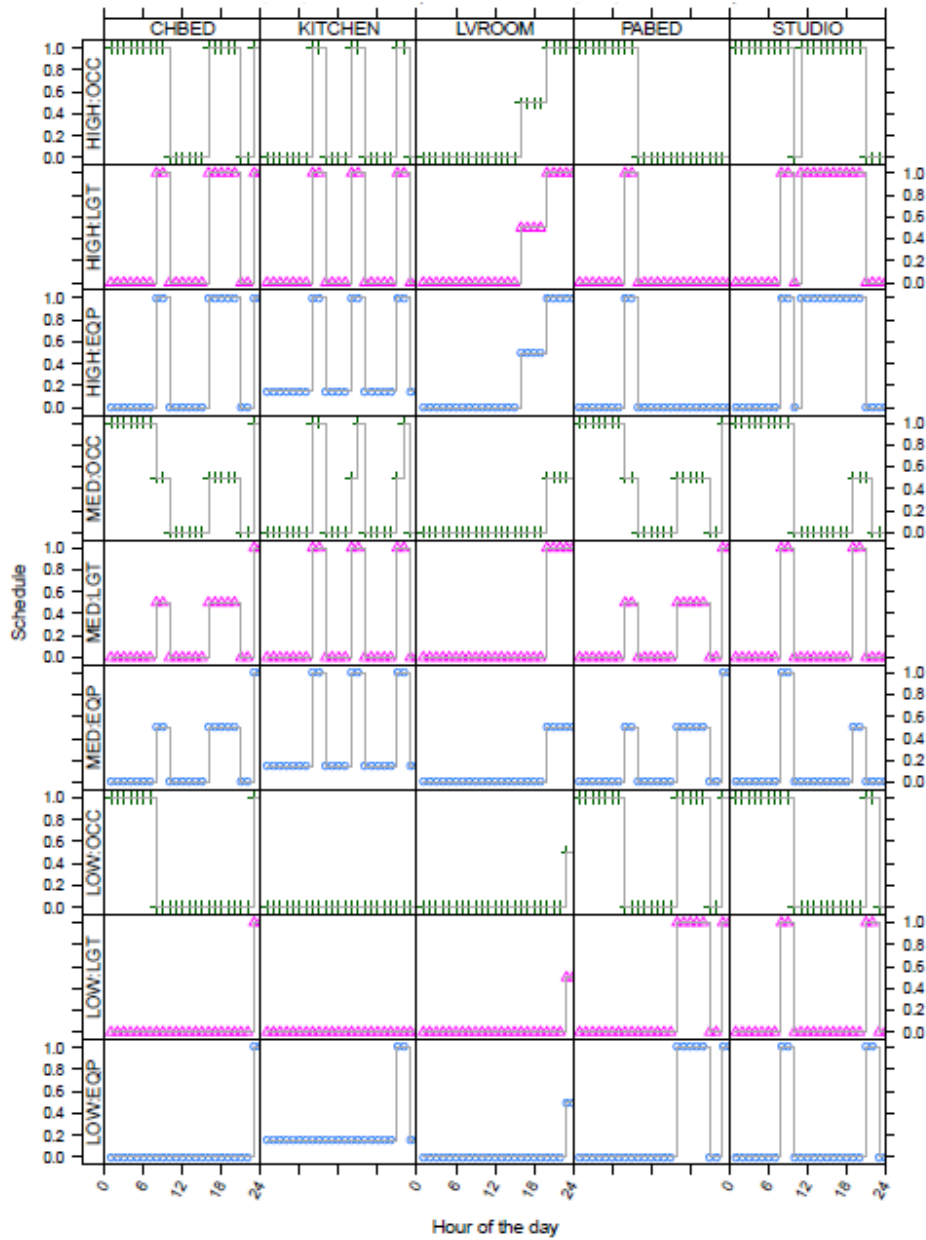


FIGURE C - 7: Schedules of the internal gains: people, lighting, equipment

The probability distributions are introduced in the software [SIMLAB] to obtain the sample of input data using the technique LHS. The size of the sample is 200 (jobs). The decision about the size of the sample is based on an iterative process which consists of generating a sample with, for example, 100 jobs and calculating the results. Then, a sample with 150 jobs is generated and the results are compared to the results of the sample with 100 jobs. The size is increased until the results do not change if the size of the sample is increased.

Following, the annual energy demand and the annual HVAC consumption have been calculated and shown to illustrate the effect of the input uncertainties on the output uncertainty. It should be highlighted that the energy demand has been calculated using the ideal system model in [ENERGYPLUS] for every hour of the year; whereas the HVAC consumption has been calculated implementing the package terminal heat pumps model in EnergyPlus (see object ZoneHVAC:PackagedTerminalHeatPump) working only during the occupancy hours. The sample size is 200 simulations (jobs). The model has been implemented in Energyplus and the parametric tool jEplus has been used to run hourly simulations automatically.

:

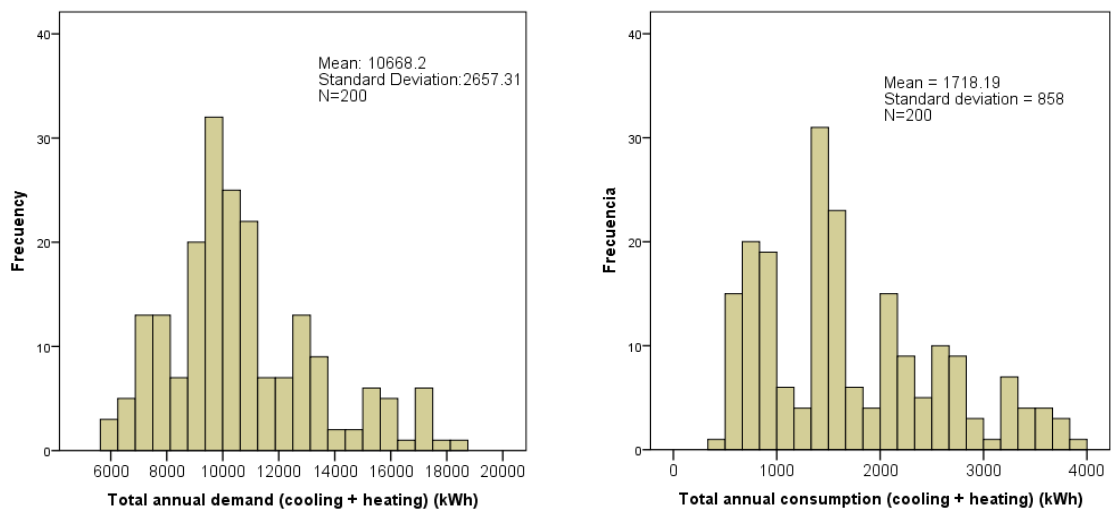


FIGURE C - 8: Results of the case study: total annual demand and total annual consumption (kWh)

As it can be seen in the FIGURE C - 8, the results can vary among a wide range due to the uncertainties:

- DEMAND: 6000-18000 kWh/year
- CONSUMPTION: 500-4000 kWh/year

In the hypothetic case that the calculation would have been deterministic and the results would have been:

- DEMAND_{deterministic}: 7109 kWh/year
- CONSUMPTION_{deterministic}: 693 kWh/year

, and the real results would have been:

- DEMAND_{real}: 15765 kWh/year
- CONSUMPTION_{real}: 3311 kWh/year

Then, the estimations would have had the following error:

- Error_{demand}: 55 %
- Error_{consumption}: 79%

These errors on the estimations might have significant economic consequences depending on the type and size of building and project. Therefore, the case study has shown the impact that the uncertainties of the inputs may have on the uncertainties of the outputs and the importance of taking these uncertainties into account.

C.3 Sensitivity Analysis using Macroparameters

Detailed law-driven models are very suitable for UA and SA due to their ability to analyse the influence of any physic parameter of the building. However, some difficulties still remains. Detailed building models usually require a large number of inputs (for a standard dwelling model this number may be above 100). Moreover, these inputs have different scale. There are inputs that may be called "micro-parameters", e.g. the density of a material layer that belongs to the composition of a particular wall of the building. On the other hand, other inputs are lumped parameters or "macro-parameters", e.g. the infiltration level described as air changes per hour. The impact of a variation of these parameters on the performance of the building (typically energy consumption) will have different order of magnitude, making difficult the interpretation of a sensitivity analysis.

Following, the SA carried out for the case study is shown to illustrate the problems of the existing techniques. The 130 input parameters (combination of microparameters and macroparameters) have been used as independent variables. The output or dependent variable is the annual air-conditioning consumption (kWh) calculated by hourly simulations. The operating conditions are described in the previous section. The results of the SA are the SRCs shown in

FIGURE C - 9 where the four top influential parameters are labelled. The most influential parameters are occupancy and weather. However, others conclusions are difficult to get due to the large number of parameters. In addition, it is figured out from the graph that effects of the uncertainties of these parameters have very different order of magnitude. There is no point in

comparing the uncertainty effects of parameters such as weather or occupancy level with the effects of other parameters such as single zone setpoint or a particular layer thickness.

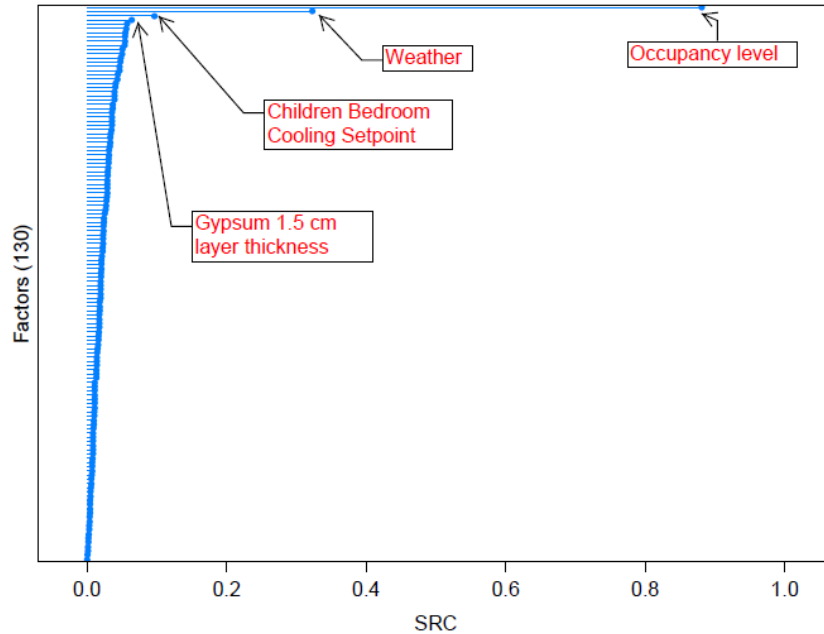


FIGURE C - 9: Sensitivity Analysis using original input structure with micro and macroparameters

As the input structure required by the main building simulation programs cannot be easily modified, this Thesis proposes to do a postprocess to lump microparameters into macroparameters, after running simulations and before conducting SA [CALLEJA, 2013]. For example, the global heat transfer coefficient (U , W/m^2K) would be a macroparameter which is calculated from the properties of the constructions and whose effects are expected to be comparable to others such as infiltration level, weather or occupancy.

Therefore, these macroparameters perform a double function: they decrease the number of parameters in SA and they make possible a fairer comparison of variables in SA as their effects on the model outputs have a similar order of magnitude. This approach will ease SA comprehension.

The objective of this section is to show the proposed methodology which is based on LHS to create the set of input parameters and on the Regression Method to calculate sensitivity indices. The FIGURE C - 10 shows a scheme of the procedure that consists of the following steps:

- 1) Define a detailed model of the building, in this case, [ENERGYPLUS] has been used.
- 2) Define uncertainties associated to the set of input parameters that are required by the model (a mix of micro and macro parameters) using probability distributions.

- 3) Generate a Latin Hypercube sample of the input parameters.
- 4) Run simulations and get outputs (demand, consumption...). For this purpose, [jEplus] is used. This is a parametric tool for EnergyPlus that introduces automatically the input data of every simulation of the sample.
- 5) Aggregate macroparameters as required by the analyst for every simulation of the sample. Usually macroparameters are chosen to have comparable influences on outputs.
- 6) Calculate sensitivity indices for the macroparameters using a method based on regression models and identify which of them have more influence on the model outputs.

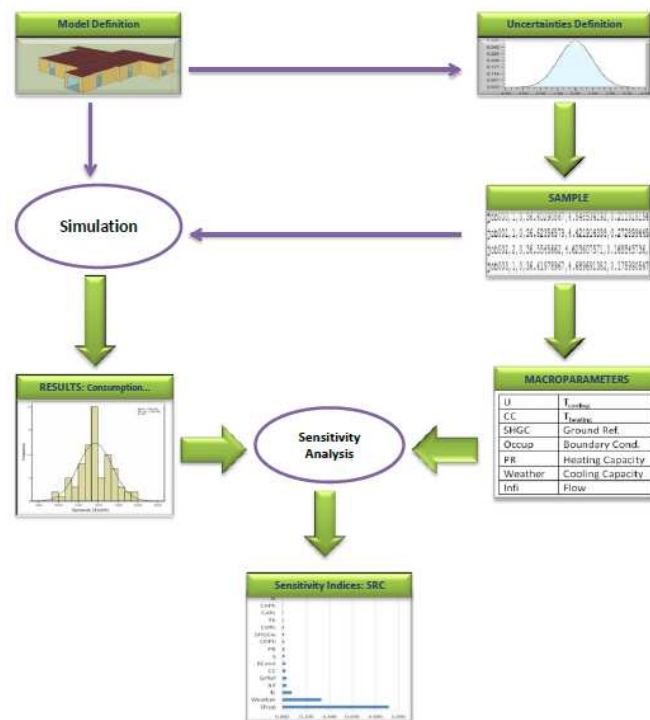


FIGURE C - 10: SA methodology using macroparameters

C.3.1 Macroparameters

The macroparameters must have physic meaning and characterize the building. They must represent the main properties of the building that explain its thermal performance to ensure a good SA interpretation. In addition, their effects on outputs should have a similar order of magnitude.

Two criteria must be followed to define the macroparameters:

- a) Use concepts that are groups of input parameters
- b) Unify the reference unit of the input parameters

Use concepts that are groups of input parameters

Concepts that are groups of parameters linked by a physical or causal relation are defined as macroparameters. For example, the weather is the group of environmental conditions (temperature, humidity, radiation, etc.). The occupancy is a concept that involves internal gains due to people, equipment and lighting. The higher the number of persons is, the higher the number of luminaries which are turned on and equipment which are working is. The Global Transfer Coefficient (U , W/m^2) is a physic concept that relates walls properties such as the conductivity and the thickness. To define these concepts, it must be taken into account that one parameter can be only part of one concept. This means that the same parameter cannot be part of two or more macroparameters

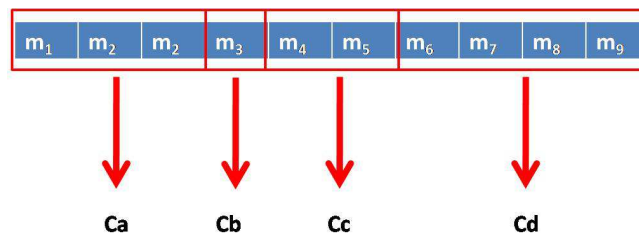


FIGURE C - 11: Global concepts definition from input parameters

Unify the reference unit of the input parameters

The problem of the input parameters (micro and macro parameters) is that they are defined according to different “reference units”. The properties of the wall are defined for the reference unit that is the layer of the wall, the infiltration is defined for the reference unit which is the zone, the weather is defined for another reference unit which is the building, etc. A common reference unit is decided to define the macroparameters. This reference unit must be large enough to ensure that the number of macroparameters is reasonable, this means, that the results of the SA can be easily understood. For instance, if our reference unit is the dwelling, then all the macroparameters will be referenced to this level or reference unit. Therefore, instead of using the infiltration corresponding to every zone in the SA, the infiltration of the dwelling is used. The same process is done for the internal gains and the rest of the parameters. Following, three examples to show the process to define the macroparameters.

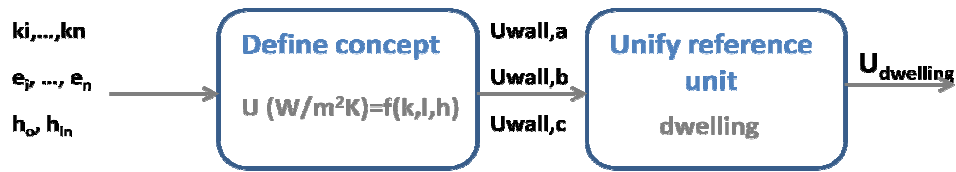


FIGURE C - 12: Macroparameter example. Global transfer coefficient– $U (W/m^2K)$

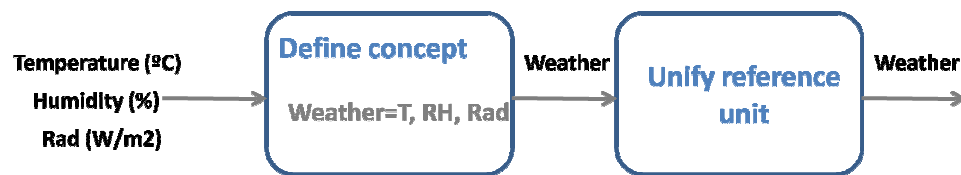


FIGURE C - 13: Macroparameter example. Weather

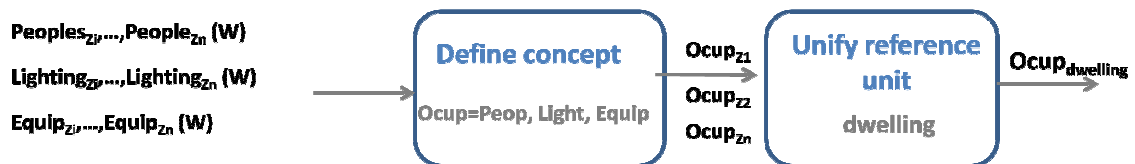


FIGURE C - 14: Macroparameter example. Occupancy

The case study is used to illustrate the methodology. According to these steps, the macroparameters for this case study are shown in Table C- 10.

Table C- 10: Macroparameters for the case study.

Macroparameter	Description	Formulation
M1 Weather	The same parameter that was defined as uncertainty	-
M2 Occupancy	The same parameter that was defined as uncertainty	-
M3 Global transfer coefficient (W/m ² K).	Calculated taking into account the surface of every envelope element of the building, including windows	$U = \frac{\sum U_j A_j}{A_{total}}$
M4 Calorific Capacitance (kJ/mK)	The Authors proposal to meter the constructions thermal inertia	$CC = \frac{\sum \rho_i C p_i}{A_{total}}$
M5 Solar Heat Gain Coefficient (SHGC)	Solar energy transmittance of a window or door as a whole, see [3]	-
M6 Global Percentage of Radiant Gains	Ratio of radiant internal gains to total internal gains	$PR = \frac{\sum Q_{r,pers,i} + Q_{r,equip,i} + Q_{r,ilum,i}}{\sum Q_{t,pers,i} + Q_{t,equip,i} + Q_{t,ilum,i}}$
M7 Global infiltration (ach)	Weighted value taking into account the volume of every zone	$q_{inf} = \sum \frac{V_i q_{inf,i}}{V_{total}}$
M8 Global Heating Setpoint (C)	Weighted value considering the volume of every zone	$T_{cal} = \sum \frac{V_i T_{cal,i}}{V_{total}}$
M9 Global Cooling Setpoint (C)	Weighted value considering the volume of every zone	$T_{ref} = \sum \frac{V_i T_{ref,i}}{V_{total}}$
M10 Ground reflectivity	The same parameter presented in Table 4.	-
M11 Boundary Conditions	The same parameter presented in Table 4.	-
M12 Heating Capacity (W)	Sum of all the heating equipments capacities	-
M13 Cooling Capacity (W)	Sum of all the cooling equipments capacities	-
M14 Flow (m3/s)	Sum of all HVAC systems flows	-
M15 Heating COP	COP rated conditions [3]	-
M16 Cooling COP	COP rated conditions [3]	-

The results of the SA using macroparameters are shown in FIGURE C - 15.

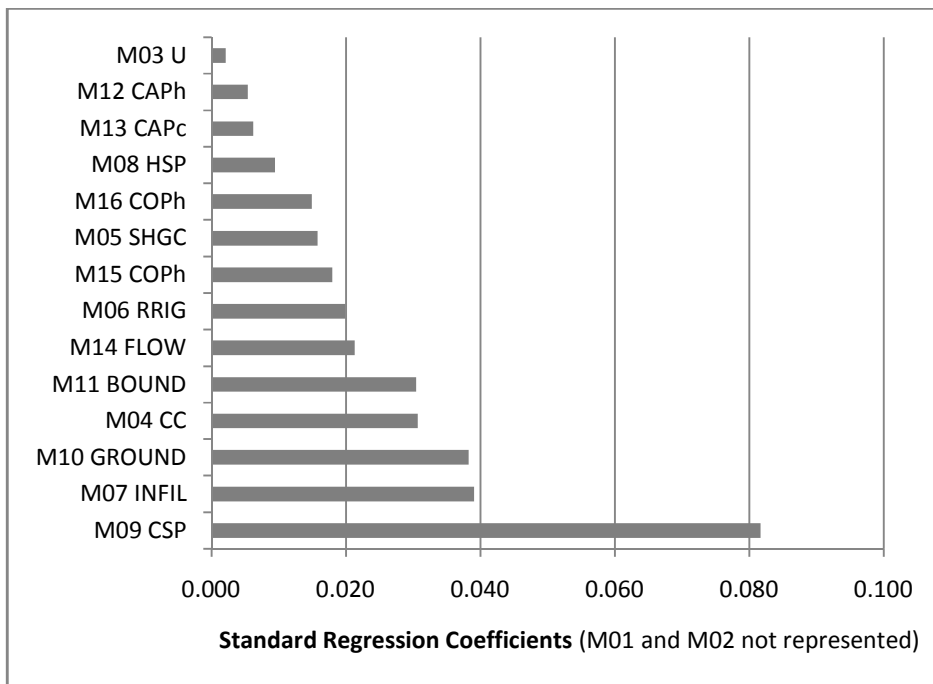
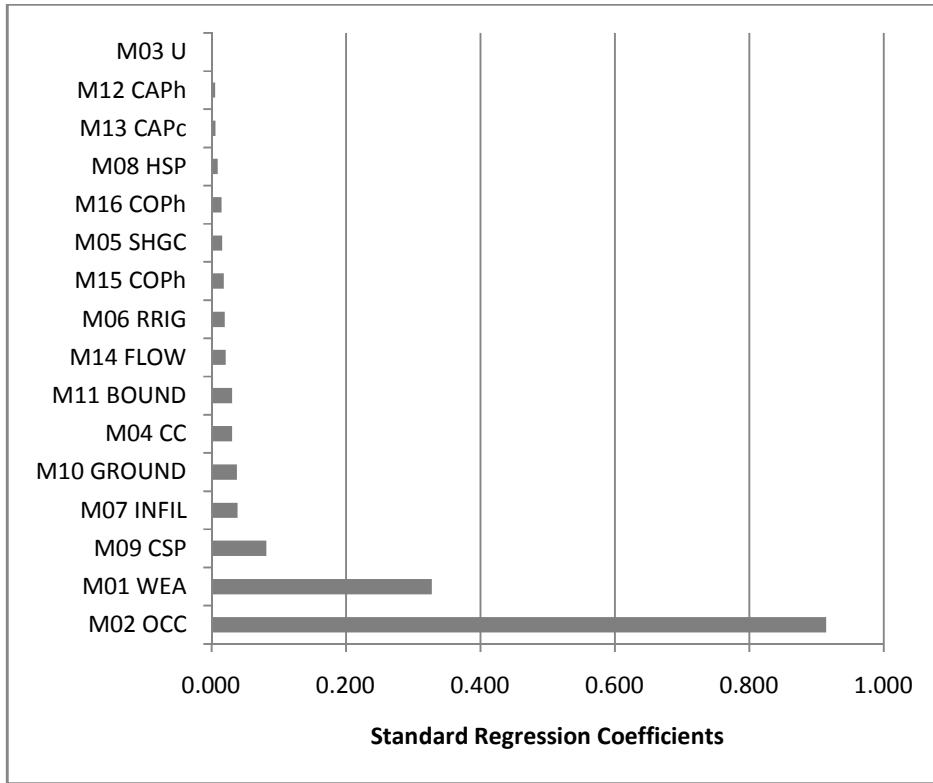


FIGURE C - 15: SA results (SRC) using macroparameters

As it can be noticed from the FIGURE C - 15, conducting SA using macroparameters is clearer. Taking into account that SRCs have been calculated to see how input uncertainties influence on

output uncertainty, results reveal that uncertainties in occupancy and weather are dominant, following by the weighted global cooling setpoint. Then, the two dominant parameters are fixed in order to study the other parameters in more detail. Combining the three levels of the weather parameter (extreme cold, medium, extreme hot) and the three levels of occupancy (low, medium, high) yields 9 cases. From the nine sensitivity analysis, parameters are analysed, FIGURE C - 16. The highlighted conclusions are:

The cooling setpoint uncertainty is the most influential regardless weather and occupancy, followed by the ground reflectivity, although it must be also taken into account that the building model does not include surrounding buildings. The warmer the weather is and the higher the occupancy is, the larger the influence of the uncertainty in the cooling COP is.

In cases of warm weather and high occupancy, the SHGC become more influential. The heating setpoint uncertainty becomes quite important in case of cold weather and low occupation level.

Uncertainties from the global transfer coefficient and infiltration are not very influential. This could be happening because their range of variation is narrower. However, it is accepted because these uncertainties have been defined according to bibliography. Another reason could be warm weather of the location.

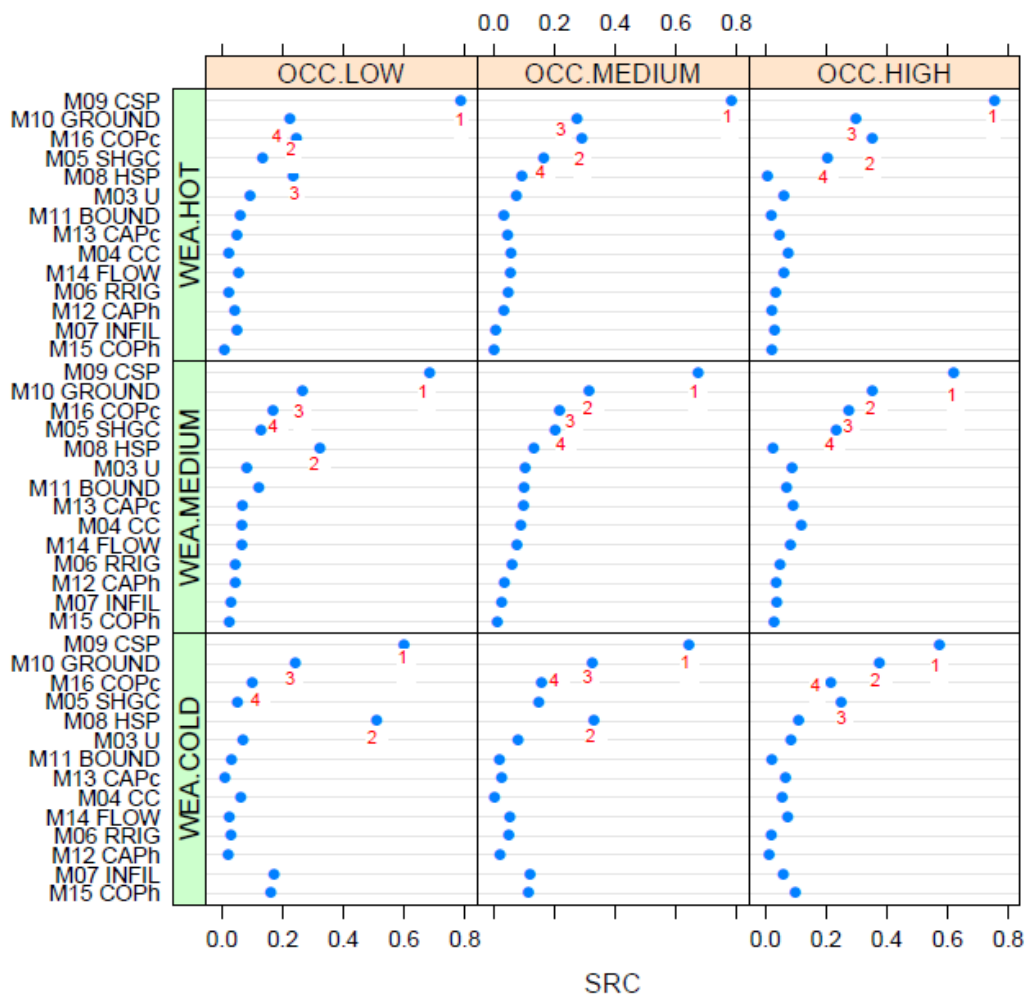


FIGURE C - 16: SA results (SRC) using macroparameters, weather and occupancy macroparameters fixed.

Therefore, the macroparametres will allow to carry out SA in energy building simulations considering the uncertainties and using detailed models that ensure study versatility and high quality results.

C.4 Application to Sustainable Refurbishment

This section has the following objectives:

- 1) To show the influence of the uncertainties on the building refurbishment and the importance to take them into account
- 2) To work out a methodology that allows to calculate the risk of every ECM and take reliable decisions as well as find out the strongest uncertainties
- 3) To study the energy saving potential of some specific ECMs considering the uncertainties

The methodology proposed to evaluate ECMs has the following steps (FIGURE C - 17):

- 1) To define a detailed model of the building for the base case and for the ECM case.
- 2) To define uncertainties associated to the set of input parameters that are required by the models using probability distributions.
- 3) To generate a Latin Hypercube sample of the input parameters.
- 4) To run simulations and get outputs (demand, consumption, comfort). For this purpose, [jEplus] is used. This is a parametric tool for EnergyPlus that introduces automatically the input data of every simulation of the sample.
- 5) To compare the base case's results with the ECM case's results and calculate the energy savings and the improvements related to the comfort
- 6) To do the SA to find out the most influent uncertainties.

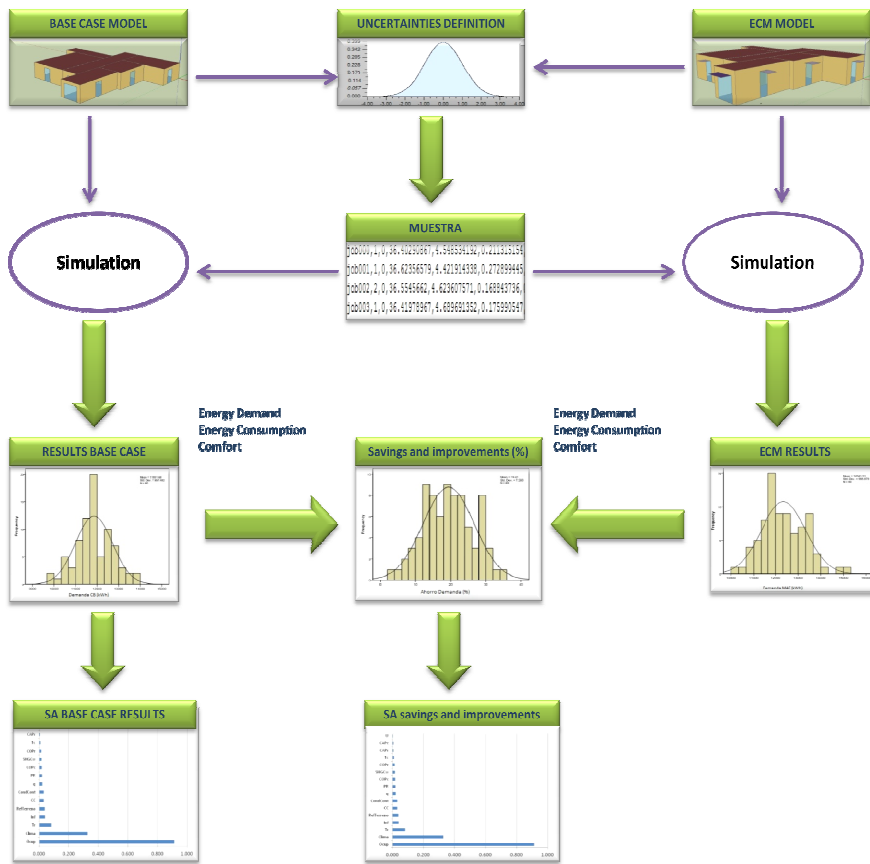


FIGURE C - 17: Methodology proposed to evaluate ECM taking into account the uncertainties

To compare the base case and the ECM case, simulation by simulation of the sample will be compared (FIGURE C - 18). This means that if the sample has 200 jobs, the job 1 in “base case” will be compared with the job 1 in the ECM and the energy savings will be calculated.

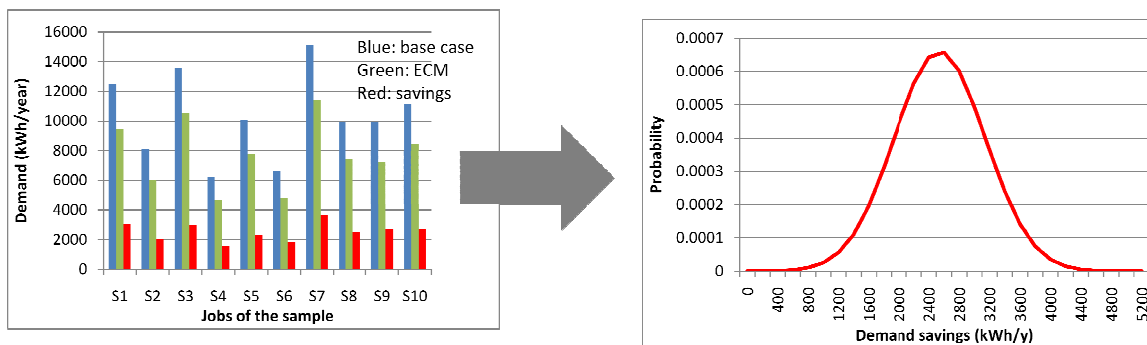


FIGURE C - 18: Energy savings calculation comparing simulation by simulation

For this purpose, all the parameters must be the same in the base case and in the ECM, except for the one altered by the ECM. For instance, if the ECM consists of reducing the infiltration rate, then

all the parameters must have the same value in the base case and the ECM case except for the infiltration flow. With the aim of being able to compare job by job, a common sample is generated with the maximum number of parameters and only the required parameters will be used in every case (base case, ECM1, ECM2, etc). FIGURE C - 19, FIGURE C - 20 and FIGURE C - 21 illustrate this procedure. The sample is generated with the parameters required by the model of the base case and ECM1 case (FIGURE C - 19). However, only some parameters will be used for calculating the energy consumption in the base case (FIGURE C - 20). FIGURE C - 21 shows the parameters used for calculating the ECM1 energy demand.

BC PARAMETERS						ECM1 ADITIONAL PARAMETERS		ECM2 ADITIONAL PARAMETERS	
	P_1	P_2	P_3	...	P_m	$PECM1_1$...	$PECM2_1$...
S_1	P_{11}	P_{21}	P_{31}	...	P_{m1}	$PECM1_{11}$...	$PECM2_{11}$...
S_2	P_{12}	P_{22}	P_{32}	...	P_{m2}	$PECM1_{12}$...	$PECM2_{12}$...
S_3	P_{13}	P_{23}	P_{33}	...	P_{m3}	$PECM1_{13}$...	$PECM2_{13}$...
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
S_N	P_{1n}	P_{2n}	P_{3n}	...	P_{mn}	$PECM1_{1n}$...	$PECM2_{1n}$...

FIGURE C - 19: Parameters sample generated

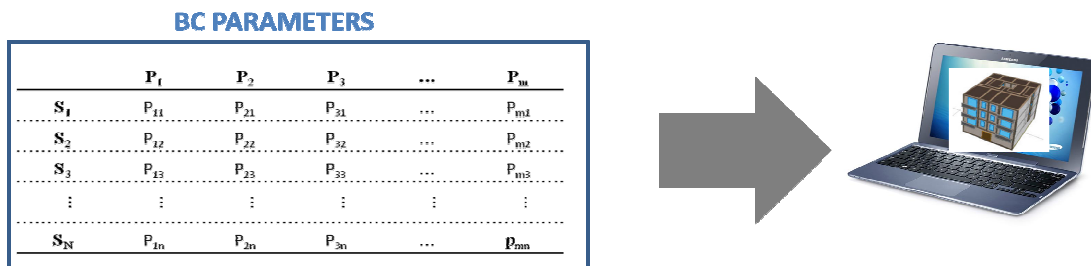


FIGURE C - 20: Parameters sample used for calculating the annual energy consumption in the base case

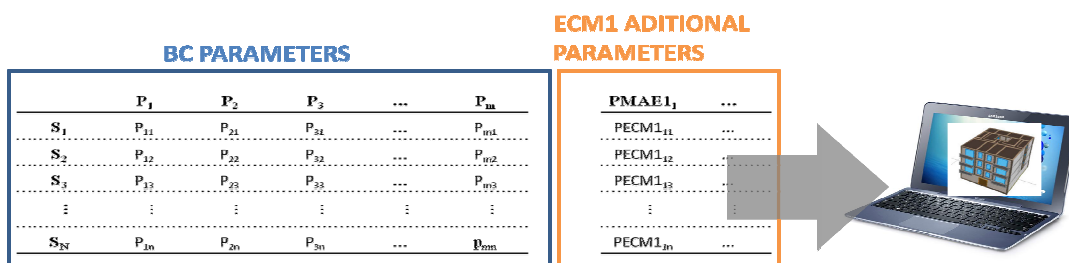


FIGURE C - 21: Parameters sample used for calculating the annual energy consumption in the ECM1

The proposed methodology, which consists of generating one common sample of parameters and use only the parameters that are required for every case, can be used as long as the sample size is large enough for all the cases. The reason is that if the sample size is the same, the number of parameters doesn't affect the sample of parameters according to the LHS technique.

C.4.1 Cases Study

Four energy conservation measures (ECMs) have been studied to analyse not just their energy saving potential but also their risk by means of using the proposed methodology which takes into account uncertainties. The ECMs are:

- Mechanical ventilation
- Insulation of thermal bridges
- Modification of cooling set point
- Shading devices

The analysis has been carried out for two kinds of weathers: one Continental weather (Madrid, Spain) and one Mediterranean weather (Málaga, Spain). The dwelling described previously has been used to analyse these ECMs.

The annual energy demand, the annual HVAC consumption and the annual number of discomfort hours have been calculated to evaluate the ECMs. It should be highlighted that the energy demand has been calculated using the ideal system model in [ENERGYPLUS] for every hour of the year; whereas the HVAC consumption has been calculated implementing the package terminal heat pumps model in EnergyPlus (see object ZoneHVAC:PackagedTerminalHeatPump) working only during the occupancy hours. Another remark is that the number of discomfort hours have been calculated with no HVAC system working and considering the ASHRAE-55 Standard. The sample size is 200 simulations (jobs). The model has been implemented in Energyplus and the parametric tool jEplus has been used to run hourly simulations automatically.

C.4.1.1 Shading devices

This ECM consists of installing shading devices which are controlled according to the incident solar radiation. If the incident solar radiation is higher than the limit (400 W/m²), the shadings go down to block the radiation. Uncertainties have been associated to the limit radiation (Radition ~N(400,33) W/m²)

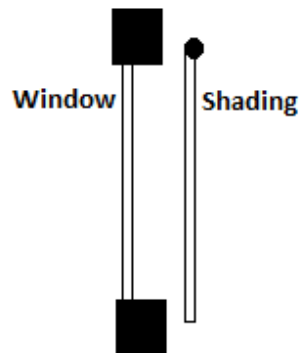


FIGURE C - 22: Shading devices controlled to block the radiation if it is higher than the limit

Málaga

Table C- 11: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with the shading devices (Malaga)

	Demand savings (%)	Consumption savings (%)	Reduction of discomfort hours (%)
Mean	13.02	13.8	4.36
Std. Dev.	5.81	5.41	6.47

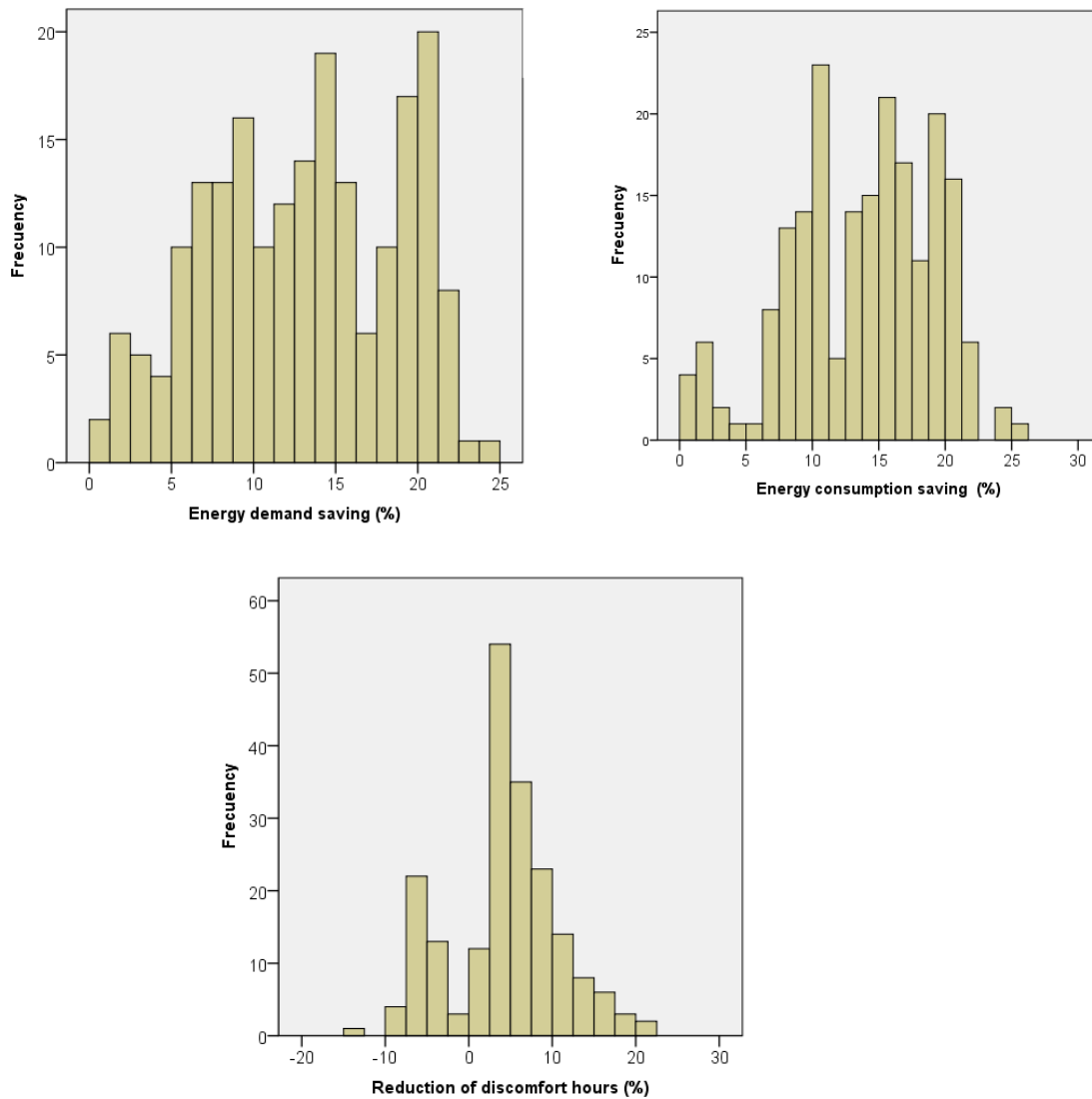


FIGURE C - 23: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with shading devices (Malaga)

The results show that the mean value of the savings is around 13% which may vary from 0% to 25% (FIGURE C - 23, Table C- 11). Regarding the comfort, the reduction of discomfort hours is very low and the uncertainty (deviation=6.47%) is higher than the reduction. Therefore, there is a risk to do an investment and have no benefits. It should be highlighted that this kind of conclusions cannot be obtained with deterministic studies.

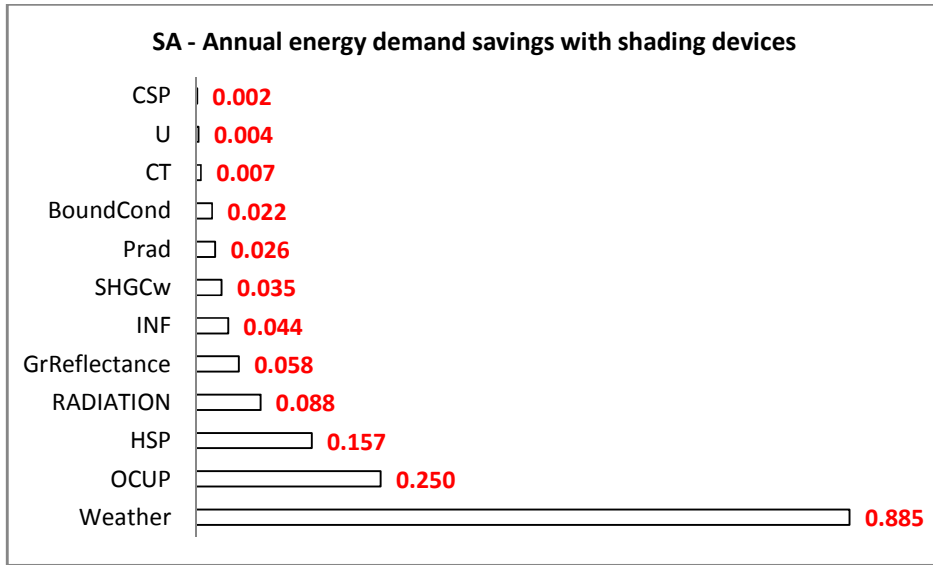


FIGURE C - 24: SA annual energy demand savings with shading devices (Malaga)

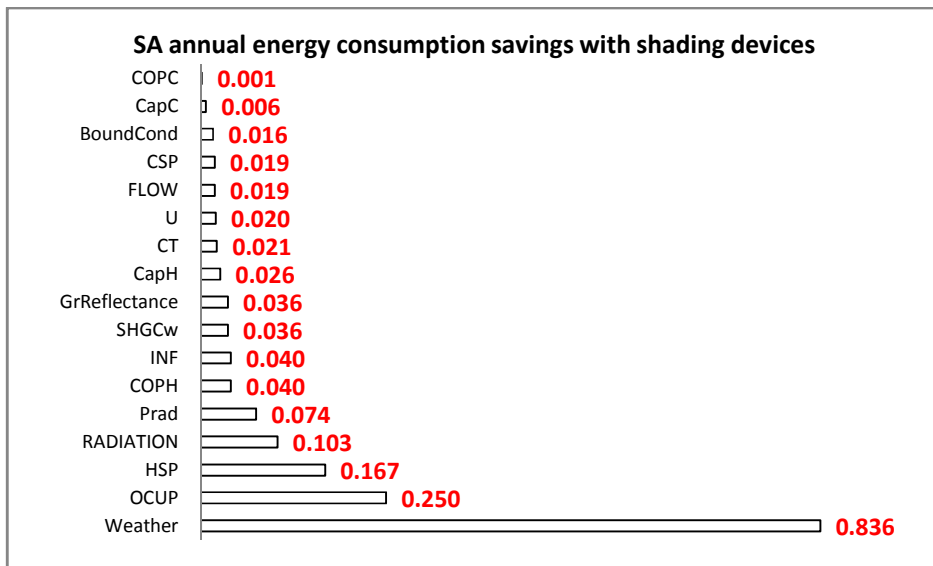


FIGURE C - 25: SA annual energy consumption savings with shading devices (Malaga)

The SA allows to find out the most influent uncertainties on the energy savings with the aim of reducing the strongest ones, reducing the high deviation of the results and increasing the reliability of the decisions. Macroparameters have been used to ease the analysis of the results. According to the SA results, the uncertainties that have higher influence on the savings are those ones related to the weather. Two reasons may explain this high influence: a) this ECM is strongly linked with the solar radiation, and so that with the weather; b) the weather's uncertainties are larger than the others. After the weather, the uncertainties related to the occupancy, heating setpoint and the

setpoint of the solar radiation are the most influent. The conclusion is that the uncertainties related to the weather should be decreased as much as possible to see if this ECM is good enough to be implemented.

Madrid

If the limit of the solar radiation is 400 W/m², then the energy savings are very low and the deviation of the savings is even higher than the mean value of the savings (Table C- 12).

Table C- 12: Energy savings and reduction of discomfort hours with the shading devices (Madrid)

	Savings cooling demand (%)	Savings heating demand (%)	Savings total energy demand (%)
Mean	24.15	-23.97	2.90
Stand. Dev.	5.08	10.73	3.41

There are two options to improve these results:

- a) Improve the mean value of the savings
- b) Reduce the deviation of the results

The first option is taken. For this purpose, two new alternatives are studied:

- a) Block the radiation during intermediate season (March, April and October) and during the Summer (from June to September) (alternative 2)
- b) Block the solar radiation during the Summer (alternative 3)

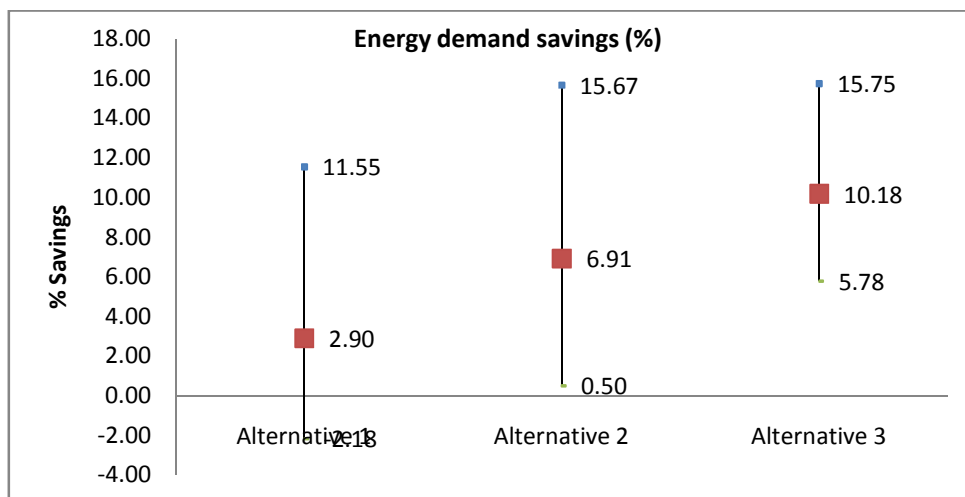


FIGURE C - 26: Annual energy demand savings with shading devices (3 alternatives, Madrid)

The savings of the three options are shown in FIGURE C - 26. The conclusion is that the best option is to block the radiation only during the Summer, alternative 3.

Table C- 13: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with shading devices, alternative 3 (Madrid)

	Energy demand savings (%)	Energy consumption savings (%)	Reduction of discomfort hours (%)
Mean	10.18	10.40	3.85
Std. Dev.	2.36	2.16	1.96

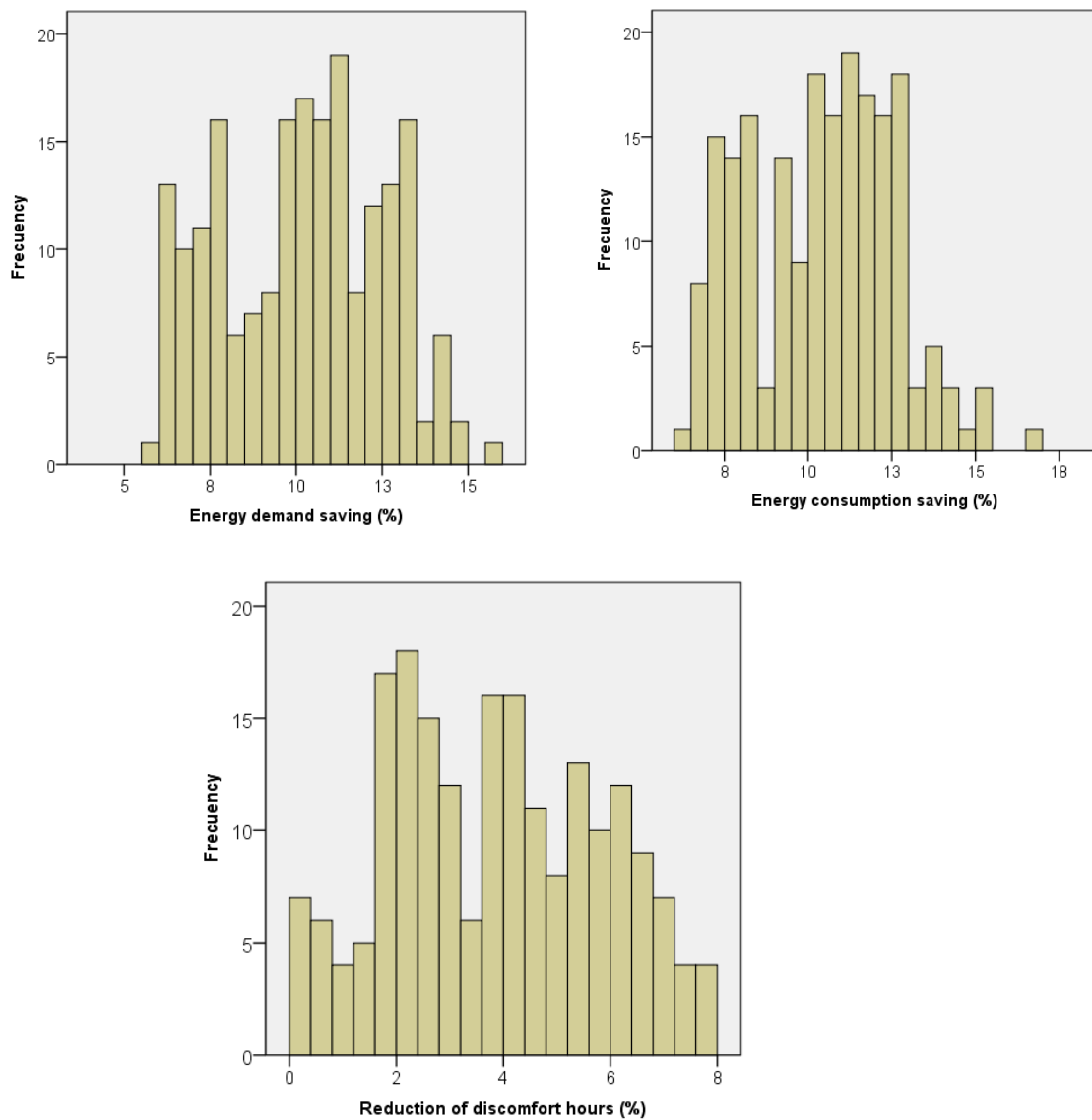


FIGURE C - 27: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with shading devices, alternative 3 (Madrid)

The SA is carried out to find out the strongest uncertainties which are the weather uncertainties. Therefore, to reduce the risk of deciding whether this ECM is beneficial or not, the uncertainties related to the weather must be decreased

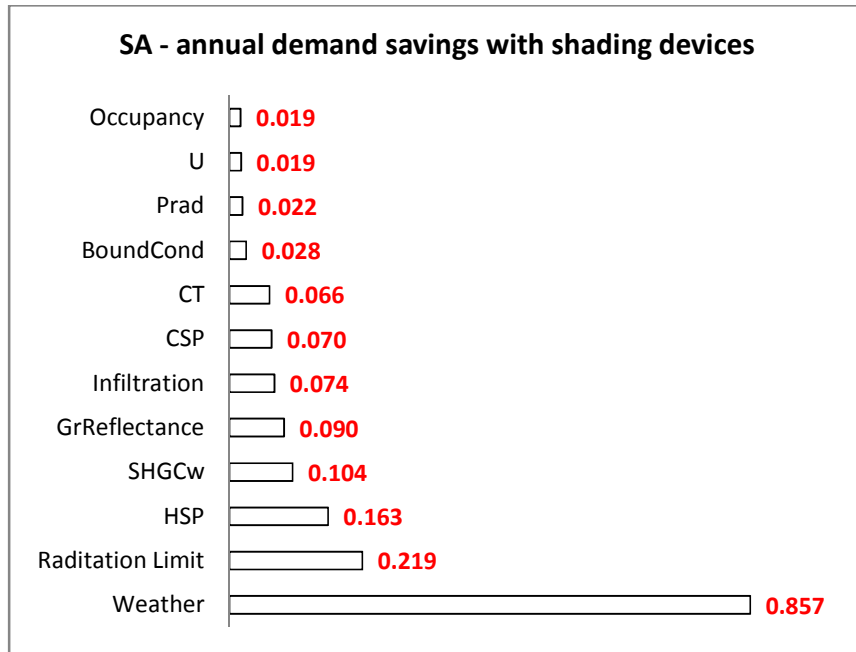


FIGURE C - 28: SA annual demand savings with shading devices (Madrid, alternative 3)

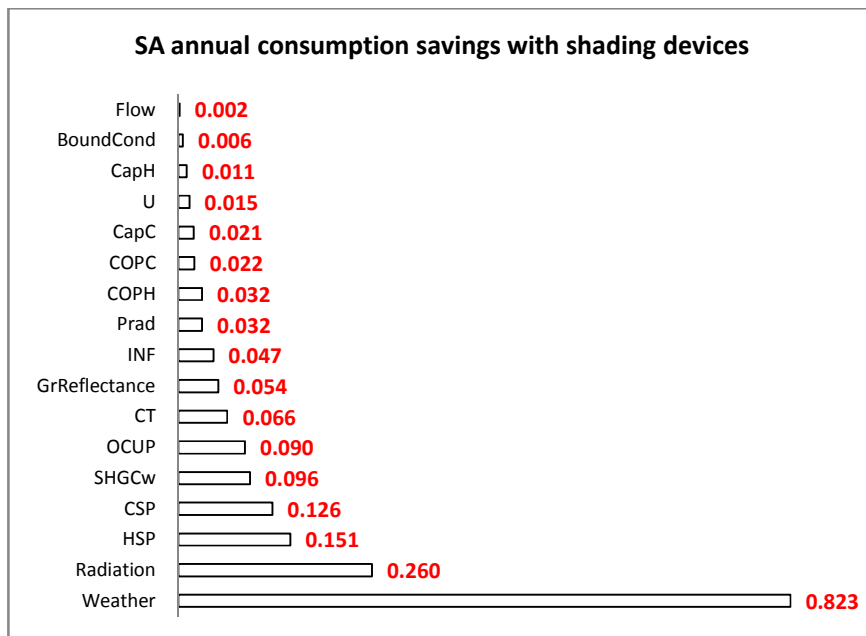


FIGURE C - 29: SA annual consumption savings with shading devices (Madrid, alternative 3)

C.4.1.2 Mechanical ventilation

This measure consists of reducing the infiltration and introducing controlled ventilation. The ventilation will have a minimum constant flow according to the Spanish Building Code ,[CTE, 2007] and an additional flow of 5 ach/h which will be introduced as long as the conditions are beneficial this is:

- $21\text{ }^{\circ}\text{C} < T_{\text{interior}} < 24\text{ }^{\circ}\text{C}$
- $5\text{ }^{\circ}\text{C} > T_{\text{exterior}} < 24\text{ }^{\circ}\text{C}$
- $T_{\text{interior}} - T_{\text{exterior}} > 0\text{ }^{\circ}\text{C}$

Table C- 14: Ventilation flows according to The Spanish Building Code

	Flow (l/s)		Number of persons	Surface (m ²)	Flow per zone (l/s)
	Per pers	Per surf (m ²)			
Children bedroom	5		2		10
Parents bedroom	5		2		10
Study	5		2		10
Living room	5		4		20
Kitchen		2		15	30

Table C- 15: Ventilation flows defined for the cases study

	Infiltration (ach/h)		Constant ventilation (m ³ /s)		Controlled ventilation (ach/h)	
	Mean	Standard dev.	Mean	Standard dev.	Mean	Standard dev.
Base Case	1	0.01	-	-	-	-
ECM	-	-	0.01,0.02,0.03*	0.001	5	0.01

*See table of ventilation flows according to CTE

Málaga

Results show significant energy savings with mean values around 43% and reduction of discomfort hours around the 49.49%. It should be also highlighted that the deviation of the results is low which ensures that this measure will have success with minimum risk that the expectations are not reached.

Table C- 16: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with mechanical ventilation (Malaga)

	Demand saving (%)	Consumption saving (%)	Reduction of discomfort hours (%)
Mean	49.86	42.76	49.49
Stand. Dev	7.46	7.97	6.69

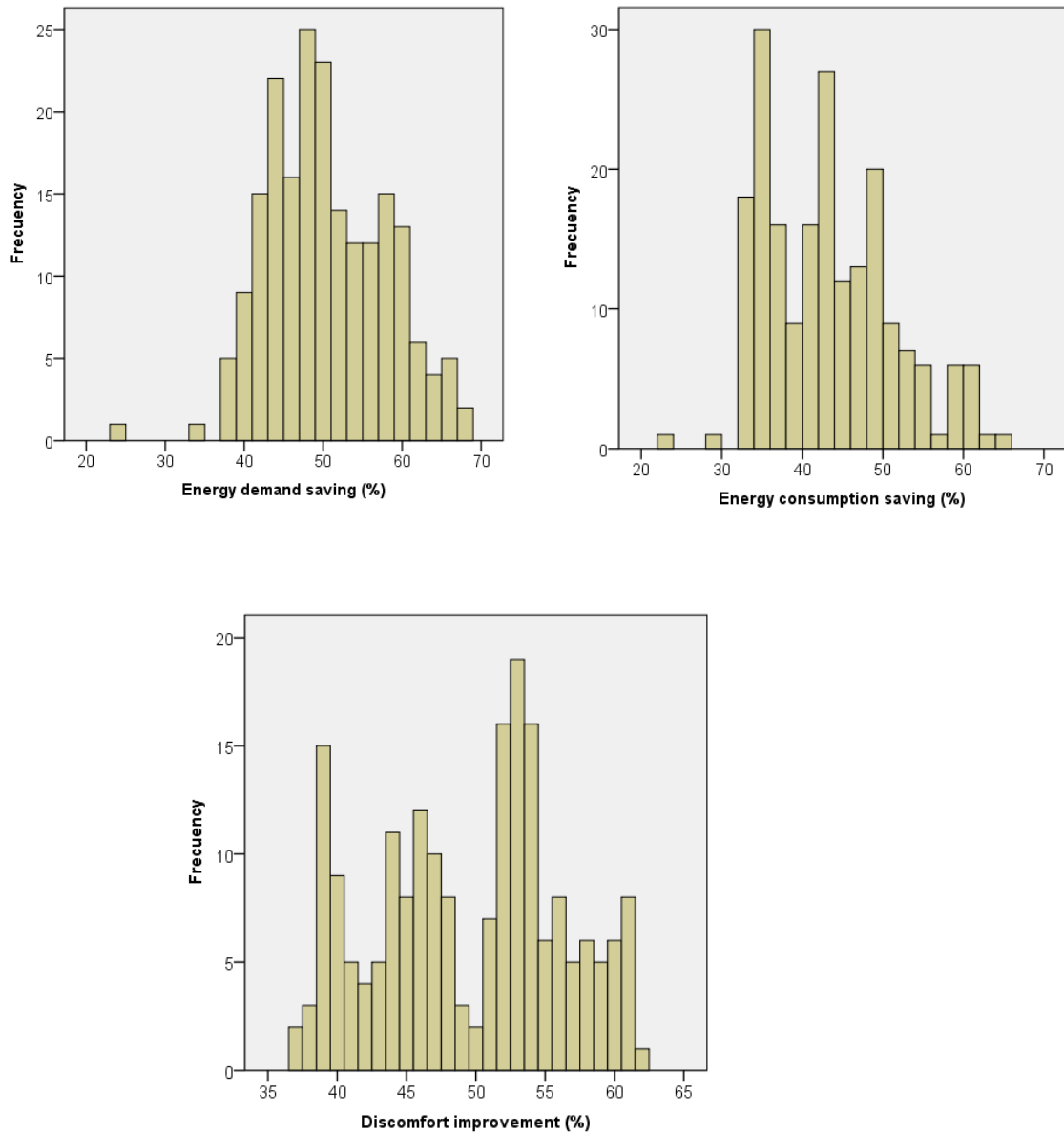


FIGURE C - 30: Annual energy savings and reduction of discomfort hours (discomfort improvements) with mechanical ventilation (Malaga)

Madrid

Although the deviation of the results is slightly higher than in Malaga, the results are confident enough. Energy savings and reduction of discomfort hours are expected with the controlled ventilation. The expected energy savings have the mean value around 45% whereas the expected reduction of discomfort hours have the mean value of 38%.

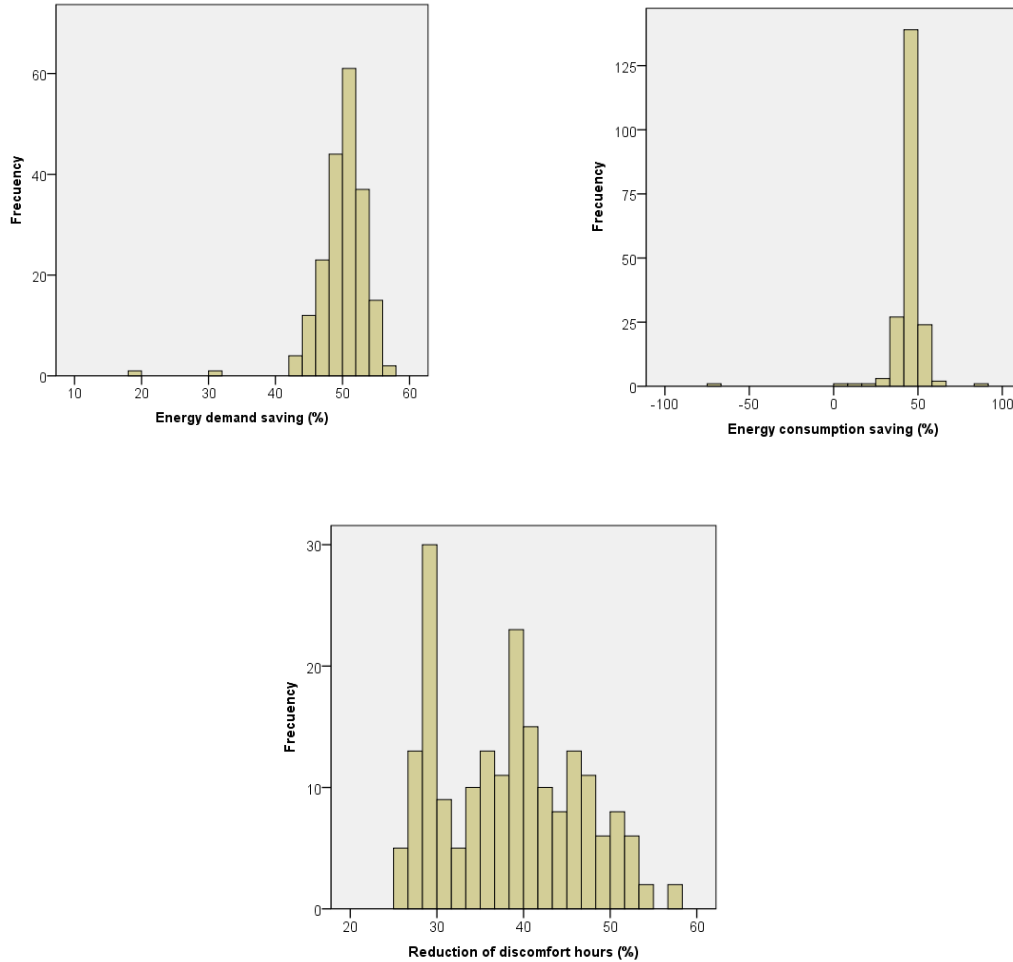


FIGURE C - 31: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with mechanical ventilation (Madrid)

Table C- 17: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with mechanical ventilation (Madrid)

	Demand saving (%)	Consumption saving (%)	Reduction of discomfort hours (%)
Mean	50.03	44.89	38.36
Std. Dev.	3.86	10.34	7.84

The conclusion is that this ECM, despite the risk that the uncertainties might have, is beneficial not just in Malaga but also in Madrid providing energy savings around 45%.

C.4.1.3 Thermal bridge insulation

This energy conservation measure consists of insulating the thermal bridges using extruded polystyrene foam (5cm) in the exterior face of the thermal bridges.

Malaga

Due to this measure, the global transfer coefficient of the dwelling will move from 7.45 W/m²K to 2.72 W/m²K.

Table C- 18: Global transfer coefficient U (W/m²K) - (Malaga)

	U_{BC} (W/m ² K)	U_{ECM} (W/m ² K)
Mean	7.45	2.72
Std. Dev.	0.59	0.36

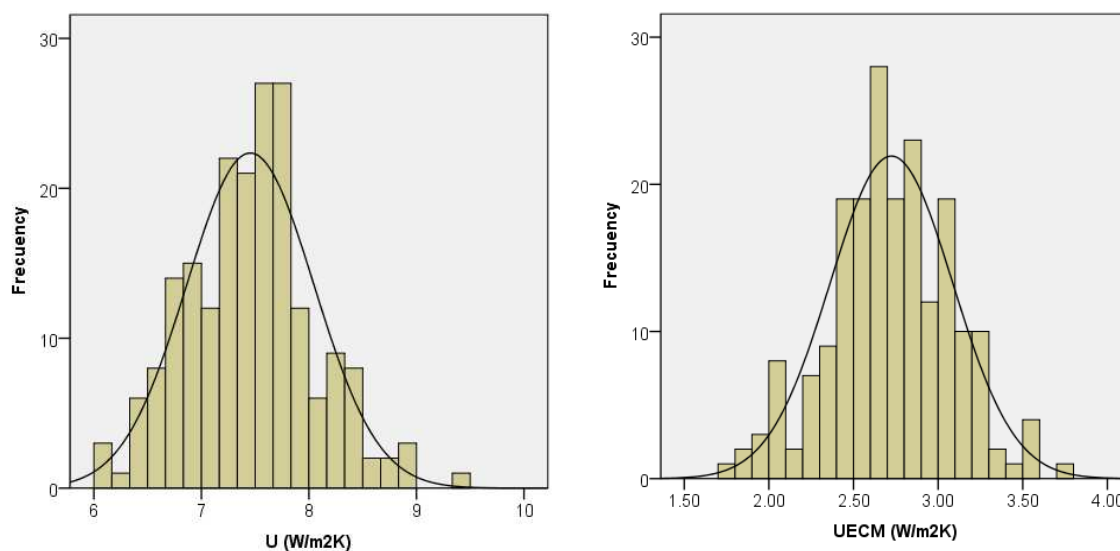


FIGURE C - 32: Global transfer coefficient U (W/m²K) - (Malaga)

Table C- 19: Energy savings and reduction of discomfort hours with thermal bridges insulation (Malaga)

	Demand saving (%)	Consumption saving (%)	Reduction of discomfort hours (%)
Mean	1.07	-4.74	-0.65
Std. Dev	2.92	2.58	3.99

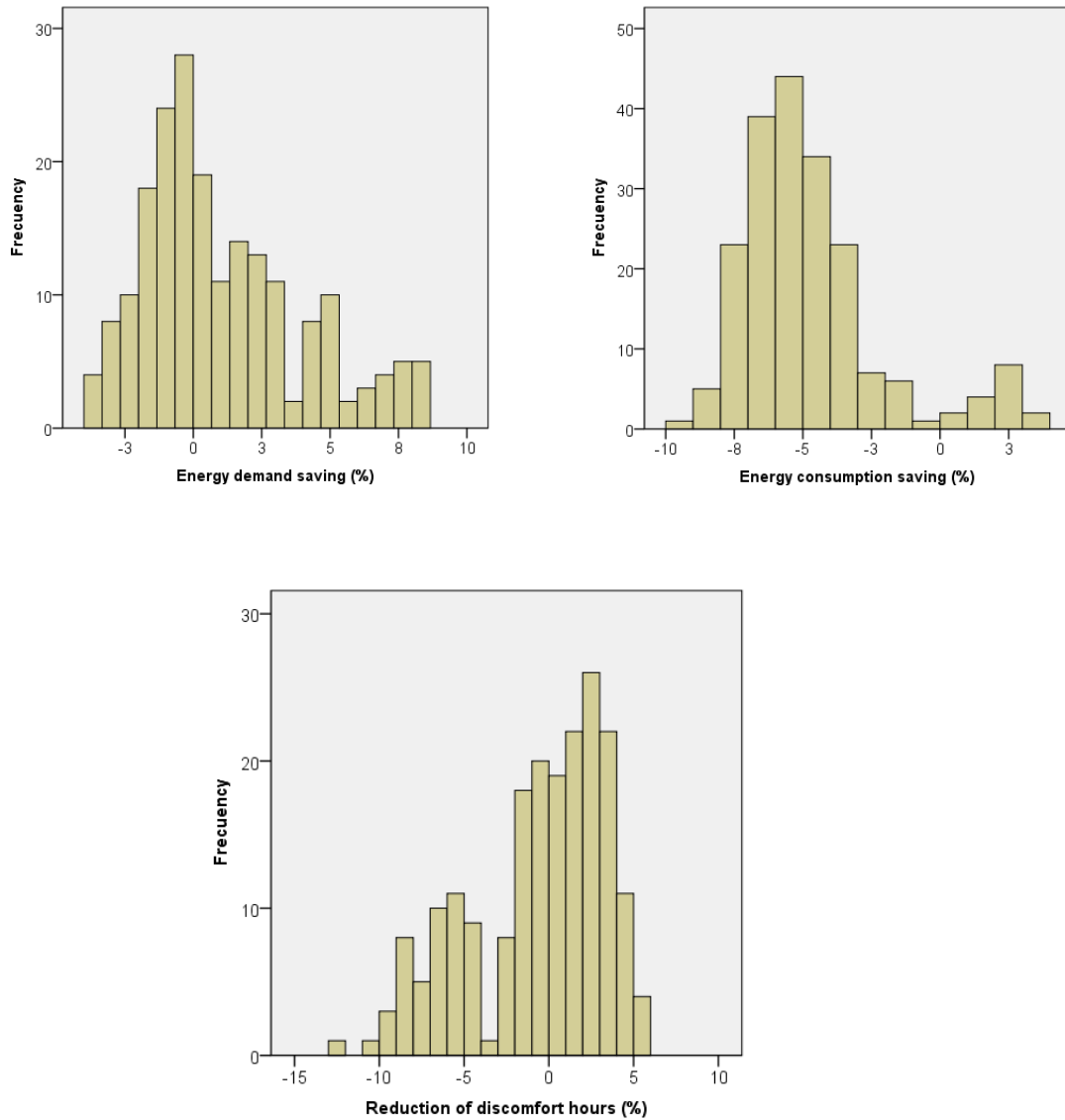


FIGURE C - 33: Annual energy savings and reduction of discomfort hours with thermal bridges insulation (Malaga)

According to the results, this ECM is not profitable so it will be discarded in the case of Málaga.

Madrid

Due to this measure, the global transfer coefficient of the dwelling will move from 7.42 W/m² to 2.69 W/m²K (mean values).

Table C- 20: Global transfer coefficient U (W/m²K) - (Malaga)

	U _{BC}	U _{ECM}
Mean	7.42	2.69
Std. Dev.	0.59	0.36

Table C- 21: Demand saving (%), consumption saving (%) and reduction of discomfort hours (%) with thermal bridges insulation (Madrid)

	Demand saving (%)	Consumption saving (%)	Reduction of discomfort hours (%)
Mean	7.10	3.44	2.18
Std. Dev.	3.58	3.39	1.88

Results shown that the energy savings are low and there is a high risk that this ECM has no savings even losses. To improve the mean value of the savings, the insulation thickness is increased to 7 cm. The new results are shown in the Table C- 22.

Table C- 22: Energy demand savings with thermal bridge insulation (7 cm) – (Madrid)

	Demand saving (%)
Mean	4.22
Std. Dev.	20.14

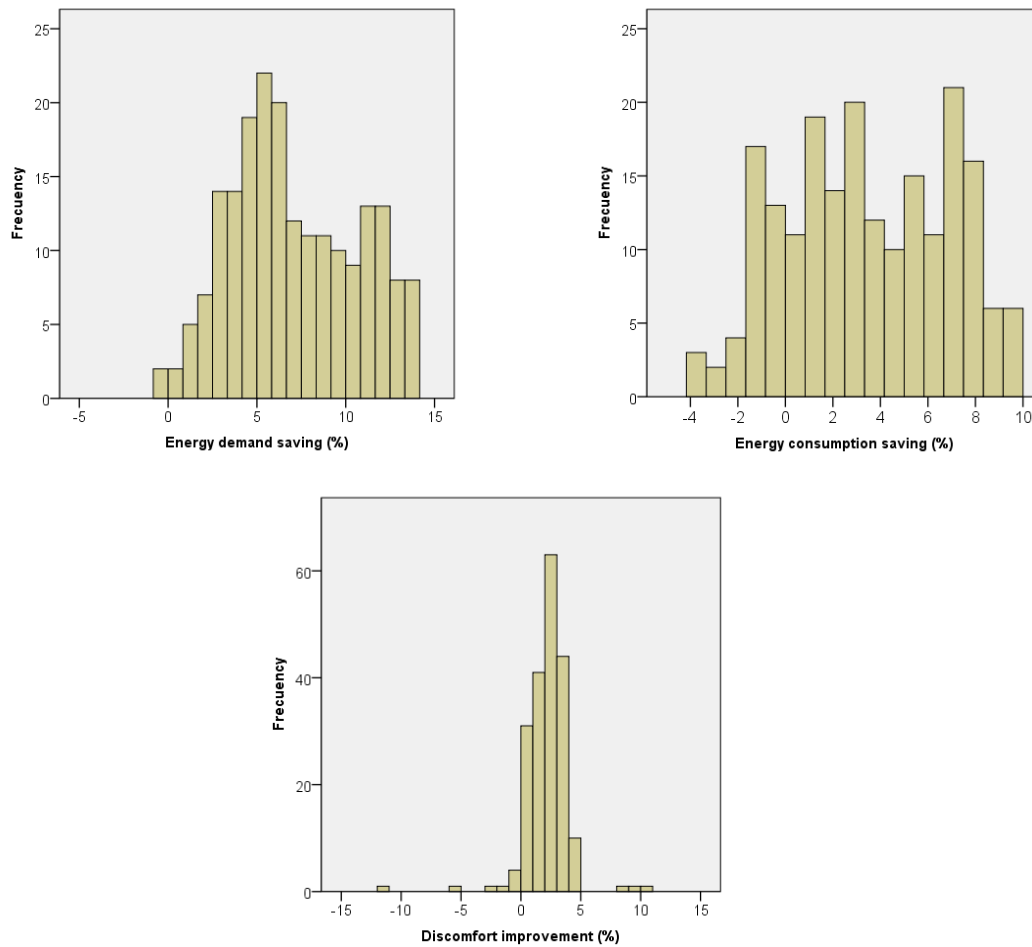


FIGURE C - 34: Demand saving (%), consumption saving (%) and reduction of discomfort hours – discomfort improvement (%) - insulating thermal bridges (Madrid)

The conclusions is that this ECM is very risky. It is likely that the expected savings are very low even negative. As the deviation of the results is large, one option to improve the estimations consists of reducing the uncertainties. With this aim, the SA is done to identify the most influent uncertainties. The SA results (FIGURE C - 35, FIGURE C - 36) shown that the dominant uncertainties are the occupancy and the weather. Since these uncertainties are not easy to be reduced, this ECM is discarded.

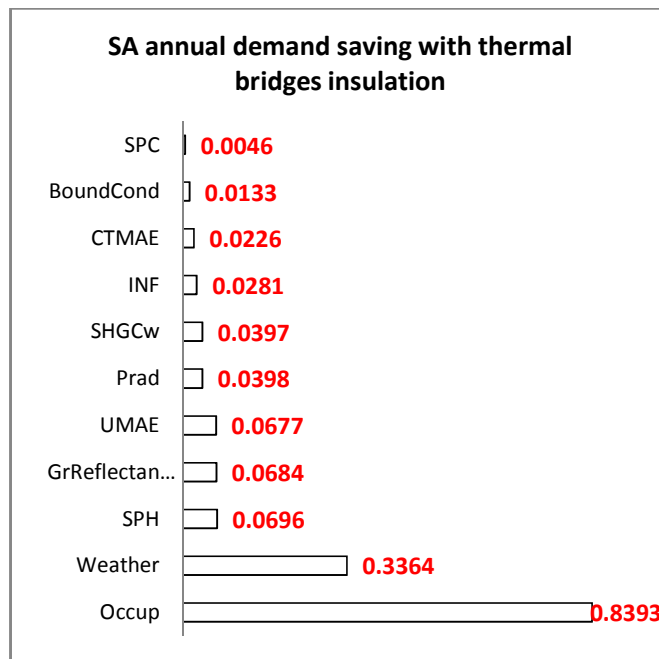


FIGURE C - 35: SA annual demand saving with thermal bridges insulation (Madrid)

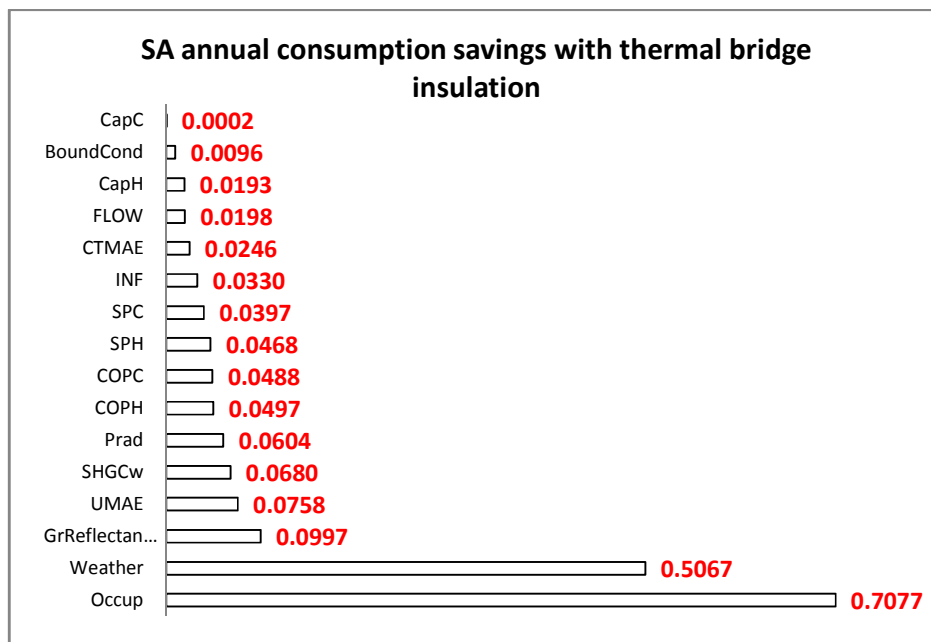


FIGURE C - 36: SA annual consumption savings with thermal bridge insulation (Madrid)

Therefore, this ECM is discarded in both cases (Malaga and Madrid) because the savings may be very low and even an increment of the consumption may happen. It should be highlighted that a deterministic study might have concluded positive savings and then negative savings might have

happened. This shows the importance of taking into account the uncertainties to know the risk that every ECM involves and take reliable decisions.

C.4.1.4 Cooling set point modification

This measure consists of increasing the mean value of the cooling set point from 24°C to 26°C. It should be highlighted that this measure has no costs.

Málaga

To increase the cooling set point from 24 to 26 °C turns out to be a favourable measure with no investment costs and with an annual consumption saving whose mean value is 26% which can vary from 18% to 33% depending on the value of the uncertainties. The uncertainties related to the occupancy followed by the uncertainties related to weather are found out to be the most influential ones on the consumption saving.

Table C- 23: Annual energy savings with cooling set point modification (Malaga)

Annual consumption saving (%)	
Mean	26.01
Std. Dev.	2.58

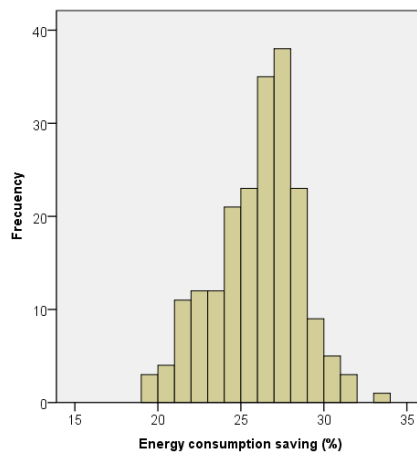


FIGURE C - 37: Energy savings with cooling set point modification (Malaga)

Madrid

In the case of Madrid, the resulting annual energy saving is estimated to be 16 % and it can vary from 9 to 22% depending on the uncertainties values. The most influent uncertainties are weather and occupancy.

Table C- 24: Energy savings with cooling set point modification (Madrid)

Annual consumption saving (%)	
Mean	16.94
Std. Dev.	3.21

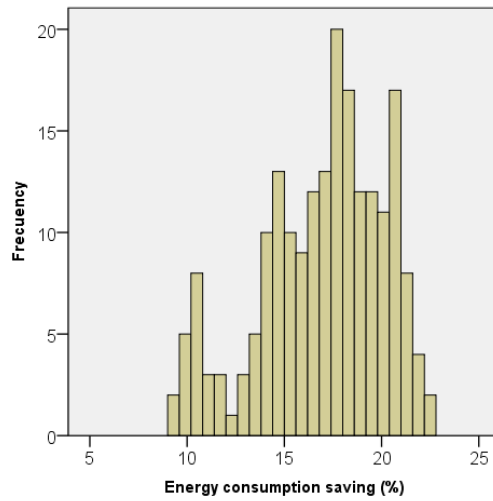


FIGURE C - 38: Annual energy savings with cooling set point modification (Madrid)

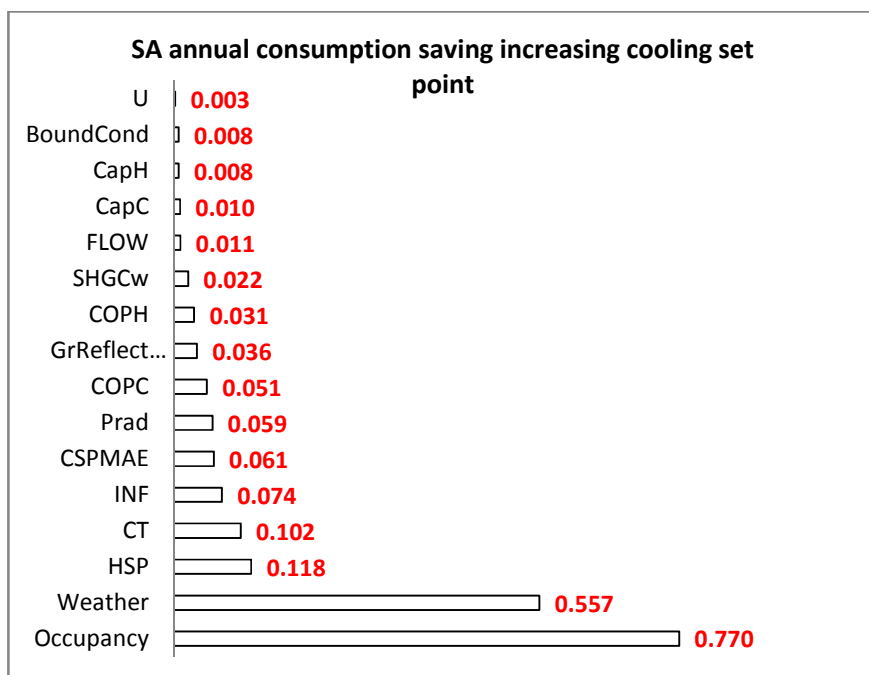


FIGURE C - 39: SA energy savings with cooling set point modification (Madrid)

C.4.1.5 Summary

The FIGURE C - 40 shows a summary of energy saving potential and risk corresponding to the four ECMs evaluated for the Continental weather (Madrid) and the Mediterranean weather (Málaga). Specifically, the mean value, the maximum and the minimum values of the energy savings are represented.

First of all, it should be highlighted that the energy savings can have variations between 10 and 50 % depending on the values of the uncertainties which proves the risk that may have the investments if the refurbishment is carried out without considering the effect of the uncertainties. In addition, some ECMs can be positive and result in saving energy or negative and result in increasing the energy consumption depending on the value of the uncertainties.

According to the comparison that is shown in the FIGURE C - 40, the controlled ventilation turns out to be the best ECM in both cases (Malaga and Madrid) from the energy savings point of view. In Malaga, the mean value of the energy savings reached with the controlled ventilation is 42.76% and these savings can vary from 30% to 68%. In Madrid, the mean value is 45% and energy savings can vary from 20% to 70%.

After the controlled ventilation, the ECM which consists of modifying the cooling set point from 24°C to 26°C is the best one from the energy savings point of view. In addition, it has the advantage that no investments are required therefore it is the most profitable one. This ECM reaches higher energy savings in Malaga. The mean value of the energy savings in this case is 26 % and they can vary from 20% to 33 %. The energy savings are slightly lower in Madrid where the mean value is 16.94% , the maximum value is 23% and the minimum value is 9%.

The shading device provides energy savings whose mean value is 13.8% in Málaga and 10.4% in Madrid. However, it should be taken into account that this ECM is risky because no energy savings may be reached in Malaga (0%) and very low energy savings can be reached in Madrid (5%).

Insulate thermal bridges is not beneficial as it has a high risk that the energy savings are nulls even negatives. It is remarkable that a deterministic study might have concluded that thermal bridges insulation will provide 10% of energy saving and, after the investment, the intervention results show higher energy consumption.

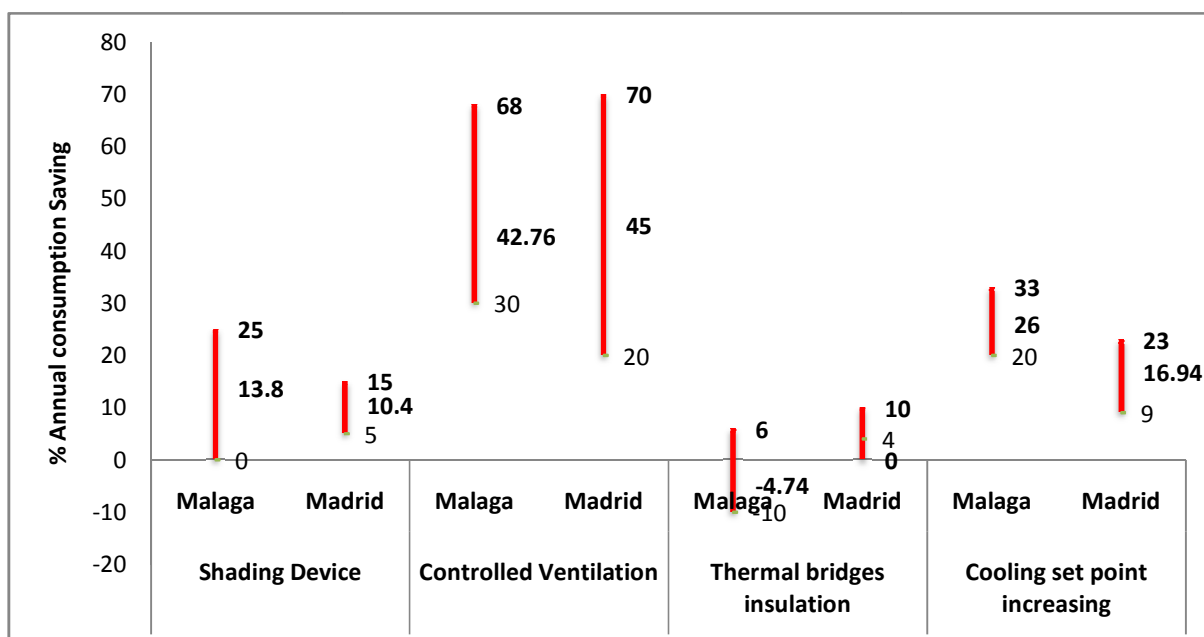


FIGURE C - 40: ECM comparison, annual consumption savings (%)

From the comfort point of view (FIGURE C - 41), the best ECM is the controlled ventilation as well, followed by the shading device. The thermal bridges insulation is again not beneficial. It draws attention that the comfort get worse with the shading device in the case of Málaga. It should

be noted that reduction of discomfort hours are not shown in the case of the cooling set point because these calculations have been obtained from simulations with free floating temperature.

According to the SA, the uncertainties which have higher impact on the outputs are the weather and occupancy. They show the existing challenge of predicting accurately occupancy and weather conditions which is a real gap in energy building simulations besides the fact that a lot of research efforts have been done in this line. Although there some techniques to reduce these uncertainties with data provided by observation studies , they are out of the scope of this work as well as out of the scope of many other works in this field because of their complexity and costs. In any case, it is important to know the level of uncertainty of the input data (higher or lower) and take it into account within the predictions.

In conclusion:

- 1) The results have shown the high impact that the uncertainties have on the energy savings and reduction of discomfort hours of the ECMs and so that, the importance of considering them when sustainable refurbishment decisions are taken.
- 2) A solution for improving the reliability of the results has been also provided. It consists of reducing the deviations of the results by decreasing the strongest uncertainties which can be easily identified using the SA based on macroparameters. In the cases study, the most influential uncertainties are the weather and the occupancy which are difficult to be reduced.
- 3) The proposed and tested methodology allows to know the ECM potential and take reliable decisions taking into account the risk that the energy savings vary as consequence of the uncertainties

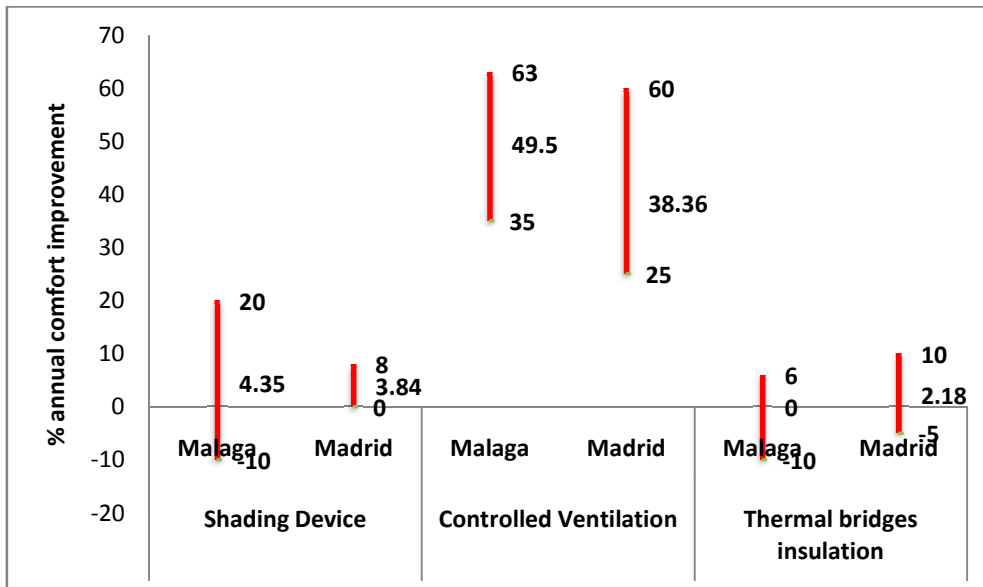


FIGURE C - 41: ECM comparison, annual reduction of discomfort hours (%)

C.5 Conclusions

The main reasons and motivations to do this work were:

- 1) The data required to run energy building simulations are commonly affected by significant uncertainties not just because of the random nature of the data themselves but also because of the lack of information.
- 2) The literature and software reviews show that most of the analysis are carried out without paying attention to the uncertainties. Although some advances can be seen in the design of new buildings, few references can be found in the building refurbishment sector
- 3) As well as the absence of works in the refurbishment field as it has been pointed out previously, the motivation to orientate this Thesis to refurbishment is double. On the one hand, the refurbishment is a sector which has grown up a lot during the last years in Spain as a consequence of the economic crisis and the worldwide trend to save energy and reduce emissions to avoid Global Warming. On the other hand, the author of this Thesis together with the Energy Group of the University of Malaga (GEUMA) have taken part in several projects related to Sustainable Refurbishment and they have seen the presence of these uncertainties in the real projects.
- 4) The energy building models are increasingly complex and the number of input factors is increasingly higher. This fact makes complicate the identification of the most influent

uncertainties on the results in order to reduce them and improve the quality and confidence of the estimations

To solve these gaps, the following steps have been taken in this Thesis

- 1) Methods for uncertainty and sensitivity analysis which can be implemented easily with the existing simulators have been identified: Monte Carlo Method (Latin Hypercube Sample), Standard Regression Coefficient Method, and Morris Method.
- 2) A review of deterministic sources and uncertainty studies has been done to collect all the information necessary to define the input data. In the case that no references have been found, (e.g. uncertainties related to the HVAC systems) new criteria have been given and justified to define their uncertainties.
- 3) A complete working framework adapted to the building energy simulations which allows to introduce the uncertainties in the ECM analysis increasing the confidence in the decisions has been provided. The procedure consists of :
 - a) Defining the building model (not just the base case but also the energy conservation measure)
 - b) Defining the probability distributions of the uncertainties related to the input parameters
 - c) Generating the sample of input parameters using Latin Hypercube method
 - d) Simulating the base case and the energy conservation measure to calculate savings and reduction of discomfort hours
 - e) Carrying out a SA to know what are the most influent uncertainties
- 4) A new methodology has been worked out. The new methodology is based on using macroparameters to cover the identified gaps and on combining the existing SA techniques with the current simulators. The advantage of these simulators is that they implement complex models which are very developed and reliable. Their disadvantage is that they make very difficult the SA understanding (which means the identification of the strongest uncertainties) because of the large number of input parameters and because the uncertainties effect have different order of magnitude on the models outputs. This new methodology allows to keep using the input structure required by the current simulators and consists of defining macroparameters from the input parameters (micro and macro parameters) after getting the simulation results and before the SA. These macroparameters are the SA inputs. The SA outputs are the simulation results. Standard regression

coefficients are calculated to know the influence of the uncertainties related to the macroparameters. Two criteria are used to define the macroparameters: a) use global concepts that are group of input parameters, b) unify the reference unit of the input parameters.

The conclusions are:

- 1) Uncertainties have a huge influence on predictive energy savings reached by the ECMs. The cases study have shown that assuming typical range of input uncertainties, the energy savings can vary from 10 to 50%. Therefore, to take decisions based on deterministic simulations can result in wrong consequences and this fact confirms the interest of the proposed methodologies. Uncertainties consideration is very important to take reliable decisions and make profitable investments in the refurbishment of buildings. It is then necessary to use new methods and procedures that allows this kind of study.
- 2) Use macroparameters for SA with SRC has the following advantages:
 - a) The same simulations can be used for SA and UA
 - b) It is easy to be implemented
 - c) It eases the comprehension of the SA and allows to use existing simulators
- 3) The methodology provided to evaluate ECMs, which takes into account uncertainties, improves the quality of the simulations results as well as the reliability of the decision making for the refurbishment

The specific conclusions of the cases study are:

- 1) The best ECM is the controlled ventilation for the Mediterranean weather (Malaga) and the continental weather (Madrid). It provides savings whose mean value is 42.76% and which can vary from 30% to 68 % in the case of Malaga. In Madrid, the energy savings have 16.94% as mean value, 9% as minimum value and 23% as maximum value.
- 2) Modifying the cooling set point from 24°C to 26°C is the second ECM from the energy savings point of view. In addition, it has the advantage that no investments are required therefore it is the most profitable one. The mean value of the energy savings in Malaga is 26 % and they can vary from 20% to 33 %. The energy savings are slightly lower in Madrid where the mean value is 16.94% , the maximum value is 23% and the minimum value is 9%.

- 3) The shading device reaches savings whose mean value is 13.8 and 10.4 % in Málaga and Madrid respectively. But there is a high risk that energy savings turn out to be nulls even negatives in the case of Malaga and very small in the case of Madrid
- 4) The ECM which consists of insulating the thermal bridges is not beneficial.

Future lines

This work can be continued as follow:

- 1) The most important required step is to improve the quantifying of the uncertainties by means of experimental measures. Ideally, guides such as [ASHRAE, 2009] and [CIBSE2006] should provide the most likely value and the range of variation of the variables. Currently, they provide a single value for every factor.
- 2) It would be also interesting to verify experimentally the results of the stochastic simulations to check if the experimental measures are in the predicted ranges of the outputs. This comparison may identify the existence of new measures not considered so far such as the ageing and the faults during the commissioning.
- 3) Implement the UA and SA methods automatically in simulation software as well as store information about the uncertainties values.

C.6 References

[ASHRAE, 2009]

ASHRAE Fundamentals 2009, disponible en <https://www.ashrae.org>, ISBN-978-1-933742-54-0.

[ASSIEGO, 2013]

A decision-making LCA for energy refurbishment of buildings: Conditions of comfort, Rafael Assiego de Larriva, Gloria Calleja Rodríguez, José Manuel Cejudo López, Marco Raugei, Pere Fullana i Palmer, Energy and Buildings, Volume 70, February 2014, Pages 333–342, [doi:10.1016/j.enbuild.2013.11.049](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.11.049)

[BRE, 1999]

B. R. Anderson et al., 1999. *Analysis, selection and statistical treatment of thermal properties of building materials for the preparation of harmonised design values – Final Report of the Thermal Values Group*. BRE Scottish Laboratory, for Directorate General DG XII of the European Commission, Contract SMT4- CT96-2050, March 199.

[BREESCH, 2010]

H. Breesch, A. Janssens, *Performance evaluation of passive cooling in office buildings based on uncertainty and sensitivity analysis*, *Solar Energy* 84 (8) (2010) 1453–1467, DOI: 10.1016/j.solener.2010.05.008.

[BPIE, 2011]

Economidou M. y col., *Europe's Buildings Under the Microscope*, Buildings Performance Institute Europe, 2011, ISBN: 9789491143014.

[BROHUS, 2009]

Brohus, H. y col, *Uncertainty of Energy Consumption assessment of domestic buildings*, Eleventh International IBPSA Conference Glasgow, Scotland, 2009.

[BROHUS, 2012]

Brohus H. y col, *Quantification of uncertainty in predicting building energy consumption: A stochastic approach*, *Energy and Buildings*, 2012, vol. 55, pp. 127-140, 10.1016/j.enbuild.2012.07.013.

[CALENER]

Programa Calener GT disponible en:

<http://www.minetur.gob.es/ENERGIA/DESARROLLO/EFICIENCIAENERGETICA/CERTIFICACIONENERGETICA/DOCUMENTOSRECONOCIDOS/PROGRAMACALENER/Paginas/DocumentosReconocidos.aspx>, access November 2014.

[CALLEJA, 2013]

Gloria Calleja Rodríguez, Antonio Carrillo Andrés, Fernando Domínguez Muñoz, José Manuel Cejudo López, Yi Zhang, *Uncertainties and sensitivity analysis in building energy simulation using macroparameters*, *Energy and Buildings*, Volume 67, December 2013, Pages 79-87, DOI: 10.1016/j.enbuild.2013.08.009.

[CALLEJA, CNIT2013]

Gloria Calleja Rodríguez, Antonio Carrillo de Andrés, José Manuel Cejudo López, Fernando Domínguez, *Incertidumbres en las simulaciones térmicas de edificios: Aplicación a la Rehabilitación de Edificios*, 8 CNIT, junio 2013.

[CLARKE, 1990]

J A Clarke, P P Yaneske, A A Pinney, 1990. *The Harmonisation of Thermal Properties of Building Materials*, documento disponible en www.pure.strath.ac.uk, access September de 2014

[CTE, 2007]

Ministerio de la vivienda, *Documento Básico Ahorro de la Energía*, septiembre de 2013, disponible en <http://www.codigotecnico.org/>, access October de 2014.

[DOMÍNGUEZ, 2008]

F. Domínguez-Muñoz, *Diseño de sistemas térmicos bajo incertidumbre — aplicación a edificios e instalaciones solares*, Tesis Doctoral, Universidad de Málaga, 2008.

[DOMÍNGUEZ, 2010]

Domínguez-Muñoz, F. y col. *Uncertainty in peak cooling load calculations*. *Energy and Buildings*, 2010, vol. 42, pp. 1010-1018, DOI: 10.1016/j.enbuild.2010.01.013.

[EU, 2020]

The EU Climante and Energy Package, http://ec.europa.eu/clima/policies/package/index_en.htm, Access November 2014

[ENERGYPLUS]

EnergyPlus Simulation Program v8.0, U.S. Department of Energy (DOE), <http://www.energyplus.gov>, acces: noviembre 2014

[ESP-r]

ESP-r v11.11, Energy Systems Research Unit, University of Strathclyde, <http://www.esru.strath.ac.uk/Programs/ESP-r.htm>, access November 2014.

[GTR, 2014]

CUCHI A., SWEATMAN P. , Informe GTR 2014. Estrategia para la Rehabilitación, Grupo de Trabajo sobre Rehabilitación, diciembre 2013.

[HELTON, 2006]

J.C. Helton, J.D. Johnson, C. Sallaberry, C.B. Storlie, Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis, Reliability Engineering & System Safety, 91 (2006) 1175–1209, DOI: 10.1016/j.res.2005.11.017.

[HELTON, 2009]

J.C. Helton, F.J. Davis, Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems, Reliability Engineering and System Safety 81 (2003) 23-29, DOI: 10.1016/S0951-8320(03)00058-9.

[HOPFE, 2011]

HOPFE, C.J y col., Uncertainty analysis in building performance simulation for design support, Energy and Buildings, 2011, vol. 43, pp. 2798-2805, DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.06.034

[IESD]

Institute of Energy and Sustainable Development, De Monfort University, Leicester, <http://www.dmu.ac.uk/research/research-faculties-and-institutes/institute-of-energy-and-sustainable-development/institute-of-energy-and-sustainable-development.aspx>

[JAULIN, 2001]

Luc Jaulin, Michel Kieffer, Olivier Didrit & Eric Walter, "Applied Interval Analysis". 1st edition, Springer Verlag (2001).

[jEPlus]

jEPlus, 2011, <http://www.jeplus.org/wiki/doku.php>, access November 2014.

[JUHL, 2013]

Rune Juhl, Niels Rode, Kristensen Peder Bacher Jan Kloppenborg, Henry Madsen, Grey-box Modeling of the heat dynamics of a building with CTSM-R, disponible en: ctsm.info, march 21, 2013.

[KUDKOFF, 1999]

R.D. Kudkoff, J.S. Neymark, Adaptation of the BESTEST Intermodel Comparison Method for Proposed ASHRAE Standard 140P : Method of Test for Building Energy Simulation Programs, ASHRAE Transactions (1999)721-736.

[MACDONALD, 2001]

Macdonald, I.A. y col., Practical Application of Uncertainty Analysis, Energy and Buildings, 2001, vol. 33, pp. 219-227, DOI: 10.1016/S0378-7788(00)00085-2.

[MACDONALD, 2002]

MACDONALD, I.A., M.SC. Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation, Department of Mechanical Engineering Universidad de Strathclyde, 2002.

[METEONORM]

METEONORM, METEOTEST, [HTTP://WWW.METEOTEST.CH](http://WWW.METEOTEST.CH), access September 2014

[REDDY, 2006]

REDDY, A.T y col, *Procedures for Reconciling Computer-Calculated Results with Measured Energy Data*, ASHRAE Research Project 1051-RP, 2006.

[SALTELLI, 2008]

Saltelli et. Al., *Global Sensitivity Analysis: The Primer*, John Wiley and Sons, UK (2008).

[SIMLAB]

Simlab 2.2, <http://ipsc.jrc.ec.europa.eu/?id=756>, access November 2014

[SHAIENDRA, 2013]

Shailendra Mudgal, Lorcan Lyons et al, *Bio Intelligence Service, Ronan Lyons, IEEP, Energy performance certificates in buildings and their impact on transaction prices and rents in selected EU countries, FINAL REPORT*, European Commission (DG Energy), 19 Abril 2013, disponible en http://ec.europa.eu/energy/efficiency/buildings/doc/20130619_energy_performance_certificates_in_buildings.pdf, access October 2014.

[STRACHAN, 1993]

P.A. Strachan, *Procedures for Scaling and Replication by Simulation General Validation*, in: *Proceedings of the 3rd International Building Performance Simulation Association Conference*, Adelaide, Australia (1993) 343-349.

[SÓBOL, 1983]

I.M. Sobol, "Método de Monte Carlo". Editorial Mir, Segunda Edición 1983

[TIAN, 2013]

W.A. Tian, *Review of sensitivity analysis methods in building energy analysis*, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 20 (2013) 411–419, DOI: 10.1016/j.rser.2012.12.014.

[TRNSYS]

TRNSYS v17, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin-Madison, <http://sel.me.wisc.edu/trnsys/>, Access November 2014.

[WANG, 2012]

Liping Wang, Paul Mathew, Xiufeng Pang, Berkely, *Uncertainties in energy consumption introduced by building operations and weather for a medium-size office building*, *Energy and Buildings* Volume 53, October 2012, Pages 152-158, 2012, DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.06.017.

[WEI, 2011]

H. Wei Tian, Pieter de Wilde, *Uncertainty an sensitivity analysis of building performance using probabilistic climate projections: A UK case study*, *Automation in Construction* 20 (2011), 1096-1109, DOI: 10.1016/j.autcon.2011.04.011.

[ZHENJUN, 2012]

ZHENJUN MA, PAUL COOPER, DANIEL DALY, LAIA LEDO, *Existing building retrofits: Methodology and state-of-the-art*, *Energy and Buildings*, 2012, vol. 55, pp. 889-902, 10.1016/J.ENBUILD.2012.08.018

FIN