

Validación y calibración de la simulación energética de edificios

La importancia del análisis de sensibilidad e incertidumbre

Doctorando: Alfonso Godoy Muñoz. Arquitecto por la Universidad de Las Palmas. Master en Sostenibilidad, UPC.

Director: Alberto Cuchí Burgos. Departamento de Construcciones Arquitectónicas I, UPC.

Codirector: Pau Fonseca. Departamento de Estadística i Investigación Operativa, UPC.

Programa de doctorado: Sostenibilidad

Curso académico: 2014-2015

1. Resumen

En la actualidad es cada vez más común la integración de procesos de simulación energética dentro del desarrollo de diseño de un edificio o en su estudio durante la fase de uso del mismo. Nos encontramos en la cuarta generación en desarrollo de herramientas de simulación energética, las cuales ya permiten de una manera completamente validada modelar los fenómenos físicos que se producen en los edificios. Sin embargo, la desconfianza en los resultados, junto con los recursos necesarios para su aplicación, siguen siendo los mayores problemas a la hora de extender el uso de estas herramientas.

La mayor capacidad para representar la realidad por parte de las herramientas de simulación comporta que la cantidad de variables de partida a definir en el modelo se haya multiplicado por 200 respecto a la primera década de trabajo en este campo. Este aumento en la cantidad de datos necesarios incrementa las posibilidades de errores a la hora de introducir los valores, lo cual, unido a la falta de información y/o a la información errónea, se traduce en una acentuación de la incertidumbre en los resultados.

Cuando hablamos de modelos empleados para la rehabilitación, una práctica habitual es la calibración, que nos permite reducir los posibles residuales. La calibración en sí presenta varios problemas, siendo los principales el coste de la monitorización, su duración, la implicación de los usuarios y los errores de las herramientas de medida. En los últimos veinte años se han desarrollado diferentes metodologías de calibración que difieren en varios aspectos, uno de los más interesantes en el tiempo necesario de monitorización, variando desde un año completo a unas pocas semanas.

En lo que respecta a modelos utilizados en la fase de diseño, los principales obstáculos son la falta de datos definidos y la imposibilidad de comparar (calibrar) resultados. En estos casos la realización de modelos robustos en detrimento de modelos precisos es una opción recomendable. Para esto la utilización de herramientas que sean capaces de detectar aquellas variables a las que el modelo presenta más sensibilidad, nos permite ahorrar esfuerzos en aquellas que no intervienen de manera significativa en los resultados. La incorporación de análisis de sensibilidad junto con cuantificación de la incertidumbre se está presentando como un elemento más a considerar en la simulación energética de edificios.

La optimización de los procesos que acompañan la realización de modelos para el estudio del comportamiento térmico de edificios, introducción herramientas de análisis de sensibilidad e incertidumbre, permitiría un ahorro de esfuerzos, tanto económicos como en tiempo, así como una mejora en la confianza sobre los resultados. Esto se traduciría en una mejor integración de este tipo de estudios en los procesos de diseño y mantenimiento de edificios.

2. Contenidos

1.	Resumen.....	1
2.	Contenidos	2
3.	Índice de tablas y figuras.....	4
4.	Motivación y objetivos	5
4.1.	Motivación y antecedentes.....	5
4.2.	Objetivos	6
4.2.1.	Objetivos generales:.....	6
4.2.2.	Objetivos específicos:.....	6
5.	Estado del arte	7
5.1.	Introducción	7
5.2.	Modelos de simulación.	8
5.2.1.	Creación de modelos.....	8
5.2.2.	Modelos en simulación energética de edificios (Buildings energy simulation-BES)	8
5.2.3.	Desarrollo de la simulación integrada de edificios.	9
5.2.4.	Problemas con Simulaciones de comportamiento energético de edificios (BEPS- Building energy performance simulation).....	10
5.3.	Calibración.....	11
5.3.1.	Métodos para validar el desempeño de la calibración	11
5.3.2.	Aproximación a la calibración de la simulación energética de edificios.	12
5.4.	Validación.....	15
5.4.1.	Niveles de validación.....	15
5.4.2.	Metodologías de validación.	17
5.5.	Cuantificación de la incertidumbre.....	20
5.5.1.	Incertidumbre en la simulación energética de edificios.	20
5.5.2.	Análisis de incertidumbre durante la fase de proyecto.	21
5.5.3.	Identificación y cuantificación de incertidumbre.....	23
5.6.	Análisis de sensibilidad.....	24
5.6.1.	Análisis de sensibilidad local (Análisis diferencial de sensibilidad).	25
5.6.2.	Análisis de sensibilidad Global	25
5.6.3.	Incertidumbre versus análisis de sensibilidad.....	26
5.6.4.	Análisis de sensibilidad en el estudio energético de edificio.	26
6.	Metodología	28

7.	Plan de trabajo con una estimación del calendario	30
7.1.	Definición de las fases del proyecto.....	30
7.1.1.	Trabajos preliminares.....	30
7.1.2.	Implementación de los métodos de análisis.....	30
7.1.3.	Obtención de datos empíricos	31
7.1.4.	Verificación y aplicabilidad de la metodología propuesta	31
7.1.5.	Preparación y redacción del documento de la tesis	31
7.2.	Estimación del calendario	32
8.	Publicaciones realizadas en el campo de estudio.....	33
9.	Contribuciones esperadas.....	33
9.1.	Publicaciones.....	33
10.	Referencias.....	34

3. Índice de tablas y figuras

Tabla 1. Cumplimiento de la validación de simulaciones según diferentes estándares..... 11

Tabla 2. Listado de las principales técnicas y herramientas analíticas de calibración [1]. 13

Tabla 3. Clasificación de las principales técnicas matemáticas y estadísticas usadas en la calibración [1]..... 14

Tabla 4. Efectos de restricciones y asunciones comunes en las simulaciones de análisis de comportamiento energético en edificios. [4] 17

Tabla 5. Ventajas y desventajas de las diferentes técnicas de validación. (R. Judkoff, 2008). ... 19

Tabla 6. Métodos de análisis de sensibilidad usados en el análisis energético de edificios [22]. 25

4. Motivación y objetivos

4.1. Motivación y antecedentes

El tema de tesis propuesto surge como resultado de la experiencia profesional del autor en el ámbito de la simulación energética de edificios. En los últimos cuatro años ha participado como modelador en varios proyectos de estudio energético. Ha sido coordinador de la estrategia energética del prototipo “eco”, el prototipo de vivienda solar con el que la UPC compitió en la segunda edición del Solar Decathlon Europe, que se celebró en Madrid en septiembre de 2012. Además ha realizado labores de asesoría en el ámbito de la eficiencia energética para varias empresas, como Bimsa, Ingeenius, PGI ingenieros, HARquitectes, etc. También ha participado en los proyectos de investigación, (1) JSEED project (Japan-Spain Energy Efficient Development for Ultra-LowEnergy Buildings), con financiación de CDTI, (2) ATON project (research and development of new power generation technologies based on thin film photovoltaic cells), con financiación del CDTI (MINNCI) y (3) ACE project, financiado por el CDTI.

Esta experiencia le ha permitido detectar una problemática recurrente e inherente a las herramientas de simulación energética de edificios actuales: la dificultad de evaluar la validez de los datos obtenidos y la de adecuar los tiempos trabajo al ritmo de toma de decisiones que se produce en la fase de proyecto de un edificio.

El desarrollo que se ha venido dando en los últimos años de las herramientas de simulación permite la generación de modelos cada vez más detallados que pueden ajustarse mejor a los sistemas que representan. Sin embargo, la generación de estos modelos requiere de una gran cantidad de datos de partida que en muchos casos se desconocen. Esto se acentúa cuando el papel del modelador es también el de asesorar en la toma de decisiones sobre las soluciones arquitectónicas a adoptar en la fase de diseño (práctica cada vez es más habitual). En esta fase, muchos de los detalles están todavía por definir o se desconocen. Esto dificulta la generación de modelos útiles ya que, a consecuencia de la falta de datos, los resultados obtenidos incorporan un alto grado de incertidumbre que ni se controla ni se conoce. Por otro lado, el alto grado de detalle de los modelos supone una inversión de tiempo mayor tanto en la generación de los mismos como en la simulación. Esto origina una gran disparidad entre el ritmo de trabajo del equipo de diseño y el del modelador, que tiene serias dificultades para aportar los datos necesarios en el momento preciso.

La hipótesis que se plantea es que la resolución de estos conflictos pasa por la implementación de métodos de cuantificación de la incertidumbre y sensibilidad como herramientas de validación. Esto deberían por un lado permitir la simplificación de los modelos detectando los parámetros relevantes y los que tienen una influencia marginal en el comportamiento energético del edificio (análisis de sensibilidad), y por el otro la evaluación de la fiabilidad de los resultados obtenidos que podrían expresarse en rangos según riesgo asumible en lugar de valores concretos (análisis de incertidumbre).

Por otro lado, el autor está participando en el Proyecto de Rehabilitación Energética del Barrio de Las Planas (Sant Cugat). Este es un proyecto de colaboración entre la Universidad Politécnica de Catalunya, el ayuntamiento de Sant Cugat i la asociación de vecinos del barrio que tiene como objetivo mitigar la situación de pobreza energética que padecen parte de los vecinos del barrio a través de micro intervenciones en las viviendas o en el tejido urbano. Para ello se plantea la realización de simulaciones que sirvan de soporte para decidir las intervenciones que se realizaran en las viviendas afectadas. La tesis se vincula a este proyecto de modo que los

resultados obtenidos podrán ser contrastados con los datos que se obtengan de la posterior monitorización de los casos de estudio reales. Por otro lado, se pretende que los resultados obtenidos durante la investigación puedan aplicarse en éste y otros proyectos similares, contribuyendo a la reducción de tiempo y costes e incertidumbres en el diseño energético de edificios.

4.2. Objetivos

4.2.1. Objetivos generales:

1. Profundizar en el conocimiento y la aplicación de sistemas que permitan validar los resultados de las simulaciones energéticas de edificios.
2. Profundizar en el conocimiento y la aplicación de las herramientas que permitan cuantificar la incertidumbre inherente en las simulaciones energéticas de edificios de una manera ágil y efectiva.
3. Mejorar la implementación de herramientas de simulación energética de edificios en las fases de diseño del edificio

4.2.2. Objetivos específicos:

4. Evaluar las metodologías de validación existentes y la conveniencia de su uso en distintos supuestos, con el fin de detectar aquellas que puedan adecuarse mejor a la finalidad de la tesis.
5. Generar una metodología de análisis y muestra de resultados de simulación energética de edificios útil para la toma de decisiones reduciendo los recursos necesarios para ello respecto a la práctica habitual actual.
6. Verificar la metodología propuesta contrastando los resultados obtenidos con los datos adquiridos a partir de la monitorización y caracterización de casos de estudio reales.
7. Contribuir al desarrollo y mejora del método de trabajo que se está implementando en el Proyecto de Rehabilitación Energética del Barrio de Las Planas de Sant Cugat.

5. Estado del arte

5.1. Introducción

El comportamiento de los edificios está regido por un complejo sistema de interacciones de transferencia de masa y energía. Estas transferencias interaccionan de manera dinámica bajo la acción de los ocupantes y de los sistemas de control. El problema de cómo representar estas interacciones para permitir una correcta predicción del comportamiento de los edificios y tomar decisiones de diseño ha sido abordado anteriormente por diversas investigaciones. Sin embargo, hasta la fecha, las investigaciones se han centrado en la resolución e integración del modelado, con la idea de que esto permitiría mejorar la precisión y la aplicabilidad respectivamente. Sin embargo, una mayor complejidad de los modelos matemáticos requiere un mayor conocimiento de los sistemas analizados y una mayor cantidad de datos para describir los distintos aspectos del sistema modelado.

Por ejemplo, la integración de CFD en la simulación energética de edificios requiere datos adicionales que definan las condiciones de contorno en el ámbito de la dinámica de fluidos, de los parámetros de las ecuaciones que deben resolverse y de los métodos de solución. Estos aspectos aumentan el peso sobre el usuario: deben tener un conocimiento teórico más profundo, y deben analizar y confirmar más datos y más resultados.

Aunque en algunos proyectos de validación se han aplicado análisis de sensibilidad e incertidumbre, en la práctica éstos no se consideran. Tradicionalmente, la incertidumbre aplicada al comportamiento de los edificios se ha reducido a un sobredimensionamiento de los sistemas de calefacción, refrigeración o ventilación. Esto ha dado lugar a la utilización de series de datos y métodos de cálculo con factores de seguridad inherentes, lo que significa, por ejemplo, que los datos tabulados para conductividad serán artificialmente altos.

Además, los métodos de cálculo asumen el peor de los escenarios posibles, por ejemplo, el dimensionado de un sistema de calefacción para invierno se hará sin tener en cuenta las ganancias térmicas de los ocupantes, la iluminación o el sol. Se estima que el uso de estos factores de seguridad conlleva un dimensionado de dos y hasta tres veces mayor de los sistemas de condicionamiento de los edificios, lo que claramente es una situación indeseable tanto a nivel de sobrecostes como medioambiental.

A través del análisis de incertidumbre, se contempla la variación natural de datos y, por tanto, el valor medio y la medida de variación pueden utilizarse para realizar diseños más ajustados a las necesidades reales.

5.2. Modelos de simulación.

5.2.1. Creación de modelos.

Los modelos de simulación se pueden clasificar según cómo y con qué objetivos se han creado en; (1) de diagnóstico o pronóstico y (2) basados en leyes o basados en datos.

5.2.1.1. *Diagnostico o pronóstico.*

Los modelos diagnósticos son usados para identificar la naturaleza o causa de algún fenómeno. En otras palabras, esto podría ser utilizado para entender mejor las leyes que rigen en un sistema dado.

Modelo pronósticos son usados para predecir el comportamiento de un sistema, dados una serie de leyes que gobiernan el sistema.

5.2.1.2. *Basados leyes o basados en datos.*

Los modelos basados en leyes (modelización directa) aplican una serie de conjunto de leyes dadas, la cuales gobiernan un sistema, con el objetivo de predecir el comportamiento de este. Estos modelos basados en leyes son a menudo sobreparametrizados en el sentido de que requieren más inputs que los datos de los que se dispone

Los modelos basados en datos (modelización inversa) trabajan en el sentido inverso, usando el comportamiento del sistema para predecir las propiedades del sistema. Por lo tanto, modelos basados en datos pueden ser usados para describir un sistema con un mínimo conjunto de inputs.

5.2.2. Modelos en simulación energética de edificios (Buildings energy simulation-BES)

El tipo de modelos comúnmente utilizados en el diseño de edificios son los modelos basados en leyes (modelización directa), los cuales sirven para predecir el comportamiento del edificio en base a unas leyes dadas.

Aproximaciones desde simulaciones basadas en datos (modelización inversa) se realizan en edificios monitorizados donde a partir de los datos obtenidos se realizan modelos que pueden prever el comportamiento del sistema. La modelización inversa se puede dividir en tres métodos diferentes.

- 1- Caja negra. Se refiere al uso de simples modelos matemáticos o estadísticos.
- 2- Caja gris – estimación de parámetros. Difiere del anterior en que usa ciertos parámetros del sistema dominante (o agregados) identificados a partir de un sistema físico.
- 3- Modelos detallados-calibración. Usa un modelo completo basado en leyes (modelización directa) de un sistema de edificio y modifica varios inputs hasta hacer coincidir los outputs con datos medidos. Este enfoque proporciona la predicción más detallada del funcionamiento del edificio, dada la disponibilidad de datos de entrada de gran calidad. Puesto que está explícitamente vinculado al edificio, sistemas y parámetros ambientales, proporciona una plataforma para medir el impacto de cambios en estos parámetros.

5.2.3. Desarrollo de la simulación integrada de edificios.

La comunidad de simulación ha tratado de combinar, a lo largo de los últimos 30 años, los distintos ámbitos de cálculo para conseguir una mejor representación del comportamiento de los edificios y, por tanto, producir mejores modelos. Las herramientas de simulación han evolucionado hacia un mayor detalle y aplicabilidad. Paradójicamente, esta mayor flexibilidad ha resultado en una mayor incertidumbre en el uso de estas herramientas: en la recolección de los datos necesarios y en la comprensión de los resultados multi-variable producidos. En términos generales, el problema del buen diseño edificatorio en términos energéticos se reduce a asegurar unas condiciones interiores aceptables a un coste de ciclo de vida aceptable. Esto necesita de la integración de técnicas de modelado para abordar la complejidad de los esquemas reales.

Estos modelos tan detallados requieren de una cantidad considerable de información detallada para describir un edificio a un nivel de detalle adecuado. Consideremos los requerimientos de las herramientas de simulación simplificadas y detalladas: el método LT, una hoja de cálculo basada en las herramientas de 1ª generación [1] y el sistema de simulación ESP-r [2], de 3ª generación. Un modelo típico en LT requiere alrededor de 20 datos de partida para determinar la localización del edificio, la construcción y las áreas de suelo y ventanas. En cambio, un modelo ESP-r requiere más de 4000 datos sólo para la geometría, construcción y descripción de cómo se opera. Muchos de estos datos pueden obtenerse en sistemas de bases que el usuario debe seleccionar. Típicamente, solo pocos de estos parámetros tienen un efecto significativo en las predicciones hechas por el sistema [3]. Esto deja a los usuarios de estos sistemas en una posición difícil: las predicciones son sensibles solo a unos pocos parámetros, ¿cuáles? y, en ausencia de esta información, deben comprobar todos los parámetros o usar su propia experiencia para detectar los parámetros correctos.

Otra consecuencia del desarrollo de las herramientas de simulación es que las más desarrolladas (3ª y 4ª generación) se utilizan generalmente durante las últimas fases de diseño, cuando ya se conoce la información necesaria del edificio. Esto conlleva una menor eficacia en el uso de las herramientas de simulación ya que, el proceso de diseño progresa desde las consideraciones generales del edificio hacia los detalles específicos. Esto significa que las decisiones de diseño con mayor impacto en el comportamiento del edificio se producen durante las primeras fases de proyecto.

Sin embargo, las herramientas de simulación requieren información detallada sobre los acabados superficiales, la orientación, etc. a partir de la cual se puede crear el modelo, lo que significa que para que una simulación sea útil desde las primeras fases de proyecto, es necesario conocer detalles que en muchos casos no pueden saberse. El modelador deberá hacer asunciones sobre los datos que no tenga, lo que introduce incertidumbre al modelo y por ello es necesario un método de abordar y cuantificar esta incertidumbre. Esta incertidumbre disminuirá conforme se vaya desarrollando el proyecto, pero nunca se reducirá a cero.

En la evaluación de la incertidumbre en los resultados de la simulación es posible identificar aquellos parámetros que mayor influencia tienen en el funcionamiento del edificio, lo que permite una optimización del esfuerzo de diseño. Junto con esto, la incertidumbre general de las predicciones puede ser evaluada permitiendo refinar el diseño hasta que la incertidumbre se reduzca hasta un nivel aceptable.

Actualmente no existe ningún sistema de simulación que permita más de una aproximación ad hoc a la cuantificación de los efectos de incertidumbre, aunque existen métodos teóricos que

permiten proporcionar una estructura para una incertidumbre detallada o un análisis de sensibilidad.

5.2.4. Problemas con Simulaciones de comportamiento energético de edificios (BEPS- Building energy performance simulation)

Los problemas se pueden clasificar en dos grupos principales. Problemas de modelado y problemas de calibración [4].

Numerosos estudios han encontrado discrepancias entre resultados previstos por el modelo y datos medidos mayores de un 100%. Estas variaciones minan la confianza en las predicciones de los modelos y por tanto su implementación. Conseguir un uso de modelos con un alto valor de confianza es sus predicciones requiere que estos muestren un rendimiento del edificio cercano a la realidad. Esto se puede conseguir mediante la **calibración**.

Las simulaciones de análisis energético de edificios son usadas para predecir los flujos de energía en los edificios. Estos incluyen temperatura, pérdidas a través de la envolvente, rendimiento de sistemas, y consumo eléctrico. El edificio en cuestión podría ser una estructura existente, una modificación de una estructura existente o un nuevo diseño. La exactitud de la predicción del comportamiento del edificio dependerá tres factores principales

- La exactitud de los datos introducidos.
- La aplicabilidad de la herramienta utilizada al edificio y clima que están siendo analizados.
- La habilidad de la herramienta para predecir el comportamiento real del edificio cuando los datos están correctamente introducidos.

La exactitud de los datos introducidos es un factor importante. Los datos climáticos disponibles para la predicción son generalmente datos históricos por un lugar que no es exactamente el del edificio que se analiza. Por lo tanto los datos no suelen reflejar perfectamente el microclima del lugar del edificio. La exactitud de la descripción del edificio está restringido por el nivel de detalle posible de incorporar en la herramienta de análisis, así como por la exactitud de las propiedades del edificio que son conocidas, las habilidades del usuario (modelador), la experiencia y el tiempo disponible.

Cuando hablamos de la aplicabilidad de la herramienta, hay que considerar que para una verdadera aplicabilidad a un problema específico, la herramienta debería predecir el comportamiento del edificio para un tipo de edificio específico en un clima concreto, o debería predecir el rendimiento del edificio en un número estadísticamente significativo de edificios y climas. Sin embargo, rara vez es factible recoger datos experimentales suficientes o aplicar una herramienta de análisis dada a un número y variedad de casos de prueba suficientes para lograr la confianza completa para todas las situaciones. Sin embargo, el buen hacer y experiencia de los ingenieros es comúnmente usado para seleccionar los casos de estudio que representan las aplicaciones típicas de una herramienta. Desarrolladores de herramientas de análisis están de acuerdo con que los modelos que han sido verificados en varios climas pueden ser usados con cierto grado de confianza para predecir el comportamiento en otros climas. Sin embargo hay mucha menos confianza en extrapolar datos desde una estructura de una sola zona a una multizona e incluso menos en predecir el comportamiento de un edificio tipo basándose en los resultados de otro modelo.

5.3. Calibración.

Una vez que se ha identificado el modelo y se ha programado, necesitamos aplicarlo al problema concreto que nos ocupa. Para ello necesitamos en primer lugar obtener los valores de los parámetros que utiliza el modelo. Estos pueden medirse directamente en el campo (sería la manera de proceder en un modelo físico) u obtenerse utilizando técnicas de optimización que a partir de unos valores conocidos de las variables de entrada produzcan los correspondientes resultados en las variables de estado y de salida (sería la manera de proceder en los modelos empíricos).

En algunos casos, donde residuales no son muy grandes y donde eliminar la causa del problema es difícil, una aproximación alternativa es el uso de datos empíricos para calibrar el modelo y entonces alinear las predicciones con los datos medidos [5]

5.3.1. Métodos para validar el desempeño de la calibración

En los primeros años de la simulación de edificios, simples cálculos de porcentajes de diferencias fueron las primeras medidas de comparación entre lo simulado y lo medido. Sin embargo, como señaló Diamond y Hunn [18] en ocasiones esto daba lugar a un efecto de compensación, por lo que sobre estimaciones en algunos parámetros anulaban subestimaciones en otros. Bou-Saada y Haberl [21] propusieron la adopción de índices estadísticos estandarizados que representaran mejor la fiabilidad de un modelo [21-23]. Los principales índices utilizados son:

- Mean Bias Error (MBE) (%):
- RootMean Square Error (RMSE) (%):
- Coefficient of Variation of Root Mean Square Error CV(RMSE) (%)

La validación de modelos de simulación energética de edificios está actualmente basada en un cumplimiento modelos con criterios estándar para CVRMSE y MBE. Estos criterios varían dependiendo de si los modelos son calibrados mensualmente o de manera horaria y están basados en índices estándares de estadística.

Acceptance criteria for calibration of BEPS models.

Standard/guideline	Monthly criteria (%)		Hourly criteria (%)	
	MBE	CVRMSE (monthly)	MBE	CVRMSE (hourly)
ASHRAE Guideline 14 [24]	5	15	10	30
IPMVP [25]	20	–	5	20
FEMP [26]	5	15	10	30

Tabla 1. Cumplimiento de la validación de simulaciones según diferentes estándares.

En la actualidad, los modelos de simulación energética de edificios generalmente se consideran "calibrados" si cumplen con los criterios establecidos por ASHRAE Guidline 14. [5] Esto significa que una vez que existe una concordancia razonable entre los datos medidos y los simulados, el modelo puede ser considerado "calibrado" de acuerdo con los criterios de aceptación internacionales actuales. Sin embargo, hay que tener en cuenta que no existe

un único modelo que pueda satisfacer estos criterios y por lo tanto hay numerosos modelos del mismo edificio que se pueden considerar que ser "calibrados".

Además, cabe señalar que los criterios actuales de calibración se refieren únicamente al consumo de energía previsto, y tampoco tienen en cuenta la incertidumbre o inexactitudes de los parámetros de entrada, o la precisión del ambiente simulado (por ejemplo, los perfiles de temperatura).

5.3.2. Aproximación a la calibración de la simulación energética de edificios.

La primera clasificación sobre diferentes maneras de enfocar la calibración de simulación energética de edificios fue realizada por J.A. Clarke [5]. Esta clasificación fue adoptada y ampliada por T. Agami Reddy [6]. Las 4 clases propuestas son:

1. Calibración basado en la intervención manual, iterativa y pragmática
2. Calibración basada en un conjunto de información gráfica comparativa
3. Calibración basada en test especiales y procedimientos analíticos
4. Métodos de calibración analíticos o matemáticos.

De manera más general los métodos de calibración de modelos de eficiencia energética puede dividirse en (1) Manuales y (2) Automáticos [4].

- **Manuales.** Estos enfoques predominantemente confían en la intervención pragmática iterativa del modelador. Estos incluyen los métodos que no emplean ningún tipo de calibración automática a través de métodos matemáticos /estadísticos u otros.
- **Automáticos.** Los enfoques automatizados pueden ser descritos como aquellos que tiene algún tipo de proceso automatizado (no conducido por el usuario) para ayudar o completar la calibración del modelo.

Tanto los procesos manuales como los automáticos pueden emplear (1) herramientas o técnicas analíticas específicas para conducir el proceso de calibración. Solo los procedimientos automáticos emplean (2) técnicas matemáticas y estadísticas para conseguir su objetivo.

5.3.2.1. Herramientas y técnicas analíticas.

Las herramientas y técnicas se pueden clasificar de manera genérica como técnicas dirigidas por el usuario, aunque estas también pueden ser empleadas como parte de un proceso de calibración automatizada. D. Coakey recopiló y listó las principales herramientas y técnicas analíticas de calibración tras una amplia revisión de las metodologías y aplicaciones en las últimas tres décadas.

Acronym	Name	Description
Characterisation techniques		
AUDIT	Detailed audit	Detailed audits are often conducted prior to building model development in order to gain a better knowledge of the building systems and characteristics (Geometry, HVAC systems, Lighting, Equipment, and Occupancy Schedules).
EXPERT	Expert knowledge/templates/model database	Approaches which utilise • Expert knowledge or judgement as a key element of the process. • Prior definition of typical building templates. • Database of typical building parameters and components in order to reduce the requirement for user inputs during model development.
INT	Intrusive testing	Intrusive techniques require some intervention in the operation of the actual building, such as 'Blink Tests' whereby groups of end-use loads (e.g., plugs loads, lighting etc.) are turned on and off in a controlled sequence in order to determine their overall impact on the baseline building load.
HIGH	High-res data	Data is recorded at hourly (or sub-hourly) levels as opposed to utilising daily load profiles or monthly utility bill data.
STEM	Short-term energy monitoring	Metering equipment is used to record on-site measurements for a short period of time (> 2 weeks). This may be used in identifying typical energy end-use profiles and/or base-loads.
Advanced graphical methods		
3D	3D-graphical comparison techniques	Three-dimensional graphs are used to aid comparison and/or calibration of measured and simulated data. This technique allows users to visualise large quantities of data, compared to traditional 2-D scatter plots etc. which are overwhelmed when analysing large quantities of data points.
SIG	Signature analysis methods	Signature analysis techniques are a specific type of graphical analysis technique, typically used by HVAC simulation engineers to identify faulty parameters in Air-Handling Unit (AHU) simulation. They may also be used to develop optimised operation and control schedules. Signature analysis methods are commonly used for the calibration of models based on the simplified energy analysis procedure (SEAP).
STAT	Statistical displays	This refers to the graphical representation of statistical indices and comparisons for easier interpretation. This includes data comparison techniques such as carpet plots, box-whisker mean (BWM) plots and monthly per cent difference time-series graphs.
Model simplification techniques		
BASE	Base-case modelling	The base-case model refers to the use of measured base-loads to calibrate the building model. Base-loads refer to minimum, or weather independent, electrical and gas energy consumption. Calibration is carried out during the base-case when heating and cooling loads are minimal and the building is dominated by internal loads, thus minimising impact of weather dependent variables.
MPE	Model parameter estimation	Deduction of overall aggregate (or lumped) parameters (such as U-values) using non-intrusive measured data.
PARRED	Parameter reduction	This involves reducing the requirement for detailed input for variable schedules (e.g., plug loads, lighting, occupancy, equipment etc.). Day-Typing is one such approach which works by analysing long-term data and reducing this to manageable typical day-type schedules (e.g., weekday's vs. weekends, winter vs. summer). Zone-typing may also be used to reduce large models into similar thermal zones (e.g., Core, Perimeter, Offices, Unoccupied spaces etc.).
DISSAG	Data disaggregation	Data disaggregation refers to the application of non-intrusive techniques to de-couple multiple measured data streams (e.g., energy end-use data from whole-building electrical energy consumption).
Procedural extensions		
EVIDENCE	Evidence-based model development	For the purpose of this review, evidence-based approaches may be described as those that implement a procedural approach to model development, making changes according to source evidence rather than ad-hoc intervention. Strictly, this approach should account for adjustments to model parameters in a structured fashion (e.g., using version control software).
SA	Sensitivity analysis	Sensitivity analysis procedures may be employed in some studies to assess the influence of input parameters on model predictions. This information may be used to identify important parameters for measurement or detailed investigation.
UQ	Uncertainty quantification	This refers to assessment of parameter uncertainty as part of the calibration process. This information may be used to directly assist in model calibration or provide a basis for risk quantification within the results (e.g., uncertainty related risk quantification in ECM analysis).

Tabla 2. Listado de las principales técnicas y herramientas analíticas de calibración [4].

Como se puede apreciar en la tabla anterior, las técnicas han sido divididas en 4 categorías principales.

1. **Técnicas de caracterización:** Son técnicas basadas en la caracterización de las características físicas y operativas del edificio que está siendo modelado.
2. **Métodos gráficos avanzados:** Usa de representaciones gráficas de los datos del edificio o índices estadísticos.
3. **Técnicas Modelo de simplificación:** Técnicas que apuntan a reducir la complejidad de los modelos de simulación mediante la reducción o suma del número de variables de simulación.
4. **Extensiones de procedimiento:** Uso de procesos o técnicas estándares para mejorar la simulación y / o proceso de calibración del modelo.

5.3.2.2. Técnicas matemáticas y estadísticas.

Métodos matemáticos y estadísticos modernos son cada vez más utilizados para ayudar en el proceso de calibración. D. Coakey clasificó las aplicaciones que emplean una o más de estas técnicas en cualquier etapa del proceso como enfoques automatizados. Estos Algunos de los enfoques matemáticos y/o estadísticos empleados en estudios de calibración hasta la fecha del estudio fueron resumidos en la siguiente tabla.

Acronym	Name	Description
Optimisation techniques		
BAYES	Bayesian calibration	Bayesian calibration is an alternative statistical approach to model calibration. The approach offers the advantage of naturally accounting for uncertainty in model prediction through the use of prior input distributions.
OBJECT/ PENALTY	Objective/penalty function	Most mathematical techniques employ some form of optimisation function to reduce the difference between measured and simulated data. An objective function may be used to set a target of minimising, for example, the mean square error between measure and simulated data. Conversely, a penalty function may also be employed to reduce the likelihood to deviating too far from the base-case.
Alternative modelling techniques		
ANN	Artificial neural networks	Neural networks are computational models consisting of an interconnected group of artificial neurons. They are used for modelling complex relationships between inputs and outputs or for finding patterns in data.
PSTAR	Primary and secondary term analysis and re-normalisation	Analytical tool for the meaningful estimation of parameters of a complex building from a few data channels over a short period (a few days). An 'audit' description of the building (capturing nominal building fabric parameters) is used to estimate heat-flows. These heat-flows are then re-normalised to satisfy an energy-balance equation using a least-squares method.
META	Meta modelling	The use of computationally efficient analytical surrogate models which emulate the performance prediction of their complex engineering-based counterparts.
SEAP	Simplified energy analysis procedure	The simplified energy analysis procedure refers to the use of simplified engineering models to represent the building. This may be accomplished by dramatically reducing the number of zones or AHU's in the model by grouping them together.
SYS	Systems identification	This technique refers to the process of constructing models based only on the observed behaviour of the system (outputs) and a set of external variables (inputs), instead of constructing a detailed model based on 'first principles' of well-known physical variables.

Tabla 3. Clasificación de las principales técnicas matemáticas y estadísticas usadas en la calibración [4].

Las técnicas de la tabla anterior son divididas en dos categorías principales.

1. **Técnicas de optimización:** cubre los métodos generales utilizados para optimizar el rendimiento de la predicción de cualquier tipo de modelo.
2. **Técnicas de modelización alternativos:** Esta sección cubre las alternativas a la calibración del modelo detallado, descritos como "black-box" o "grey-box", ya comentados en el punto 5.3.

5.4. Validación.

5.4.1. Niveles de validación

Existen varios niveles de validación dependiendo del grado de control ejercido sobre las posibles fuentes de error en una simulación. Hay siete posibles fuentes de error.

1. Diferencias entre el clima real en la zona del edificio y los datos estadísticos de clima usados en la simulación energética del edificio.
2. Diferencias sobre el efecto real del comportamiento de los ocupantes y el efecto asumido por el usuario (modelador).
3. Error del usuario en el manejo de los archivos de entrada de datos.
4. Diferencias entre las propiedades físicas y térmicas reales del edificio y las introducidas por el usuario.
5. Diferencias entre los mecanismos de transferencia térmica producidos en cada uno de los diferentes componentes y la representación algorítmica de esos mecanismos en la simulación energética del edificio.
6. Diferencia entre los mecanismos de transferencia térmica que describen las interacciones entre los componentes y su representación en la simulación térmica del edificio.
7. Errores de código.

Usualmente, la energía real consumida por el edificio es comparada directamente con la calculada por la herramienta informática sin realizar ningún intento por eliminar las fuentes de discrepancia. Esto hace difícil de interpretar los resultados de este tipo de ejercicios de validación porque todas las posibles fuentes de error están operando simultáneamente. Incluso si una buena correlación es obtenida entre lo medido y lo calculado, la posibilidad de errores de compensación impide extraer conclusiones sobre la exactitud del método.

Se logra más información sobre la validación mediante el control o la eliminación de varias combinaciones de tipos de error. En el nivel más detallado, todas las fuentes conocidas de error son controlados para identificar y cuantificar las fuentes de error desconocidas.

Las fuentes de error del 1 al 4 son fuentes de error externas y son independientes del trabajo interno del método de cálculo. Las fuentes de error del 5 al 7 son internas y están directamente relacionadas con el trabajo interno del método de predicción. En la literatura existente se ha prestado mucha más atención al estudio e identificación de errores de fuentes internas, limitándose al control de las fuentes de error externas.

5.4.1.1. Fuentes de errores externas.

Aunque los errores externos pueden suponer una gran fuente de discrepancia, esto no es necesariamente negativo para la utilidad de la simulación energética de edificios como una herramienta de diseño o análisis. Los archivos de clima usados para las simulaciones pueden diferir respecto al microclima particular de la zona del edificio afectando negativa la predicción de consumo de energía, sin embargo, comparar la diferencia relativa en el consumo de energía entre diferentes alternativas continua siendo útil a pesar de la caracterización imperfecta de los factores climáticos. En estudios empíricos de validación, esta incerteza podría ser eliminada mediante el registro en el edificio de los datos meteorológicos que serán utilizados en el edificio.

El comportamiento de los usuarios puede introducir discrepancias entre los valores reales y los predichos. Sin embargo, si los errores internos son eliminados, la simulación nos permitiría cuantificar los efectos de diferentes patrones de comportamiento de los ocupantes.

Los errores en la introducción de datos por parte del usuario pueden llegar a minimizar los efectos de los otros errores en la simulación. A medida que los usuarios van adquiriendo experiencia preparando los datos de entrada, estos errores se vuelven menos comunes. Sin embargo, una importante área de trabajo es el efecto del uso de diferentes entornos de trabajo en la velocidad, facilidad y exactitud de los datos de entrada. En estudios de validación, estos efectos pueden ser minimizados si varios usuarios experimentados preparan independientemente archivos de entrada de la misma información. Los archivos se comparan entonces hasta que se llega a un acuerdo unánime.

Errores de representación de las propiedades térmicas del edificio suelen tener menos efecto en la menor exactitud de la simulación que los errores 1, 2 y 3. Usualmente la práctica del arquitecto o ingeniero debería ser encontrar los valores adecuados en manuales o guías para comparar el comportamiento relativo de las diferentes alternativas de diseño. En estudios de validación, sin embargo, el uso de propiedades térmicas adecuadas adquiere una mayor importancia. Pruebas destructivas o no destructivas pueden ser usadas para determinar las propiedades térmicas reales del edificio. Esto es especialmente importante cuando el estudio de validación está centrándose en errores internos aislados.

5.4.1.2. Fuentes de errores internas

Los errores internos son realmente entendibles si dividimos el proceso de simulación en dos partes, modelado y solución numérica.

El modelado implica una simplificación de los procesos físicos reales que tienen lugar en el edificio real. Esta simplificación se realiza por los autores del código a partir de las asunciones que permiten que el problema se resuelva más fácilmente dentro de las limitaciones prácticas. Estas limitaciones podrían estar relacionadas con la capacidad y tiempo de cálculo disponible o la disponibilidad de expresiones matemáticas aceptadas para ciertos procesos físicos. Dos ejemplos de simplificaciones usuales son la uni-dimensionalidad de la conductividad de los muros o la representación del intercambio infrarrojo interior como un incremento constante de los coeficientes superficiales de los cerramientos de la zona. Estas asunciones o simplificaciones tendrán diferente grado de impacto en la exactitud de la simulación dependiendo del tipo de edificio analizado. Una pequeña "test-cell" con una disposición de esquina podría verse más afectada por la consideración uni-dimensional de la conductividad del muro que un gran edificio. Así mismo un espacio con un alto salto térmico entre las diferentes superficies interiores de los muros podría verse más afectado por la falta de una exacta distribución de la radiación infrarroja que un espacio con pequeñas diferencias térmicas entre sus superficies.

La segunda parte del proceso de simulación es la solución numérica del modelo. Un modelo puede definirse con más de una solución numérica. Por ejemplo, cualquiera de las funciones de transferencia o diferencias finitas podría ser utilizada para resolver la conducción de la pared de manera unidimensional. El autor del código selecciona la solución numérica basada en criterios objetivos y subjetivos.

Diferencias entre datos medidos y calculados podrían ser debidas al tipo de modelo usado, a la solución técnica numérica aplicada o a ambos.

Constraint	Assumption	Implications for Users
Computer time and hardware are limiting - 3-D conduction - Infrared coupling - Solar distribution - Diffuse sky radiation	Model can be developed to fit these limitations	Mechanisms simplified or missing
Physical processes not fully understood - Advection - Infiltration - Ground coupling - Night sky coupling	Process is modeled as state of the art will allow	Users must determine which processes are important in their building design and whether a particular code is applicable
Difference between published and installed material properties	Published data are good enough if measured data are not available	Can cause errors, but user generally has no means to make the necessary measurements
User would prefer to not look up material properties	Program library contains representative material properties	When possible, user should check material properties against another source
Information not in plans	User uses judgment to develop input files	--
Various	Nondefinable, user-controlled inputs, such as infiltration rates and ground temperatures	User can manipulate inputs to produce desired results; all inputs should have some objective basis
Description of microclimate	External climate represented by weather data	User must judge the effects of differences between the weather data input and the microclimate around the building location
Various	Schedules can be neglected and load or gain patterns can be modeled by using constant, average values	Can cause errors, particularly in commercial building applications
Structure of the model used in the simulation code	Buildings can be fit into a model with certain zoning limitations	Some codes cannot be used to represent the real zoning of certain building designs, limiting the applicability of these codes
Knowledge about occupancy effects	Occupancy effects can be simply modeled	These effects may dominate the performance of a building, and the user must be sure that the assumptions in the model are reasonable

Tabla 4. Efectos de restricciones y asunciones comunes en las simulaciones de análisis de comportamiento energético en edificios. [7]

5.4.2. Metodologías de validación.

Cada comparación entre datos medidos y calculados representa solo un dato en una inmensa zona de parámetros. Nos vemos obligados a establecer muy pocos puntos de datos dentro de este espacio. Sin embargo, de alguna manera debemos estar seguros de que los resultados en estos puntos no son mera coincidencia y son representativos de la validez de la simulación en cualquier punto de esta zona de parámetros. Las metodologías de validación son un intento de minimizar la incertidumbre de las extrapolaciones que se deben tomar en cualquier estudio de validación. Se pueden usar varias técnicas.

- Estudios comparativos
- Verificación analítica [8]
- Validación Empírica [9]
- Otras técnicas de validación según Sargent, [10] son; (1) Animación, (2) Comparación con otros modelos (validos), (3) Test degenerativo, (4) Validación de eventos, (5) Test de condiciones extremas, (6) Validez aparente, (7) Valores fijos, (8) Validación de datos históricos, (9) Métodos históricos, (10) Validación interna,

(11) Validación por etapas múltiples, (12) Gráficos operacionales, (13) Análisis de parámetros de variabilidad-sensibilidad, (14) Validación predictiva, (15) Rastros, (16) Test de Turing

Sargent afirma que para tener un alto grado de exactitud en un modelo y sus resultados, se requieren comparaciones de datos de entrada frente a datos de salida entre el modelo y el sistema. Define tres métodos clásicos de comparación [11].

- Comparación gráfica de los datos
- Intervalos de confianza
 - Usando técnicas estadísticas de una variable
 - Usando técnicas estadísticas multivariable
- Test de hipótesis

5.4.2.1. Estudios comparativos.

Un estudio comparativo consiste en una comparación directa de los resultados obtenidos por dos o varias simulaciones a partir de los mismos datos de partida. Ésta es una técnica útil porque no requiere de datos reales del edificio. Los modelos pueden crearse y emplazarse en entornos reales o ficticios de modo que el investigador tiene la posibilidad de plantear situaciones extremas que ayuden a comprender más rápidamente los distintos mecanismos de transferencia de calor que tienen lugar en el edificio. De este modo se controla completamente la precisión de los datos de partida y los errores externos pueden eliminarse fácilmente.

Por otro lado, el estudio comparativo permite simular un gran número de casos de estudio en relativamente poco tiempo, ya que pueden simplificarse tanto como sea necesario respecto al edificio real. Los casos de estudio pueden secuenciarse para analizar la sensibilidad de las simulaciones a las modificaciones de los diversos datos de partida. Así, una correcta secuenciación permite detectar aquellas partes de la simulación que necesitan de un estudio detallado. Las discrepancias internas que pudieran surgir también pueden ser analizadas mediante casos de estudio que sucesivamente incluyan o eliminen mecanismos de transferencia de calor.

Sin embargo, la ausencia de un sistema real con el que contrastar los resultados es también la gran desventaja del estudio comparativo. Por ello es recomendable realizar el estudio comparativo con simulaciones que incorporen métodos de modelado muy distintos entre ellos; de otro modo la coincidencia de los resultados no sería una justificación suficiente de la validez de los mismos. Además, también es apropiado combinar la técnica comparativa con estudios de validación analíticos y empíricos. La técnica comparativa debe usarse antes de los estudios de validación para identificar de qué tipo y en qué nivel deben realizarse dichos estudios.

5.4.2.2. Verificación analítica

Un programa de simulación energética de edificios tipo contiene cientos de variables y parámetros. El número de casos de estudio que pueden simularse con la combinación de todos ellos es astronómico de modo que nunca pueden realizarse todos. Sin embargo, todos los casos de estudio se rigen por los mismos mecanismos fundamentales de transferencia de calor: conducción, radiación y convección. Así, se pueden definir casos de estudio analíticos que sean lo suficientemente simples como para poder resolverse analíticamente

además de con la simulación. Estos casos de estudio serán mucho más simples que el sistema real, pero pueden definirse de modo tal que sea posible estudiar de modo aislado aquellos mecanismos fundamentales de transferencia de calor que tengan un mayor impacto en el comportamiento térmico del mismo. De este modo, los errores más importantes en los algoritmos de soluciones térmicas de una simulación pueden identificarse y aislarse fácilmente. La solución analítica es el modelo real y la incertidumbre generada por las distintas fuentes de error se elimina. El inconveniente de esta técnica reside en el limitado número de configuraciones de las que se pueden derivar las soluciones analíticas. Además, la verificación analítica sólo permite comprobar la adecuación de la parte numérica del error interno, no la validez del modelo mismo. Aunque una simulación pase todas las validaciones analíticas puede no ser correcto cuando se aplica a los sistemas reales. El potencial de la verificación analítica aumenta cuando se combina con el estudio comparativo. Partiendo de casos de estudio analíticos muy simples, pueden establecerse correlaciones de referencia entre las distintas simulaciones y la solución analítica. A partir de aquí, los parámetros de los casos de estudio analíticos pueden ir modificándose paulatinamente para que responda mejor a la complejidad del sistema real.

Aquellos puntos en que los que las simulaciones divergen entre ellas indican las áreas que deben ser analizadas con técnicas empíricas. Por otro lado, la divergencia entre simulaciones puede cuantificarse fácilmente de modo que los resultados obtenidos con un algoritmo sofisticado pueden contrastarse con los de un método simplificado.

5.4.2.3. Validación empírica

En la validación empírica los resultados de la simulación se contrastan con los datos obtenidos del edificio real o de prototipos de ensayo. Las variables de comparación presentan una cierta incertidumbre debido a los errores producidos en la medición directa. Además, estos errores también causan incertidumbre en los datos de entrada que, al propagarse a lo largo de la simulación, resultan en una cierta incertidumbre en los resultados. La incertidumbre total corresponde la combinación de ambas y, como todos los datos de partida son medidos, todas aquellas desviaciones entre los resultados medidos y los calculados por encima de este umbral de incertidumbre se atribuyen a un componente de la solución numérica o del modelo de las fuentes de error 5 y 6 o 7.

Technique	Advantages	Disadvantages
Comparative Relative test of model and solution process	- No input uncertainty - Any level of complexity - Inexpensive - Quick: many comparisons possible	No truth standard
Analytical Test of numerical solution	- No input uncertainty - Exact truth standard given the simplicity of the model - Inexpensive	- No test of model - Limited to cases for which analytical solutions can be derived
Empirical Test of model and solution process	- Approximate truth standard within accuracy of measurements - Any level of complexity	- Measurement involves some degree of input uncertainty - Detailed measurements of high quality are expensive and time consuming - A limited number of data sites are economically practical

Tabla 5. Ventajas y desventajas de las diferentes técnicas de validación. (R. Judkoff, 2008).

5.5. Cuantificación de la incertidumbre

Una propuesta de definición para incertidumbre según Zimmermann [12] sería: “Incertidumbre implica que en una cierta situación una persona no dispone de aquella información cuantitativamente y cualitativamente adecuada para describir, prescribir o predecir deterministamente y numéricamente un sistema, su comportamiento o cualquier otra característica”.

El propio Zimmermann define seis causas de incertidumbre en la modelización:

1. Falta de información, requiere la recolección de información adicional aunque hay que tener en cuenta que la información debe ser adecuada tanto en calidad como en cantidad.
2. Abundancia de información (complejidad)
3. Evidencias contradictorias, en ocasiones los resultados de un modelo pueden aparecer en contradicción con otros resultados previos o con la evidencia de campo, es necesario evaluar si estas contradicciones se deben a errores o están realmente presentes.
4. Ambigüedad, cuando la información se suministra en un formato que puede dar lugar a confusiones.
5. Incertidumbre de las medidas por falta de precisión, puede solventarse utilizando técnicas de medición más precisas. Sin embargo la inversión en instrumental caro no garantiza la falta de errores.
6. Los juicios a priori del investigador a la hora de evaluar los resultados de un modelo pueden ser diferentes a los de otro investigador.

5.5.1. Incertidumbre en la simulación energética de edificios.

Las simulaciones energéticas de edificios se han convertido en herramientas de soporte esenciales, pero el grado de fiabilidad de estas no debería pasarse por alto. Es importante evaluar la fiabilidad de la simulación y medición, así como la incertidumbre con el fin de mejorar el diseño del edificio.

Usualmente, para comprobar el comportamiento de un edificio que fue definido durante la fase de proyecto, se colocan una serie de sensores en el edificio una vez acabado. Los datos medidos son comparados con los resultados de la simulación y por lo general se suelen encontrar diferencias. Hoy en día, donde existe una gran variedad de herramientas de simulación ampliamente validadas, estas diferencias suelen ser el resultado de errores en la introducción de parámetros como los escenarios de ocupación o los datos climáticos como en el caso de un edificio de biblioteca estudiado por Won-jun en Corea [13].

T. Agami Reddy establece que las incertidumbres en la construcción de la simulación generalmente surgen de cuatro fuentes principales:

1. Datos de entrada erróneos o indebidos.
2. Supuestos del modelo indebidos.

3. La falta de algoritmos numéricos sólidos y precisos.
4. Error en la escrita del código de la simulación.

Mientras que las fuentes 2, 3 y 4 tratan directamente con los algoritmos y supuestos internos programación de la simulación, fuente 1 depende de la precisión (e incertidumbre) de la información de entrada disponible.

Para la mejora de los resultados en las simulaciones y el proceso de diseño del edificio, algunos estudios se están centrando en evaluar la incertidumbre en los resultados de las simulaciones [14] [15]. Algunos otros estudios se están enfocando en revisar la viabilidad el modelo comparando las predicciones con datos reales medidos [9].

5.5.2. Análisis de incertidumbre durante la fase de proyecto.

Una consideración especial debe tener el análisis de la incertidumbre durante la fase de proyecto del edificio. En esta fase la simulación del comportamiento energético del edificio tiene el potencial de ofrecer información relevante para el diseño indicando direcciones en las soluciones de diseño. Un reto importante de las herramientas de simulación es cómo hacer frente a las dificultades a través de gran variedad de parámetros y la complejidad de factores como la no linealidad, la discreción y la incertidumbre.

En estos casos el propósito de los análisis de incertidumbre y sensibilidad pueden ser descritos como identificación de incertidumbres en los datos de entrada y resultados de un sistema o simulación [16].

Además, según indica Cristina J. Hopfe [17], el análisis de incertidumbre y sensibilidad tiene en la práctica otros beneficios:

1. Con la ayuda de una selección de parámetros que permite la simplificación del modelo.
2. Permite el análisis de la robustez de modelo.
3. Hace visible sensibilidades inesperadas que puedan conducir a errores y / o especificaciones erróneas (aseguramiento de la calidad).
4. Al cambiar los datos de entrada de los parámetros y mostrar el efecto sobre el resultado de un modelo, proporciona un "análisis que pasa si..." (soporte de decisiones).

Cristina J. Hopfe en su artículo *"Uncertainty analysis in building performance simulation for design support"*, diferencia tres tipos de incertidumbres: (1) Físicas, (2) de diseño y (3) incertidumbres de escenario.

5.5.2.1. Incertidumbres físicas.

Las incertidumbres físicas se pueden encontrar en su mayoría identificadas en los parámetros básicos de entrada de las simulaciones energéticas. Incertidumbres físicas se refieren a las propiedades físicas de los materiales tales como el grosor, densidad, conductividad térmica, etc., de capas de la pared, techos y pisos. Como hechas in situ la posibilidad de error siempre existe.

5.5.2.2. *Incertidumbre en los parámetros de diseño*

La incertidumbre en los parámetros de diseño puede ser descrita como variaciones de diseño que ocurren durante el proceso del proyecto. Estas están determinadas completamente por el equipo proyectista. Pueden ser causadas por la falta de conocimiento del diseñador o surgir debido a cambios o irregularidades en la fase de planificación del edificio. Por ejemplo, en una fase de diseño conceptual, aspectos como la masa del edificio o la orientación del mismo podrían aún no saberse. En fases posteriores, pueden existir dudas sobre el tipo de acristalamiento o el tipo de sistema de clima. Es por esto, que según indica C.J. Hopfe [17], la consideración de las incertidumbres de diseño podría por lo tanto mejorar y dar soporte a las decisiones de diseño, en particular, si se complementan con un análisis de sensibilidad.

5.5.2.3. *Incertidumbre en parámetros del escenario*

Las incertidumbres en las condiciones del escenario son muy diferentes en comparación con las incertidumbres físicas y de diseño, en el sentido de que pueden cambiar durante el tiempo de vida del edificio. Tomar este escenario de incertidumbres en cuenta se relaciona con la toma de decisiones y el diseño en la consideración de la solidez del diseño y (futuro) la capacidad de adaptación de un edificio. Estas incertidumbres se originan a partir de considerar una amplia gama de posibles usos de un edificio, es decir diferentes escenarios de uso.

Los escenarios abarcan la influencia de la ventilación (el funcionamiento de las aberturas de ventanas), el cambio climático (por ejemplo, debido al calentamiento global), esquemas de control de la iluminación, y otros aspectos relacionados con los ocupantes que se traducen en el uso impredecible del edificio. Incertidumbres del escenario o la incertidumbre en las condiciones de contorno pueden ser subdivididos en incertidumbres escenarios internos o externos.

Incertidumbres internas están relacionados con la operación del edificio, como las ganancias de calor internas de las personas, equipos, iluminación, diferentes consignas, el comportamiento de los ocupantes en relación al sombreado, ventanas, puertas interiores, etc. Por ejemplo, en edificios con ventilación natural el flujo de aire puede ser controlado por los ocupantes mediante ventanas practicables.

Incertidumbres escenario externo son causadas por la incertidumbre en los datos del tiempo o el cambio climático.

Por lo general, el análisis de incertidumbre se estudia cuantitativamente suponiendo una distribución normal. Esto se vuelve peligroso cuando se consideran las incertidumbres de escenario. La incertidumbre de escenario se basan en un proceso aleatorio, por lo tanto el supuesto estadístico de distribución Monte Carlo no está verificado. Así, en lugar de muestreos para las ganancias internas o la ventilación, se debe crear un modelo bajo escenarios fijos.

Una mención aparte merece el estudio de incertidumbre en el comportamiento del usuario. En la literatura existen varios ejemplos, Sten De Wit [18], en sus tesis doctoral diferencia entre usuarios “energy-friendly” y usuarios menos “energy-friendly”. V. Tabak desarrollo un modelo que simula el uso de espacios por ocupantes de edificios [19]. Recientemente Santos S. Silva publicó un artículo analizando la incertidumbre del comportamiento de los usuarios [20] y S. Kaiyu estudio la ocupación fuera del horario habitual en edificios de una manera estocástica [21].

5.5.3. Identificación y cuantificación de incertidumbre

Varios son las técnicas utilizadas para cuantificar la incertidumbre. Kevin J. Lomas estudia la aplicación de tres técnicas de análisis de sensibilidad para determinar la sensibilidad relativa debido a la incertidumbre sobre 70 parámetros de entrada [22]. Las técnicas analizadas fueron:

- Análisis diferencias de sensibilidad (DSA, Differential sensitivity analysis)
- Análisis Monte Carlo (MCA, Monte Carlo analysis)
- Análisis estocástico de sensibilidad (SSA, stochastic sensitivity analysis)

Sten de Wit [14] abordó la incertidumbre en el análisis del comportamiento energético de edificios y así su potencial en las decisiones de diseño. Los autores examinaron las incertidumbres en las propiedades del material, así como los derivados de las simplificaciones del modelo. Sugieren una técnica de detección estadística (usando análisis de Monte-Carlo) para determinar qué fuentes tiene efectos dominantes en los resultados de la simulación.

T. A. Reddy [23] identificó que la necesidad de análisis de incertidumbre, ha sido pasada por alto en muchos estudios de calibración, particularmente en aplicaciones de análisis de medidas de conservación de la energía (ECM, Energy conservation measure). En su trabajo la incertidumbre se aborda mediante la asignación de rangos de variación a los parámetros de entradas más influyentes y una simulación hipercubo latino Monte-Carlo (LHMC) para producir múltiples soluciones. Los autores seleccionan las 20 mejores soluciones, en lugar de seleccionar una única solución, para producir una amplia gama de valores en relación con el comportamiento previsto de ECM (en lugar de un único valor). En general, los autores encontraron la incertidumbre relativa (o la diferencia fraccional) entre los valores reales y predichos en un rango de 25-50%. En conclusión, los autores sugieren que no se debe confiar en simulaciones calibradas que predican ahorros de menos del 10% ya que la incertidumbre asociada podría ser responsable de hasta el 50% de este valor).

5.6. Análisis de sensibilidad.

Saltelli [3] define análisis de sensibilidad como: “el estudio de cómo la incertidumbre en el resultado de un modelo (numérico o de otro modo) se puede imputar a diferentes fuentes de incertidumbre en los datos de entrada del modelo”.

Básicamente el análisis de sensibilidad mide cuanto pueden llegar a afectar a los resultados de un modelo variaciones relativamente pequeñas en los valores de los parámetros (datos de entrada). Tiene un gran número de utilidades:

- En primer lugar sirve para comprobar la lógica interna de un modelo, ayuda a entender cómo funciona el modelo o porque no funciona correctamente y aprender más acerca de su funcionamiento.
- Para definir la importancia de cada parámetro lo que servirá para determinar el grado de esfuerzo que debe prestarse a su medición o muestreo. En un modelo pequeño, con pocos parámetros puede resultar obvio a partir del estudio de sus ecuaciones que parámetros van a tener más influencia sobre los resultados del modelo; pero en un modelo complejo esto no será tan obvio y puede resultar imprescindible un análisis de sensibilidad.
- Detectar si el modelo está sobrep parametrizado, esto ocurre cuando existen parámetros a los que el modelo resulta insensible, en este caso será necesario eliminar algunos para simplificar el modelo.
- También puede hacerse un análisis de sensibilidad de las funciones. Se trata de determinar cómo afectan distintas formulaciones de las ecuaciones utilizadas para modelar los procesos y relaciones del sistema a los resultados finales.

Uno de los presupuestos básicos del análisis de sensibilidad, y que no tiene por qué cumplirse en todos los casos, es que el papel que cada parámetro juega en el modelo es una representación razonable de su papel en el sistema. De este modo la sensibilidad del modelo al parámetro será equivalente a la sensibilidad del sistema al parámetro.

El análisis de sensibilidad suele hacerse ejecutando el modelo para diversos valores del parámetro cuya sensibilidad quiere calcularse dejando fijos todos los demás. Sin embargo la sensibilidad a un parámetro dependerá de los valores adoptados por los demás parámetros, con lo que puede ser más complejo hacer un análisis de sensibilidad. Otra consideración importante es que si el modelo es muy sensible a un parámetro pero este varía muy poco, dicha sensibilidad no va a ser relevante.

En algunos casos puede no ser realista hacer un análisis de sensibilidad ejecutando el modelo para todas las posibles combinaciones de todos los rangos de las variables de interés. En estos casos es preferible utilizar métodos de Montecarlo para hacer unas pocas pruebas con algunos de los posibles valores de las variables a comprobar.

Un caso especialmente complicado es el de los modelos distribuidos en los cuales las estructuras de auto correlación presentes en los parámetros y variables de estado van a generar auto correlación en los errores que pueden aumentar de manera no lineal la incertidumbre de los modelos.

El análisis de sensibilidad suele incluir la utilización de alguna de las siguientes medidas de sensibilidad:

- Partial derivatives (PD)
- standard deviation increase and decrease of inputs. ($\pm 20\%$, $\pm SD$). One-at-a-Time Sensitivity Measures.
- Sensitivity Index (SI)

Además las medidas de sensibilidad que utilizan una matriz de valores de entrada y de salida generados a través de un muestreo aleatorio pueden incluir:

- The Importance Index (II)
- Relative deviation of the output distribution (RD).
- Relative deviation ratio (RDR).
- Partial Rank Correlation Coefficient (PRCC)
- standardized regression coefficients (SRC)
- rank regression coefficients (RRC)

Los análisis de sensibilidad son habitualmente referidos como análisis de sensibilidad local y global.

5.6.1. Análisis de sensibilidad local (Análisis diferencial de sensibilidad).

Pertenece a la clase de métodos de un solo factor a la vez. Se utilizad cuando un solo factor es cambiado mientras el resto permanecen fijos. En estos estudios es muy importante escoger el caso de referencia (Baseline).

5.6.2. Análisis de sensibilidad Global

El análisis de sensibilidad global es el estudio de cómo la incertidumbre en el resultado de un modelo se puede distribuir a diferentes fuentes de incertidumbre en la entrada del modelo. Este tipo de análisis puede evaluar el efecto de interacción pero para ello requieren muchos recursos computacionales. Los métodos más utilizados son Sobol, FAST, Random Equilibrio Diseño, y el método de Monte Carlo. El enfoque global es considerado como un método más fiable frente al local. El análisis global de sensibilidad incluye (1) métodos de regresión, (2) análisis basados en la varianza y (3) meta-modelados.

Method	Subtype	Characteristics
Local	Local	- Explore a reduced space of the input factor around a base case; low computational cost; simple to implement; easy to interpret; not consider interactions between inputs; no self-verification
Global	Regression	SRC SRC and t-value, suitable for linear models; SRRC, suitable for non-linear but monotonic models; moderate computational cost for energy models; fast to compute; easy to implement and understand;
	Screen	t-value high SRC means more important of the variable
	Screen	Morris Suitable for a larger number of inputs and computationally intensive models; model-free approach; qualitative measure to rank factors; no self-verification; not suitable for uncertainty analysis
	Variance based	FAST Decompose the variance of the model output for every input; model-free approach; consider both main and interactions effects; quantitative measures; high computational cost; FAST is not suitable for discrete distributions
	Meta-model	Sobol Suitable for complex and computationally intensive models; MARS quantify output variance due to different inputs; ACOSSO the accuracy dependent on the meta-model; SVM

Notes: SRC, standardised regression coefficients [47]; SRRC, standardized rank regression coefficient [47]; FAST, Fourier amplitude sensitivity test [49]; adaptive regression splines [52], ACOSSO, adaptive component selection and smoothing operator [52], SVM, support vector machine [61].

Tabla 6. Métodos de análisis de sensibilidad usados en el análisis energético de edificios [24].

5.6.3. Incertidumbre versus análisis de sensibilidad

Existe una distinción sutil entre incertidumbre y análisis de sensibilidad. La finalidad del análisis de sensibilidad es descubrir a qué datos de partida son sensibles los resultados del modelo, es decir, un cambio en un parámetro de diseño (digamos una reducción del 1% en el factor de infiltración), que conlleve en una variación relativamente importante en uno de los indicadores del comportamiento del edificio (por ejemplo, una reducción de un 10% en la energía necesaria para calefacción). Un aspecto crucial del análisis de sensibilidad es que no es necesario cuantificar la probabilidad de variación en los parámetros del modelo. Por el contrario, en un análisis de incertidumbre la variación de los parámetros de partida es crucial para el análisis, ya que el objetivo es descubrir la probabilidad de variación en los resultados debido a las variaciones reales del dato de partida. Por lo tanto, puede darse el caso de que un modelo sea sensible a un parámetro específico, pero, como este es bien conocido, no sea crucial en un análisis de incertidumbre.

5.6.4. Análisis de sensibilidad en el estudio energético de edificio.

El análisis de sensibilidad juega un papel importante en el estudio energético de edificios. Puede ser utilizado para detectar las variables clave que afectan al comportamiento térmico de edificio, ya sea en modelos de simulación energética o en casos de estudios de observación.

La metodología para el análisis de sensibilidad es la misma en los diferentes tipos de aplicación en la simulación energética de edificios. Los pasos son; (1) determinar variaciones de los datos de entrada; (2) crear el modelo para el estudio; (3) ejecutar los modelos energéticos; (4) recoger resultados de la simulación; (5) ejecutar análisis de sensibilidad; (6) presentar los resultados del análisis de sensibilidad [24].

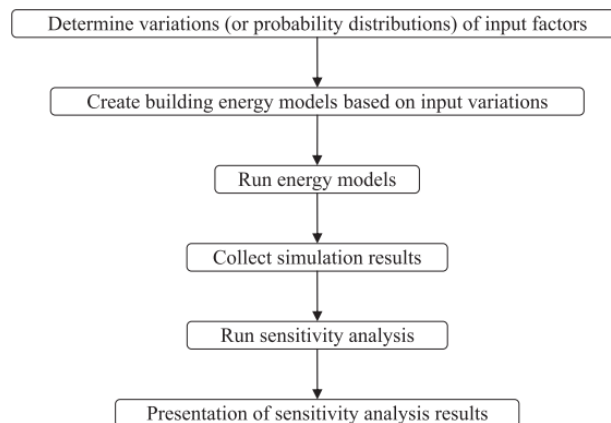


Figura 1. Pasos típicos a seguir en la aplicación del análisis de sensibilidad en la simulación energética de edificios [24].

La principal diferencia entre los diferentes tipos de aplicación es la variación (incertidumbre o distribuciones de probabilidad) de los factores de entrada según los propósitos de la investigación. Esto a menudo se pasa por alto o no se enfatiza lo suficiente en el campo del análisis del edificio. Por ejemplo, las propiedades termo-físicas de la envolvente del edificio pueden ser consideradas como distribuciones normales cuando se comparan con el consumo monitorizado del edificio. Esto es debido a que las variaciones de los datos de entrada en este

caso se deben a variaciones naturales atribuibles a la construcción, el envejecimiento y las condiciones reales de los edificios. Sin embargo, deben ser definidas como distribuciones uniformes cuando el objetivo es identificar medidas de ahorro de energía eficaces en el diseño del edificio [25]. Esto se debe a que las variables de diseño se pueden considerar como igualmente probables. También es posible combinar estas incertidumbres naturales (distribuciones normales) y las propuestas de diseño (distribuciones uniformes) juntas para las propiedades físicas del edificio. Con este fin, se necesitan métodos más complicados, tales como análisis de Monte Carlo en dos dimensiones [26].

6. Metodología

La metodología prevista para la realización de la tesis desarrollada a partir del estudio realizado previamente se basa en los siguientes pasos.

- 1. Selección de los casos que servirán para estudiar los métodos de análisis de incertidumbre y sensibilidad.**

Se prevé que estos casos surjan del *“Proyecto de Rehabilitación Energética del Barrio de Las Planas (Sant Cugat)”*, el cual comenzó su fase piloto en el año 2014 y se estima continúe hasta 2017.

En caso de que esto no fuera posible existen otras posibilidades de estudio con la test-cell generada a partir del proyecto *“JSEED project (Japan-Spain Energy Efficient Development for Ultra-LowEnergy Buildings)”* en el cual el autor participó.

- 2. Recopilar los datos necesarios para realizar los modelos.**

Los se recogerán de manera empírica, visitando los casos reales sobre los que se realizaran las simulaciones.

- 3. determinar variaciones de los datos de entrada (distribución de probabilidad).**

Se aplicara o aplicaran las técnicas correspondientes según el tipo de modelo y/u objetivos de la simulación atendiendo a los estudios previos. Se usará la herramienta informática SIMLAB, la cual ofrece un marco de desarrollo libre para Análisis de sensibilidad e incertidumbre. <http://ipsc.jrc.ec.europa.eu/?id=756>

- 4. Creación de los modelos.**

Los modelos se crearán con algunas de las herramientas que presentan buena integración con Energyplus, Designbuilder, OpenStudio, Simergy, etc...

- 5. Simulación de los modelos.**

Los modelos se simularan sobre el motor de cálculo de Energyplus

- 6. Recoger los resultados de la simulación.**

7. Realizar análisis de sensibilidad.

Se aplicara o aplicaran las técnicas correspondientes según el tipo de modelo y/u objetivos de la simulación atendiendo a los estudios previos. Se usará la herramienta informática SIMLAB.

8. Presentación de los resultados del análisis de sensibilidad e incertidumbre.

9. Comparación de los resultados según las técnicas escogida en los puntos 3 y 8.

Se comparan la discrepancia entre los resultados de los diferentes modelos así como su utilidad de cara a la toma de decisiones.

10. Comparación de los resultados con las mediciones reales.

Los casos reales se monitorizaran en función de los datos necesarios según el tipo de simulación que se haya realizado. Se utilizaran equipos de medida ya disponibles en el *“Proyecto de Rehabilitación Energética del Barrio de Las Planas (Sant Cugat)”*.

11. Calibración de los resultados si fuera necesario.

12. Evaluación de la metodología seguida.

13. Propuesta de metodología proponiendo las técnicas para el análisis de incertidumbre y de sensibilidad que mejor resultado hayan dado.

7. Plan de trabajo con una estimación del calendario

7.1. Definición de las fases del proyecto

El plan de trabajo que se propone para desarrollar la metodología detallada en el apartado anterior puede desglosarse en las siguientes fases:

1. Trabajos preliminares.
2. Implementación de los modelos de análisis.
3. Obtención de datos empíricos a partir de los casos de estudio.
4. Verificación y aplicabilidad de la metodología propuesta.
5. Preparación y redacción del documento de la tesis.

7.1.1. Trabajos preliminares.

Los trabajos preliminares están encaminados a detallar la metodología de trabajo así como preparar las condiciones de contorno necesarias para el desarrollo de la misma. Parte de las tareas incluidas en esta fase ya se han iniciado. Se ha hecho un primer vaciado de la bibliografía existente en torno al tema de la validación de simulaciones energéticas de edificios y se ha sintetizado la información recopilada en el presente documento. Además, durante el pasado año, se inició el proyecto de rehabilitación energética en el barrio de Las Planas de donde se extraerán los casos de estudio analizados en el trabajo de tesis propuesto. La primera parte de dicho proyecto consistió en una prueba piloto en la que se realizaron pequeñas acciones de rehabilitación en edificios modelo, para lo que se realizaron simulaciones energéticas, aunque sin incorporar aun métodos de validación. Una vez finalizada esta primera parte del proyecto se ha iniciado ya la segunda fase. Los casos de estudio que se propone analizar se elegirán entre los que formen parte de esta segunda fase del proyecto.

Por otra parte, se continuará con el análisis de la bibliografía existente con el fin de evaluar y comparar los métodos de análisis de sensibilidad y de incertidumbre existentes. Una vez realizado este barrido, se seleccionaran aquellos que más se adecuen a los objetivos de la tesis para implementarlos en la investigación. Esta tarea se sintetizará en un primer artículo crítico sobre los métodos de validación propuestos utilizados hasta el momento.

7.1.2. Implementación de los métodos de análisis.

Esta fase se centra en el desarrollo de la metodología propuesta, por lo que se prevé que sea la fase de más peso de la tesis. Se implementará la metodología propuesta a través del modelado energético de los casos de estudio (en los que no se incorporará información empírica detallada) con el fin de determinar la posibilidad de manejo de la incertidumbre existente y la calidad de los resultados que puedan obtenerse. Para ello se realizarán dos tareas principales: el análisis de sensibilidad y el análisis de incertidumbre. El modo en cómo se organicen estas tareas deberá definirse en la fase 1. En todo caso, estas tareas incluirán la creación de los modelos, la realización de las simulaciones y el análisis de los resultados obtenidos. Se prevé realizar un segundo artículo que incorpore los resultados y las conclusiones obtenidas en esta segunda fase de investigación.

7.1.3. Obtención de datos empíricos

Esta fase engloba todas aquellas tareas necesarias para obtener, a partir de los casos de estudio, los datos experimentales necesarios para la correcta evaluación de los resultados obtenidos mediante el método de validación implementado. Por un lado se monitorizarán los casos de estudio durante el tiempo necesario, con el fin de obtener datos sobre su funcionamiento energético. Por otro se realizarán mediciones in situ para obtener datos sobre, por ejemplo, el nivel de infiltraciones, la transmitancia térmica de los muros, etc. que servirán para evaluar la validez de los resultados obtenidos. Las tareas previstas en esta fase incluyen: el diseño de la campaña experimental, en la que se definirán los parámetros relevantes a monitorizar a la luz de los resultados obtenidos en el análisis de sensibilidad; la instalación y calibración de los equipos de recogida de datos; la medición y recogida de datos; el desmontaje de los equipos; y la evaluación de los datos obtenidos. Todo ello dará lugar a una tercera publicación.

7.1.4. Verificación y aplicabilidad de la metodología propuesta

Con los resultados obtenidos en las fases 3 y 4 se procederá al trabajo de verificación de la metodología propuesta. Las conclusiones a las que se llegue deberán validar o refutar dicha metodología y serán la conclusión de la investigación que se propone. Se analizarán las implicaciones que los resultados obtenidos tengan en los flujos de trabajo profesional, para determinar si la metodología propuesta responde de forma eficaz a las necesidades detectadas y su aplicación es viable en este contexto.

7.1.5. Preparación y redacción del documento de la tesis

El documento final de la tesis que se propone aquí consistirá en un compendio de las publicaciones que se hayan realizado a lo largo de la investigación. Tal y como se ha señalado en el plan de trabajo, se prevé realizar un mínimo de tres artículos en revistas indexadas. El documento final de la tesis incluirá estas y otras publicaciones que se hayan elaborado enlazadas por un cuerpo de texto que dará cohesión a todo el conjunto. Dicho cuerpo incluirá un apartado inicial de contextualización y estado del arte y un apartado final en el que se incluirán los resultados de la fase 4 del plan de trabajo y las conclusiones generales de la investigación.

7.2. Estimación del calendario

	2014				2015				2016				2017				2018												
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	E	F	M	A	M	J	A	S	O	N	D	E	F	M	A	M	J
1. TRABAJOS PRELIMINARES																													
1.1 Tareas en curso o ya realizadas																													
Puesta en marcha del proyecto de Las Planas																													
Estado del arte																													
1.2 Análisis de sensibilidad																													
Evaluación de los métodos existentes																													
Selección del método de trabajo																													
1.3 Análisis de incertidumbre																													
Evaluación de los métodos existentes																													
Selección del método de trabajo																													
Publicación: review de los métodos de análisis de sensibilidad e incertidumbre																													
1.4 Casos de estudio																													
Evaluación de los tipos de edificación de Las Planas																													
Selección del los casos de estudio																													
2. IMPLEMENTACIÓN DE LOS MODELOS DE ANÁLISIS																													
2.1 Análisis de sensibilidad																													
Modelado en Design Builder de los casos de estudio																													
Análisis de sensibilidad																													
Análisis de los resultados obtenidos																													
2.2 Análisis de incertidumbre																													
Modelado en Design Builder de los casos de estudio																													
Análisis de incertidumbre																													
Análisis de los resultados obtenidos																													
Publicación: resultados de los análisis teóricos de los casos de estudio																													
3. OBTENCIÓN DE DATOS EMPÍRICOS																													
3.1 Monitorización de los casos de estudio																													
Definición de la campaña experimental																													
Implementación de los equipos de sondeo																													
Monitorización y recogida de datos																													
Desmontaje de los equipos de sondeo																													
Evaluación de los datos obtenidos																													
3.2 Ensayos de caracterización de los casos de estudio																													
Definición de la campaña experimental																													
Realización de los ensayos																													
Evaluación de los resultados obtenidos																													
Publicación: resultados de la monitorización																													
4. VERIFICACIÓN Y APLICABILIDAD DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA																													
4.1 Confrontación de los resultados obtenidos en las fases 2 y 3																													

8. Publicaciones realizadas en el campo de estudio.

El autor ha participado en el artículo:

- F. Pau, F. Antoni, G. Alfonso, P. Nuria, "Solution validation for a double facade prototype", (*En revision*), 2015.

9. Contribuciones esperadas.

9.1. Publicaciones

Tal y como se ha comentado en el apartado anterior, se prevé realizar un mínimo de tres publicaciones en revistas indexadas que formarán el cuerpo principal de la tesis. Estas publicaciones serán:

- Un artículo crítico sobre los métodos de análisis de sensibilidad y de incertidumbre existentes.
- Un artículo que incorpore los resultados obtenidos de las simulaciones energéticas de los casos de estudio.
- Un artículo que incorpore los datos obtenidos en las mediciones realizadas en los casos de estudio.

A través de la Web of Science se ha realizado una primera selección de las revistas especializadas en las que se podrían publicar dichos artículos.

- Journal of Building Performance Simulation. Factor de impacto: 2.043 (1r cuadril)
- Building and Environment. Factor de impacto 2.700 (xx cuadril)
- Energy and Buildings. Factor de impacto 2.465 (xx cuadril)
- Journal of Renewable and Sustainable Energy. Factor de impacto 0.925 (xx cuadril)
- Applied Energy. Factor de impacto 5.261 (xx cuadril)

10. Referencias

- [1] N. Baker and K. Steemers, "LT Method 3.0 - A strategic energy-design tool for Southern Europe," *Energy Build.*, vol. 23, pp. 251–256, 1996.
- [2] P. Strachan, "ESP-r Summary of Validation Studies," 2000.
- [3] a. Saltelli, S. Tarantola, and F. Campolongo, "Sensitivity analysis as an ingredient of modeling," *Stat. Sci.*, vol. 15, pp. 377–395, 2000.
- [4] D. Coakley, P. Raftery, and M. Keane, "A review of methods to match building energy simulation models to measured data," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 37, pp. 123–141, Sep. 2014.
- [5] P. A. Clarke, J A, Strachan, "Approach to the calibration of building energy simulation models," no. Judkoff 1983, 1994.
- [6] T. A. Reddy, "Literature Review on Calibration of Building Energy Simulation Programs," *ASHRAE Trans.*, vol. 112, pp. 226–240, 2006.
- [7] R. Judkoff, D. Wortman, B. O. Doherty, and J. Burch, "A Methodology for Validating Building Energy Analysis Simulations A Methodology for Validating Building Energy Analysis Simulations," 2008.
- [8] S. Rees, J. Spitler, and D. Xiao, "An analytical verification test suite for building fabric models in whole building energy simulation programs," vol. 108, 2002.
- [9] B. Energy and A. Tools, "Using Parameters Space Analysis Techniques for Diagnostic Purposes in the Framework of Empirical Model Validation," 2002.
- [10] R. G. Sargent, "Verification and validation of simulation models," *J. Simul.*, vol. 7, no. 1, pp. 12–24, Dec. 2012.
- [11] R. G. Sargent, "Verification validation and accreditation of simulation models," *Proc. 2000 Conf. Winter ...*, pp. 50–59, 2000.
- [12] H.-J. Zimmermann, "An application-oriented view of modeling uncertainty," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 122, no. 2, pp. 190–198, Apr. 2000.
- [13] W. Suh, C. Park, and D. Kim, "Application of a whole building simulation tool for a real life building," pp. 14–16, 2011.
- [14] S. de Wit and G. Augenbroe, "Analysis of uncertainty in building design evaluations and its implications," *Energy Build.*, vol. 34, no. 9, pp. 951–958, Oct. 2002.
- [15] H. Brohus and P. Heiselberg, "Uncertainty of energy consumption assessment of domestic buildings," *Elev. Int. ...*, pp. 1022–1029, 2009.
- [16] M. S. Iain Alexander Macdonald B.Sc., "Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation," University of Strathclyde, 2002.

- [17] C. Hopfe and J. L. M. Hensen, "Uncertainty analysis in building performance simulation for design support," *Energy Build.*, vol. 43, pp. 2798–2805, 2011.
- [18] S. De Wit, "Uncertainty in predictions of thermal comfort in buildings," Delf University of Technology, 2001.
- [19] V. Tabak, "User Simulation of Space Utilisation System for Office Building Usage Simulation," Technische Universiteit Eindhoven, 2008.
- [20] A. S. Silva and E. Ghisi, "Uncertainty analysis of user behaviour and physical parameters in residential building performance simulation," *Energy Build.*, vol. 76, pp. 381–391, Jun. 2014.
- [21] K. Sun, D. Yan, T. Hong, and S. Guo, "Stochastic modeling of overtime occupancy and its application in building energy simulation and calibration," *Build. Environ.*, vol. 79, pp. 1–12, Sep. 2014.
- [22] K. J. Lomas and H. Eppel, "Sensitivity analysis techniques for building thermal simulation programs," *Energy and Buildings*, vol. 19, pp. 21–44, 1992.
- [23] T. A. Reddy, I. Maor, and C. Panjapornpon, "Calibrating detailed building energy simulation programs with measured data - Part 1: General methodology (RP-1051)," *HvacR Res.*, vol. 13, pp. 221–241, 2007.
- [24] W. Tian, "A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 20, pp. 411–419, 2013.
- [25] H. E. Mechri, A. Capozzoli, and V. Corrado, "USE of the ANOVA approach for sensitive building energy design," *Appl. Energy*, vol. 87, no. 10, pp. 3073–3083, Oct. 2010.
- [26] P. J. C. J. de Wilde and W. Tian, "Identification of key factors for uncertainty in the prediction of the thermal performance of an office building under climate change," *Build. Simul.*, vol. 2, pp. 157–174, 2009.