

UNIVERSIDAD DE TALCA
FACULTAD DE INGENIERÍA

**Simulación y optimización energética para la elección
de medidas de eficiencia en edificios**

por

Irlanda Stefanía Ceballos Fuentealba

Tesis para optar al grado de
Magíster en Gestión de Operaciones

Prof. Supervisor Eduardo Álvarez-Miranda, Ph.D.

Abril, 2019

CONSTANCIA

La Dirección del Sistema de Bibliotecas a través de su encargado Biblioteca Campus Curicó certifica que el autor del siguiente trabajo de titulación ha firmado su autorización para la reproducción en forma total o parcial e ilimitada del mismo.



Curicó, 2019

Resumen Ejecutivo

Los edificios representan más del 40 % del consumo de energía en todo el mundo, por tanto, los edificios existentes son los que ofrecen una gran oportunidad para mejorar el desarrollo sostenible. Los programas de simulación energética disponibles normalmente se utilizan en las etapas de diseño; no obstante, su rendimiento es bastante limitado cuando se emplean para seleccionar medidas de eficiencia energética en edificios existentes.

Este artículo proporciona un marco metodológico para predecir: (i) el consumo de energía proveniente de la calefacción, refrigeración y climatización de un edificio corporativo existente, y (ii) el potencial impacto de diferentes medidas de eficiencia energética. El marco propuesto incorpora un esquema de simulación vinculado con una estrategia algorítmica para la optimización de parámetros.

El marco se implementa en lenguaje de programación JAVA y se aplica en un edificio corporativo de 500 [m²] ubicado en Puerto Montt, Chile. Los resultados obtenidos muestran que la herramienta propuesta es competitiva en comparación con DesignBuilder, una herramienta de simulación de vanguardia, y, lo que es más importante, permite estimar los ahorros inducidos por diferentes combinaciones de medidas de eficiencia energética. Además, desde un punto de vista computacional, el algoritmo solo requiere 2.5 [h] para completar la simulación.

Palabras claves: Simulación energética de edificios – Readaptación de edificios – Eficiencia energética.

Extended Abstract

Buildings represent over the 40 % of the energy consumption worldwide; existing buildings offer, therefore, a tremendous opportunity for improving sustainable development. The available energy simulation softwares are typically used in design stages; nonetheless, their performance is rather limited when used for selecting energy conservation measures in existing buildings.

This article provides a methodological framework for predicting (i) the energy consumption from heating, cooling and air conditioning of an existing corporate building, and (ii) the potential impact of different energy conservation measures. The proposed framework embeds a simulation scheme linked with an algorithmic strategy for parameter optimization.

The framework is implemented in JAVA programming language and it is applied in a 500 [m²] corporate building located in Puerto Montt, Chile. The attained results show that the proposed tool is competitive when compared with DesignBuilder, a state-of-the art simulation tool, and, more importantly, allows to estimate the savings induced by different mixes of energy conservation measures. Moreover, from a computational point of view, the algorithm only requires 2.5 [h] for completing the simulation.

Key words: Building Energy Simulation – Building Retrofit – Energy Efficiency.

Índice

1. Introducción	1
1.1. Problema y motivación	1
1.2. Objetivos de investigación	2
1.3. Contribución	3
1.4. Metodología	3
1.5. Estructura de la tesis	4
2. Simulación y optimización energética para la elección de medidas de eficiencia en edificios	5
2.1. Introducción y motivación	5
2.2. Revisión de literatura	7
2.3. Metodología	9
2.3.1. Fórmulas para calcular la carga térmica	10
2.3.2. Método de Series de Tiempo Radiante Modificado (<i>Modified RTSM</i>)	18
2.3.3. Algoritmo de optimización para la simulación energética	21
2.4. Caso de estudio	24
2.4.1. Medidas de eficiencia energética	26
2.5. Resultados y discusión	27
2.5.1. Calibración de los factores β	27
2.5.2. Eficiencia computacional de la herramienta de simulación energética	30
2.5.3. Estimación de las ganancias solares	31
2.5.4. Calidad de la simulación energética en comparación con DesignBuilder	34
2.5.5. Efectos del <i>retrofitting</i>	37
2.6. Conclusiones	38

1. Introducción

1.1. Problema y motivación

Uno de los mayores desafíos que enfrenta el siglo XXI es el consumo de energía primaria y su efecto sobre el cambio climático (Asadi et al. 2012). En tal contexto, se puede afirmar que los edificios en el mundo representan alrededor del 40 % del consumo total de energía y emiten un tercio del total de gases de efecto invernadero (Ruparathna et al. 2016), por ende, la minimización de la demanda energética en edificaciones es esencial para reducir el consumo de energía en la cadena de suministro energético global y conducir a la sustentabilidad en los edificios (Karmellos et al. 2015).

El sector de la construcción es amplio, sin embargo, en términos del consumo energético, la literatura distingue dos categorías para los edificios: edificios nuevos, aquellos que se van a construir; y edificios existentes, aquellos que requieren medidas de readaptación (*retrofit*) energética. Los edificios nuevos representan un pequeño porcentaje del total de edificios, y debido a los avances tecnológicos y los nuevos métodos y técnicas de construcción, en un futuro próximo se prevé serán energéticamente independientes (Asadi et al. 2012). Por otro lado, los edificios existentes son los que proveen una gran oportunidad de desarrollo sustentable, pues representan una proporción muy alta del consumo mundial de energía y estarán funcionales durante muchas décadas por venir (Asadi et al. 2012).

Para llevar a cabo un proyecto de *retrofit* de energía en un edificio existente, primero se debe hacer un diagnóstico y análisis de su consumo energético (Ruparathna et al. 2016). No obstante, es muy difícil realizar dicha evaluación, porque un edificio y su entorno son sistemas complejos (pues deben considerarse aspectos económicos, técnicos, tecnológicos, ecológicos, sociales, de confort, estéticos, etc.), donde todos los subsistemas influyen en la eficiencia y la interdependencia entre ellos juega un importante papel (Asadi et al. 2012). Ello aumenta la complejidad de los procesos térmicos que interactúan dentro del edificio y consecuentemente dificulta el cálculo de su rendimiento energético. Como resultado, los diseñadores suelen utilizar programas de simulación térmica para analizar los comportamientos térmicos y energéticos de un edificio, dados por las características de su envolvente, la tecnología de climatización en uso y la utilización. De esta forma, se pueden alcanzar objetivos específicos como: reducción del consumo energético, reducción del impacto ambiental, mejora del ambiente térmico en interiores, entre otros (Nguyen et al. 2014).

Actualmente se emplea simulación para detectar anomalías en el uso de los recursos energéticos en los edificios y, asimismo, evaluar las medidas de eficiencia disponibles. Sin embargo, el mayor problema a la hora de usar simulación u otro método, es la exactitud de los resultados obtenidos, tópico ampliamente discutido en la literatura (véase Asadi et al. 2012, Karmellos et al. 2015, Ruparathna et al. 2016). Esto origina un “efecto dominó”, pues si la exactitud no es acotada a un margen aceptable, la evaluación de las medidas de eficiencia energética arrojará una sobreestimación de los ahorros poten-

ciales. A raíz de lo anterior, los investigadores han subrayado la importancia de contar con modelos precisos y simplificados para obtener cálculos más cercanos a la realidad (Ruparathna et al. 2016).

Los enfoques tradicionales basados en simulación suelen utilizar motores de “caja negra” como ECO-TEC, EQUEST, ESP-r, TRNSYS o EnergyPlus (Zavala 2012), sin embargo, se ha descubierto que las estrategias orientadas al uso de expresiones son significativamente más eficaces que estos programas de simulación, aunque paradójicamente, estos son los más utilizados actualmente (Nguyen et al. 2014). El modelamiento del comportamiento termodinámico de edificios típicamente se basa en el uso de expresiones para el balance y conservación de energía. Las mismas expresiones se emplean para modelar el efecto de medidas de eficiencia energética, que se utilizan en metodologías para el óptimo diseño y *retrofitting* de edificios. Dichas estrategias incluyen herramientas de programación matemática como enfoque principal, o bien, utilizan un enfoque híbrido que, vincula un programa de simulación energética para edificios con programación matemática. Esta última, obliga al uso de expresiones lineales (o al menos linealizables), y es en este punto donde se esboza una de las contribuciones de este trabajo.

Finalmente, es importante destacar que la mayoría de los trabajos disponibles actualmente en la literatura asociada, se hacen cargo de la simulación energética de edificios en su fase de diseño, mientras que aquellos que trabajan con edificios existentes, emplean por lo general, herramientas de simulación externas. En esta investigación se plantea un enfoque “híbrido”, donde se utiliza un edificio que existe y se desarrolla una herramienta *ad-hoc* que incorpora un modelo de simulación y optimización. Esta combinación permite el ajuste de una serie de parámetros que son utilizados en ecuaciones que caracterizan correctamente el edificio. Posteriormente, con dicho modelo de simulación se puede decidir respecto de una estrategia de *retrofitting* particular y estimar su efecto. Por tanto, esta herramienta trabaja con una dinámica de simulación/ajuste no para control, sino que para la caracterización del desempeño energético actual y futuro, éste último, cuando se pretende estimar los efectos del *retrofitting*.

1.2. Objetivos de investigación

Objetivo General Desarrollar un marco metodológico que: primero, permita estimar la carga térmica de un edificio corporativo por concepto de calefacción y/o refrigeración para un período de tiempo dado; y segundo, permita evaluar un conjunto genérico de medidas de eficiencia energética que sean viables para un edificio de este tipo.

Objetivos Específicos Los objetivos específicos son los siguientes.

- Definir una metodología que permita caracterizar el comportamiento termodinámico de un edificio en base a ecuaciones lineales que modelen los procesos de transferencia de calor entre el edificio y su entorno, y dentro del edificio mismo.

- Desarrollar un algoritmo de simulación energética que permita estimar con el menor error posible los requerimientos energéticos de un edificio derivados de su calefacción y/o refrigeración.
- Evaluar el impacto potencial de alternativas de readaptación energética que sean factibles para un edificio corporativo.

1.3. Contribución

Las contribuciones a la literatura en lo que respecta a eficiencia energética en edificios, son: (i) la adaptación de un conjunto de ecuaciones lineales capaces de modelar eficaz y eficientemente el comportamiento termodinámico de una edificación corporativa; (ii) una metodología simplificada basada en ajuste de parámetros, que permite hacer simulaciones de energía diarias, semanales, mensuales y/o anuales, y que no se limita al cálculo de la carga térmica *peak* para el diseño del sistema de climatización de una edificación; y (iii) una herramienta validada que permite hacer evaluaciones energéticas en edificios de forma automatizada y eficiente.

1.4. Metodología

En este trabajo se propone un marco metodológico que desarrolla una herramienta de simulación energética para edificios corporativos, que permite estimar la carga térmica del edificio por concepto de calefacción y/o refrigeración para un período de tiempo definido, y así mismo, permite evaluar desde el punto de vista energético, medidas de eficiencia energética. Este marco se compone principalmente de tres fases interrelacionadas, donde las dos primeras se encargan de caracterizar termodinámicamente el edificio considerando los intercambios energéticos internos y externos propios del edificio y de su interacción con el medio; y la tercera por su parte, se encarga de ajustar un conjunto de parámetros de simulación que participan en las fases precedentes, para que la simulación energética del edificio posea un buen nivel de precisión.

Este marco funciona de manera sistemática. En la primera fase se adaptan una serie de expresiones lineales existentes en la literatura basadas en el principio de balance y conservación de energía, que posibilitarán estimar la ganancia de calor de cada elemento del sistema (ej., superficies opacas, superficies transparentes, cargas internas, etc.). En la segunda fase se adapta un método conocido como Método de Series de Tiempo Radiante, que hará posible modelar la inercia térmica de dichos elementos, abordando los efectos de retardo ("*time delay*") inherentes a los procesos de transferencia de calor. Y, finalmente, en la tercera fase se desarrolla una estrategia algorítmica que calibrará los parámetros de simulación que se emplean en la ejecución de la simulación energética del edificio, determinando la calidad de la herramienta.

1.5. Estructura de la tesis

En el Capítulo 2 se presenta el artículo de esta investigación. En la Sección 2.1 se realiza la introducción a la problemática que motiva el desarrollo de una herramienta de simulación energética para edificios. En la Sección 2.2 se presenta una revisión de la literatura referente a los enfoques de simulación basados en optimización utilizados para el análisis del rendimiento energético de edificios. En la Sección 2.3, se describe el marco metodológico propuesto para el cálculo de la carga térmica de un edificio corporativo, considerando ecuaciones lineales de balance y conservación de energía, un método para modelar la inercia térmica y un algoritmo para la calibración de parámetros de simulación. En la Sección 2.4 se presenta la caracterización del edificio tomado como caso de estudio. En la Sección 2.5 se exponen y discuten los resultados obtenidos de la investigación y en la Sección 2.6, se resumen las principales conclusiones del artículo y se dan los lineamientos para futuras investigaciones.

2. Simulación y optimización energética para la elección de medidas de eficiencia en edificios

2.1. Introducción y motivación

Uno de los mayores desafíos que enfrenta el siglo XXI es el consumo de energía primaria y su efecto sobre el cambio climático (Asadi et al. 2012). En tal contexto, se puede afirmar que los edificios en el mundo representan alrededor del 40 % del consumo total de energía y emiten un tercio del total de gases de efecto invernadero (Ruparathna et al. 2016), por ende, la minimización de la demanda energética en edificaciones es esencial para reducir el consumo de energía en la cadena de suministro energético global y conducir a la sustentabilidad en los edificios (Karmellos et al. 2015).

El sector de la construcción es amplio, sin embargo, en términos del consumo energético, la literatura distingue dos categorías para los edificios: edificios nuevos, aquellos que se van a construir; y edificios existentes, aquellos que requieren medidas de readaptación (*retrofit*) energética. Los edificios nuevos representan un pequeño porcentaje del total de edificios, y debido a los avances tecnológicos y los nuevos métodos y técnicas de construcción, en un futuro próximo se prevé serán energéticamente independientes (Asadi et al. 2012). Por otro lado, los edificios existentes son los que proveen una gran oportunidad de desarrollo sustentable, pues representan una proporción muy alta del consumo mundial de energía y estarán funcionales durante muchas décadas por venir (Asadi et al. 2012).

Para llevar a cabo un proyecto de *retrofit* de energía, primero se debe hacer un diagnóstico y análisis de su consumo energético (Ruparathna et al. 2016). No obstante, es muy difícil realizar dicha evaluación, porque un edificio y su entorno son sistemas complejos (pues deben considerarse aspectos económicos, técnicos, tecnológicos, ecológicos, sociales, de confort, estéticos, etc.), donde todos los subsistemas influyen en la eficiencia y la interdependencia entre ellos juega un importante papel (Asadi et al. 2012). Ello aumenta la complejidad de los procesos térmicos que interactúan dentro del edificio y consecuentemente dificulta el cálculo de su rendimiento energético. Como resultado, los diseñadores suelen utilizar programas de simulación térmica para analizar los comportamientos térmicos y energéticos de un edificio, dados por las características de su envolvente, la tecnología de climatización en uso y la utilización. De esta forma, se pueden alcanzar objetivos específicos como: reducción del consumo energético, reducción del impacto ambiental, mejora del ambiente térmico en interiores, entre otros (Nguyen et al. 2014).

Actualmente se emplea simulación para detectar anormalidades en el uso de los recursos energéticos en los edificios y, asimismo, evaluar las medidas de eficiencia disponibles. Sin embargo, el mayor problema a la hora de usar simulación u otro método, es la exactitud de los resultados obtenidos, tópico ampliamente discutido en la literatura (véase Asadi et al. 2012, Karmellos et al. 2015, Ruparathna et al. 2016). Esto origina un “efecto dominó”, pues si la exactitud no es acotada a un margen aceptable, la

evaluación de las medidas de eficiencia energética arrojará una sobreestimación de los ahorros potenciales. A raíz de lo anterior, los investigadores han subrayado la importancia de contar con modelos precisos y simplificados para obtener cálculos más cercanos a la realidad (Ruparathna et al. 2016).

Los enfoques tradicionales basados en simulación suelen utilizar motores de “caja negra” como ECO-TEC, EQUEST, ESP-r, TRNSYS o EnergyPlus (Zavala 2012), sin embargo, se ha descubierto que las estrategias orientadas al uso de expresiones son significativamente más eficaces que estos programas de simulación, aunque paradójicamente, estos son los más utilizados actualmente (Nguyen et al. 2014). El modelamiento del comportamiento termodinámico de edificios típicamente se basa en el uso de expresiones para el balance y conservación de energía. Las mismas expresiones se emplean para modelar el efecto de medidas de eficiencia energética, que se utilizan en metodologías para el óptimo diseño y *retrofitting* de edificios. Dichas estrategias incluyen herramientas de programación matemática como enfoque principal, o bien, utilizan un enfoque híbrido que, vincula un programa de simulación energética para edificios con programación matemática. Esta última, obliga al uso de expresiones lineales (o al menos linealizables), y es en este punto donde se esboza una de las contribuciones de este trabajo.

En base a los antecedentes expuestos, en este artículo se desarrolla un marco metodológico que: primero, permite estimar la carga térmica de un edificio corporativo por concepto de calefacción y/o refrigeración para un período de tiempo dado; y segundo, permite evaluar un conjunto genérico de medidas de eficiencia energética que son viables para un edificio de este tipo. El marco propuesto incluye la caracterización de un edificio de estudio con sus respectivos parámetros, una metodología que aborda los intercambios de calor y la inercia térmica de las superficies, y una estrategia algorítmica para la calibración de parámetros requeridos para simulación.

Contribución y esquema del artículo Las contribuciones a la literatura en lo que respecta a eficiencia energética en edificios, son: (i) la adaptación de un conjunto de ecuaciones lineales capaces de modelar eficaz y eficientemente el comportamiento termodinámico de una edificación corporativa; (ii) una metodología simplificada basada en ajuste de parámetros, que permite hacer simulaciones de energía diarias, semanales, mensuales y/o anuales, y que no se limita al cálculo de la carga térmica *peak* para el diseño del sistema de climatización de una edificación; y (iii) una herramienta validada que permite hacer evaluaciones energéticas en edificios de forma automatizada y eficiente.

Este artículo se estructura como sigue. En la Sección 2.2 se presenta una revisión de la literatura referente a los enfoques de simulación basados en optimización utilizados para el análisis del rendimiento energético de edificios. En la Sección 2.3, se describe el marco metodológico propuesto para el cálculo de la carga térmica de un edificio corporativo, considerando ecuaciones lineales de balance y conservación de energía, un método para modelar la inercia térmica y un algoritmo para la calibración de parámetros de simulación. En la Sección 2.4 se presenta la caracterización del edificio tomado como caso de estudio. En la Sección 2.5 se exponen y discuten los resultados obtenidos de la investigación y

en la Sección 2.6, se resumen las principales conclusiones del artículo y se dan los lineamientos para futuras investigaciones.

2.2. Revisión de literatura

El estudio del desempeño térmico de edificios por medio de estrategias algorítmicas que modelan y simulan su comportamiento energético, se ha transformado en una herramienta indispensable para enfrentar problemas tanto en el diseño, como el *retrofit* de edificios energéticamente eficientes. Debido a ello, en las últimas tres décadas diversas investigaciones han centrado su atención en éste tópico de la literatura. Las estrategias que se mencionan, forman típicamente parte de los BEMS (*Building Energy Management Systems*) y se pueden distinguir dos usos principales: (i) como parte de los sistemas de monitoreo y control predictivo (ej., control de HVAC, *Heating, Ventilation and Air Conditioning*); y (ii) como herramienta para el diseño y evaluación de medidas de eficiencia energética en edificaciones (ej., evaluar diferentes configuraciones de la envolvente del edificio). A continuación, se presenta una revisión de la literatura que da cuenta de esos usos.

El uso de estrategias de caracterización del desempeño termodinámico en sistemas de control de edificios en el contexto de BEMS data de los 90'. Algunos ejemplos de estrategias de control de HVAC se pueden encontrar en (Zaheer-Uddin 1993, Knabe and Felsmann 1997, Jung et al. 1997); adicionalmente, el uso de estrategias similares para el control de dispositivos de almacenamiento térmico se puede encontrar en (Ren and Wright 1997, Chen 2002). Más aún, recientemente también se han desarrollado esquemas metodológicos similares (ej., Marinakis et al. 2013b), que incorporan no solo estrategias de control, sino que también de módulos de monitoreo remoto.

Los investigadores e ingenieros de esta área se han visto enfrentados a la complejidad de los fenómenos termodinámicos que se desarrollan dentro de una edificación, lo que conduce a la incorporación de motores de simulación energética como esquema principal para caracterizar un edificio. Una de las primeras estrategias que sigue este paradigma se puede encontrar en (Clarke et al. 2002), donde se presenta el prototipo de un sistema de control basado en un algoritmo de simulación cuyo objetivo es el ajuste del comportamiento de dispositivos de control y respuesta. Con posterioridad a este trabajo, diversos autores han desarrollado esquemas mucho más complejos integrando simulación y optimización en el contexto de sistemas de control y monitoreo en tiempo real; ejemplos se pueden encontrar en (Huang et al. 2004, Coffey 2008, Wong et al. 2008a,b, Liu et al. 2014). De particular relevancia para esta investigación, es el trabajo presentado en (Zavala 2012) donde el autor propone un método para la gestión óptima de consumos aprovechando las relaciones entre CO₂, humedad, presión, nivel de ocupación y temperatura. El motor de simulación desarrollado en este artículo, utiliza algunas expresiones similares a aquellas descritas en dicho trabajo, aunque con objetivos distintos (de caracterización termodinámica para simulación y no para control). Sistemas para el manejo de edificios de gran escala

son escasos en la literatura, pero existen algunos referentes que se pueden encontrar en (Ma et al. 2010, Zhao et al. 2013). Trabajos con objetivos similares y relativamente recientes, se presentan en (Marinakis et al. 2013a, Yang and Wang 2013, Gökçe and Gökçe 2014); en todos estos casos, se desarrollan sistemas integrados para optimizar el consumo de energía basándose en datos adquiridos en tiempo real. Un método basado en un paradigma distinto se desarrolla en (O'Donnell et al. 2013); en dicho artículo, se presenta un enfoque holístico en el que se consideran no solo las características de la envolvente y del uso, sino que aspectos adicionales como la legislación vigente o el criterio del constructor. Para revisiones exhaustivas de la literatura sobre sistemas de análisis y control basados en simulación, se recomienda (Foucquier et al. 2013, Nguyen and Aiello 2013, Nguyen et al. 2014). Finalmente, se sugiere también el libro de (Magoules and Zhao 2016) que presenta en uno de sus capítulos, una revisión actualizada de modelos de minería de datos y de *machine learning* recientemente desarrollados para predicción y análisis en el consumo de energía en edificios.

Gran parte de las estrategias de simulación del desempeño termodinámico de edificios ya mencionadas, basan su funcionamiento en modelos físicos y estadísticos determinados por funciones que dependen de variables como temperatura, humedad, nivel de ocupación, etc. Dicha dependencia está usualmente encarnada por coeficientes cuyos valores se determinan en etapas iniciales o bien están predefinidos. No obstante, dado que el desempeño (o precisión) de la herramienta depende fuertemente de dichos valores, se han desarrollado estrategias para estimar o calibrar dichos coeficientes con tal de minimizar el error de los modelos subyacentes. Ejemplos de tales estrategias se presentan en (Chen and Athienitis 2003, Bengea et al. 2011, Tahmasebi et al. 2012). Cabe destacar que la herramienta desarrollada en el contexto de este trabajo, toma elementos de la estrategia de ajuste presentada en (Bengea et al. 2011), porque también considera datos de sensores como método de entrenamiento y validación para el ajuste de los parámetros.

Como se dijo anteriormente, las estrategias algorítmicas para el modelamiento y simulación del comportamiento energético de edificaciones, también se han utilizado como herramienta para el diseño y la evaluación de la eficiencia energética de edificaciones. Dichas herramientas usualmente tienen como objetivo predecir cuál será el desempeño de un cierto edificio ya sea antes de su construcción o antes de implementar medidas de eficiencia energética. Algunos ejemplos en la literatura se encuentran en (Karatassou et al. 2006, Harvey 2008, Lin et al. 2010). En la tesis (Hanafy 2012), se presenta una metodología híbrida en la que no solo se controla y monitorea una edificación, sino que también se simulan eventuales configuraciones de uso y de envolvente que mejoran la eficiencia energética; sin embargo, la herramienta propuesta no considera el desarrollo de una herramienta de simulación propia, sino que utiliza TRNSYS.

Además del desarrollo de metodologías de simulación para el control y optimización en el uso de energía, en la última década una serie de investigaciones se han centrado en el desarrollo de metodologías para el óptimo diseño y *retrofitting* para lograr edificios energéticamente eficientes. Con diseño

y *retrofitting* se hace referencia a la selección óptima de medidas de eficiencia a incorporar ya sea en nuevos edificios como en edificios existentes. La mayor parte de estas estrategias utilizan programación matemática como elemento central en el esquema de diseño. Dada la complejidad del contexto de toma de decisiones, en el que diversos factores deben ser considerados, gran parte de las metodologías propuestas caen en el contexto de optimización multicriterio (por ej., Chantrelle et al. 2011, Asadi et al. 2012, Malatji et al. 2013, Karmellos et al. 2015, Lin et al. 2016). Entre estos trabajos, destaca el artículo de (Karmellos et al. 2015) ya que considera expresiones de balance y conservación de energía, así como una estrategia de zonificación, que son equiparables a las de este trabajo. Además de los modelos multicriterio, también se han desarrollado modelos monocriterio que persiguen objetivos similares; para refs. relativamente recientes, se recomienda ver (Yao 2012, Ruparathna et al. 2016, Sesana et al. 2016, Tan et al. 2016). Tanto en los casos multi- como monocriterio, el uso de programación matemática obliga, frecuentemente, al modelamiento del comportamiento termodinámico de edificios y de las respectivas medidas de eficiencia energética a través de expresiones lineales (o al menos linealizables). Es en este punto donde se explica la importancia conceptual de estos trabajos en el contexto de esta investigación.

Cabe señalar que parte importante de los trabajos mencionados hasta ahora sobre sistemas de simulación, análisis, monitoreo y control, asumen la existencia de una red de sensores de diverso tipo que capturan mediciones de las diferentes variables que determinan el comportamiento energético de los edificios estudiados; este elemento también es considerado en el esquema de esta investigación.

La mayoría de los trabajos presentados en esta revisión, se hacen cargo de la simulación energética de edificios en su fase de diseño, mientras que aquellos que trabajan con edificios existentes, emplean por lo general, herramientas de simulación externas. En esta investigación se plantea un enfoque “híbrido”, donde se utiliza un edificio que existe y se desarrolla una herramienta *ad-hoc* que incorpora un modelo de simulación y optimización. Esta combinación permite el ajuste de una serie de parámetros que son utilizados en ecuaciones que caracterizan correctamente el edificio. Posteriormente, con dicho modelo de simulación se puede decidir respecto de una estrategia de *retrofitting* particular y estimar el efecto de esta. Por tanto, esta herramienta trabaja con una dinámica de simulación/ajuste no para control, sino que para caracterización del desempeño energético actual y futuro, éste último, cuando se pretende estimar los efectos del *retrofitting*.

2.3. Metodología

En este trabajo se propone un marco metodológico que desarrolla una herramienta de simulación energética para edificios corporativos, que permite estimar la carga térmica del edificio por concepto de calefacción y/o refrigeración para un período de tiempo definido, y así mismo, permite evaluar desde el punto de vista energético, medidas de eficiencia energética. Como puede verse en Fig. 1, este marco se compone principalmente de tres fases interrelacionadas, donde las primeras dos fases se encargan

de caracterizar termodinámicamente el edificio considerando los intercambios energéticos internos y externos propios del edificio y de su interacción con el medio; y la tercera fase por su parte, se encarga de ajustar un conjunto de parámetros de simulación que participan en las fases precedentes, para que la simulación energética del edificio posea un buen nivel de precisión.

Este marco funciona de manera sistemática. En la primera fase se adaptan una serie de expresiones lineales existentes en la literatura (usualmente empleadas suponiendo un estado estacionario) basadas en el principio de balance y conservación de energía, que posibilitarán estimar la ganancia de calor de cada elemento del sistema (ej., superficies opacas, superficies transparentes, cargas internas, etc.). En la segunda fase se adapta un método conocido como Método de Series de Tiempo Radiante, que hará posible modelar la inercia térmica de dichos elementos, abordando los efectos de retardo (*“time delay”*) inherentes a los procesos de transferencia de calor. Y, finalmente, en la tercera fase se desarrolla una estrategia algorítmica que calibrará los parámetros de simulación que se emplean en la ejecución de la simulación energética del edificio, determinando la calidad de la herramienta. En las próximas subsecciones, se definirá en detalle cada componente central del enfoque propuesto.

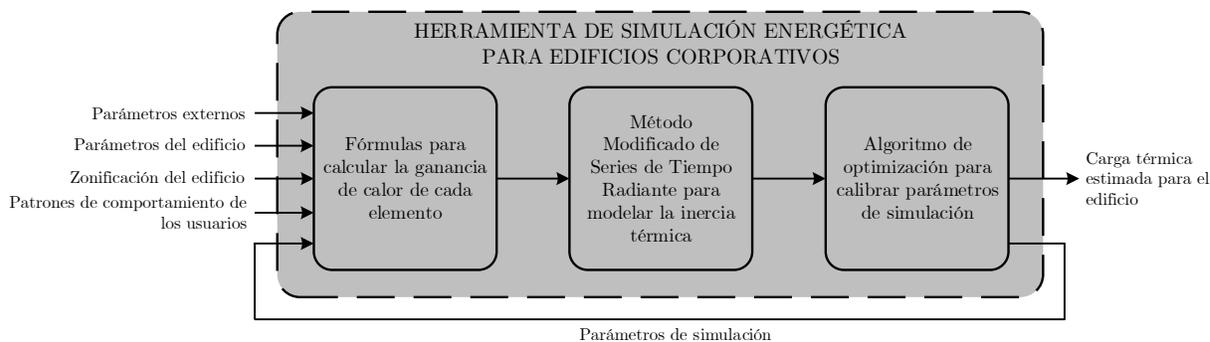


Figura 1: Modelo de bloques para la metodología propuesta.

2.3.1. Fórmulas para calcular la carga térmica

Uno de los paradigmas clave de esta metodología plantea que es posible aproximar el comportamiento termodinámico de un edificio en base a un conjunto de ecuaciones lineales, capaces de modelar las transferencias de energía dadas por los intercambios internos y externos. Para esto, se hace una representación matemática del edificio y de su entorno, así como de los procesos térmicos que se llevan a cabo dentro de él, incluyendo parámetros y zonificación del edificio, parámetros externos, parámetros de uso, y parámetros de simulación. Estos últimos, intervienen en dichas ecuaciones, pero también en el método que modela la inercia térmica, que se explicará en detalle en la Sección 2.3.2.

La discretización de los aspectos físicos, térmicos y temporales del edificio, así como los parámetros de simulación incorporados y las ecuaciones propuestas, se detallan a continuación.

Conjuntos Para caracterizar los espacios físicos del edificio, es necesario definir dos conjuntos elementales, estos son B y Z . El conjunto B alude a las características estructurales de una edificación, tal que, $B = \{1, \dots, i, \dots, |B|\}$, mientras que, el conjunto Z alude a las zonas que componen dicha edificación, tal que, $Z = \{1, \dots, z, \dots, |Z|\}$. Ambos conjuntos están estrechamente relacionados, tal que B_z es un subconjunto de elementos de la envolvente asociados a la zona z , donde, $B_z = B \cap Z$.

Con tal de representar matemáticamente las ecuaciones termodinámicas que intervienen en superficies específicas de dicha envolvente, se deben definir además otros subconjuntos. Así, C es el subconjunto de elementos de la envolvente que corresponden a superficies opacas externas, sean pisos, muros y cubiertas, tal que $C \subseteq B$. E_c es el subconjunto de C que hace referencia solo a los elementos de la envolvente del edificio que son muros externos, de este modo $E_c \subseteq C \subseteq B$. Asimismo, se define F_c como el subconjunto de C , que hace referencia solo a los elementos de la envolvente del edificio que son cubiertas, así $F_c \subseteq C \subseteq B$. Se define también, G como el subconjunto de elementos de la envolvente que corresponden a superficies transparentes externas (ventanas), tal que $G \subseteq B$. Asimismo, I es el subconjunto de elementos de la envolvente que corresponden a superficies opacas internas, sean pisos, muros y techos, tal que $I \subseteq B$.

Para identificar las cargas térmicas que son el resultado de los procesos de transferencia de calor que tienen lugar en una edificación, se define K como el conjunto de elementos de ganancia de calor, tal que $K = \{1, \dots, k, \dots, |K|\}$. Además, para caracterizar el cálculo de cada carga k durante un período determinado, se definen conjuntos con una componente temporal como sigue. M es el conjunto de períodos mensuales, tal que $M = \{1, \dots, m, \dots, |M|\}$; D_m es el conjunto de días hábiles asociados al período mensual m , tal que $D_m \subseteq M = \{1, \dots, d, \dots, |D_m|\}$; y H_d es el conjunto de períodos horarios asociados a un día d , tal que $H_d \subseteq D_m \subseteq M = \{0, \dots, h, \dots, |H_d|\}$.

Como se mencionó previamente, el enfoque de simulación energética depende de la definición de parámetros que deben calibrarse, por lo que se establece el conjunto J para identificar los parámetros de simulación, tal que $J = \{1, \dots, j, \dots, |J|\}$.

Parámetros Los parámetros corresponden a los datos conocidos a priori que sirven de *input* para ejecutar la simulación energética del edificio. Estos se encuentran presentes en cada componente del marco metodológico (ver Fig. 1) y se pueden obtener de distintas fuentes de información.

A continuación se presenta el primer grupo de parámetros, que se pueden cuantificar a partir de sensores u otro dispositivo de medición:

- $T_{i,h}^{\text{indoor}}$, temperatura de la cara interna del elemento $i \in B_z$ en el período $h \in H_d$, que se supone constante y equivalente a la temperatura promedio del aire de la zona al cual pertenece i , $[K]$;
- $T_{i,h}^{\text{adjacent}}$, temperatura promedio del aire en la zona adyacente a la zona del elemento $i \in B_z$, en el período $h \in H_d$, $[K]$;
- $I_h^{\text{beam-h}}$, irradiancia solar directa sobre un plano horizontal (ángulo $\psi_i = \pi$) en el período $h \in H_d$,

$$\left[\frac{W}{m^2}\right];$$

- $I_h^{\text{diffuse-h}}$, irradiancia solar difusa sobre un plano horizontal (ángulo $\psi_i = \pi$) en el período $h \in H_d$, $\left[\frac{W}{m^2}\right]$;
- $N_{z,h}$, número de personas que habitualmente está en la zona $z \in Z$ en el período $h \in H_d$, [adimensional];
- $AR_{z,h}$, número de renovaciones de aire en la zona $z \in Z$ en el período $h \in H_d$, correspondiente a la ventilación natural y las infiltraciones de aire, $\left[\frac{\text{Renovaciones}}{\text{Hora}}\right]$;
- q_z^{lighting} , ganancia de calor sensible debido al funcionamiento de la iluminación en la zona $z \in Z$, [W];
- $q_z^{\text{equipment}}$, ganancia de calor sensible debido al funcionamiento de equipos eléctricos en la zona $z \in Z$, [W].

El segundo grupo comprende los parámetros que se pueden obtener de alguna base de datos meteorológica:

- T_h^{outdoor} , temperatura del aire exterior en el período $h \in H_d$, [K];
- P_h , presión atmosférica en el período $h \in H_d$, [Pa];
- H_h , humedad relativa del aire exterior en el período $h \in H_d$, [%];
- WS_h , velocidad del viento donde se sitúa el edificio, en el período $h \in H_d$, $\left[\frac{m}{s}\right]$.

El tercer grupo incluye los parámetros que se pueden obtener de un levantamiento de información que detalle las características estructurales y termodinámicas de un edificio:

- V_z , volumen de la zona $z \in Z$, [m^3];
- A_z , área de la zona $z \in Z$, [m^2];
- A , área acondicionada del edificio, tal que $A = \sum_{z \in Z} A_z$, [m^2];
- A_i^{opaque} , área de la superficie opaca del elemento $i \in B_z$, [m^2];
- A_i^{window} , área de la superficie transparente (ventana) del elemento $i \in B_z$, [m^2];
- U_i , transmitancia térmica de la superficie opaca del elemento $i \in B_z$, $\left[\frac{W}{m^2K}\right]$;
- U^{window} , transmitancia térmica de las áreas transparentes (ventanas), que se supone igual para todas las ventanas del edificio, $\left[\frac{W}{m^2K}\right]$;
- α_i , absorptividad de la superficie $i \in C$ a la radiación solar, [%].

En el cuarto grupo se encuentran los parámetros que se deben estimar en base a un método y/o función matemática particular, y aquellos que corresponden a valores estandarizados:

- $h_h^{\text{convective}}$, coeficiente de convección exterior en el período $h \in H_d$, estimado en ec. (1) según el método *Simple Combined* descrito en (EnergyPlus 2015), $\left[\frac{W}{m^2K}\right]$;

- ΔR , diferencia entre la radiación de onda larga incidente en la superficie proveniente del cielo y del entorno, y la radiación emitida por un cuerpo negro a la temperatura del aire exterior. Según la (ASHRAE 2013), el valor de ΔR es 20 para superficies horizontales y 0 para superficies verticales $i \in C$, [adimensional];
- $T_{i,h}^{\text{sol-air}}$, temperatura sol-aire del elemento $i \in B_z$ en el período $h \in H_d$, estimada en ec. (2) según la fórmula de (ASHRAE 2013), [K];
- $\Delta T_{z,h}^{\text{ventilation}}$, diferencia entre las temperaturas (del aire) de la zona $z \in Z$ y la zona desde donde ingresa el aire en el período $h \in H_d$, [K];
- $HC(T_h^{\text{outdoor}})$, calor específico del aire seco en el período $h \in H_d$, en función de la T_h^{outdoor} , estimado a presión atmosférica, $\left[\frac{J}{kgK}\right]$;
- $AD(P_h, T_h^{\text{outdoor}}, H_h)$, densidad del aire húmedo en el período $h \in H_d$, en función de P_h , T_h^{outdoor} y H_h , estimado según la fórmula de (Picard et al. 2008), $\left[\frac{kg}{m^3}\right]$;
- $I_{i,h}^{\text{beam-t}}$, irradiancia solar *directa* sobre la superficie inclinada (un ángulo $\psi_i \leq \pi$) del elemento $i \in C \cup G$ en el período $h \in H_d$, $\left[\frac{W}{m^2}\right]$. Este parámetro se estima de acuerdo a una metodología compuesta por dos partes. Primero, se debe caracterizar el movimiento aparente del sol para un momento dado $h \in H_d$; y la orientación de la superficie $i \in C \cup G$ expuesta a dicha energía solar, en base a una serie de ángulos (ver Tabla 1 y Fig. 2) que se calculan según las fórmulas descritas en el Capítulo 1 de (Duffie and Beckman 2013). Segundo, con la información del primer paso, se puede trasponer el valor de la radiación solar *directa* captada en un plano horizontal a un plano inclinado un ángulo $\psi_i \leq \pi$, esto implica emplear una fórmula genérica descrita también en el Capítulo 1 de (Duffie and Beckman 2013), que permitirá obtener el valor de $I_{i,h}^{\text{beam-t}}$ en función de $I_h^{\text{beam-h}}$;
- $I_{i,h}^{\text{diffuse-t}}$, irradiancia solar *difusa* sobre la superficie inclinada (un ángulo $\psi_i \leq \pi$) del elemento $i \in C \cup G$ en el período $h \in H_d$, $\left[\frac{W}{m^2}\right]$. Este parámetro se estima también de acuerdo a una metodología compuesta por dos partes, siendo la primera parte equivalente a lo mencionado para $I_{i,h}^{\text{beam-t}}$. No obstante, la segunda parte implica trasponer el valor de la radiación solar *difusa* captada en un plano horizontal a un plano inclinado un ángulo $\psi_i \leq \pi$, para lo cual existen diversos modelos en la literatura, clasificados ampliamente como *Isotropic sky models* y *Anisotropic sky models* (para un estudio comparativo de dichos modelos, consultar las refs. de (Noorian et al. 2008), (Chwieduk 2009), (El-Sebaili et al. 2010), (Demain et al. 2013) y (Shukla et al. 2015)). El uso de un modelo u otro dependerá, entre otros factores, de las condiciones del cielo y la orientación de las superficies de interés, no obstante, tanto (Noorian et al. 2008) y (Demain et al. 2013), recomiendan emplear el *Anisotropic sky model* descrito en (Perez et al. 1990). Por tanto, este trabajo aplica dicho modelo, con el cual se obtendrá el valor de $I_{i,h}^{\text{diffuse-t}}$ en función de $I_h^{\text{diffuse-h}}$;
- $I_{i,h}^{\text{global-t}}$, irradiancia solar global sobre la superficie inclinada (un ángulo $\psi_i \leq \pi$) del elemento $i \in C \cup G$ en el período $h \in H_d$, viene dado por $I_{i,h}^{\text{global-t}} = I_{i,h}^{\text{beam-t}} + I_{i,h}^{\text{diffuse-t}}$, $\left[\frac{W}{m^2}\right]$;

- SC^{beam} , coeficiente de ganancia de calor solar directa, estimado en ec. (Q.3) considerando lo estipulado en el Capítulo 15 de (ASHRAE 2013), [adimensional];
- $SC^{diffuse}$, coeficiente de ganancia de calor solar difusa, valor obtenido de la Tabla 10 del Capítulo 15 de (ASHRAE 2013), [adimensional];
- $AF(\theta_{i,h})$, factor de ajuste en función del ángulo $\theta_{i,h}$ (ver Tabla 1) para la estimación de SC^{beam} , donde $AF(\theta_{i,h})$ se obtiene de la interpolación entre los valores de la Tabla 10 del Capítulo 15 de (ASHRAE 2013), [adimensional];
- q^{person} , ganancia de calor sensible por persona, en función de la actividad que habitualmente realiza. Es un valor genérico que esta tabulado en Tabla 1 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013), $\left[\frac{W}{persona}\right]$.

Vectores En un grupo aislado se encuentran los principales parámetros que deben representarse de forma vectorial y que participan en partes específicas de la metodología propuesta. De esta forma, se define $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{|O|}$ como un vector de parámetros de valores reales que representa un índice de rugosidad, donde cada elemento u_o corresponde a un coeficiente de rugosidad del material. Siendo el conjunto $O = \{1, 2, 3\}$ creado para u .

También se definen series de tiempo que puede ser de conducción (CTS) o de radiación (RTS) y que permiten modelar el fenómeno de la inercia térmica en los componentes del sistema, como se explicará en detalle en la Sección 2.3.2. Así, en primer lugar se define $\mathbf{c} \in [0, 1]^{|H_d|}$ como un vector de parámetros de valores reales que representa una CTS, donde cada elemento c_h es un factor de tiempo de conducción, que representa el porcentaje de una ganancia de calor en una superficie exterior (muro externo o una cubierta) anterior a la hora actual, que se convierte en una ganancia de calor hacia el interior de la zona a la cual pertenecen dichas superficies, en el presente. En segundo lugar se define $\mathbf{r} \in [0, 1]^{|H_d|}$ como un vector de parámetros de valores reales que representa una RTS, donde cada elemento r_h es un factor de tiempo de radiación, que representa el porcentaje de una ganancia de calor radiante anterior a la hora actual, que se convierte en carga térmica durante el presente.

Tabla 1: Ángulos que describen el movimiento aparente del sol y la orientación de una superficie externa de un edificio. Nomenclatura adaptada del Capítulo 1 de (Duffie and Beckman 2013).

Símbolo	Definición	Unidad
ψ_i	\sphericalangle de inclinación de una superficie externa $i \in C \cup G$, con respecto al plano horizontal	[rad]
δ_d	\sphericalangle de declinación solar en el período $d \in D_m$	[rad]
θ_h^z	\sphericalangle de incidencia de la radiación solar directa sobre un plano horizontal (\sphericalangle cenital del sol), en el período $h \in H_d$	[rad]
$\theta_{i,h}$	\sphericalangle de incidencia de la radiación solar directa sobre una superficie externa $i \in C \cup G$ (inclinada un ángulo ψ_i) en el período $h \in H_d$	[rad]
ω_h	\sphericalangle horario en el período $h \in H_d$	[rad]
α_h^s	\sphericalangle que denota la altura solar en el período $h \in H_d$	[rad]
γ_h^s	\sphericalangle que denota el azimut solar en el período $h \in H_d$	[rad]
γ_i	\sphericalangle que denota el azimut (orientación) de una superficie externa $i \in C \cup G$	[rad]

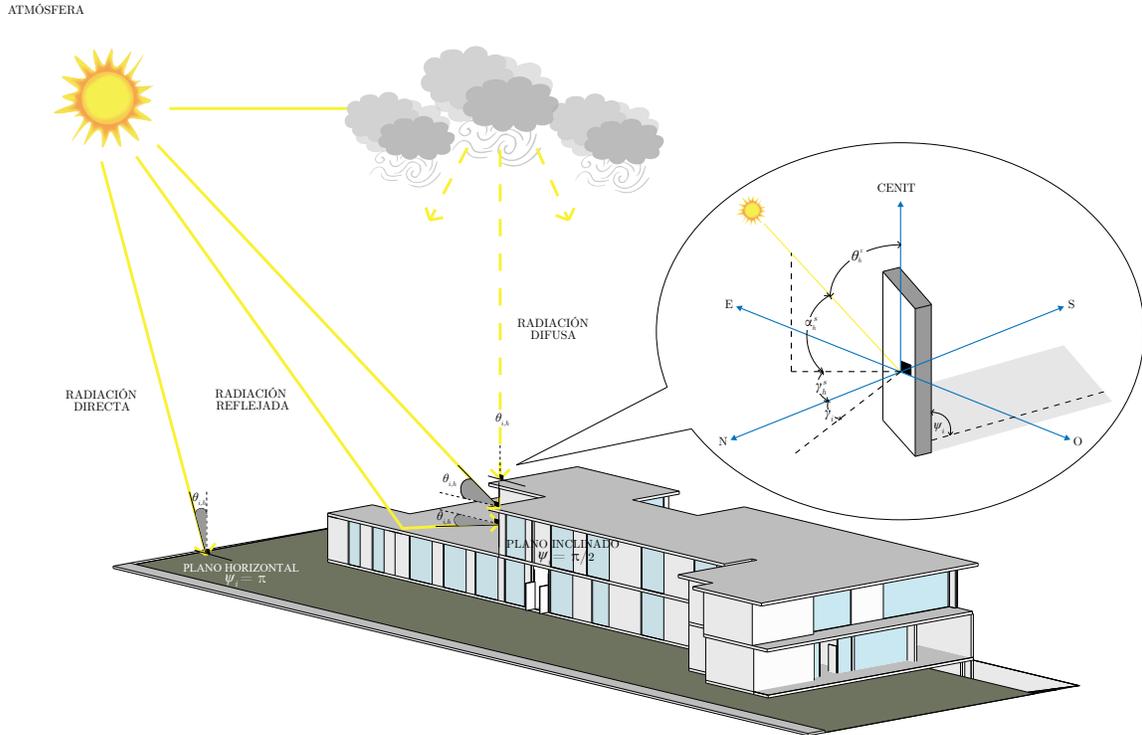


Figura 2: Modelo 3D del edificio en estudio. Representa esquemáticamente la radiación incidente en las superficies externas del edificio, en función de los ángulos descritos en Tabla 1.

Factores β La hipótesis central de este trabajo plantea, que es posible determinar un conjunto de parámetros denominados “factores β ”, que permitirán realizar simulaciones energéticas que estimen el desempeño termodinámico de un edificio, con un buen nivel de precisión. Por esta razón, dichos factores intervienen dentro de todo el marco propuesto y no poseen una naturaleza definida, pues depende de la operación en que participen.

Para efectos de modelación matemática, formalmente se define $\beta \in \mathbb{R}^{|J|}$ como un vector de valores reales que representa al conjunto de factores β que debe ajustarse al comportamiento del edificio para ejecutar la simulación respectiva, donde cada elemento $\beta_{z,m}^j$ se define $\forall z \in Z$ y $\forall m \in M$, y su dominio puede ser discreto o continuo en base a la naturaleza y funcionalidad de cada factor β .

En un primer grupo, los elementos $\beta_{z,m}^j \in \beta$ que se emplean para dividir un elemento de ganancia de calor k , en su parte convectiva y radiativa, son los siguientes:

- $\beta_{z,m}^2$, fracción radiativa (RF) de las ganancias de calor por cubiertas, tal que, $\beta_{z,m}^2 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^3$, RF de las ganancias de calor por personas, tal que, $\beta_{z,m}^3 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^4$, RF de las ganancias de calor por iluminación, tal que, $\beta_{z,m}^4 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^5$, RF de las ganancias de calor por equipos, tal que, $\beta_{z,m}^5 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^9$, RF de las ganancias de calor por todo tipo de muros, tal que, $\beta_{z,m}^9 \in [0, 1]$.

En un segundo grupo, los elementos $\beta_{z,m}^j \in \beta$ que se emplean para seleccionar una serie de tiempo determinada, ya sea, una serie de tiempo de conducción (CTS) o una serie de tiempo radiante (RTS), son los siguientes:

- $\beta_{z,m}^{10}$, selector de la CTS dada por \mathbf{c} para muros exteriores. Existe un \mathbf{c} para cada tipo de muro, categorizados como “Concrete block wall” y “Precast and cast-in-place concrete walls” en la Tabla 16 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013). Así, existen 11 opciones de vectores \mathbf{c} , donde por ejemplo, cuando $\beta_{z,m}^{10} = 1$, corresponde a la CTS número 21 de dicha tabla y cuando $\beta_{z,m}^{10} = 11$, alude a la CTS número 31. Por tanto, el dominio de $\beta_{z,m}^{10}$, queda definido por $\beta_{z,m}^{10} \in \{1, \dots, 11\}$;
- $\beta_{z,m}^{11}$, selector de la CTS dada por \mathbf{c} para cubiertas. Existe un \mathbf{c} para cada tipo de cubierta, categorizadas como “Metal deck roofs” y “Concrete roofs” en la Tabla 17 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013). Así, existen 11 opciones de vectores \mathbf{c} , donde por ejemplo, cuando $\beta_{z,m}^{11} = 1$, corresponde a la CTS número 9 de dicha tabla y cuando $\beta_{z,m}^{11} = 11$, alude a la CTS número 19. Por tanto, el dominio de $\beta_{z,m}^{11}$, queda definido por $\beta_{z,m}^{11} \in \{1, \dots, 11\}$;
- $\beta_{z,m}^{12}$, selector de la RTS No-Solar (*Nonsolar* RTS) dada por \mathbf{r} para las zonas externas (muros y cubiertas) y para las cargas internas. Dependiendo de la masa global de la construcción, existe un \mathbf{r} para cada tipo de construcción, categorizados como “Medium” y “Heavy” con sus respectivas variantes, en la Tabla 19 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013). Así, existen 12 opciones de vectores \mathbf{r} que se encuentran tabulados allí, donde por ejemplo, cuando $\beta_{z,m}^{12} = 1$, corresponde a la RTS número 7 de dicha tabla y cuando $\beta_{z,m}^{12} = 12$, alude a la RTS número 18. Además, existen 2 vectores \mathbf{r} adicionales que capturan la estocasticidad y dinámica no representada por los vectores precedentes. Por tanto, el dominio de $\beta_{z,m}^{12}$, queda definido por $\beta_{z,m}^{12} \in \{1, \dots, 14\}$;
- $\beta_{z,m}^{13}$, selector de la *Nonsolar* RTS dada por \mathbf{r} para las zonas internas (particiones y techos). Existe un \mathbf{r} para los tipos de construcción de las zonas interiores, categorizados como “Light”, “Medium” y “Heavy” con sus respectivas variantes, en la Tabla 19 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013). Así, existen 6 opciones de vectores \mathbf{r} que se encuentran tabulados allí, donde por ejemplo, cuando $\beta_{z,m}^{13} = 1$, corresponde a la RTS número 19 de dicha tabla y cuando $\beta_{z,m}^{13} = 6$, alude a la RTS número 24. Por tanto, el dominio de $\beta_{z,m}^{13}$, queda definido por $\beta_{z,m}^{13} \in \{1, \dots, 6\}$;
- $\beta_{z,m}^{14}$, selector de RTS Solar (*Solar* RTS) dada por \mathbf{r} para la ganancia de calor solar que se transmite de forma directa por ventanas, es decir, para la fenestración solar. Existe un \mathbf{r} para los tipos de construcción, categorizados como “Medium” y “Heavy” con sus respectivas variantes, en la Tabla 20 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013). Así, existen 12 opciones de vectores \mathbf{r} , donde por ejemplo, cuando $\beta_{z,m}^{14} = 1$, corresponde a la RTS número 7 de dicha tabla y cuando $\beta_{z,m}^{14} = 12$, alude a la RTS número 18. Por tanto, el dominio de $\beta_{z,m}^{14}$, queda definido por $\beta_{z,m}^{14} \in \{1, \dots, 12\}$.

Finalmente, en un tercer grupo, los elementos $\beta_{z,m}^j \in \beta$ que corresponden a una propiedad térmica de las superficies que están en contacto con el exterior y expuestas al sol, es decir, aquellos elementos $i \in C \cup G$ de la envolvente del edificio, son los siguientes:

- $\beta_{z,m}^1$, factor porcentual asociado a las pérdidas de radiación por las cargas internas (personas, iluminación y equipos) y a las pérdidas de radiación solar por superficies transparentes expuestas al sol, tal que, $\beta_{z,m}^1 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^6$, máximo valor de SC^{beam} para fenestración solar, tal que, $\beta_{z,m}^6 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^7$, absorptividad de la superficie de la cubierta a la radiación solar, tal que, $\beta_{z,m}^7 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^8$, absorptividad de la superficie del muro exterior a la radiación solar, tal que, $\beta_{z,m}^8 \in [0, 1]$;
- $\beta_{z,m}^{15}$, selector del índice de rugosidad dado por \mathbf{u} , requerido en la Ec.(1) para estimar $h_h^{\text{convective}}$. Existe un \mathbf{u} para cada nivel de rugosidad, que va desde “muy rugoso” a “muy suave”, pasando por niveles intermedios, que son descritos en en la Tabla 6 de (EnergyPlus 2015). Así, existen 6 opciones de vectores \mathbf{u} que definen el dominio de $\beta_{z,m}^{15}$, tal que, $\beta_{z,m}^{15} \in \{1, \dots, 6\}$;
- $\beta_{z,m}^{16}$, emisividad hemisférica de las superficies externas, tal que, $\beta_{z,m}^{16} \in [0, 1]$.

Ecuaciones Tal como se señala en (ASHRAE 2013), los requerimientos energéticos de un edificio durante un período de tiempo determinado, dependen fuertemente de la demanda de calefacción y/o refrigeración que este posea. A su vez, esta demanda depende de la carga térmica del edificio en cuestión, definida como la tasa de entrada o salida de energía que se necesita para mantener el ambiente interior del edificio a una temperatura y humedad deseada.

Esta carga térmica, es el resultado de los procesos de transferencia de calor por transmisión, convección, y radiación desde y hacia la envolvente del edificio y fuentes internas. Estas transferencias de energía se expresan matemáticamente por medio de ecuaciones lineales, que permitirán estimar la ganancia de calor de cada componente del sistema que se describe a continuación.

- *Entradas* de calor por conducción a través de superficies opacas externas (muros externos, pisos externos y cubiertas) están dados por $q_{z,h}^1$ en ec. (Q.1); las cuales se convertirán en *ganancias* de calor por conducción para dichas superficies, usando el método que se describe en la Sección 2.3.2, [W]. En la ec. (Q.1), interviene $T_{i,h}^{\text{sol-air}}$, el cual depende a su vez de $h_h^{\text{convective}}$, ambos parámetros previamente definidos. $h_h^{\text{convective}}$ y $T^{\text{sol-air}}$ se calculan según las ecs. (1) y (2), respectivamente:

$$h_h^{\text{convective}} = u_1 + u_2 \cdot WS_h + u_3 \cdot (WS_h)^2 \quad \forall h \in H_d, \quad (1)$$

$$T_{i,h}^{\text{sol-air}} = T_h^{\text{outdoor}} + \frac{\alpha_i \cdot I_{i,h}^{\text{global-t}}}{h_h^{\text{convective}}} - \frac{\beta_{z,m}^{16} \cdot \Delta R}{h_h^{\text{convective}}}, \quad \alpha_i = \begin{cases} \beta_{z,m}^7, & \text{si } i \in B_z \cap F_c \\ \beta_{z,m}^8, & \text{si } i \in B_z \cap E_c \end{cases} \quad \forall i \in B_z, \forall h \in H_d. \quad (2)$$

- Ganancias de calor por conducción de superficies transparentes externas (ventanas externas) están dados por $q_{z,h}^2$ en ec. (Q.2), [W].
- Ganancias de calor solar que se transmiten a través de superficies transparentes externas (ventanas externas), están dadas por $q_{z,h}^3$ en ec. (Q.3) para la componente directa de la radiación solar y por $q_{z,h}^4$ en ec. (Q.4), para la componente difusa de la radiación solar, [W].

- Ganancias de calor por conducción de superficies internas (muros internos, pisos internos y techos) están dados por $q_{z,h}^5$ en ec. (Q.5), $[W]$.
- Ganancias de calor sensible por concepto de ocupantes están dados por $q_{z,h}^6$ en ec. (Q.6), $[W]$.
- Ganancias de calor sensible por concepto de iluminación están dados por $q_{z,h}^7$ en ec. (Q.7), $[W]$.
- Ganancias de calor sensible por concepto de equipos eléctricos están dados por $q_{z,h}^8$ en ec. (Q.8), $[W]$.
- Ganancias de calor sensible por concepto de ventilación e infiltraciones de aire están dados por $q_{z,h}^9$ en ec. (Q.9), $[W]$.

Para llevar a cabo la simulación energética del edificio, se debe establecer previamente el período $m \in M$ de la simulación, así, los factores β se ajustan para ese intervalo de tiempo, de acuerdo a la estrategia algorítmica que se describe más adelante (ver Sección 2.3.3). Como resultado, se tiene una configuración particular del vector β para dicho m y para cada $z \in Z$, es decir, $\beta_m = (\beta_{1,m}^1, \dots, \beta_{z,m}^j, \dots, \beta_{Z,m}^J)$. Los elementos de β_m son los que participan en las ecuaciones que se presentan a continuación, y dichas expresiones son las encargadas de caracterizar la carga térmica instantánea para cada elemento $k \in K$, es decir, representan la velocidad a la que la energía térmica se transfiere al aire de la zona z , en un momento dado h . Por tanto, $\forall z \in Z$ y $\forall h \in H_d$, se tiene que:

$$q_{z,h}^1 = \sum_{i \in B_z \cap C} A_i^{\text{opaque}} \cdot U_i \cdot (T_{i,h}^{\text{sol-air}} - T_{i,h}^{\text{indoor}}), \quad (\text{Q.1})$$

$$q_{z,h}^2 = \sum_{i \in B_z \cap G} A_i^{\text{window}} \cdot U^{\text{window}} \cdot (T_h^{\text{outdoor}} - T_{i,h}^{\text{indoor}}), \quad (\text{Q.2})$$

$$q_{z,h}^3 = \sum_{i \in B_z \cap G} A_i^{\text{window}} \cdot I_{i,h}^{\text{beam-t}} \cdot SC^{\text{beam}} \cdot (1 - \beta_{z,m}^1), \quad SC^{\text{beam}} = \beta_{z,m}^6 \cdot AF(\theta_{i,h}), \quad (\text{Q.3})$$

$$q_{z,h}^4 = \sum_{i \in B_z \cap G} A_i^{\text{window}} \cdot I_{i,h}^{\text{diffuse-t}} \cdot SC^{\text{diffuse}} \cdot (1 - \beta_{z,m}^1), \quad (\text{Q.4})$$

$$q_{z,h}^5 = \sum_{i \in B_z \cap I} (A_i^{\text{opaque}} \cdot U_i + A_i^{\text{window}} \cdot U^{\text{window}}) \cdot (T_{i,h}^{\text{adjacent}} - T_{i,h}^{\text{indoor}}), \quad (\text{Q.5})$$

$$q_{z,h}^6 = q^{\text{person}} \cdot N_{z,h} \cdot (1 - \beta_{z,m}^1), \quad (\text{Q.6})$$

$$q_{z,h}^7 = q_z^{\text{lighting}} \cdot (1 - \beta_{z,m}^1), \quad (\text{Q.7})$$

$$q_{z,h}^8 = q_z^{\text{equipment}} \cdot (1 - \beta_{z,m}^1), \quad (\text{Q.8})$$

$$q_{z,h}^9 = \left(\frac{AR_{z,h}}{3600} \right) \cdot V_z \cdot HC(T_h^{\text{outdoor}}) \cdot AD(P_h, T_h^{\text{outdoor}}, RH_h) \cdot \Delta T_{z,h}^{\text{ventilation}}. \quad (\text{Q.9})$$

2.3.2. Método de Series de Tiempo Radiante Modificado (*Modified RTSM*)

El Método de Series de Tiempo Radiante (RTSM) es un método simplificado para realizar cálculos de carga de refrigeración *peak* para el diseño del sistema de climatización de una edificación. Este método fue propuesto por (Spitler et al. 1997) y presentado posteriormente en las ediciones de ASHRAE

Handbook - Fundamentals a partir del 2001 (ASHRAE 2013). Para información detallada del RTSM revisar las refs. mencionadas y un manual publicado por el autor (Spitler 2009).

En términos generales, el RTSM calcula la ganancia de calor para cada fuente y luego considera el retardo de los procesos de conducción y radiación, usando series de tiempo que se encargan de distribuir las ganancias de calor de forma efectiva a través del tiempo, como se explica a continuación.

- La serie de tiempo de conducción (CTS) está definida por el vector \mathbf{c} , y se usa para convertir las *entradas de calor* por conducción para las superficies opacas externas $i \in B_z \cap C$ de cada hora, en *ganancias de calor* conductivas para cada hora según la ec. (3):

$$q_h = c_0 \cdot q_{i,h} + c_1 \cdot q_{i,h-1} + c_2 \cdot q_{i,h-2} + c_3 \cdot q_{i,h-3} + \dots + c_{23} \cdot q_{i,h-23}. \quad (3)$$

Donde, $\forall i \in B_z \cap C$ se tiene que: q_h es la *ganancia de calor* por conducción para la superficie para la hora actual h , [W]; $q_{i,h}$ es la *entrada de calor* por conducción para la superficie para la hora actual h , tal que $q_{i,h} \subseteq q_{z,h}^1$, [W]; $q_{i,h-n}$ es la *entrada de calor* por conducción para la superficie n horas antes de h , tal que $q_{i,h-n} \subseteq q_{z,h-n}^1$, [W]; y c_0, c_1, \dots, c_{23} son los factores de tiempo de conducción previamente definidos, tal que $c_h \in \mathbf{c}$.

- La serie de tiempo radiante (RTS) está definida por el vector \mathbf{r} , y se usa para para convertir la porción radiante de las ganancias de calor $k \in K$ de cada hora, en la carga térmica de cada hora según la ec. (4):

$$Q_h^{k, \text{radiant}} = r_0 \cdot q_h^{k, \text{radiant}} + r_1 \cdot q_{h-1}^{k, \text{radiant}} + r_2 \cdot q_{h-2}^{k, \text{radiant}} + r_3 \cdot q_{h-3}^{k, \text{radiant}} + \dots + r_{23} \cdot q_{h-23}^{k, \text{radiant}}. \quad (4)$$

Donde, $\forall z \in Z$ se tiene que: $Q_h^{k, \text{radiant}}$ es la *carga térmica* por radiación para la hora actual h , [W]; $q_h^{k, \text{radiant}}$ es la *ganancia de calor* por radiación para la hora actual h , [W]; $q_{h-n}^{k, \text{radiant}}$ es la *ganancia de calor* por radiación n horas antes de h , [W]; y r_0, r_1, \dots, r_{23} son los factores de tiempo de radiación previamente definidos, tal que $r_h \in \mathbf{r}$.

- Cabe mencionar que para poder aplicar una CTS o una RTS, se debe obtener un perfil de 24 [h] ya sea de las *entradas de calor* por conducción en el primer caso, o de las *ganancias de calor*, en el otro caso.

En este enfoque se plantea una modificación al RTSM original (*Modified RTSM*) que se explica por la incorporación de ciertos elementos $\beta_{z,m}^j \in \beta$, que permitirán estimar la carga térmica del edificio no solo para refrigeración, sino que también para calefacción. Seguido de eso, permitirán hacer simulaciones energéticas para cualquier intervalo de tiempo definido, para no limitarse a cálculos de diseño y dimensionamiento de HVAC para carga *peak*, como lo hace el RTSM original.

La implementación del *Modified RTSM* para una zona $z \in Z$ sigue el diagrama de flujo que se muestra en la Fig. 3, la cual representa con bloques verdes la intervención de los elementos $\beta_{z,m}^j \in \beta$. El detalle del procedimiento se explica a continuación.

- Paso 1** Determinar las CTS para las superficies opacas externas de cada zona $z \in Z$. Para los muros y pisos externos emplee el vector \mathbf{c} seleccionado por $\beta_{z,m}^{10}$, y para las cubiertas emplee el vector \mathbf{c} seleccionado por $\beta_{z,m}^{11}$.
- Paso 2** Determinar las RTS para cada zona $z \in Z$. Para las *Solar* RTS emplee el vector \mathbf{r} seleccionado por $\beta_{z,m}^{14}$, y para las *Nonsolar* RTS emplee el vector \mathbf{r} seleccionado por $\beta_{z,m}^{12}$ y $\beta_{z,m}^{13}$, según corresponda.
- Paso 3** Determinar el coeficiente de ganancia de calor solar directa SC^{beam} , según los valores de $\beta_{z,m}^6$ y $AF(\theta_{i,h})$ de acuerdo a la ec. (Q.3).
- Paso 4** Calcular por hora la temperatura sol–aire para cada superficie externa, como se muestra en la ec. (2). Para ello, estimar previamente para cada superficie externa: emisividad según el valor de $\beta_{z,m}^{16}$; absorptividad según el valor de $\beta_{z,m}^7$ para las cubiertas y de $\beta_{z,m}^8$ para los muros; radiación solar incidente global; y el coeficiente de convección exterior, dado por la ec.(1).
- Paso 5** Calcular por hora las ganancias de calor por conducción de superficies opacas. Esto incluye, calcular: (i) *entradas de calor* por conducción a través de superficies externas, según la ec. (Q.1), para luego aplicar la CTS dada por el vector \mathbf{c} , según la ec. (3); (ii) ganancias de calor por conducción a través de superficies internas, según la ec. (Q.5).
- Paso 6** Calcular por hora las ganancias de calor por fenestración. Esto incluye, calcular: (i) ganancias de calor por conducción a través de superficies transparentes externas usando la ec. (Q.2); y (ii) ganancias de calor solar debido a la radiación directa y difusa, usando las ecs. (Q.3) y (Q.4), respectivamente. Considerar en (ii) un factor de pérdidas de radiación dado por $\beta_{z,m}^1$.
- Paso 7** Calcular por hora las ganancias de calor sensible por ocupantes, iluminación y equipos, utilizando la ecs. (Q.6), (Q.7) y (Q.8), respectivamente. Considerar aquí un factor de pérdidas de radiación dado por $\beta_{z,m}^1$.
- Paso 8** Calcular por hora las ganancias de calor sensible por ventilación e infiltraciones de aire, de acuerdo a la ec. (Q.9).
- Paso 9** Dividir todas las ganancias de calor $q_{z,h}^k$, excepto las calculadas en **Paso 8**, en porciones radiativas $q_h^{k, radiant}$ y convectivas $q_h^{k, convective}$, $\forall z \in Z$, de acuerdo a la fracción radiativa (RF) correspondiente. Para las ganancias de calor por: (i) todo tipo de muros (internos y externos), emplear la RF dada por $\beta_{z,m}^9$; (ii) cubiertas, emplear la RF dada por $\beta_{z,m}^2$; (iii) personas, emplear la RF dada por $\beta_{z,m}^3$; (iv) iluminación, emplear la RF dada por $\beta_{z,m}^4$; (v) equipos, emplear la RF dada por $\beta_{z,m}^5$; y (vi) superficies transparentes externas, emplear la RF dada en función de SC^{beam} , según lo recomendado por la Tabla 14 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013).
- Paso 10** Convertir la porción radiativa de las ganancias de calor en carga térmica por hora utilizando la ec. (4). La ganancia de calor solar por radiación directa se convertirá utilizando la *Solar* RTS dada por el vector \mathbf{r} ; y todas las ganancias de calor restantes, se convertirán con las *Nonsolar*

RTS dadas por r , según corresponda. Culminado este proceso, se tendrá: $Q_h^{k, \text{convective}}$, que es la porción convectiva de las ganancias de calor, tal que $Q_h^{\text{convective}} = q_h^{k, \text{convective}}$, [W]; y $Q_h^{k, \text{radiant}}$, que es la porción radiativa de las ganancias de calor retardada (“time-delayed”) para esa hora y las 23 [h] previas, [W].

Paso 11 Para cada hora, sumar las porciones convectivas de las ganancias de calor (provenientes del **Paso 9**) con las cargas térmicas por radiación (provenientes del **Paso 10**) según la ec. (5):

$$Q_h = \sum_{k \in K'} Q_h^{k, \text{radiant}} + \sum_{k \in K} Q_h^{k, \text{convective}}, \quad K' \subseteq K = \{1, \dots, k, \dots, |K - 1|\}. \quad (5)$$

Donde, $\forall z \in Z$, Q_h será la carga térmica sensible para una hora $h \in H_d$.

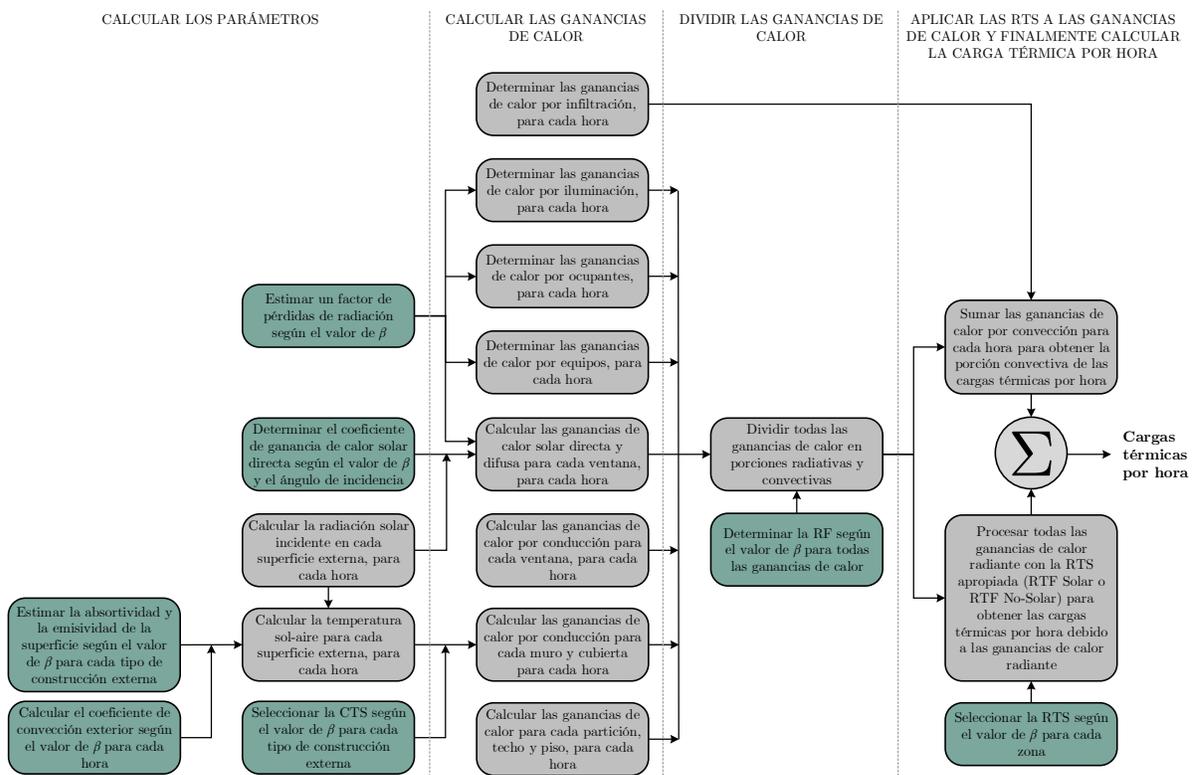


Figura 3: Visión general del *Modified* RTSM para una zona. Adaptado de la Fig. 8 del Capítulo 18 de (ASHRAE 2013).

2.3.3. Algoritmo de optimización para la simulación energética

Para describir el enfoque basado en optimización para ajustar los factores β , es necesario indicar cómo evaluar la exactitud de una configuración dada de esos factores. Para éste propósito, se define un error como la desviación porcentual que existe entre el valor estimado en relación al valor real.

Para un dado intervalo de tiempo P (ej., una temporada de 3 meses), se define $Q_P = (Q_1, \dots, Q_z, \dots, Q_Z)$ como una recopilación de lecturas de consumo de energía real para cada zona

del edificio durante P , donde cada registro puede obtenerse por medidores, sensores o inclusive ser simulado por un *software*, matemáticamente cada lectura es: $Q_z = \sum_t^P Q_{z,t}$, $\forall z \in Z$. De manera análoga, se define $Q'_P(\beta') = (Q'_1, \dots, Q'_z, \dots, Q'_Z)$ como los valores de consumo de energía calculados para cada zona del edificio durante P , por la metodología propuesta y usando una configuración particular del vector β' , donde cada valor calculado corresponde a: $Q'_z = \sum_t^P Q'_{z,t}$, $\forall z \in Z$. De esta manera, se establece un error *zonal* y un error *global* inducido por β' , según las ecs. (6) y (7) que se presentan a continuación:

$$\epsilon_1(\beta') = \frac{\sum_{t=1}^P Q_{z,t} - \sum_{t=1}^P Q'_{z,t}}{\sum_{t=1}^P Q_{z,t}}, \quad (6)$$

$$\epsilon_2(\beta') = \frac{\sum_{t=1}^P \sum_{z=1}^Z Q_{z,t} - \sum_{t=1}^P \sum_{z=1}^Z Q'_{z,t}}{\sum_{t=1}^P \sum_{z=1}^Z Q_{z,t}}. \quad (7)$$

En la ec. (7) se representa la diferencia relativa entre el consumo de energía total real ($Q = \sum_{t=1}^P \sum_{z=1}^Z Q_{z,t}$) y el consumo de energía total asociado a β' ($Q' = \sum_{t=1}^P \sum_{z=1}^Z Q'_{z,t}$), mientras que en la ec. (6) con la misma definición, se precisa el error por zona. Ello se debe a que el valor de $\epsilon_2(\beta')$ no considera la influencia de tener zonas no-homogéneas, por ende, $\epsilon_1(\beta')$ constituye una forma alternativa de medir la precisión asociada a β' .

Un vector particular β' puede inducir un muy pequeño error $\epsilon_1(\beta')$ pero un gran error $\epsilon_2(\beta)$, o viceversa. Por tanto, se plantea una estrategia algorítmica para ajustar el vector β' , con el objetivo de encontrar un vector β^* que proporcione un buen equilibrio entre $\epsilon_1(\beta^*)$ y $\epsilon_2(\beta^*)$. A continuación se describe el funcionamiento de dicha estrategia y se presenta el pseudocódigo respectivo en Algoritmo 1.

Paso 1 Para un intervalo de tiempo dado P , establecer rangos convenientes para los valores de los factores β en base a su dominio definido, por ej., $\beta_z^1 \in [0, 0.9]$, $\forall z \in Z$.

Paso 2 Generar aleatoriamente una configuración para los valores de los factores β de cada zona, considerando los rangos preestablecidos en el **Paso 1**. Si R es el total de iteraciones, se generarán R configuraciones diferentes para cada zona, esto es, un vector $\beta_z^r = (\beta^1, \dots, \beta^r, \dots, \beta^R)$, $\forall z \in Z$, de modo que todas las zonas reciben factores distintos en cada iteración.

Paso 3 Para cada zona, calcular la carga térmica asociada a las configuraciones del **Paso 2**, es decir, $Q'_z(\beta_z^r)$ para cada $r \in \{1, \dots, R\}$.

Paso 4 Para cada zona, calcular el $\epsilon_1(\beta_z^r)$ asociado a cada β_z^r , $r \in \{1, \dots, R\}$. Encontrar

$$\beta_z^{r*} = \arg \min_{r \in \{1, \dots, R\}} \epsilon_1(\beta_z^r),$$

esto es, el vector que induce el mínimo error zonal. Culminado este paso, se tendrá un β_z^* para cada $z \in Z$.

Paso 5 Calcular la carga térmica total asociada a β^* , es decir, $Q'(\beta^*)$ y el error global de estimación $\epsilon_2(\beta^*)$.

Paso 6 Si se cumple el criterio de convergencia, entonces detener el algoritmo y retornar $Q'(\beta^*)$, $\epsilon_2(\beta^*)$ y el ajuste final del vector β^* . En caso contrario, vuelva al **Paso 1**.

El algoritmo se detendrá cuando el método descrito converja, es decir, cuando el error global asociado al edificio sea menor que un umbral σ dado. Asimismo, se define como criterio de convergencia el número de iteraciones que se pueden realizar hasta un momento dado.

Debido al funcionamiento del algoritmo, el vector β^* resultante debería proporcionar un buen rendimiento en términos de $\epsilon_1(\beta^*)$ y $\epsilon_2(\beta^*)$, pues se supone que al ajustar β' por zona en función del mínimo error zonal, consecuentemente se alcanzará el mínimo error global. Finalmente, se utilizará el vector β^* para simular el comportamiento termodinámico de un edificio corporativo, y evaluar medidas de eficiencia energética en él.

Algoritmo 1: Algoritmo de ajuste del los factores β

Input: $P, R, Q_{z,t}, \sigma$

Output: $Q'(\beta^*), \epsilon_2(\beta^*), \beta^*$

1 $\beta_z^* \leftarrow \emptyset, \beta^* \leftarrow \emptyset, \epsilon_1(\beta_z^*) \leftarrow \infty, \epsilon_2(\beta^*) \leftarrow \infty$

2 **do**

3 Establecer rangos para los factores β_z

4 **for** $r \in R$ **do**

5 **for** $z \in Z$ **do**

6 Generar aleatoriamente β_z^r

7 Calcular $Q_z = \sum_t^P Q_{z,t}$ /* Carga térmica real de la zona z */

8 Calcular $Q'_z(\beta_z^r) = \sum_t^P Q'_{z,t}$ /* Carga térmica estimada de la zona z */

9 Calcular $\epsilon_1(\beta_z^r) = \frac{Q_z - Q'_z(\beta_z^r)}{Q_z}$ /* Error zonal */

10 **if** $|\epsilon_1(\beta_z^r)| \leq |\epsilon_1(\beta_z^*)|$ **then**

11 $\beta_z^* = \beta_z^r$

12 $\epsilon_1(\beta_z^*) = \epsilon_1(\beta_z^r)$

13 Actualizar β^* con los β_z^* encontrados

14 Calcular $Q = \sum_z^Z Q_z$ /* Carga térmica real del edificio */

15 Calcular $Q'(\beta^*) = \sum_z^Z Q'_z(\beta_z^*)$ /* Carga térmica del edificio asociada a β^* */

16 Calcular $\epsilon_2(\beta^*) = \frac{Q - Q'(\beta^*)}{Q}$ /* Error global */

17 **while** $|\epsilon_2(\beta^*)| > \sigma$;

18 **return** $Q'(\beta^*), \epsilon_2(\beta^*), \beta^*$

2.4. Caso de estudio

Para implementar el marco metodológico propuesto, se escogió un edificio institucional emplazado en Puerto Montt, Chile. Esta ciudad se ubica en el sur del país y se caracteriza por poseer un clima templado lluvioso, con un régimen de precipitaciones y ausencia de períodos secos distribuidos a lo largo de todo el año (BCN Chile 2018). El edificio está a 31 [m] sobre el nivel del mar, y su ubicación exacta viene dada por las coordenadas geográficas, con latitud -41.47° y longitud -72.94° .

En la Fig. 2 se visualiza en 3D el modelo del edificio en forma renderizada. Este posee una infraestructura dividida en dos niveles, abarca una superficie de 530.73 [m²] y contiene 36 habitaciones, que en su mayoría corresponden a oficinas de diferentes tamaños y funciones. Referente a los factores que describen el edificio en términos de estructura y de uso, se pueden mencionar los siguientes:

- su envolvente se caracteriza por muros externos de concreto, muros internos de material ligero y ventanas de acristalamiento simple (sin recubrimiento);
- en sus instalaciones contiene equipamiento de oficina básico, que incluye computadoras, impresoras, fotocopiadoras, etc., y la iluminación que requiere viene dada por tubos fluorescentes;
- alberga 90 ocupantes de forma permanente, quienes trabajan con un horario de oficina que va desde las 08:00–18:00 [h], con un receso entre 13:00–14:00 [h];
- la temperatura de confort estipulada para las habitaciones ronda los 22–24 [°C], para todo el año.

El foco de esta investigación es predecir el consumo energético por concepto de climatización del edificio estudiado, por ende, conocer su sistema de climatización es fundamental. El edificio funciona con un sistema central de HVAC que es mecánico y sus correspondientes unidades se encargan de la calefacción y/o refrigeración de las habitaciones. Dado que no todas las habitaciones cuentan con dichas unidades, se requiere de una estrategia de zonificación térmica para el edificio, donde una zona queda definida por el área que contiene y comparte la misma climatización, así, las 36 habitaciones se agruparon en 20 zonas, de las cuales, 12 actualmente están sujetas a climatización. La distribución de dichas zonas y la orientación que poseen, se observa en Figs. 4 y 5, para el primer y segundo nivel del edificio, respectivamente. A su vez, cada zona debe ser caracterizada por los elementos de la envolvente que contiene y por su interacción con sus zonas adyacentes, como puede verse en la Fig. 6, que ejemplifica de forma tridimensional los elementos de la envolvente asociados a la zona 11 y sus respectivas interacciones.

Para la ejecución de las simulaciones energéticas se dispuso de cuatro bases de datos. La primera proviene de un levantamiento de información del edificio, donde para cada elemento de la envolvente (ej., en Fig. 6) se obtuvo el valor de A_i^{opaque} , A_i^{window} , U_i , U_i^{window} , ψ_i y γ_i ; y además, para cada zona del edificio, se obtuvo el valor de A_z y de V_z . La segunda proviene de Meteonorm (disponible en (Meteotest 2018)), de la cual se obtuvieron los valores horarios para los parámetros vinculados a las condiciones del clima de Puerto Montt, estos son: T_h^{outdoor} , P_h , H_h y WS_h . La tercera proviene de DesignBuilder, el cual simuló

los valores horarios para ciertos parámetros que afectan en el interior del edificio (que eventualmente se pueden medir por sensores), estos son: $T_{i,h}^{indoor}$, $T_{i,h}^{adjacent}$, $N_{z,h}$, $AR_{z,h}$, $q_z^{lighting}$ y $q_z^{equipment}$. La cuarta proviene del Explorador Solar de Chile (disponible en (Universidad de Chile 2017)), de la cual se obtuvieron los valores horarios para los parámetros vinculados a la radiación solar, estos son: I_h^{beam-h} e $I_h^{diffuse-h}$.

EDIFICIO CORPORATIVO, 1^{ER} NIVEL

ESCALA 1/225

- | | | |
|---|--|--|
| ● ZONA 01 | ● ZONA 05 | ● ZONA 09 |
| ● ZONA 02 | ● ZONA 06 | ● ZONA 10 |
| ● ZONA 03 | ● ZONA 07 | ● ZONA 11 |
| ● ZONA 04 | ● ZONA 08 | ● ZONA 12 |

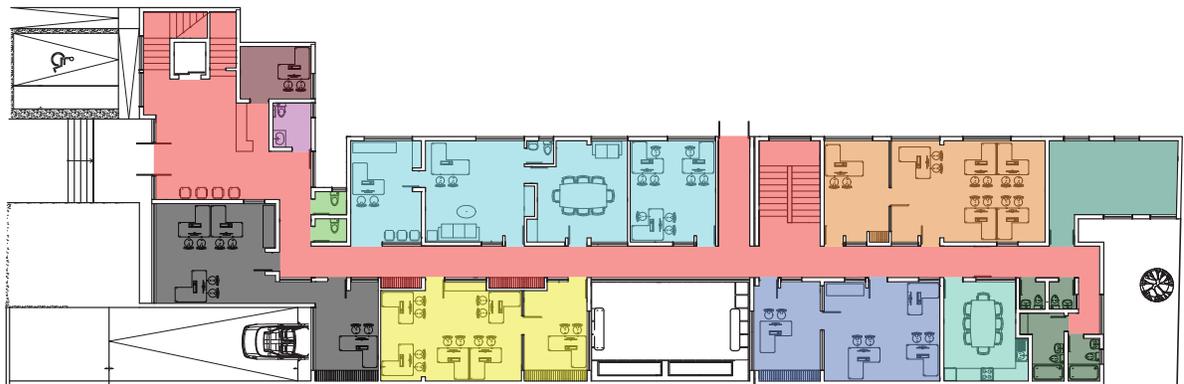
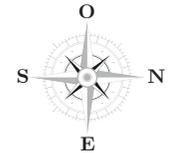


Figura 4: Estrategia de zonificación en el primer nivel del edificio en estudio.

EDIFICIO CORPORATIVO, 2^{DO} NIVEL

ESCALA 1/200

- | | |
|---|---|
| ● ZONA 13 | ● ZONA 17 |
| ● ZONA 14 | ● ZONA 18 |
| ● ZONA 15 | ● ZONA 19 |
| ● ZONA 16 | ● ZONA 20 |

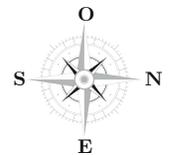
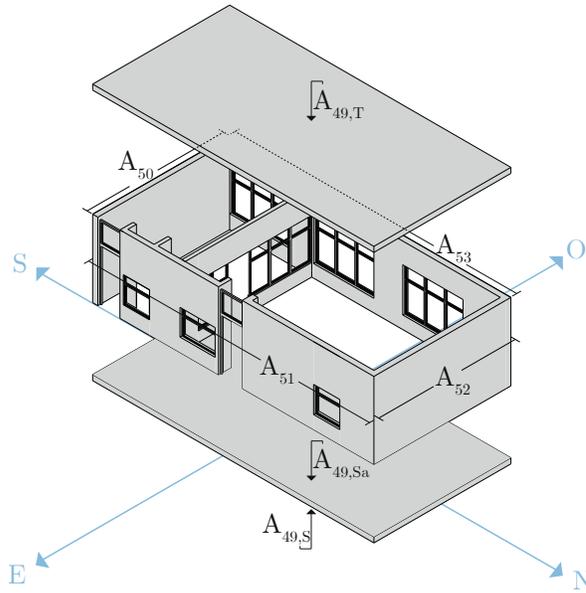


Figura 5: Estrategia de zonificación en el segundo nivel del edificio en estudio.

SIMBOLOGÍA



- $A_{49,S}$: piso colindante al subterráneo
- $A_{49,Sa}$: piso en contacto con el exterior
- $A_{49,T}$: techo en contacto con el exterior
- A_{50} : muro colindante a zona 1
- A_{51} : muro (partición) colindante a zona 1
- A_{52} : muro (partición) colindante a zona 12
- A_{53} : muro en contacto con el exterior

Figura 6: Modelo 3D de la zona 11 del edificio en estudio que muestra cada componente A_i de su envolvente.

2.4.1. Medidas de eficiencia energética

Las medidas de eficiencia energética en el contexto de las edificaciones, contemplan reducir la demanda energética para sus operaciones fundamentales, sin impactar en el bienestar y en el confort de sus ocupantes. Para materializar esta idea se tienen distintas opciones, entre ellas: (i) modificar el comportamiento del usuario, (ii) controlar o gestionar la energía en el edificio, e (iii) incorporar ECMs (*Energy Conservation Measures*) en el edificio. Este trabajo se enfoca en este último punto, porque apoya el uso de simulación energética para cuantificar el potencial ahorro energético de una ECM respecto de la situación actual de un edificio.

Para el edificio en estudio, se define L como el conjunto de medidas de eficiencia energética que son viables para él, tal que, $L = \{1, \dots, l, \dots, |L|\}$. Se denota como ECM_0 a la situación actual del edificio, con un consumo energético asociado de $Q'(\beta^*)$ —como se presentó en la Sección 2.3—, mientras que las ECMs como tal, vienen dadas por $ECM_l, \forall l \in L$, con un consumo energético asociado de $Q_l^{ECM}(\beta^*)$.

En la Tabla 2 se definen las ECMs que se evalúan para el edificio, las que consisten en mejorar su envolvente térmica, ya sea con la incorporación de algún tipo de aislante, o la sustitución de ventanas, o con una medida combinada. En la tabla se incluyen las abreviaturas de PE y LV, para referirse al aislante de polietileno PE y al aislante de “lana de vidrio”, respectivamente.

Tabla 2: Definición de las ECMs.

ECM	Elemento	Transmitancia térmica $\left[\frac{W}{m^2K} \right]$
ECM ₀	Ventanas actuales	2.40
ECM ₁	Cambio de ventanas	3.60
ECM ₂	+PE 20 [mm] en muros externos	0.75
ECM ₃	+PE 50 [mm] en muros externos	0.49
ECM ₄	+LV 70 [mm] en cubiertas	0.23
ECM ₅	+LV 100 [mm] en cubiertas	0.20
ECM ₆	ECM ₁ + ECM ₂ + ECM ₄	-
ECM ₇	ECM ₁ + ECM ₃ + ECM ₅	-
ECM ₈	ECM ₀ + ECM ₂ + ECM ₄	-

2.5. Resultados y discusión

La experimentación que comprende esta investigación, evaluó el desempeño térmico actual y los efectos del *retrofitting* para el edificio en estudio con datos correspondientes al año 2017. Para ello se utilizó la herramienta de simulación energética desarrollada en este trabajo y los resultados respectivos fueron contrastados y validados con simulaciones de un *software* de reconocimiento internacional en el área.

Para realizar las simulaciones, la herramienta propia fue programada en lenguaje JAVA en el entorno de desarrollo de NetBeans IDE 8.2 con JDK 8. Por otro lado, para la validación de estas se empleó el motor de simulación EnergyPlus™ 8.5 integrado en el *software* DesignBuilder 5.0.3.007. En ambos casos, se utilizó un *laptop* con Intel Core™ i5 (7200U), 2.50 GHz (4 núcleos) y 8 GB RAM.

2.5.1. Calibración de los factores β

Cada elemento $\beta_{z,m}^j \in \beta$, $\forall m \in M$ y $\forall z \in Z$, fue ajustado. En consecuencia, la cantidad de parámetros de simulación que se calibraron para ejecutar la simulación anual del edificio (considerando simulaciones en intervalos mensuales) corresponde a $|J| \cdot |Z| \cdot |M| = 2304$. Dicho esto, es inviable presentar todos los factores β en esta sección y por esa razón, se muestra en primer lugar el ajuste del rango de operabilidad de cada factor β y posteriormente, se hace un análisis de la dispersión de los valores de β , para aquellos que posean un dominio continuo.

En la Tabla 3 se presenta el dominio de los factores β *ex-ante* y *ex-post* a la estrategia algorítmica de ajuste. La primera columna alude al correspondiente factor β . La segunda columna muestra el dominio que le corresponde por definición a dicho factor β . La tercera columna muestra el dominio que se obtuvo experimentalmente para cada factor β posterior al proceso de ajuste, donde para cada simulación en el período $m \in M$, el rango de cada elemento $\beta_{z,m}^j \in \beta$ fue acotado iterativamente hasta que el error global del edificio fuese menor a un umbral σ establecido, esto es, $|\epsilon_2(\beta^*)| \leq 25\%$.

Tabla 3: Dominio de los factores β .

Factor β	Dominio def. para β	Dominio expe. para β	Factor β	Dominio def. para β	Dominio expe. para β
$\beta_{z,m}^1$	$\beta_{z,m}^1 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^1 \in [0.01, 0.5]$	$\beta_{z,m}^9$	$\beta_{z,m}^9 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^9 \in [0.36, 0.56]$
$\beta_{z,m}^2$	$\beta_{z,m}^2 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^2 = 0.6$	$\beta_{z,m}^{10}$	$\beta_{z,m}^{10} \in \{1, \dots, 11\}$	$\beta_{z,m}^{10} = 4$
$\beta_{z,m}^3$	$\beta_{z,m}^3 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^3 \in [0.3, 0.6]$	$\beta_{z,m}^{11}$	$\beta_{z,m}^{11} \in \{1, \dots, 11\}$	$\beta_{z,m}^{11} \in \{3, 4\}$
$\beta_{z,m}^4$	$\beta_{z,m}^4 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^4 \in [0.4, 0.6]$	$\beta_{z,m}^{12}$	$\beta_{z,m}^{12} \in \{1, \dots, 14\}$	$\beta_{z,m}^{12} \in \{1, \dots, 14\}$
$\beta_{z,m}^5$	$\beta_{z,m}^5 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^5 \in [0.2, 0.5]$	$\beta_{z,m}^{13}$	$\beta_{z,m}^{13} \in \{1, \dots, 6\}$	$\beta_{z,m}^{13} \in \{1, \dots, 6\}$
$\beta_{z,m}^6$	$\beta_{z,m}^6 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^6 = 0.65$	$\beta_{z,m}^{14}$	$\beta_{z,m}^{14} \in \{1, \dots, 12\}$	$\beta_{z,m}^{14} \in \{1, \dots, 3\}$
$\beta_{z,m}^7$	$\beta_{z,m}^7 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^7 = 0.6$	$\beta_{z,m}^{15}$	$\beta_{z,m}^{15} \in \{1, \dots, 6\}$	$\beta_{z,m}^{15} \in \{1, \dots, 4\}$
$\beta_{z,m}^8$	$\beta_{z,m}^8 \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^8 = 0.6$	$\beta_{z,m}^{16}$	$\beta_{z,m}^{16} \in [0, 1]$	$\beta_{z,m}^{16} = 0.9$

En la Fig. 7 se presentan los *boxplots* para todos los factores β cuyo dominio experimental pertenece a un conjunto continuo y que presenten variabilidad para cada período $m \in M$ y para cada zona $z \in Z$. Cada *boxplot* muestra la dispersión del valor obtenido para el factor β en cada simulación mensual para una zona z en particular, exhibiendo: (i) valor máximo y el respectivo mes donde se obtuvo (por encima del *boxplot*), (ii) valor mínimo y el respectivo mes donde se obtuvo (por debajo del *boxplot*), (iii) valor promedio (marcado con \bullet) y (iv) *outliers* (marcados con \circ). Con la información previa, se puede interpretar lo siguiente:

- los factores β que delimitaron su dominio a un valor fijo fueron: β^2 , β^6 , β^7 , β^8 , β^{10} y β^{16} , los que delimitaron su dominio a un conjunto más reducido fueron: β^1 , β^3 , β^4 , β^5 , β^9 , β^{11} , β^{14} y β^{15} , y aquellos que mantuvieron su dominio original fueron: β^{12} y β^{13} ;
- los factores β que hacen referencia a una propiedad térmica de las superficies, en general, convergieron a un valor dado para adecuarse a las características de la envolvente externa del edificio estudiado;
- los factores β que no variaron su dominio original, representan la selección de las *Nonsolar* RTS, y dado que dichas series se aplican a distintos elementos de ganancia de calor radiante de una zona, tiene sentido que no convergieran a un conjunto de series de tiempo más acotado, dada la variabilidad inherente al fenómeno en cuestión. Dentro de las *Nonsolar* RTS seleccionadas por β^{12} , predomina la RTS 14 (de creación propia), que se caracteriza por convertir la mayor cantidad de la carga radiante pasadas cinco horas. En el caso de las *Nonsolar* RTS seleccionadas por β^{13} , no existe ningún predominio de un serie por sobre otra, pero todas las seleccionadas se caracterizan por ser homogéneas, es decir, por convertir la carga radiante de manera pareja en el tiempo;
- los factores β que representan una CTS convergieron a un dominio acotado (β^{11}) o a un valor (β^{10}). En ambos casos, las CTS seleccionadas tanto para muros como para cubiertas, se caracterizan por convertir $\approx 50\%$ de las ganancias de calor por conducción percibidas entre las primeras tres horas;

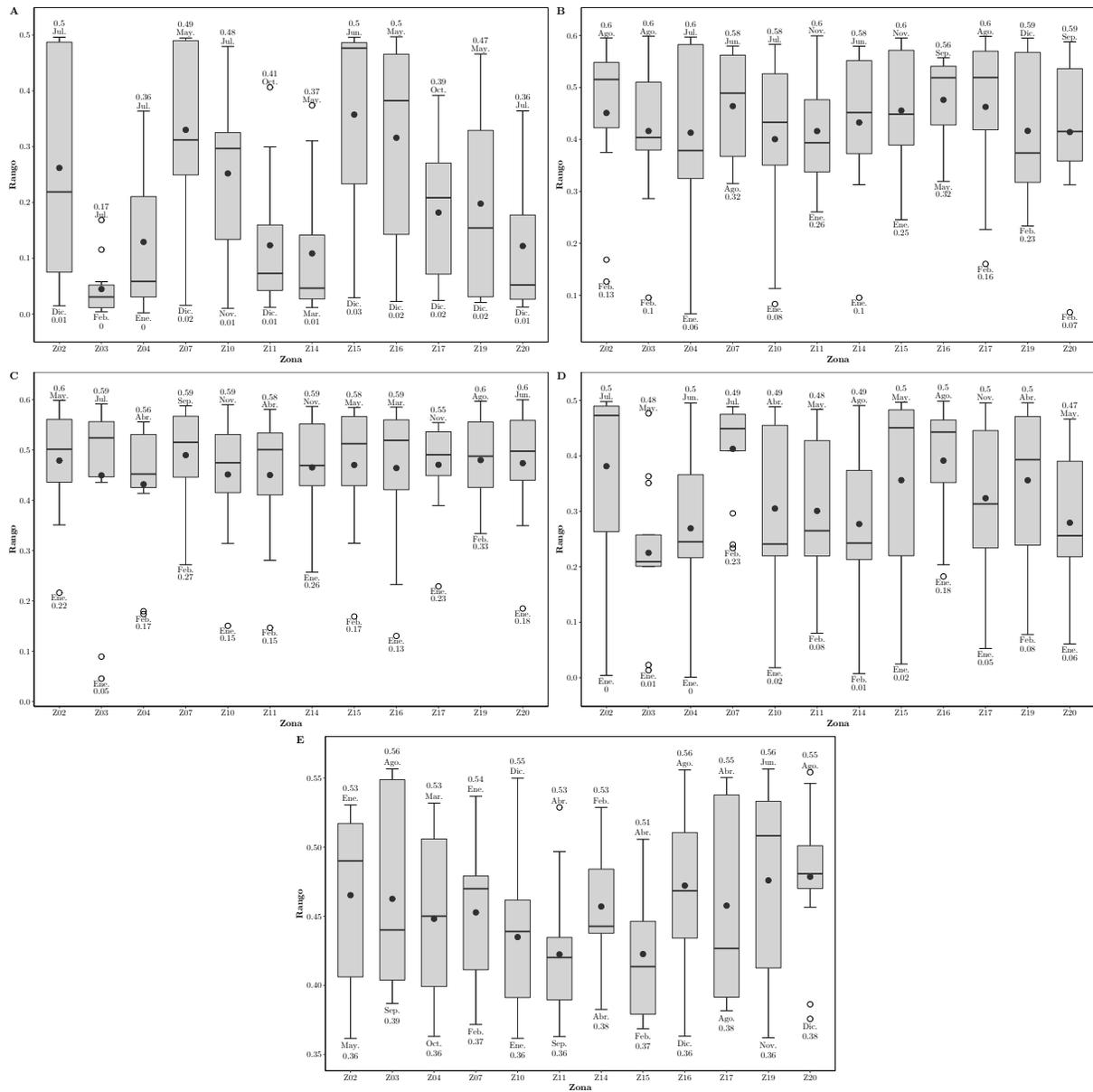


Figura 7: *Boxplots* para cada factor β cuyo dominio experimental expresa variabilidad. Factores β^1 , β^3 , β^4 , β^5 y β^9 , en A, B, C, D, E, respectivamente.

- el factor β^{15} acotó su dominio para operar con superficies que van desde “muy rugosas” a “medianamente suaves”, que son específicas para el edificio estudiado;
- el factor β^1 para todas las zonas en general, representó las mayores pérdidas por radiación en la temporada invernal, y en la temporada estival, dichas pérdidas fueron mínimas. Esto tiene lógica porque el RTSM originario de (Spitler 2009) no considera las transferencias de energía del espacio interno al medio ambiente, razón por la cual está diseñado para refrigeración. En consecuencia, en la adaptación de este método para calefacción se incluyó el factor β^1 que plasmó dichas transferencias;

- los factores β^3 , β^4 y β^5 mostraron que en la temporada estival las ganancias de calor por cargas internas se transfieren más rápido al aire de la zona, que en la temporada invernal;
- el factor β^9 es uno de los que exhibió mayor variabilidad, porque la velocidad en que las ganancias de calor por conducción de muros externos se transfieren al aire interior del edificio, debe adaptarse a una serie de parámetros como la orientación de las superficies en cuestión, las condiciones climáticas, etc.

En base a lo expuesto, se derivan las siguientes conclusiones respecto de la estrategia algorítmica de ajuste de los factores β . En primer lugar, no es necesario que el rango de dichos factores difiera entre temporadas diferentes, sin embargo, esto no implica que el vector β_m^* ajustado sea el mismo para cada simulación energética mensual, pues si bien el rango dado para cada elemento $\beta_{z,m}^j \in \beta$ es el mismo, las iteraciones tienen una componente pseudo-aleatoria en la generación de cada vector β , y por eso, los factores β_m^* del ajuste final son distintos para cada periodo $m \in M$ simulado. En segundo lugar, tanto el dominio como el valor final obtenido para cada elemento $\beta_{z,m}^j \in \beta$ tiene directa relación con los parámetros internos y externos que interfieren en la caracterización termodinámica del edificio (ver Fig. 1), y por ende, para un edificio diferente al estudiado, se esperaría que los rangos y valores para cada elemento $\beta_{z,m}^j \in \beta$ fuesen distintos. En tercer lugar, se identifica la premisa que apunta a que entre más variable sea el fenómeno y/o proceso térmico que se desee modelar, el respectivo elemento $\beta_{z,m}^j \in \beta$ no podrá converger a un dominio acotado y tendrá harta variabilidad para cada periodo $m \in M$ y para cada zona $z \in Z$.

2.5.2. Eficiencia computacional de la herramienta de simulación energética

En la Fig. 8 se ejemplifica para enero de 2017 el comportamiento de convergencia del algoritmo de ajuste de los factores β con respecto al número de iteraciones realizadas y a su tiempo de ejecución, para cada zona $z \in Z$ del edificio y para el edificio mismo. En la gráfica, las curvas de línea sólida muestran el comportamiento del error zonal $\epsilon_1(\beta')$, $\forall z \in Z$, mientras que la curva de línea segmentada muestra el comportamiento del error global del edificio $\epsilon_2(\beta')$, siendo $\epsilon_1(\beta')$ y $\epsilon_2(\beta')$ calculados para un intervalo de tiempo semanal P , tal que $P \in m \in M$, y por tanto, las curvas evidencian el error promedio semanal.

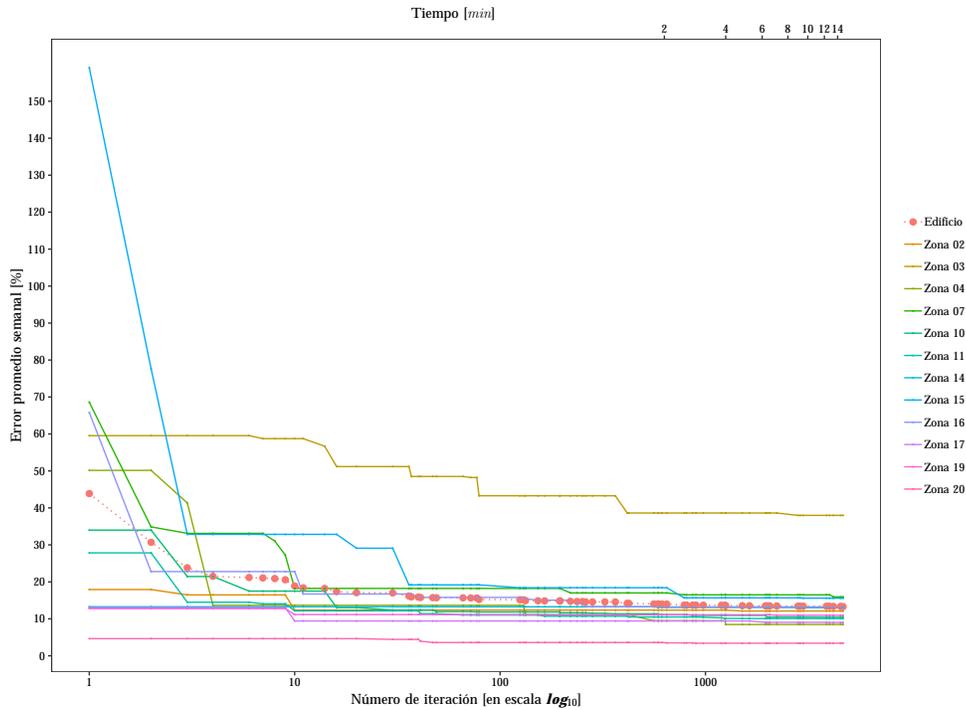


Figura 8: Convergencia del algoritmo de ajuste de los factores β , enero 2017.

Se observó para la simulación de enero de 2017, que el error promedio semanal decae asintóticamente con el transcurso de las iteraciones a un valor cercano al 10% para la mayoría de las zonas. Además, puede verse que el algoritmo de ajuste convergió a un error del 13.3% a nivel edificio, tras ejecutarse 4,675 iteraciones en 13 minutos. Las simulaciones energéticas ejecutadas para los meses restantes del año, evidenciaron el mismo comportamiento asintótico y convergieron a un error aceptable en un tiempo promedio de 12 minutos aprox. (equivalente a 4,370 iteraciones promedio). Para el año completo, encontrar el vector β^* que proporcionó buenos resultados en términos de $\epsilon_1(\beta^*)$ y $\epsilon_2(\beta^*)$, $\forall z \in Z$ y $\forall m \in M$, demoró 2.5 horas y 52,478 iteraciones.

Finalmente, se puede concluir que la estrategia de ajuste de los factores β propuesta es eficiente, permitiendo predecir la carga térmica del edificio con un error promedio semanal bastante razonable, en tiempos de ejecución mínimos.

2.5.3. Estimación de las ganancias solares

La predicción del aporte energético solar que se transfiere al edificio, depende en gran medida del modelo que se utilice para generar el valor de la irradiancia directa y difusa que afectan a las superficies externas con una pendiente dada, a partir de los valores de irradiancia medidos en un plano horizontal. Obtener el valor de $I_{i,h}^{\text{beam-t}}$ en función de $I_h^{\text{beam-h}}$, es relativamente simple pues obedece a una relación geométrica, no obstante, obtener el valor de $I_{i,h}^{\text{diffuse-t}}$ en función de $I_h^{\text{diffuse-h}}$, es más complejo. En este último punto, se probaron tres modelos: (i) el *Isotropic sky model* de (Liu and Jordan 1962), (ii) el *Anisotropic*

sky model de (Davies and Hay 1980) y (iii) el *Anisotropic sky model* de (Perez et al. 1990), pues la literatura revisada no declara con certeza el mejor desempeño de un modelo respecto de otros, para todos los casos. La experimentación realizada indica que, para las distintas estaciones del año, para la orientación de las superficies del edificio emplazado en Puerto Montt, y para las condiciones del cielo de dicho lugar, el modelo de (Perez et al. 1990) fue el que generó una mejor aproximación de los valores requeridos cuando se comparó con DesignBuilder, tal y como aconsejan los estudios de (Noorian et al. 2008) y (Demain et al. 2013). Por esta razón, se decidió implementar el modelo de (Perez et al. 1990) en el marco metodológico.

En la Fig. 9 se muestra la estimación de las ganancias de calor por radiación solar (directa y difusa) transmitidas a través de las ventanas externas, tanto por la herramienta de simulación propia como por el DesignBuilder, en $[W]$. A modo de ejemplo, se seleccionó la zona 17 del edificio (ver Fig. 5), dado que es la zona con mayor superficie ($90.42 [m^2]$, esto es, un 17% del área total), y una de las zonas con mayor superficie transparente expuesta al sol (orientada al oeste, $14.12 [m^2]$). En esta zona se detalla hora–hora, el contraste de las estimaciones para una semana de enero, mayo y julio (en **A**, **B** y **C**, respectivamente), meses seleccionados para representar la calidad de la estimación en distintas estaciones del año. De las gráficas presentadas en Fig. 9, se puede concluir que: (i) la estrategia empleada para trasponer la radiación incidente en un plano horizontal a un plano inclinado, fue eficaz para las distintas estaciones del año; (ii) la desviación porcentual hora–hora fue mínima para el horario comprendido entre 06:00–20:00 $[h]$, mientras que, en el horario comprendido entre 21:00–05:00 $[h]$ la desviación fue mayor, porque el DesignBuilder asume que en la noche las superficies no reciben radiación solar; y (iii) las desviaciones mayores que se aluden en (ii), no afectaron en ningún caso a la simulación energética del edificio estudiado, ya que las simulaciones se acotan al horario operativo del edificio (08:00–18:00 $[h]$).

Finalmente, de acuerdo a los experimentos realizados, se puede aseverar que la estimación de la carga térmica del edificio depende fuertemente de la radiación solar que incide en las superficies externas, en consecuencia, la precisión de la herramienta de simulación energética está sujeta a cuán precisa sean las estimaciones de las ganancias solares, para todas las temporadas del año.

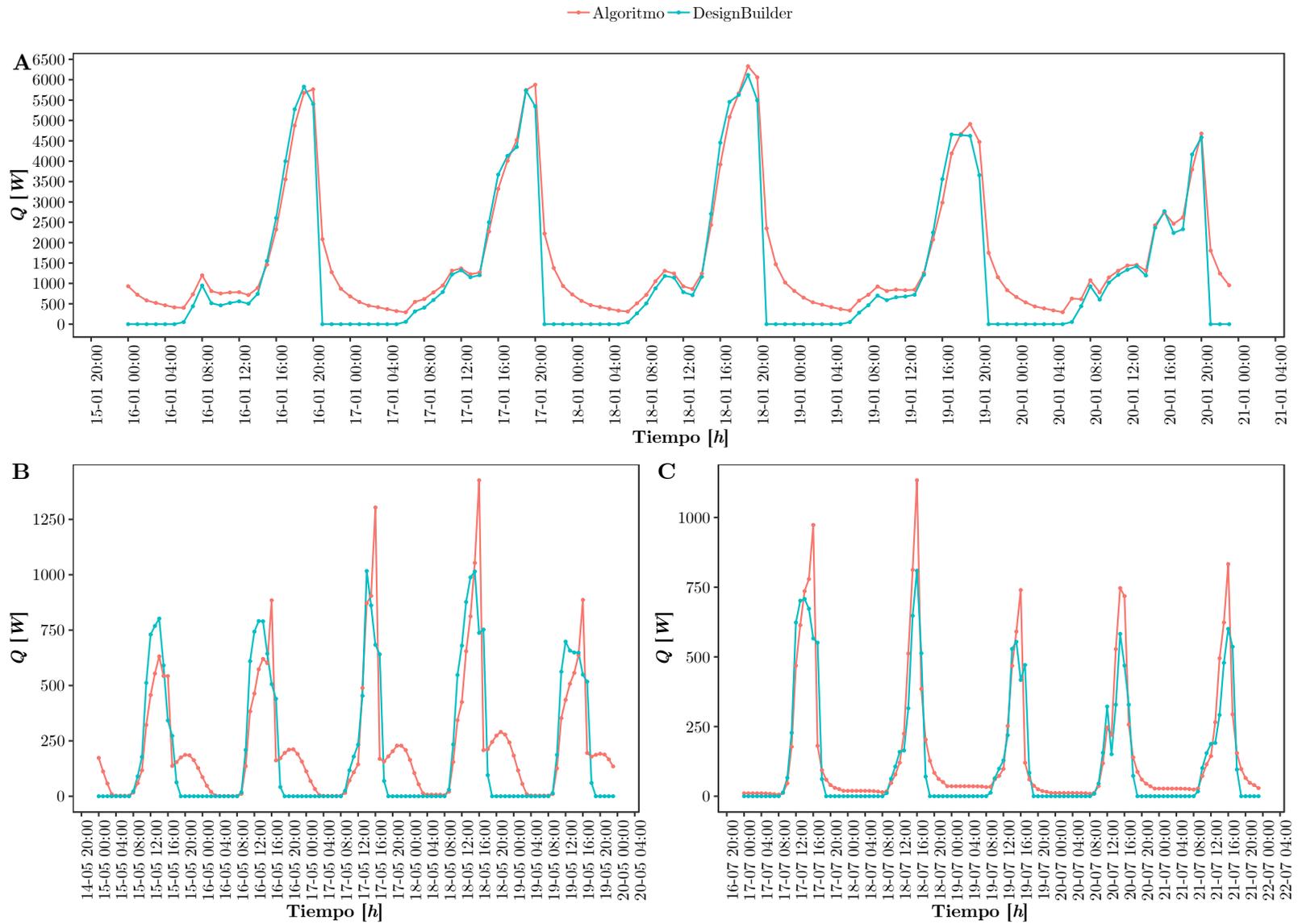


Figura 9: Ganancias de calor por radiación solar en zona 17 del edificio, para la 3ª semana de enero (A), mayo (B) y julio (C) de 2017, [W].

2.5.4. Calidad de la simulación energética en comparación con DesignBuilder

En la Tabla 4 se presenta a nivel edificio y para cada simulación en el tiempo $m \in M$, un resumen del rendimiento de la herramienta desarrollada al compararla con DesignBuilder. Para esto se definieron cuatro medidas de desempeño con los parámetros descritos en secciones precedentes, que permitieron evaluar la exactitud de la herramienta, estos son: Error global absoluto (AGE), Error promedio de las zonas (MEZ), Error ponderado por el área de cada zona $z \in Z$ (EWA) y el Error ponderado por la carga térmica de cada zona $z \in Z$ (EWT), según las ecs. (8), (9), (10) y (11), respectivamente:

$$\text{AGE} = |\epsilon_2(\beta^*)|, \quad (8)$$

$$\text{MEZ} = \frac{\sum_{z \in Z} |\epsilon_1(\beta_z^*)|}{|Z|}, \quad (9)$$

$$\text{EWA} = \sum_{z \in Z} \frac{A_z}{A} \cdot |\epsilon_1(\beta_z^*)|, \quad (10)$$

$$\text{EWT} = \sum_{z \in Z} \frac{Q'_z(\beta_z^*)}{Q'(\beta^*)} \cdot |\epsilon_1(\beta_z^*)|. \quad (11)$$

Tabla 4: Resumen de las medidas de desempeño para la herramienta de simulación energética, año 2017.

Error / Mes	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sep.	Oct.	Nov.	Dic.
Error global absoluto, AGE [%]	9.6	4.4	2.7	9.6	13.0	5.7	9.1	20.0	11.6	21.4	23.7	24.2
Error promedio de las zonas, MEZ [%]	9.0	11.6	8.5	26.0	37.1	30.9	30.8	33.7	53.6	19.0	26.4	23.8
Error ponderado por el área de cada zona, EWA [%]	9.3	7.0	9.2	17.1	31.3	29.2	23.9	31.1	50.4	23.9	24.3	26.1
Error ponderado por la carga térmica de cada zona, EWT [%]	8.5	6.7	8.9	18.2	23.6	29.8	19.4	24.1	56.8	20.4	22.3	19.1

De los distintos tipos de error evaluados en Tabla 4, se puede concluir que: (i) el AGE para cada simulación mensual no sobrepasó el umbral establecido $\sigma \leq 25\%$, y alcanzó sus valores mínimos en la primera mitad del año 2017, con un error promedio al año de 12.9%; (ii) el MEZ obtiene los peores valores entre mayo y septiembre de 2017, sin embargo, las zonas más conflictivas ($|\epsilon_1(\beta_z^*)| \geq 40\%$ en Tabla 7), en términos generales, son las que contribuyen en menor medida a la carga térmica del edificio (ver Tabla 6), por tanto, el MEZ no es una medida de desempeño representativa de la herramienta; (iii) dado que el MEZ no es representativo, se evaluó el EWT que le otorga la ponderación correspondiente a cada zona según su contribución a la carga térmica, el cual suaviza el error a nivel edificio obtenido para los meses en cuestión; y (iv) el valor de EWA indica que ocurre lo mismo que en (iii), además, para cada mes $m \in M$ se observa que el valor del EWA y del EWT son muy similares, lo que hace inferir que $\frac{A_z}{A} \approx \frac{Q'_z(\beta_z^*)}{Q'(\beta^*)}$, y por ende, existe una relación directamente proporcional entre el área que abarca una zona del edificio y la contribución que esta tiene a la carga térmica total, como era de esperarse.

En la Tabla 5 se presenta el porcentaje de participación de cada zona a la carga térmica anual del edificio, tanto para la herramienta desarrollada como para el DesignBuilder. Análogamente, en la Tabla 6 se presenta el porcentaje de participación de cada mes a la carga térmica anual del edificio, también

para ambos simuladores. De dichas tablas se puede concluir lo siguiente: (i) las zonas con menor/mayor contribución a la carga térmica anual del edificio coinciden en ambos casos, estas son la zona 7 y zona 17, respectivamente (marcadas en rojo); (ii) los meses con menor/mayor contribución a la carga térmica anual del edificio también coinciden para ambos casos, siendo abril el mes que contribuyó menos a la carga térmica y junio/julio los meses que mayormente contribuyeron (marcados en rojo); (iii) en los dos simuladores, frecuentemente, los meses que aportan más a la carga térmica anual son los que corresponden a la temporada invernal, seguido de los meses de la temporada estival, y finalmente, los meses de temporadas mixtas (primavera/otoño). Finalmente, se puede mencionar que se cumplen las siguientes relaciones: $\left(\frac{Q'_z(\beta_z^*)}{Q'(\beta^*)}\right) \approx \left(\frac{Q_z}{Q}\right)$ y $\left(\frac{Q'_m(\beta_m^*)}{Q'(\beta^*)}\right) \approx \left(\frac{Q_m}{Q}\right)$, que indica que la herramienta es coherente en sus predicciones al validarse con DesignBuilder.

Tabla 5: Participación de cada zona a la carga térmica anual del edificio estimada por los simuladores energéticos, año 2017.

Ponderador / Zona	Z02	Z03	Z04	Z07	Z10	Z11	Z14	Z15	Z16	Z17	Z19	Z20
Algoritmo $\left(\frac{Q'_z(\beta_z^*)}{Q'(\beta^*)}\right)$, [%]	5.1	8.4	7.5	1.0	11.2	15.2	13.8	2.3	4.2	21.2	4.1	6.0
DesignBuilder $\left(\frac{Q_z}{Q}\right)$, [%]	7.3	8.5	7.1	1.8	13.0	11.8	12.0	3.2	5.7	19.1	4.1	6.3
$ \Delta $, [%]	2.3	0.1	0.4	0.8	1.8	3.4	1.8	0.9	1.5	2.1	0.1	0.3

Tabla 6: Participación de cada mes a la carga térmica anual del edificio estimada por los simuladores energéticos, año 2017.

Ponderador / Mes	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sep.	Oct.	Nov.	Dic.
Algoritmo $\left(\frac{Q'_m(\beta_m^*)}{Q'(\beta^*)}\right)$, [%]	9.1	6.4	5.5	3.0	8.9	17.1	15.6	10.9	6.7	4.3	5.6	7.1
DesignBuilder $\left(\frac{Q_m}{Q}\right)$, [%]	9.1	6.0	5.1	2.9	9.2	14.6	15.5	12.3	5.4	4.9	6.6	8.5
$ \Delta $, [%]	0.0	0.4	0.4	0.0	0.3	2.5	0.1	1.4	1.3	0.6	1.0	1.3

En la Tabla 7 se presenta el detalle a nivel zonal y para cada simulación en el tiempo $m \in M$, el rendimiento de la herramienta desarrollada al compararla con DesignBuilder. La medida de desempeño en este caso fue el error zonal $\epsilon_1(\beta_z^*)$, descrito en Sección 2.3.3. En dicha tabla, los valores positivos ($\epsilon_1(\beta_z^*) > 0$) implican una sub-estimación del valor calculado para la carga térmica zonal ($Q'_z(\beta_z^*)$), mientras que los valores negativos destacados en rojo ($\epsilon_1(\beta_z^*) < 0$) implican una sobre-estimación de $Q'_z(\beta_z^*)$. Con la información conjunta de esta tabla y de las tablas precedentes, se pueden extraer las siguientes conclusiones: (i) se puede inferir que la herramienta desarrollada tiende a sub-estimar el valor de $Q'_z(\beta_z^*)$ con respecto al Q_z estimado por DesignBuilder, lo que ocurre el 73% de las veces; (ii) sin perjuicio de lo anterior, no existe un patrón reconocible para identificar en qué casos se sub-estima o sobre-estima el valor de la carga térmica zonal para un mes en particular; y (iii) en el 76% de las estimaciones se obtiene un $|\epsilon_1(\beta_z^*)| < 40\%$, mientras que el 83% de los casos restantes corresponde a zonas que no aportan en gran medida a la carga térmica total (ver Tabla 5), y por ende, dichos resultados no son influyentes a nivel edificio.

Tabla 7: Error zonal $\epsilon_1(\beta_z^*)$ asociado a la carga térmica mensual estimada para cada zona del edificio $Q'_z(\beta_z^*)$, año 2017.

Zona / Mes	Ene. [%]	Feb. [%]	Mar. [%]	Abr. [%]	May. [%]	Jun. [%]	Jul. [%]	Ago. [%]	Sep. [%]	Oct. [%]	Nov. [%]	Dic. [%]
Zona 02	7.7	10.6	6.7	4.1	74.6	40.2	47.5	35.3	68.4	-1.4	27.2	29.9
Zona 03	38.7	13.1	23.1	14.4	-64.0	7.5	9.8	1.9	-120.9	18.7	47.3	72.0
Zona 04	2.9	9.6	19.4	4.2	-22.7	13.2	-5.0	-7.6	2.8	12.8	34.6	60.6
Zona 07	1.2	-58.4	-0.8	-79.4	53.7	54.1	75.1	69.3	90.9	14.5	33.5	2.3
Zona 10	8.5	2.7	0.5	9.5	36.2	6.0	20.4	51.0	20.8	55.5	18.3	23.6
Zona 11	6.4	4.1	-9.2	16.5	-9.4	-57.5	-28.7	-36.9	-40.3	35.2	9.8	1.0
Zona 14	5.0	1.1	-1.5	22.3	-4.1	-33.2	-9.4	4.7	-76.6	-4.3	21.7	37.7
Zona 15	8.0	-19.2	3.7	-81.5	59.8	40.4	49.4	41.4	52.9	-7.0	30.8	-4.9
Zona 16	6.2	-2.6	-2.1	-36.6	40.0	27.8	54.0	74.4	40.1	7.5	24.6	-5.4
Zona 17	3.2	2.1	-9.0	11.3	0.3	-28.1	-3.7	20.8	-52.7	29.6	16.6	13.1
Zona 19	5.0	-1.3	-3.0	13.3	19.4	-4.9	12.0	6.0	38.3	-15.4	20.6	14.9
Zona 20	15.1	14.6	23.4	19.3	60.9	-57.7	-54.5	54.8	38.8	26.1	32.4	20.5

El núcleo de este trabajo fue predecir el consumo energético por concepto de climatización, por tanto, el valor de dicha estimación es el eje central de esta investigación. Para el edificio ubicado en Puerto Montt, se estimó una carga térmica anual $Q'(\beta^*)$, equivalente a 17,284.850 [kW], mientras que el DesignBuilder estimó para el mismo edificio, un valor Q de 19,163.400 [kW]. Un mayor nivel de detalle se presenta en la Fig. 10, que permite visualizar el valor pronosticado de la carga térmica mensual en cada zona del edificio, por ambos simuladores energéticos, en [kW]. En el lado izquierdo de la gráfica (**A**) se representan los valores de $Q'_z(\beta_z^*)$ y en el lado derecho (**B**) los valores de $Q_z, \forall m \in M$. Tanto en **A** como en **B** se ejemplifica con un gráfico de barras las estimaciones de enero de 2017, tanto para la herramienta desarrollada como para DesignBuilder. Además, se muestra mediante líneas el valor estimado por zona $z \in Z$ para los meses restantes del año (febrero–diciembre de 2017). Con la información previa, se puede interpretar lo siguiente: (i) en ambos simuladores las zonas con la mínima, mediana y máxima participación a la carga térmica se mantienen constantes a lo largo de las simulaciones energéticas mes a mes, lo que implica que las zonas no generan un consumo energético atípico y van acorde a cómo se comporta el edificio ante la combinatoria de factores que influyen mes a mes en él; y (ii) la herramienta desarrollada ratifica su tendencia a la sub-estimación –como ya se había mencionado–, lo que se manifiesta en los valores pronosticados mes a mes y para la mayoría de las zonas, sin embargo, se identificaron dos zonas que exhiben una sobre-estimación a nivel anual, estas son, la zona 11 y la zona 14.

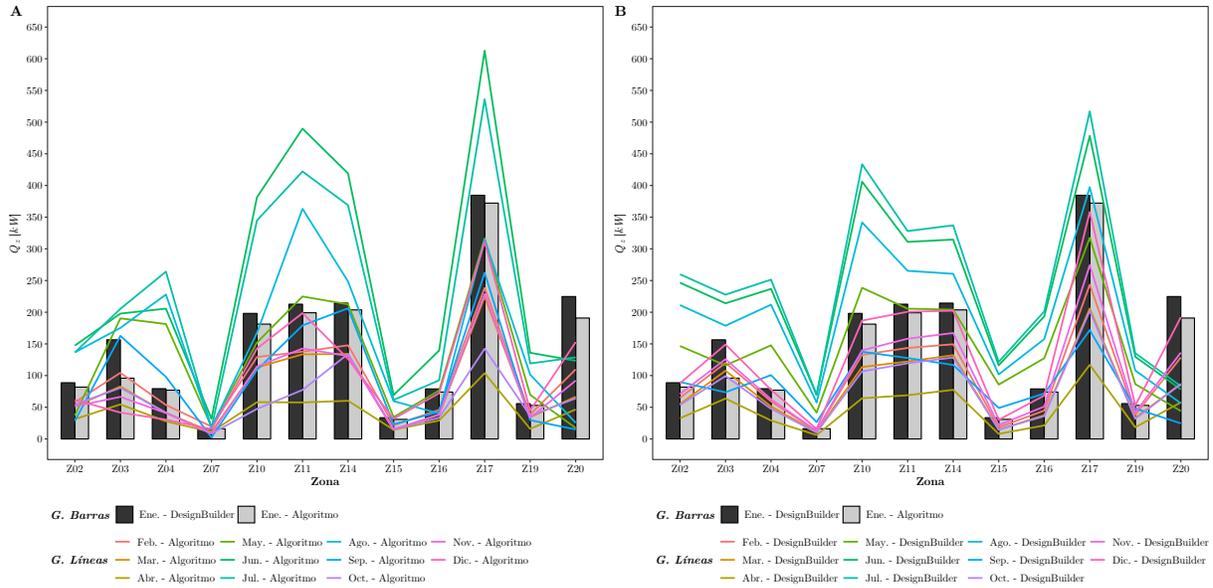


Figura 10: Carga térmica mensual para cada zona del edificio estimada por los simuladores energéticos, año 2017.

2.5.5. Efectos del retrofitting

En la Tabla 8 se presenta la evaluación de las medidas de eficiencia energética (ECMs) con la herramienta de simulación desarrollada, respecto del potencial ahorro energético que se podría obtener con su implementación. Para esto se definió una medida de desempeño denominada $\epsilon_3(\beta^*)$, que permitió cuantificar porcentualmente la desviación que existe entre la situación base “ECM₀” y la situación que plantea cada ECM_l, $\forall l \in L$, según la ec. (12):

$$\epsilon_3(\beta^*) = \frac{Q'(\beta^*) - Q_l^{\text{ECM}}(\beta^*)}{Q'(\beta^*)}. \quad (12)$$

Se evaluó el $\epsilon_3(\beta^*)$ para dos temporadas en el año 2017, una que necesitó principalmente refrigeración (incluyó los meses de enero–abril y de octubre–diciembre) y otra que necesitó principalmente calefacción (incluyó los meses de mayo–septiembre). En la tabla, los valores positivos ($\epsilon_3(\beta^*) > 0$) implican una disminución de la carga térmica total asociada a una ECM particular $Q_l^{\text{ECM}}(\beta^*)$ con respecto a la situación base, $Q'(\beta^*)$; por el contrario, los valores negativos destacados en rojo ($\epsilon_3(\beta^*) < 0$) implican un aumento de $Q_l^{\text{ECM}}(\beta^*)$.

Tabla 8: Desviación porcentual $\epsilon_3(\beta^*)$ asociada a cada ECM con respecto a la situación base ECM₀, año 2017.

Temporada / ECM	ECM ₁ [%]	ECM ₂ [%]	ECM ₃ [%]	ECM ₄ [%]	ECM ₅ [%]	ECM ₆ [%]	ECM ₇ [%]	ECM ₈ [%]
Refrigeración	13.9	2.8	-2.3	5.9	5.7	-6.0	11.1	5.3
Calefacción	-7.9	0.1	5.1	33.4	33.8	30.3	31.9	33.8

Con la información de la Sección 2.4.1 y la Tabla 8 se puede interpretar lo que sigue: (i) las ECM₁, ECM₂ y ECM₃ son las que reportaron un menor ahorro energético neto (tanto en la temporada de

refrigeración como de calefacción); (ii) las ECM₁, ECM₃ y ECM₆ mostraron un comportamiento ambiguo, porque generaron un ahorro energético para una temporada y contradictoriamente generaron mayor gasto para otra, sin embargo, es importante destacar que siempre es mayor la magnitud del ahorro; (iii) las ECM₄, ECM₅, ECM₆, ECM₇ y ECM₈ son las que reportaron un mayor ahorro energético neto, disminuyendo en promedio un 37 % la carga térmica estimada para la temporada de calefacción; (iv) en las ECM₂, ECM₃, ECM₄ y ECM₅ se observó que el grosor del aislante disminuye la transmitancia térmica de la superficie que se reviste, y se cumple una relación proporcional que indica que, a menor transmitancia térmica de la superficie menor será el consumo energético; y (v) en general, las ECMs ocasionaron mayores ahorros energéticos en la temporada de calefacción por sobre la temporada de refrigeración.

Para el edificio estudiado se recomienda la ECM₄ o ECM₅, las cuales plantean colocar un revestimiento en las cubiertas. Estas se seleccionan porque generan de forma individual un buen ahorro energético para todo el año. Las ECM₆, ECM₇ y ECM₈ individualmente generan ahorros equivalentes a los de la ECM₄ o la ECM₅, pero por definición estas ECMs corresponden a medidas combinadas que implican revestir muros, cubiertas e incluso cambiar ventanas; que finalmente se traducen en una mayor inversión económica inicial (en comparación con ECM₄ o la ECM₅), que no se justifica, pues se generarían lo mismos ahorros en el tiempo.

2.6. Conclusiones

En este trabajo se presenta un marco metodológico que desarrolló una herramienta de simulación energética para edificios corporativos. Esta herramienta permite estimar la carga térmica de un edificio por concepto de climatización para un período de tiempo dado, y permite evaluar desde el punto de vista energético, medidas de eficiencia energética. El método se compone de tres fases interconectadas entre sí. Las primeras dos se encargan de caracterizar termodinámicamente el edificio considerando expresiones lineales que modelan las transferencias de energías entre el edificio y su entorno y dentro del edificio mismo, considerando la inercia térmica propia de los componentes del sistema. La tercera fase plantea la incorporación de un conjunto de parámetros de simulación, denotados como factores β , que intervienen en las fases previas, y que deben ser ajustados bajo una estrategia algorítmica para obtener un buen nivel de precisión en cada simulación energética.

El desempeño del marco propuesto se probó en un edificio institucional de 500 [m²] aprox., ubicado en Puerto Montt, Chile. El edificio posee un sistema central de HVAC que es mecánico, cuyas unidades afectan la climatización de 12 zonas térmicas definidas. Con datos reales del año 2017 que incluyen parámetros del edificio, parámetros externos y parámetros de uso, se efectuó la simulación energética anual del edificio en intervalos mensuales y se evaluaron ocho configuraciones distintas de su envolvente como medidas de eficiencia energética.

La herramienta de simulación energética desarrollada estimó una carga térmica anual de 17,285 [kW] para el edificio estudiado, demorando 2.5 [h] y 52,478 iteraciones en ajustar los valores del vector β^* . Esta herramienta fue contrastada con simulaciones equivalentes de DesignBuilder, obteniendo un error global absoluto a nivel edificio que no superó el 25% para cada simulación mensual, y a nivel anual alcanzó un error promedio del 12.9%.

Algunas conclusiones importantes de destacar son: (i) la estrategia algorítmica de ajuste de los factores β es eficiente y genera un dominio experimental para cada factor β que es válido para las distintas estaciones del año; (ii) la precisión de la herramienta es sensible a cuán precisa sean las estimaciones de las ganancias solares; (iii) la contribución de las zonas a la carga térmica se mantiene constante en cada simulación mensual, lo que habla de la coherencia de las predicciones; (iv) las zonas no generan un consumo energético atípico y van acorde a cómo se comporta el edificio ante la combinatoria de factores que influyen en él; (v) la herramienta tiende a sub-estimar el consumo energético (al compararse con DesignBuilder), pero las medidas de desempeño evaluadas indican que la magnitud de dicha sub-estimación no es influyente a nivel edificio.

Las medidas de eficiencia energética evaluadas para el edificio estudiado indican que aquellas que revisten con un aislante la cubierta, son las que reducen en mayor medida el consumo energético. Se identificó que el grosor de un aislante influye en la transmitancia térmica de la superficie que cubre, y esta a su vez, en la carga térmica de todo el edificio.

Finalmente, los resultados obtenidos sugieren que la metodología propuesta, en su conjunto, es eficaz, eficiente y replicable a otros edificios corporativos. Sin embargo, para futuros trabajos en esta área se tienen dos sugerencias. La primera, es validar la herramienta desarrollada con parámetros que pueden ser medidos por sensores y no simulados por DesignBuilder, como por ej., ganancias de calor sensible por iluminación y equipos, temperatura del aire de cada zona, etc. La segunda, es incorporar en la herramienta de simulación la modelación de las sombras en las superficies externas del edificio en base a una función matemática, para plasmar la evolución de las sombras arrojadas por elementos y edificaciones del entorno, lo que permitiría realizar estudios de soleamiento y sombreado más detallados para cuantificar con mayor precisión ciertas transferencias de calor que afectan dichas superficies.

Referencias

- E. Asadi, M. Da Silva, C. Antunes, and L. Dias. Multi-objective optimization for building retrofit strategies: a model and an application. *Energy and Buildings*, 44:81–87, 2012.
- ASHRAE. *ASHRAE Handbook: Fundamentals - SI Edition*. ASHRAE, 2013.
- BCN Chile. Sistema integrado de información territorial. <https://www.bcn.cl/siit/nuestropais/region10/clima.htm>, 2018. Accessed: 2019-01-09.
- S. Bengea, V. Adetola, K. Kang, M. Liba, D. Vrabie, R. Bitmead, and S. Narayanan. Parameter estimation of a building system model and impact of estimation error on closed-loop performance. In *2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, pages 5137–5143, 2011.
- F. Chantrelle, H. Lahmidi, W. Keilholz, M. El Mankibi, and P. Michel. Development of a multicriteria tool for optimizing the renovation of buildings. *Applied Energy*, 88(4):1386–1394, 2011.
- T. Chen. Application of adaptive predictive control to a floor heating system with a large thermal lag. *Energy and Buildings*, 34(1):45–51, 2002.
- T. Chen and A. Athienitis. Investigation of practical issues in building thermal parameter estimation. *Building and Environment*, 38(8):1027–1038, 2003.
- D. Chwieduk. Recommendation on modelling of solar energy incident on a building envelope. *Renewable Energy*, 34(3):736 – 741, 2009.
- J. Clarke, J. Cockroft, S. Conner, J. Hand, N. Kelly, R. Moore, T. O'Brien, and P. Strachan. Simulation-assisted control in building energy management systems. *Energy and buildings*, 34(9):933–940, 2002.
- B. Coffey. *A development and testing framework for simulation-based supervisory control with application to optimal zone temperature ramping demand response using a modified genetic algorithm*. PhD thesis, Concordia University, 2008.
- J. Davies and J. Hay. Calculation of the solar radiation incident on an inclined surface. In *Proc. First Canadian Solar Radiation Data Workshop*, pages 59–72, 1980.
- C. Demain, M. Journée, and C. Bertrand. Evaluation of different models to estimate the global solar radiation on inclined surfaces. *Renewable Energy*, 50:710 – 721, 2013.
- J. Duffie and W. Beckman. *Solar engineering of thermal processes*. John Wiley & Sons, Inc., fourth edition, 2013.
- A. El-Sebaï, F. Al-Hazmi, A. Al-Ghamdi, and S. Yaghmour. Global, direct and diffuse solar radiation on horizontal and tilted surfaces in jeddah, saudi arabia. *Applied Energy*, 87(2):568 – 576, 2010.
- EnergyPlus. *EnergyPlus Engineering reference: The Reference to EnergyPlus Calculations*. US Department of Energy, 2015.
- A. Fouquier, S. Robert, F. Suard, L. Stéphan, and A. Jay. State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 23:272–288, 2013.
- H. Gökçe and K. Gökçe. Multi dimensional energy monitoring, analysis and optimization system for energy efficient building operations. *Sustainable Cities and Society*, 10:161–173, 2014.
- R. Hanafy. *Energy efficient management and optimization strategies in office buildings*. PhD thesis, Faculty of Engineering/Architectural Department, Cairo University, 2012.

- L. Harvey. Energy savings by treating buildings as systems. In *AIP Conference Proceedings*, volume 1044, pages 67–87. AIP, 2008.
- H. Huang, J. Yen, S. Chen, and F. Ou. Development of an intelligent energy management network for building automation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 1(1):14–25, 2004.
- J. Jung, S. Hokoi, and U. Wataru. Study into optimized control for airconditioning system with floor thermal storage. In *Proceedings of 5th IBPSA Conference*, pages 525–531, 1997.
- S. Karatasou, M. Santamouris, and V. Geros. Modeling and predicting building's energy use with artificial neural networks: Methods and results. *Energy and Buildings*, 38(8):949–958, 2006.
- M. Karmellos, A. Kiprakis, and G. Mavrotas. A multi-objective approach for optimal prioritization of energy efficiency measures in buildings: Model, software and case studies. *Applied Energy*, 139:131–150, 2015.
- G. Knabe and C. Felsmann. Optimal operation control of hvac systems. In *Proceedings of 5th IBPSA Conference*, 1997.
- Y. Lin, K. Tsai, M. Lin, and M. Yang. Design optimization of office building envelope configurations for energy conservation. *Applied Energy*, 171:336–346, 2016.
- Z. Lin, X. Xiuying, Z. Guiqing, Y. Qiao, and S. Bin. Building energy saving design based on multi-agent system. In *2010 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, pages 840–844, 2010.
- B. Liu and R. Jordan. Daily insolation on surfaces tilted towards equator. *Journal of ASHRAE*, 3(10):53–59, 1962.
- Z. Liu, F. Song, Z. Jiang, X. Chen, and X. Guan. Optimization based integrated control of building hvac system. *Building Simulation*, 7(4):375–387, 2014.
- X. Ma, R. Cui, Y. Sun, C. Peng, and Z. Wu. Supervisory and energy management system of large public buildings. In *Mechatronics and Automation (ICMA), 2010 International Conference on*, pages 928–933. IEEE, 2010.
- F. Magoules and H. Zhao. *Data Mining and Machine Learning in Building Energy Analysis: Towards High Performance Computing*. John Wiley & Sons, 2016.
- E. Malatji, J. Zhang, and X. Xia. A multiple objective optimisation model for building energy efficiency investment decision. *Energy and Buildings*, 61:81–87, 2013.
- V. Marinakis, H. Doukas, C. Karakosta, and J. Psarras. An integrated system for buildingFLs energy-efficient automation: Application in the tertiary sector. *Applied Energy*, 101:6–14, 2013a.
- V. Marinakis, C. Karakosta, H. Doukas, S. Androulaki, and J. Psarras. A building automation and control tool for remote and real time monitoring of energy consumption. *Sustainable Cities and Society*, 6:11–15, 2013b.
- Meteotest. Meteororm. <https://meteororm.com/>, 2018. Accessed: 2019-01-09.
- A. Nguyen, S. Reiter, and P. Rigo. A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis. *Applied Energy*, 113:1043–1058, 2014.
- T. Nguyen and M. Aiello. Energy intelligent buildings based on user activity: A survey. *Energy and buildings*, 56: 244–257, 2013.
- A. Noorian, I. Moradi, and G. Kamali. Evaluation of 12 models to estimate hourly diffuse irradiation on inclined surfaces. *Renewable Energy*, 33(6):1406 – 1412, 2008.

- J. O'Donnell, M. Keane, E. Morrissey, and V. Bazjanac. Scenario modelling: A holistic environmental and energy management method for building operation optimisation. *Energy and Buildings*, 62:146–157, 2013.
- R. Perez, P. Ineichen, R. Seals, J. Michalsky, and R. Stewart. Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance. *Solar Energy*, 44(5):271 – 289, 1990.
- A. Picard, R. Davis, M. Gläser, and K. Fujii. Revised formula for the density of moist air (cipm-2007). *Metrologia*, 45(2):149, 2008.
- M. Ren and J. Wright. Predictive optimal control of fabric thermal storage systems. In *Proceedings of the 5th International IBPSA Conference, Prague, Czech Republic*, pages 71–78, 1997.
- R. Ruparathna, K. Hewage, and R. Sadiq. Improving the energy efficiency of the existing building stock: A critical review of commercial and institutional buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53:1032–1045, 2016.
- M. Sesana, M. Grecchi, G. Salvalai, and C. Rasica. Methodology of energy efficient building refurbishment: Application on two university campus-building case studies in Italy with engineering students. *Journal of Building Engineering*, 6:54–64, 2016.
- K. Shukla, S. Rangnekar, and K. Sudhakar. Comparative study of isotropic and anisotropic sky models to estimate solar radiation incident on tilted surface: A case study for Bhopal, India. *Energy Reports*, 1:96 – 103, 2015.
- J. Spitler. *Load calculation applications manual - SI Edition*. ASHRAE, second edition, 2009.
- J. Spitler, D. Fisher, and C. Pedersen. The radiant time series cooling load calculation procedure. *ASHRAE Transactions*, 103(2):503–515, 1997.
- F. Tahmasebi, R. Zach, M. Schuß, and A. Mahdavi. Simulation model calibration: an optimization-based approach. In *Fourth German-Austrian IBPSA Conference*, pages 386–391, 2012.
- B. Tan, Y. Yavuz, E. Otay, and E. Çamlıbel. Optimal selection of energy efficiency measures for energy sustainability of existing buildings. *Computers & Operations Research*, 66:258–271, 2016.
- Universidad de Chile. Explorador solar. <http://www.minenergia.cl/exploradorsolar/>, 2017. Accessed: 2019-01-09.
- J. Wong, H. Li, and J. Lai. Evaluating the system intelligence of the intelligent building systems: Part 1: Development of key intelligent indicators and conceptual analytical framework. *Automation in Construction*, 17(3):284–302, 2008a.
- J. Wong, H. Li, and J. Lai. Evaluating the system intelligence of the intelligent building systems: Part 2: Construction and validation of analytical models. *Automation in Construction*, 17(3):303–321, 2008b.
- R. Yang and L. Wang. Development of multi-agent system for building energy and comfort management based on occupant behaviors. *Energy and Buildings*, 56:1–7, 2013.
- J. Yao. Energy optimization of building design for different housing units in apartment buildings. *Applied Energy*, 94: 330–337, 2012.
- M. Zaheer-Uddin. Optimal, sub-optimal and adaptive control methods for the design of temperature controllers for intelligent buildings. *Building and Environment*, 28(3):311–322, 1993.

- V. Zavala. Real-time optimization strategies for building systems. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 52(9):3137–3150, 2012.
- L. Zhao, J. Zhang, and R. Liang. Development of an energy monitoring system for large public buildings. *Energy and Buildings*, 66:41–48, 2013.