

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL LITORAL



# Optimización del desempeño térmico y energético de viviendas en la región Litoral Argentina

Facundo Bre

FICH

FACULTAD DE INGENIERÍA  
Y CIENCIAS HÍDRICAS

INTEC

INSTITUTO DE DESARROLLO TECNOLÓGICO  
PARA LA INDUSTRIA QUÍMICA

Tesis de Doctorado **2018**





**Doctorado en Ingeniería**  
**mención mecánica computacional**

Título de la obra:

**Optimización del desempeño térmico  
y energético de viviendas en la región  
Litoral Argentina**

Autor: Facundo Bre

Lugar: Santa Fe, Argentina

Palabras Claves:

Eficiencia energética de edificios, confort térmico,  
edificios residenciales, región Litoral,  
simulación del comportamiento de edificios,  
año meteorológico típico, análisis de sensibilidad,  
algoritmos genéticos, optimización multi-objetivo.



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas

Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química

# **Optimización del desempeño térmico y energético de viviendas en la región Litoral Argentina**

**Facundo Bre**

Tesis remitida al Comité Académico del Doctorado  
como parte de los requisitos para la obtención  
del grado de  
DOCTOR EN INGENIERÍA  
Mención Mecánica Computacional  
de la  
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL LITORAL

**2018**

Comisión de Posgrado, Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas, Ciudad Universitaria,  
Paraje "El Pozo", S3000, Santa Fe, Argentina.





UNIVERSIDAD NACIONAL DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas

Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química

## **Optimización del desempeño térmico y energético de viviendas en la región Litoral Argentina**

**Facundo Bre**

### **Lugar de trabajo:**

CIMEC

Centro de Investigación de Métodos Computacionales

Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas

Universidad Nacional del Litoral

### **Director:**

Víctor D. Fachinotti      CIMEC

### **Co-director:**

Jorge D'Elía      CIMEC

### **Jurado Evaluador:**

Dr. Roberto Lamberts

Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil

Dra. María Celina Filippín

Centro Regional La Pampa-San Luis/INTA

Dra. Silvana Flores Larsen      CONICET-INENCO / Universidad Nacional de Salta

Dr. Pablo Alejandro Kler      CONICET-CIMEC / Universidad Tecnológica Nacional

Facultad Regional Santa Fe

**2018**



# **Declaración legal del autor**

Esta Tesis ha sido remitida como parte de los requisitos para la obtención del grado de Doctor ante la Universidad Nacional del Litoral y ha sido depositada en la Biblioteca de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas para que esté disponible a sus lectores bajo las condiciones estipuladas por el Reglamento de la mencionada Biblioteca.

Citaciones breves de esta disertación son permitidas sin la necesidad de un permiso especial, en la suposición de que la fuente sea correctamente citada. Solicitudes de permiso para una citación extendida o para la reproducción de este manuscrito en un todo o en parte serán exigidas por el portador legal del derecho de propiedad intelectual de la misma.

Facundo Bre



# Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a las instituciones que hicieron posible la realización de la presente Tesis; al Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), que me financió la beca de estudio de doctorado; a la Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (FICH-UNL), donde he realizado el doctorado y al Centro de Investigación de Métodos Computacionales (CIMEC), que me dió un lugar de trabajo.

También quiero agradecer al Laboratório de Eficiência Energética em Edificações (LabEEE). En particular, a su director, Prof. Roberto Lamberts, y a los investigadores, Dr. Arthur Santos Silva y Prof. Enedir Ghisi por permitirme trabajar en conjunto durante mi estadía en dicho laboratorio. Estadía lograda a través del programa de la Asociación de Universidades Grupo Montevideo (AUGM) y cofinanciada por la Universidad del Litoral (UNL) y la Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC).

Deseo expresar mi agradecimiento al director de esta Tesis, Dr. Víctor Fachinotti, por el apoyo que ha brindado a este trabajo, por la libertad y respeto a mis sugerencias e ideas y por el rigor científico con que ha orientado las mismas.

Agradezco también a todos los compañeros y amigos del CIMEC, con quienes día a día compartimos nuestras experiencias tanto laborales como personales.

Finalmente, agradezco a mi esposa Macarena y a mi familia, por su apoyo incondicional.



# Resumen

En esta Tesis se desarrollan, adaptan y aplican herramientas computacionales con el principal objetivo de optimizar el desempeño térmico y energético de viviendas localizadas en el Litoral Argentino. Para lograr el diseño de un edificio energéticamente eficiente, el desempeño térmico y energético de una gran serie de diseños alternativos de dicho edificio debe analizarse en busca de una solución suficientemente buena o incluso óptima. Esta es una tarea generalmente muy compleja que involucra múltiples variables y objetivos. Para alcanzar el objetivo principal en cuestión, en esta Tesis se propone desarrollar una metodología de optimización basada en simulación numérica, generando una serie de novedosas herramientas computacionales. Estas tienen gran versatilidad debido a que acoplan el programa EnergyPlus, uno de los software más populares para la simulación del comportamiento de edificios, con algoritmos genéticos de optimización permitiendo optimizar uno o varios objetivos a la vez. Inicialmente, para obtener resultados precisos de los modelos termo-energéticos de las viviendas usando el código EnergyPlus y subsanar una deficiencia importante del sector de simulación del comportamiento de edificios de nuestro país, se desarrollan los años meteorológicos típicos y sus correspondientes archivos en formato EPW (formato necesario para ser utilizado en EnergyPlus) para 15 de las principales localidades de la región Litoral. Posteriormente, se implementan dos algoritmos genéticos, uno mono- y otro multi-objetivo, sobre una plataforma escrita en el lenguaje de programación Python, capaces de resolver problemas de múltiples variables. A través de funciones escritas también en el lenguaje Python se acoplan los algoritmos genéticos con EnergyPlus. Además, para obtener resultados de optimización con tiempos razonables, se realiza la paralelización del código de optimización para su uso en computadoras de escritorio y clusters de varios procesadores o núcleos. Finalmente, las herramientas desarrolladas son aplicadas de forma detallada para el diseño óptimo con múltiples objetivos de una vivienda unifamiliar ubicada en la región Litoral. En esta aplicación, primero se realiza un análisis de sensibilidad para detectar cuáles son las variables más influyentes. En base a los resultados de este análisis son planteados dos casos complejos de optimización de  $10^8$  y  $10^{16}$  posibilidades de diseño y son resueltos mediante dos enfoques diferentes (suma ponderada y optimización basada en dominancia), analizando y comparando detalladamente sus resultados. Los resultados obtenidos indican que la metodología propuesta y las herramientas desarrolladas permiten explorar el espacio de diseño de forma automática y eficiente logrando diseños edificios de alto desempeño térmico y energético.



# Abstract

In this Thesis, computational tools are developed, adapted and applied to optimize the thermal and energy performance of dwellings located in the Argentine Littoral. To achieve an energy efficient building design, the thermal and energy performance of a large series of alternative designs of such building must be analysed in seek of a sufficiently good or even optimal solution. Generally, this is a complex task that includes multiple variables and objectives. In order to achieve the main aim, in this Thesis a simulation-based optimization method is proposed, generating a set of novel computational tools. These tools have great versatility because they coupled the EnergyPlus program, one of the most popular software for building performance simulation, with optimization genetic algorithm allowing to optimize one or several objectives at a time. Initially, to obtain accurate results of the thermal-energy-based housing models using EnergyPlus code and to remedy a significant deficiency in the building performance simulation sector of our country, the typical meteorological years and their corresponding EPW files (format needed to be used in EnergyPlus) for 15 of the main localities of the Littoral region are developed. Afterwards, two genetic algorithms are implemented, one mono- and another multi-objective, on a platform written in the Python programming language capable of solving multiple variable problems. Through functions, also written in the Python language, the genetic algorithms are coupled with EnergyPlus. Further, to obtain optimization results with reasonable times, the parallelization of the optimization code is done for use in desktop computers and clusters of several processors or cores. Finally, the tools developed are applied in a detailed way for the optimal design with multiple objectives of a single-family house located in the Littoral region. In this application, first a sensitivity analysis is performed to detect which are the most influential variables. Based on the results of this analysis two complex optimization cases of  $10^8$  and  $10^{16}$  design possibilities are posed and solved by two different approaches (weighted sum and Pareto-based optimization), analyzing and comparing their results in detail. The results indicate that the proposed methodology and the tools developed allow the exploration of the design space in an automatic and efficient manner, achieving high thermal and energy performance building designs.



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.1.1. Panorama energético . . . . .	1
1.1.2. Región Litoral Argentina . . . . .	3
1.2. Modelado y simulación del desempeño de edificios . . . . .	4
1.3. Optimización del desempeño de los edificios . . . . .	5
1.4. Objetivos . . . . .	7
1.4.1. Objetivo general . . . . .	7
1.4.2. Objetivos particulares . . . . .	7
1.5. Estructura de la Tesis . . . . .	8
<b>2. Simulación del desempeño de edificios</b>	<b>9</b>
2.1. Introducción . . . . .	9
2.2. EnergyPlus . . . . .	11
2.2.1. Balance en una zona térmica . . . . .	15
2.3. Modelado de un edificio en EnergyPlus . . . . .	18
2.3.1. Archivos de entrada . . . . .	18
2.3.2. Archivos de salida . . . . .	20
<b>3. Generación de archivos climáticos típicos para la región Litoral</b>	<b>23</b>
3.1. Introducción . . . . .	23
3.2. Descripción de la fuente de datos meteorológicos . . . . .	27
3.2.1. Radiación solar . . . . .	28
3.3. Definición del Año Meteorológico Típico . . . . .	34
3.3.1. Definición del Mes Meteorológico Típico . . . . .	34
3.4. Resultados y discusión . . . . .	36
3.4.1. Mes meteorológico típico en Paraná . . . . .	37

3.4.2.	Meses meteorológicos típicos para todo el Litoral . . . . .	37
3.4.3.	Clima típico en la región Litoral . . . . .	39
3.4.4.	Aplicación en simulación energética de edificios . . . . .	42
<b>4.</b>	<b>Optimización del desempeño de edificios</b>	<b>47</b>
4.1.	Introducción . . . . .	47
4.2.	Optimización multi-objetivo . . . . .	48
4.2.1.	Métodos para la solución de problemas multi-objetivo . . . . .	50
4.3.	Optimización basada en simulación . . . . .	53
4.3.1.	Características de los problemas de optimización del desempeño de edificios	54
4.3.2.	Selección de los algoritmos de optimización . . . . .	55
4.4.	Algoritmos genéticos . . . . .	56
4.4.1.	Mono-objetivo . . . . .	60
4.4.2.	Multi-objetivo . . . . .	64
<b>5.</b>	<b>Desarrollo e implementación de la herramienta computacional</b>	<b>69</b>
5.1.	Implementación de los GAs . . . . .	70
5.2.	Modificaciones principales de los GAs . . . . .	70
5.2.1.	Laplace crossover . . . . .	71
5.2.2.	Power mutation . . . . .	71
5.2.3.	Procedimiento de truncamiento para restricciones enteras . . . . .	72
5.2.4.	Algoritmo genético simple o mono-objetivo . . . . .	72
5.2.5.	Algoritmo NSGA-II . . . . .	73
5.3.	Estructura de la herramienta desarrollada . . . . .	73
5.4.	Paralelización . . . . .	74
<b>6.</b>	<b>Aplicación al rediseño de una vivienda unifamiliar</b>	<b>77</b>
6.1.	Descripción del caso de estudio . . . . .	77
6.2.	Modelado de la vivienda . . . . .	77
6.2.1.	Cargas térmicas internas . . . . .	80
6.2.2.	Medición del desempeño térmico y energético de la vivienda . . . . .	81
6.3.	Análisis de sensibilidad . . . . .	82
6.3.1.	Resultados del análisis de sensibilidad . . . . .	85
6.4.	Especificación de las variables de diseño . . . . .	88
6.4.1.	Caso Base . . . . .	91
6.5.	Optimización del desempeño térmico y energético: enfoque mono-objetivo . . . .	91

6.5.1. Configuración del algoritmo . . . . .	92
6.5.2. Resultados . . . . .	93
6.6. Optimización del desempeño térmico y energético: enfoque multi-objetivo . . . .	98
6.6.1. Configuración del algoritmo . . . . .	99
6.6.2. Resultados . . . . .	99
6.7. Mono-objetivo vs. Multi-objetivo . . . . .	106
6.8. Discusión acerca de soluciones óptimas obtenidas . . . . .	108
6.9. Costo computacional . . . . .	110
<b>7. Conclusiones</b>	<b>113</b>
7.1. Contribuciones a la simulación del desempeño de edificios . . . . .	113
7.2. Contribuciones a la optimización del desempeño de edificios . . . . .	114
7.3. Contribución al diseño óptimo de viviendas en el Litoral . . . . .	116
7.4. Contribución al tiempo de optimización . . . . .	117
7.5. Publicaciones científicas derivadas . . . . .	117
7.5.1. Publicaciones en revistas . . . . .	117
7.5.2. Publicaciones y presentaciones en congresos . . . . .	118
7.6. Líneas de investigación a futuro . . . . .	119
7.6.1. Extender la generación de años meteorológicos típicos a otras regiones del país . . . . .	119
7.6.2. Extender el desarrollo de las herramientas de optimización para su aplica- ción a otros casos de estudio . . . . .	120
7.6.3. Mejorar la eficiencia de los algoritmos de optimización . . . . .	120
7.6.4. Desarrollar herramientas para diseñar edificios que se adapten al cambio climático . . . . .	120
7.6.5. Mejorar el modelado de la ventilación natural . . . . .	120
7.6.6. Aplicar las herramientas de optimización a otros problemas de ingeniería de avanzada . . . . .	121



# Índice de figuras

1.1. Potencial de reducción del crecimiento de la demanda energética de los edificios en Sudamérica mediante la eficiencia energética . . . . .	2
1.2. Mapa de la región Litoral Argentina y clasificación de las zonas bio-climáticas . .	3
2.1. Fenómenos de transferencia de energía en los edificios . . . . .	9
2.2. Esquema general de la estructura de <i>EnergyPlus</i> <sup>TM</sup> . . . . .	14
2.3. Componentes internos de <i>EnergyPlus</i> <sup>TM</sup> . . . . .	14
2.4. Ejemplo de la definición de un objeto en el archivo IDF de <i>EnergyPlus</i> <sup>TM</sup> . . . . .	19
3.1. Mapa de estaciones meteorológicas en la región Litoral . . . . .	24
3.2. Resultados de ajuste para el modelo de radiación solar de Kasten . . . . .	30
3.3. Resultados de ajuste para el modelo de radiación solar de Zhang-Huang . . . . .	32
3.4. Resultados de ajuste del modelo de Zhang-Huang en localidades cercanas al Litoral	34
3.5. Resultados del año meteorológico típico para la localidad de Resistencia . . . . .	40
3.6. Resultados del año meteorológico típico para la localidad de Paraná . . . . .	41
3.7. Resultados del año meteorológico típico para la localidad de Rosario . . . . .	42
3.8. Aplicación del año meteorológico típico desarrollado en el BESTEST-Case 910. .	45
4.1. Definición de espacios en la optimización multi-objetivo . . . . .	49
4.2. Concepto de dominancia en la optimización multi-objetivo . . . . .	50
4.3. Ejemplos de diferentes frentes de Pareto-óptimo . . . . .	51
4.4. Esquema de optimización multi-objetivo basada en preferencia . . . . .	52
4.5. Esquema ideal de optimización multi-objetivo . . . . .	53
4.6. Esquema de optimización basada en simulación. . . . .	54
4.7. Ejemplo de múltiples mínimos en un problema de optimización del desempeño de un edificio . . . . .	55
4.8. Ejemplo de discontinuidades en la función objetivo . . . . .	55
4.9. Ejemplo de cromosoma y genes que representan un individuo y su fenotipo . . .	58

4.10. Ciclo básico de los Algoritmos Evolutivos . . . . .	59
4.11. Esquema base del funcionamiento de los Algoritmos Genéticos . . . . .	60
4.12. Individuo genético binario . . . . .	61
4.13. Ejemplo de cruce de 1 punto para codificación binaria . . . . .	63
4.14. Ejemplo de cruce de 2 puntos para codificación binaria . . . . .	63
4.15. Mutación bit a bit para una codificación binaria . . . . .	63
4.16. Esquema de clasificación no dominada del NSGA-II . . . . .	65
4.17. Cálculo de la distancia de hacinamiento . . . . .	66
4.18. Criterio de mínima distancia para el método de toma de decisiones . . . . .	67
5.1. Esquema de trabajo de la herramienta propuesta . . . . .	74
5.2. Esquema de paralelización del algoritmo de optimización . . . . .	76
6.1. Vivienda unifamiliar <i>Roble2D</i> . . . . .	78
6.2. Zonas térmicas del modelo . . . . .	78
6.3. Referencia de superficies externas del modelo . . . . .	79
6.4. Esquema de ocupación de las habitaciones . . . . .	80
6.5. Esquema de uso de la iluminación artificial en las habitaciones . . . . .	80
6.6. Límites del modelo de confort térmico de 80 % de aceptabilidad . . . . .	82
6.7. Resultados del análisis de sensibilidad de Morris para los diferentes objetivos . . . . .	86
6.8. Resultados del análisis de sensibilidad de Morris para energía y los grados-hora totales . . . . .	87
6.9. Resultados del análisis de sensibilidad de Morris para el indicador global de desem- peño . . . . .	87
6.10. Convergencia de la función objetivo según el tamaño de la población . . . . .	94
6.11. Convergencia de los grados-hora en la sala . . . . .	95
6.12. Convergencia de la demanda de energía en los dormitorios . . . . .	96
6.13. Convergencia a frontera de Pareto para el Caso A . . . . .	100
6.14. Pareto-óptimos del Caso A para las funciones objetivo . . . . .	101
6.15. Pareto-óptimos del Caso A para los objetivos desagregados . . . . .	102
6.16. Pareto-óptimos del Caso B para las funciones objetivo . . . . .	103
6.17. Pareto-óptimos del Caso B para los objetivos desagregados . . . . .	103
6.18. Comparación de soluciones óptimas en el espacio de funciones objetivo . . . . .	108
6.19. Energía mensual demandada para los diferentes diseños . . . . .	109
6.20. Temperatura operativa horaria en la sala de estar para los diferentes diseños . . . . .	109

6.21. Temperatura operativa horaria en la sala de estar de los diferentes diseños durante días extremos . . . . . 110



# Índice de tablas

3.1.	Estaciones meteorológicas del Servicio Meteorológico Nacional en el Litoral . . .	27
3.2.	Número de años útiles para cada mes de la base de datos meteorológica . . . . .	29
3.3.	Coefficientes del modelo de radiación solar de Kasten . . . . .	30
3.4.	Coefficientes del modelo de radiación solar de Zhang-Huang . . . . .	31
3.5.	Validación del modelo de radiación solar Zhang-Huang para predicciones de largo plazo en Corrientes . . . . .	33
3.6.	Validación del modelo de radiación solar Zhang-Huang para predicciones de largo plazo en Paraná . . . . .	33
3.7.	Índices meteorológicos diarios para la definición del mes meteorológico típico . .	35
3.8.	Resultados de sumas ponderadas de las estadísticas de Finkelstein-Schaffer en Pa- raná para factores de ponderación Sandia . . . . .	38
3.9.	Resultados de sumas ponderadas de las estadísticas de Finkelstein-Schaffer en Pa- raná para factores de ponderación IWEC . . . . .	38
3.10.	Meses meteorológicos típicos en las 15 localidades del Litoral . . . . .	39
6.1.	Variables de diseño consideradas en el análisis de sensibilidad . . . . .	84
6.2.	Detalle de tipos de paneles de ventanas para el análisis de sensibilidad . . . . .	84
6.3.	Discretización de las variables continuas . . . . .	88
6.4.	Variables categóricas de diseño . . . . .	89
6.5.	Propiedades físico-térmicas de los sistemas constructivos . . . . .	89
6.6.	Configuración del caso base para la vivienda unifamiliar <i>Roble2D</i> . . . . .	91
6.7.	Configuración del GA mono-objetivo para los casos analizados . . . . .	93
6.8.	Diseños óptimos obtenidos mediante el enfoque mono-objetivo . . . . .	97
6.9.	Desempeño térmico y energético para los diferentes diseños determinados con el enfoque mono-objetivo . . . . .	98
6.10.	Configuración del algoritmo NSGA-II para los casos propuestos . . . . .	99
6.11.	Diseño óptimo determinado mediante el enfoque multi-objetivo para el Caso A .	102

6.12. Diseño óptimo determinado mediante el enfoque multi-objetivo para el Caso B . . . . .	104
6.13. Desempeño térmico y energético para los diferentes diseños determinados con el enfoque multi-objetivo . . . . .	105
6.14. Comparación de los diseños óptimos para el Caso A obtenidos mediante los diferentes enfoques . . . . .	106
6.15. Desempeño térmico y energético de los diseños óptimos del Caso A según los enfoques mono- y multi-objetivo . . . . .	107
6.16. Comparación de los diseños óptimos para el Caso B obtenidos mediante los diferentes enfoques . . . . .	107
6.17. Desempeño térmico y energético de los diseños óptimos del Caso B según los enfoques mono- y multi-objetivo . . . . .	107

# Capítulo 1

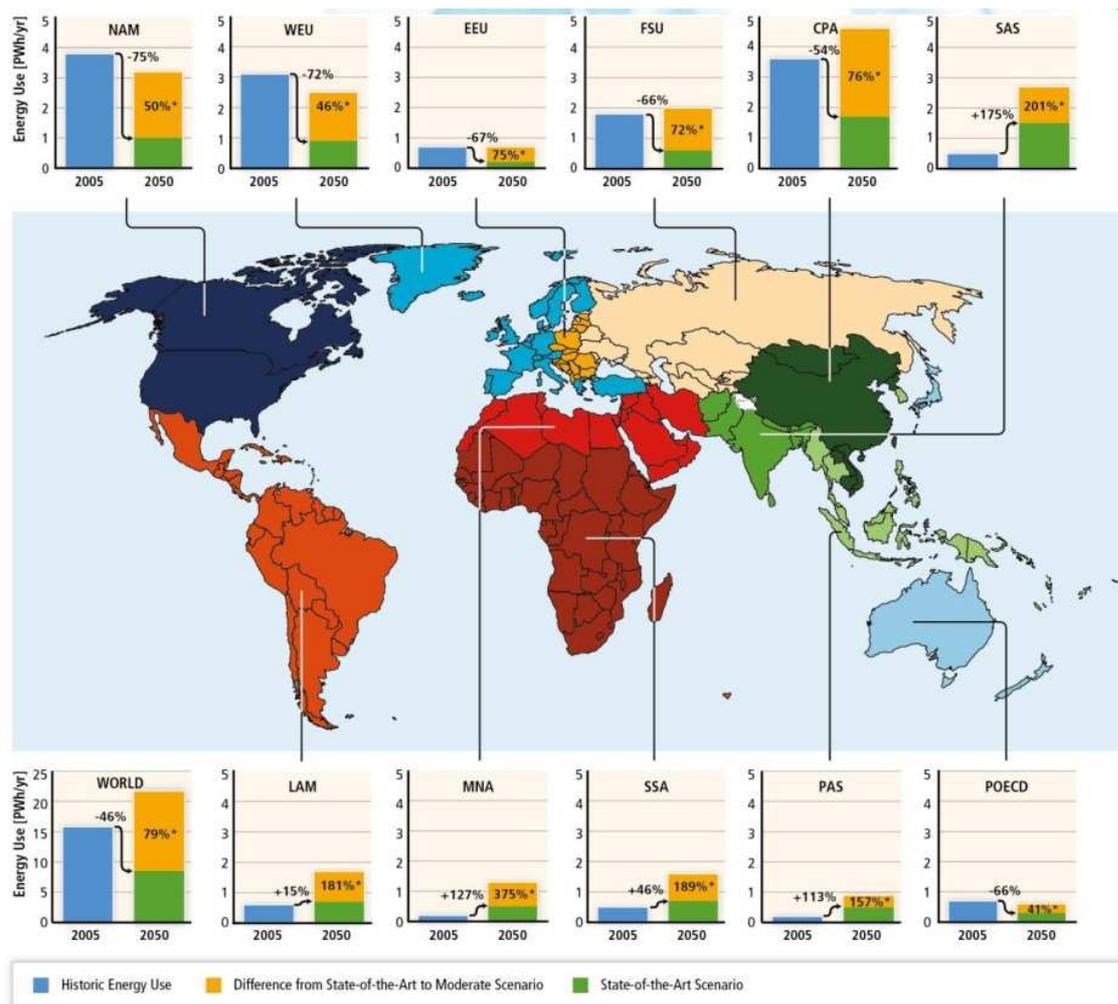
## Introducción

### 1.1. Motivación

#### 1.1.1. Panorama energético

La Agencia Internacional de Energía (IEA) estima que los edificios comerciales, residenciales y públicos consumen del 30 % al 40 % de la energía utilizada a nivel mundial, lo cual significa un aporte de entre el 25 % y el 35 % de las emisiones de CO<sub>2</sub> mundiales debido, fundamentalmente, al consumo de electricidad y combustibles para la iluminación, climatización, conservación de alimentos, y equipos de oficinas, entre otros, dentro de los edificios ([International Energy Agency \(IEA\), 2016b](#)). Partiendo de este panorama, si no se toman medidas para mejorar la eficiencia energética en el sector de los edificios, se espera que la demanda de energía aumente un 50 % en 2050 ([International Energy Agency \(IEA\), 2016c](#)). Este aumento se debe al rápido crecimiento del número de edificios (residenciales y de servicios), y del número de los dispositivos que consumen electricidad y a la creciente demanda de nuevos productos. Sin embargo, este crecimiento podría limitarse a algo más del 10 % sin cambiar los niveles de comodidad o exigir a los hogares que reduzcan sus compras de electrodomésticos y otros equipos electrónicos. En particular, en el caso de Sudamérica, las prácticas de eficiencia energética sobre los edificios tiene la capacidad de reducir el 181 % del crecimiento esperado para 2050, acotando este crecimiento a un 15 % ([International Energy Agency \(IEA\), 2016a](#)), ver Fig. 1.1.

En la actualidad Argentina, los edificios son los mayores consumidores de energía ([Ministerio de Energía y Minería de la República Argentina, 2014](#)): los edificios residenciales y el conjunto de edificios públicos y comerciales consumen 26 % y 8 %, respectivamente, de la energía total del país (mayormente, electricidad y gas). Además, el suministro, transporte y distribución de electricidad en Argentina enfrenta una situación crítica (el nivel actual de la reserva operacional en condiciones meteorológicas extremas es menor que 5 % de toda la potencia disponible, la disponibilidad de



**Figura 1.1:** Potencial de reducción del crecimiento de la demanda energética de los edificios en Sudamérica mediante intervenciones que aumenten su eficiencia (International Energy Agency (IEA), 2016a).

gas importado y diésel es incierto en el mediano término), lo que llevó al gobierno nacional a decretar el sector eléctrico en estado de emergencia (Boletín Oficial de la República Argentina, 17/12/2015). Esto urge a mejorar la eficiencia energética de los edificios, principalmente en los residenciales, de manera de reducir su consumo de energía manteniendo sus prestaciones, esto puede conseguirse mediante buenas decisiones de diseño (arquitectura bioclimática) y una correcta selección de materiales de acuerdo al clima. Por otra parte, existen sectores de la sociedad que no están en condiciones de afrontar el costo de la energía requerida para mantener una situación de confort mínima en sus hogares, por lo que en estos casos es fundamental y protagónico el correcto diseño edilicio tendiente a mejorar las condiciones ambientales interiores.

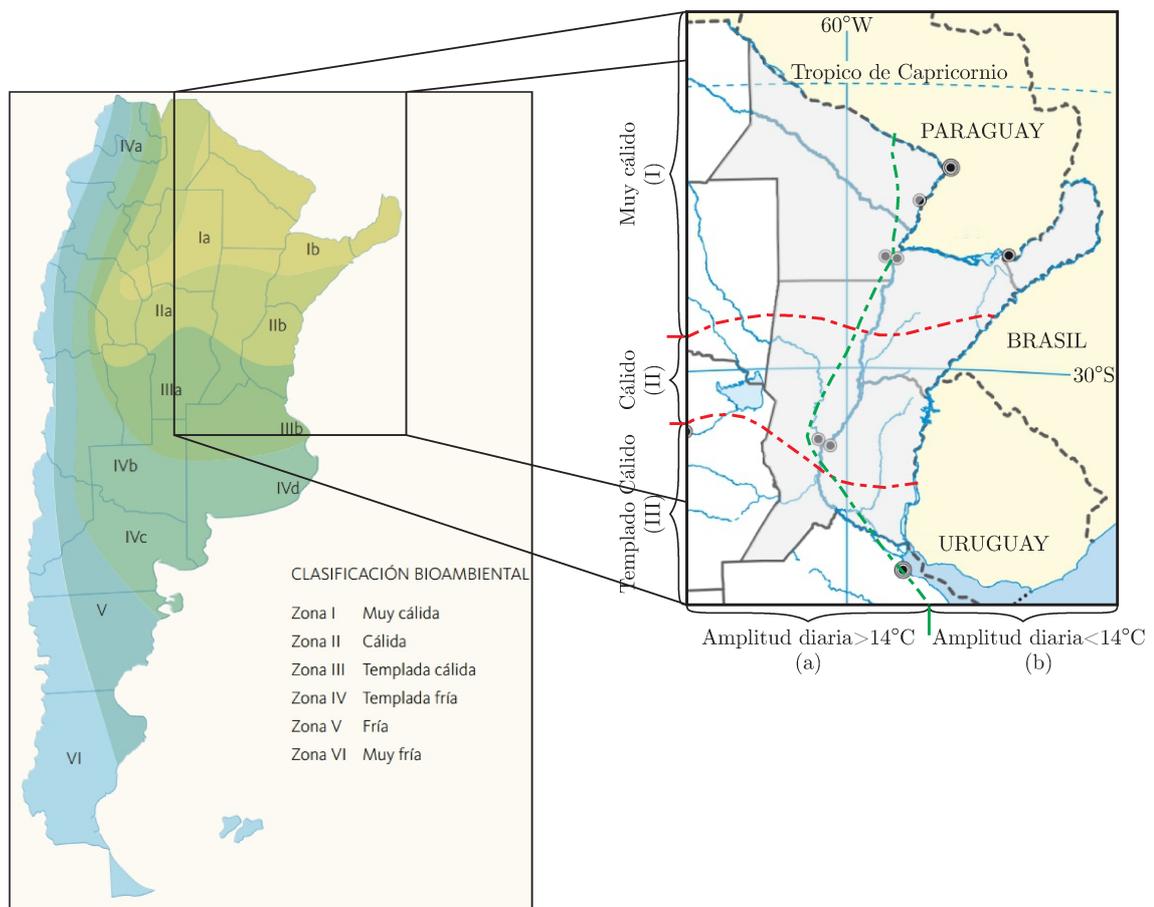
Sumado a lo anterior, la presente normativa Argentina (Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM), 2010) sobre la regulación de eficiencia energética en el sector de edificios presenta varias limitaciones:

- no es obligatoria y no existen incentivos para su aplicación;

- se basa exclusivamente en la transmitancia térmica de la envolvente;
- sólo se refiere al etiquetado para calefacción.

### 1.1.2. Región Litoral Argentina

El trabajo de esta Tesis se focaliza en la problemática de mejorar la eficiencia energética de viviendas localizadas en la región Litoral Argentina. Esta región abarca un área de unos 0.5 millones de km<sup>2</sup> en el noreste Argentino. La misma se compone por las provincias de Chaco, Corrientes, Entre Ríos, Formosa, Misiones y Santa Fe, siendo la segunda región más demandante de energía eléctrica del país (12 %) después del Gran Buenos Aires. Su clima es *Cfa* (C por clima templado o mesotermal, *f* por constantemente húmedo, *a* por veranos cálidos) según la clasificación Köppen-Geiger (Peel et al., 2007). En una clasificación más fina (Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM), 2012), el Litoral se divide en tres zonas bioclimáticas: muy cálido en el norte (I), cálido en el centro (II), y templado cálido en el sur (III), separadas por las líneas rojas en la Fig. 1.2. Además, cada zona se divide en dos subzonas (a) y (b) (aquéllas separadas por una línea verde en la Fig. 1.2) con amplitud mayor o menor de 14°C, respectivamente.



**Figura 1.2:** Mapa de la región Litoral Argentina (en gris), mostrando las zonas bio-climáticas (I, II y III, a o b) (Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM), 2012).

No sólo las temperaturas por todo el Litoral son actualmente altas a muy altas durante el verano, sino que se prevé que aumentarán de 2 a 4.5°C en todo el sudeste de América del Sur para el año 2100, de acuerdo con el informe 2014 del Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático (IPCC)(IPCC, 2014). Sin dudas esto impactará en el consumo de energía de los edificios en Argentina. Scott y Huang (2007) nos dan una idea en base a estudios en EE.UU., donde se prevé que el consumo de electricidad para refrigeración residencial aumentará de 5 a 20 % (dependiendo de la ubicación y clase de cliente) por cada 1°C de aumento de la temperatura ambiente. Invidiata y Ghisi (2016) estudiaron el efecto del cambio climático en el consumo de energía de las viviendas para dos localidades del sur de Brasil, en donde se espera que la demanda anual de energía aumente alrededor del 200 % en 2050 en comparación con la actual (mientras que la demanda de energía para calefacción debería disminuir alrededor del 80 % para dicho periodo). Los autores concluyen que el uso de estrategias pasivas va a ser crucial para reducir el efecto del calentamiento global. En el Litoral no se encontraron antecedentes de como impactará el cambio climático en la demanda de energía de los edificios. Sin embargo, Filippín et al. (2017) estudiaron el reacondicionamiento de una vivienda localizada en la ciudad de Santa Rosa (La Pampa, Argentina) para analizar su desempeño frente al cambio climático (año 2039) para un escenario de emisiones de RCP4.5 (emisiones medianas). Los resultados determinaron que el consumo de energía aumentará en verano y disminuirá en invierno. Por otro lado, indicaron que la adición de aislamiento térmico en las paredes y techos es muy beneficiosa, pero el aumento de las áreas vidriadas parece ser contraproducente y debe ser estudiada con mayor precisión en trabajos futuros, conclusiones que marcan las complejidades de la toma de decisiones en el diseño de edificios.

En base a estos antecedentes queda muy claro la necesidad de mejorar la eficiencia energética de los edificios residenciales de nuestro país y la necesidad de desarrollar herramientas que puedan asistir a los diseñadores, tanto en la evaluación del desempeño de los edificios como en la toma de decisiones para el mejoramiento del mismo.

## 1.2. Modelado y simulación del desempeño de edificios

Una herramienta muy útil para el diseño de edificios energéticamente eficientes es la simulación del desempeño de edificios (o BPS, del inglés *building performance simulation*). La BPS permite al diseñador evaluar el comportamiento térmico y energético de un edificio y otros objetivos específicos como el confort interior o los impactos ambientales (Garber, 2009). En los últimos 50 años, se han desarrollado y mejorado cientos de programas para la simulación energética de edificios (Crawley et al., 2008), destacándose entre los que siguen en uso: TRNSYS, DOE-2, ESP-r, BLAST, IDA ICE y EnergyPlus. Estos son programas de simulación utilizados para modelar la

transferencia de calor y el consumo de energía en los edificios para la calefacción, refrigeración, ventilación, iluminación y otras necesidades. Actualmente, el más popular debido a sus diversas capacidades además de su constante desarrollo y mantenimiento es *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al., 2001).

*EnergyPlus*<sup>TM</sup> es un programa de código libre y abierto para la simulación de cargas térmicas y análisis energético de edificios desarrollado por el Departamento de Energía de los Estados Unidos (DoE). El modelado en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> toma como datos de entrada el diseño de la edificación, los materiales para su construcción, los equipos de climatización instalados y las cargas térmicas internas y externas. Para el cálculo de estas últimas, se vale del conocimiento de las variables climáticas (temperatura, humedad, velocidad del viento, radiación solar, etc.) registradas localmente y caracterizadas a través del año meteorológico típico. Como salida, *EnergyPlus*<sup>TM</sup> puede entregar la evolución de diferentes variables ambientales (temperatura de bulbo seco del aire, temperatura operativa, humedad, etc.) en el interior de la edificación en períodos de tiempo relativamente largos (un año entero, por ejemplo), para intervalos de tiempo eventualmente subhorarios. Si se modelan equipamientos de climatización artificial, cada vez que el código detecta disconfort dentro del edificio (de acuerdo a criterios de confort preestablecidos), se accionan los sistemas de climatización, registrando la energía demandada para tal fin.

La principal limitación que poseen los científicos y diseñadores argentinos, y latinoamericanos en general, ligados a la simulación del desempeño de edificios es la carencia de años meteorológicos típicos que permitan realizar estudios precisos, a diferencia de países desarrollados que cuentan con información local en cantidad y calidad suficientes.

### 1.3. Optimización del desempeño de los edificios

Para optimizar el desempeño de un edificio es necesario explorar diferentes alternativas de diseño en busca de la mejor u óptima. En general, las decisiones de diseño influyen sobre diversos aspectos de la construcción (confort, costo económico, impacto ambiental, consumo de energía), a menudo de manera contradictoria. Si a ello sumamos el gran número de variables de diseño involucradas (tipo de paredes, de ventanas, de techo, la orientación solar, dimensiones, etc.), la búsqueda del diseño óptimo deviene una tarea muy compleja, cuya automatización ha merecido grandes esfuerzos en las últimas décadas. El pionero en esta área es Wright (1986), quien aplicó el método de búsqueda directa a la optimización de los sistemas de climatización (HVAC). Desde entonces, se han considerado diferentes objetivos y variables de diseño para definir problemas de optimización del desempeño de edificios, muchos de ellos para casos residenciales, y se han usado diversos algoritmos para su resolución. Bichiou y Krarti (2011) compararon el desempeño de

tres técnicas de optimización (algoritmo genético (GA), optimización de enjambre de partículas (PSO), y búsqueda secuencial (SS)) para seleccionar las características de diseño de un sistema HVAC y sus ajustes de operación. Encontraron que las tres técnicas brindaban una robustez similar en la búsqueda del óptimo, pero SS era considerablemente más lenta, y GA la más rápida. [Tuhus-Dubrow y Krarti \(2010\)](#) encontraron que GA es más eficiente que PSO y SS cuando existen más de diez variables de diseño al resolver un problema de optimización de la forma y características de la envolvente para un edificio residencial. [Islam et al. \(2015\)](#) acoplaron programación lineal con AccuRate (la herramienta de clasificación térmica acreditada en Australia) para minimizar la suma ponderada del coste del ciclo de vida y el impacto ambiental de edificios residenciales actuando sobre tres variables categóricas de diseño (tipo de pared, techo y piso). [Delgarm et al. \(2016\)](#) aplicaron la optimización multi-objetivo acoplada con EnergyPlus para minimizar la refrigeración y la demanda de energía de iluminación de un edificio de una zona térmica, tomando como variables de diseño el tamaño y orientación del edificio y el sombreado fijo exterior de la ventanas. [Lu et al. \(2015\)](#) combinaron los algoritmos genéticos implementados en Matlab<sup>®</sup> con TRNSYS para optimizar los sistemas de energía renovable en edificios de baja energía. Además, [Nguyen et al. \(2014\)](#) mostraron que las variables de diseño enteras o discretas pueden producir discontinuidades en los resultados de la simulación del desempeño de edificios. Esto es particularmente cierto para algunos programas de simulación como *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, que utiliza algunas propiedades empíricamente determinadas (por ejemplo, los coeficientes de presión en las aberturas del edificio para modelar la ventilación natural) y resuelve aproximadamente ecuaciones no lineales y/o transientes. Como señalaran [Wetter y Wright \(2003, 2004\)](#), tales discontinuidades vetan la utilización de algunos algoritmos de optimización, como los métodos de búsqueda de patrones o los métodos basados en gradiente.

A nivel mundial, se están realizando actualmente múltiples esfuerzos para desarrollar herramientas integradas que permitan obtener diseños óptimos de edificios y/o sistemas de energía renovables, con el fin de obtener edificios de consumo casi nulo de energía o cumplir con la reducción del 20 % de emisiones de CO<sub>2</sub> planteada por la Unión Europea para el año 2020 ([Hamdy et al., 2011, 2013](#); [Yang et al., 2016](#); [Lu et al., 2015](#); [Koo et al., 2015, 2016](#)). El impacto mundial de la problemática y la gran cantidad de recursos destinados a la investigación en el tema es reflejada en una serie de revisiones recientes ([Evins, 2013](#); [Attia et al., 2013](#); [Nguyen et al., 2014](#); [Machairas et al., 2014](#); [Shi et al., 2016](#)). En general, coinciden en que, a pesar de que cada metodología presenta ventajas y desventajas, los algoritmos metaheurísticos, en especial los evolutivos (algoritmos genéticos, programación genética, programación evolutiva, etc.) son los métodos más aptos para resolver los problemas de optimización de desempeño de edificios. Entre ellos, destacan

a los algoritmos genéticos por su capacidad de tratar discontinuidades en las funciones objetivo, abordar problemas mono-objetivo y multi-objetivo, no estancarse fácilmente en mínimos locales, y por su adaptabilidad al cómputo en paralelo.

## 1.4. Objetivos

Dadas las necesidades actuales del sector energético en nuestro país, el potencial ahorro de energía que presenta el sector de edificios mediante la mejora de su eficiencia, los desafíos venideros debido al cambio climático y los antecedentes mundiales recopilados para subsanar y enfrentar estos problemas, en la presente Tesis se proponen los siguientes objetivos.

### 1.4.1. Objetivo general

El objetivo general de la esta Tesis es desarrollar, adaptar y aplicar herramientas computacionales para optimizar el desempeño térmico y energético de viviendas localizadas en la región Litoral Argentina. Estas herramientas deberán resolver problemas reales en edificios de tipologías típicas, ajustándose a los condicionantes climáticos, tecnológicos y arquitectónicos propios de la región.

### 1.4.2. Objetivos particulares

Como objetivos particulares dentro del alcance de esta Tesis se propone:

- Elaboración de archivos climáticos típicos para toda la región Litoral en formato de *EnergyPlus*<sup>TM</sup>;
- Elaboración de modelos termo-energéticos de viviendas mediante *EnergyPlus*<sup>TM</sup>;
- Implementar y ajustar un algoritmo genético mono-objetivo (Goldberg y Holland, 1988) para resolver problemas de variables continuas, enteras y categóricas sobre la librería DEAP (Fortin et al., 2012), y acoplarlo en tiempo de ejecución con *EnergyPlus*<sup>TM</sup> mediante funciones implementadas en Python;
- Implementar y ajustar un algoritmo genético multi-objetivo NSGA-II (Deb et al., 2002) para resolver problemas de variables continuas, enteras y categóricas sobre la librería DEAP (Fortin et al., 2012), y acoplarlo en tiempo de ejecución con *EnergyPlus*<sup>TM</sup> mediante funciones implementadas en Python;

- Reducción del tiempo de optimización mediante la paralelización del código de optimización para su utilización en computadoras de escritorio y clusters de varios procesadores o núcleos;
- Aplicación de las herramientas desarrolladas a casos de estudio reales..

## 1.5. Estructura de la Tesis

La estructura de la Tesis es dividida en un total de siete capítulos. En el Capítulo 1 (Introducción), se exponen las principales motivaciones que movilizan la realización de la presente Tesis y una introducción al estado del arte en los campos de simulación y optimización del comportamiento de edificios. En el Capítulo 2 se amplía el estado del arte en técnicas de simulación del comportamiento de edificios y se presenta parte de la teoría que sustenta la misma, detallando particularmente algunos aspectos generales del funcionamiento de EnergyPlus, código para la simulación del comportamiento de edificios adoptado para su uso en la presente Tesis. En el Capítulo 3 se presentan la metodología y los resultados de la generación de años meteorológicos típicos para 15 localidades de la región Litoral argentina. En el Capítulo 4 se desarrolla la teoría conceptual y matemática de optimización del desempeño de edificios utilizada en esta Tesis. En el Capítulo 5 se exponen algunos detalles sobre la implementación de las herramientas computacionales desarrolladas para llevar a cabo la optimización basada en simulación propuesta. En el Capítulo 6 se presenta una aplicación detallada sobre la optimización del diseño de una vivienda unifamiliar ubicada en la región Litoral. Finalmente, en el Capítulo 7 se presentan las conclusiones y aportes principales del trabajo realizado en la presente Tesis, y además, las líneas de investigación consideradas de interés por el autor para trabajos futuros.

## Capítulo 2

# Simulación del desempeño de edificios

### 2.1. Introducción

El comportamiento térmico y energético de los edificios involucra un gran número de fenómenos físicos complejos que interactúan entre sí. En un edificio o en una parte específica del mismo se manifiestan las tres formas clásicas de transferencia de energía: conducción, convección y radiación. La Fig. 2.1 muestra varios ejemplos de estos fenómenos presentes en un edificio que afectan directamente al comportamiento térmico y energético del mismo. Se pueden presentar transferencia de calor a través de las paredes por conducción debido a la diferencia de temperatura entre las superficies externas e internas, transferencia de calor en forma convectiva tanto por ventilación forzada como natural, transferencia en forma de radiación electromagnética tanto de onda corta (radiación directa del sol) o de onda larga (radiación emitida por cuerpos calientes), entre otros fenómenos.

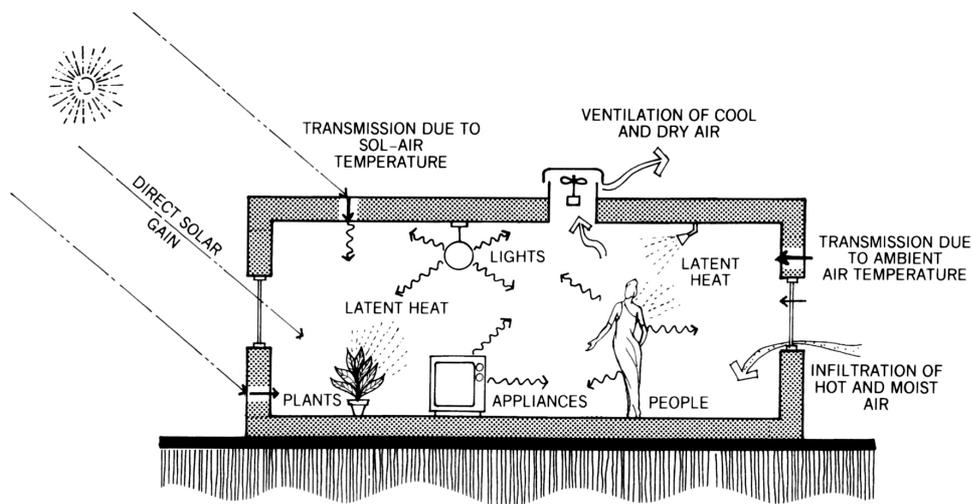


Figura 2.1: Fenómenos de transferencia de energía en los edificios (Lechner, 2014).

Además, todos estos fenómenos varían de forma temporal siendo influenciados por las condiciones climáticas externas, por el comportamiento de los usuarios, y por el funcionamiento de los artefactos y los equipamientos emplazados en el edificio.

Si bien existe mucho conocimiento empírico y experimental, cuantificar la interacción de todos estos fenómenos de forma precisa es una tarea difícil. Las prácticas actuales de diseño de edificios en nuestro país, sin indicadores de desempeño relacionados con la energía o el confort, no son aptos para el diseño de edificios eficientes. Aún más, ante el incremento en la complejidad de los sistemas de calefacción, ventilación, aire acondicionado, manejo del agua, iluminación, etc., los métodos tradicionales aproximados para dimensionamiento y selección de equipos fallan por no ser capaces de predecir las interacciones entre ellos y con los usuarios. Debido a esto, en la actualidad, la simulación del comportamiento de edificios (BPS, por Building Performance Simulation) se está tornando una herramienta utilizada en la etapa de diseño de nuevas construcciones. A su vez, BPS permite al diseño arquitectónico retroalimentarse rápidamente con una previsión de cuanta energía consumirá el edificio planeado, lo que eventualmente dará lugar a un re-diseño.

Fouquier et al. (2013) exponen que en la actualidad existen tres enfoques principales para el modelado físico del comportamiento térmico de edificios: 1) Enfoque mediante mecánica de los fluidos computacional (CFD, por Computational Fluid Dynamics); 2) Enfoque de zona; 3) Enfoque multizona o nodal. Sin embargo, el último enfoque es el más utilizado en la actualidad, ya que permite describir y predecir el comportamiento de un edificio de múltiples zonas en una escala de tiempo grande con un bajo costo computacional. Es una herramienta particularmente bien adaptada para la estimación del consumo de energía y la evolución temporal de la temperatura promediada en el espacio en una habitación. Además, puede utilizarse para predecir los flujos de aire del edificio y la distribución del flujo de aire entre las diferentes salas de un edificio. Este método se basa en la hipótesis de que cada zona de construcción es un volumen homogéneo caracterizado por variables de estado uniformes. Por lo tanto, una zona se aproxima a un nodo que se describe por una única temperatura, presión, concentración, etc. Generalmente, un nodo representa una habitación, una pared o bien el exterior del edificio pero puede ser más específico, representando por ejemplo cargas (ocupación interna o ganancias de equipo, sistema de calefacción/refrigeración). Las ecuaciones de transferencia térmica se resuelven para cada nodo del sistema.

La simulación del desempeño de edificios se comenzó a practicar desde hace más de 40 años, y desde entonces se han desarrollado y mejorado cientos programas para la simulación de energética de edificios (Crawley et al., 2008). En la actualidad, TRNSYS (Klein, 1988), EnergyPlus (Crawley et al., 2001), IDA-ICE (Björnell et al., 1999) y ESP-r (Clarke et al., 2002) son los programas más populares para la simulación del comportamiento térmico de edificios, destacándose a EnergyPlus

por sus diversas capacidades (Crawley et al., 2008), además de su constante desarrollo y mantenimiento, debido a esto y las condiciones de ser un código de fuente libre y abierta EnergyPlus es adoptado como motor de simulación para esta Tesis.

Sin embargo, más allá de las capacidades particulares de cada uno, todos los modelos de edificios para simular su desempeño cuentan similares líneas generales como: modelado de la geometría y envolvente, cargas internas, sistemas de acondicionamiento de aire y el clima de la ubicación geográfica del edificio a simular.

## 2.2. EnergyPlus

El programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al., 2001) es una colección de módulos, basados en el concepto de simulación multizona o nodal antes mencionado, que permite calcular la energía requerida para la climatización de un edificio usando diversos sistemas de climatización, alimentados con energía proveniente de diversas fuentes. EnergyPlus simula el edificio y sus sistemas de climatización cuando son expuestos a diferentes condiciones ambientales y de operación.

*EnergyPlus*<sup>TM</sup> tiene sus bases en los programas BLAST y DOE-2. BLAST (Building Loads Analysis and System Thermodynamics) y DOE-2 fueron desarrollados y lanzados a finales de los años 70 y principios de los 80 como herramientas de simulación de energía y cargas térmicas. Su público objetivo son ingenieros de diseño o arquitectos que deseen dimensionar equipos adecuados de aire acondicionado, calefacción y ventilación (HVAC, por Heating, Ventilation and Air Conditioning), desarrollar estudios de retro-adaptación para el análisis de costos de ciclos de vida, optimizar el rendimiento de energía, etc. Nacidos de preocupaciones impulsadas por la crisis energética de principios de los años 70 y el reconocimiento de que el consumo energético de edificios es un componente importante de las estadísticas de consumo de energía de los Estados Unidos, ambos programas intentaron resolver el mismo problema desde dos perspectivas ligeramente diferentes. Ambos programas tenían sus méritos y deficiencias, sus partidarios y detractores, y sólidas bases de usuarios tanto en EEUU como internacional (U. S. Department of Energy (DoE), 2015c).

Al igual que sus programas padres, *EnergyPlus*<sup>TM</sup> es un programa de análisis de energía y de carga térmica. Basándose en la descripción del usuario de un edificio desde el punto de vista de la constitución física del edificio, sistemas mecánicos asociados, etc., *EnergyPlus*<sup>TM</sup> calculará las cargas de calefacción y refrigeración necesarias para mantener los puntos de ajuste del control térmico, las condiciones a lo largo del circuito secundario de un sistema HVAC y las cargas de las bobinas, y el consumo de energía del equipo primario de la planta así como muchos otros detalles de la simulación que son necesarios para verificar que la simulación está funcionando como en el edificio real. A continuación se muestra una lista de algunas de las propiedades de la

primera versión de *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Aunque esta lista no es exhaustiva, expone una idea del rigor y la aplicabilidad de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> a diversas situaciones de simulación (U. S. Department of Energy (DoE), 2015c):

- **Solución integrada y simultánea**, donde la respuesta del edificio y los sistemas primarios y secundarios están estrechamente acoplados (iteración realizada cuando sea necesario).
- **Pasos de tiempo sub-horarios**, definibles por el usuario para la interacción entre las zonas térmicas y el entorno; pasos de tiempo variables para las interacciones entre las zonas térmicas y los sistemas HVAC (variados automáticamente para asegurar la estabilidad de la solución).
- **Archivos de clima, entrada y salida basados en texto ASCII**, que incluyen condiciones ambientales por hora o sub-horarias, y reportes estándar y definibles por el usuario, respectivamente.
- Técnica de **solución basada en el equilibrio térmico** para las cargas térmicas del edificio que permite el cálculo simultáneo de efectos radiantes y convectivos tanto en la superficie interior como exterior durante cada paso de tiempo.
- **Conducción de calor transitoria** a través de elementos de construcción tales como paredes, techos, pisos, etc. usando funciones de transferencia de conducción (método Espacio-Estado).
- **Mejora del modelado de la transferencia de calor en el suelo** a través de enlaces a modelos de suelo de diferencias finitas tridimensionales y técnicas analíticas simplificadas.
- **Modelo combinado de transferencia de calor y masa** que explica la absorción/repulsión de la humedad como una integración capa por capa en las funciones de transferencia de conducción o como un modelo efectivo de profundidad de penetración de humedad (EMPD, por sus siglas en inglés).
- **Modelos de confort térmico** basados en la actividad, temperatura interior de bulbo seco, humedad, etc.
- **Modelo de cielo anisotrópico** para un cálculo mejorado de la energía solar difusa en superficies inclinadas.
- **Cálculos avanzados de aventanamientos** incluyendo persianas de ventanas controlables, acristalamientos electrocrómicos, balances de calor capa por capa que permiten asignar co-

directamente la energía solar absorbida por los cristales de las ventanas y una biblioteca de rendimiento para numerosas ventanas disponibles comercialmente.

- **Controles de iluminación diurna** incluyendo cálculos de iluminación interior, simulación y control de reflejos, controles de luminarias y el efecto de la reducción de la iluminación artificial en la calefacción y la refrigeración.
- **Sistemas HVAC configurables** basados en bucle que permiten a los usuarios modelar sistemas típicos y sistemas ligeramente modificados sin recompilar el código fuente del programa.
- **Cálculos de la contaminación atmosférica** que predicen la producción de CO<sub>2</sub>, SO<sub>x</sub>, NO<sub>x</sub>, CO, material particulado, y producción de hidrocarburos tanto para conversión de energía local o remota.
- **Enlaces a otros entornos/componentes** de simulación populares como WINDOW5 y WINDOW6 para permitir un análisis más detallado de los componentes del edificio.

La Fig. 2.2 muestra la modularidad de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> y cómo otros programas ya se han vinculado a *EnergyPlus*<sup>TM</sup> y una vista general de cómo desarrollos futuros pueden afectar al programa. Esta característica de su estructura facilita a otros desarrolladores añadir rápidamente otros módulos de simulación de componentes. Esto indica que será significativamente más fácil establecer enlaces a otros elementos de programación. Desde el principio, el código *EnergyPlus*<sup>TM</sup> contiene un número considerable de módulos existentes, hay muchos lugares dentro del código del HVAC donde se pueden establecer enlaces naturales a nuevos elementos de programación. Estos están totalmente documentados para ayudar a otros desarrolladores en una rápida integración de su investigación en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al., 2001).

Además de estos enlaces más naturales en la sección HVAC del código, *EnergyPlus*<sup>TM</sup> también tiene otros enlaces más fluidos en áreas tales como el balance de calor que permite la interacción donde los módulos pueden ser más complejos o menos basados en componentes. Una vez más, el objetivo de esta característica de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> es maximizar el número de desarrolladores que pueden integrar rápidamente su trabajo en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para la inversión mínima de recursos (Crawley et al., 2001).

Uno de los puntos fuertes de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> es la integración de todos los aspectos de la simulación: cargas, sistemas y plantas. Basándose en una versión de investigación del programa BLAST denominado IBLAST, se permite que el rendimiento de sistemas y plantas repercute directamente en la respuesta térmica del edificio, en lugar de calcular primero todas las cargas y

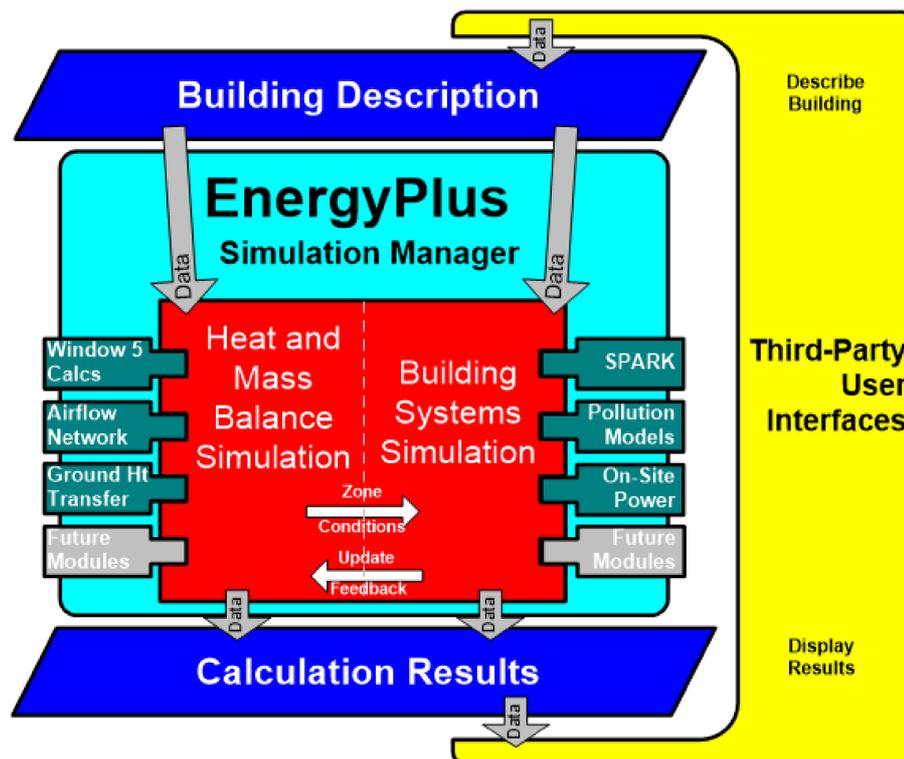


Figura 2.2: Esquema general de la estructura de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al., 2001).

después simular sistemas y plantas. La simulación está acoplada permitiendo que el diseñador investigue con mayor precisión el efecto del subdimensionamiento de ventiladores y equipos y qué impacto podría tener sobre el confort térmico de los ocupantes dentro del edificio. La Fig. 2.3 muestra una visión general básica de la integración de estos elementos importantes en una simulación energética de edificios.

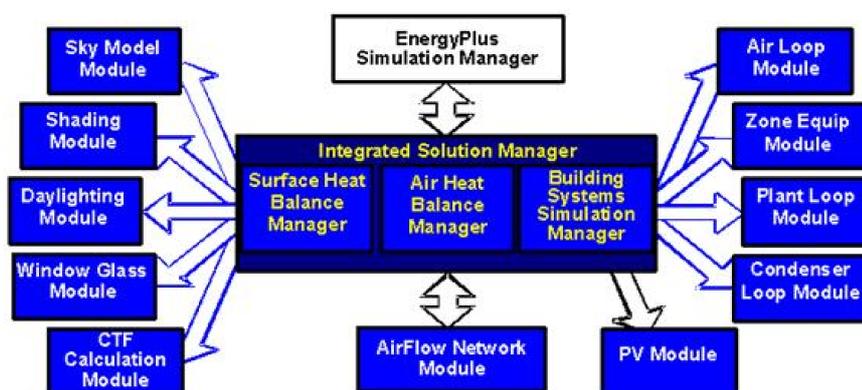


Figura 2.3: Componentes internos de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al., 2001).

*EnergyPlus*<sup>TM</sup> es un potente programa de cálculo pero no incorpora ninguna interfaz gráfica de usuario ni para la entrada de datos ni para la visualización de las salidas. La documentación de los módulos y la manipulación de entradas y salidas mediante archivos de texto con formatos

estandarizados, hacen al *EnergyPlus*<sup>TM</sup> apto para combinar con diversos tipos de aplicaciones. El código fuente de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> se puede obtener desde su repositorio en [National Renewable Energy Laboratory and Lawrence Berkeley National Laboratory \(2017a\)](#) y una descripción detallada de su compilación en múltiples plataformas está disponible en [National Renewable Energy Laboratory and Lawrence Berkeley National Laboratory \(2017b\)](#).

### 2.2.1. Balance en una zona térmica

Como se comentó anteriormente, en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> el edificio es dividido en *zonas térmicas*. Una zona térmica comprende un volumen de aire a temperatura uniforme y todas las superficies de transferencia o almacenamiento de calor, internas o que la bordean (U. S. Department of Energy (DoE), 2015c). En cada zona, si se plantea el balance de calor en el aire se tiene

$$\underbrace{C_z \frac{dT_z}{dt}}_{(a)} = \underbrace{\sum_{i=1}^{N_{cic}} \dot{Q}_i}_{(b)} + \underbrace{\sum_{i=1}^{N_{surf}} h_i A_i (T_{surf_i} - T_z)}_{(c)} + \underbrace{\sum_{i=1}^{N_z} C_p \dot{m}_i (T_{z_i} - T_z)}_{(d)} + \underbrace{C_p \dot{m}_\infty (T_\infty - T_z)}_{(e)} + \underbrace{\dot{Q}_{sys}}_{(f)} \quad (2.1)$$

cuya incógnita es la evolución de la temperatura media de la zona  $T_z$  en el tiempo  $t$ , con:

- (a) Energía almacenada en el aire de la zona, donde  $C_z = \rho C_p \alpha$ ,  $\rho$  es la densidad del aire y  $C_p$  el calor específico;  $\alpha \geq 1$  es el multiplicador de calor sensible de la zona, coeficiente de corrección para considerar equipos obviados en el análisis (humidificadores, difusores, ductos, etc.).
- (b) Suma de cargas internas convectivas programadas en función del horario del día: iluminación, personas, equipos, etc.
- (c) Transferencia de calor convectivo desde las superficies de la zona, siendo  $h_i$  el coeficiente de convección de la superficie  $A_i$  a temperatura  $T_{surf_i}$ .
- (d) Transferencia de calor por mezcla de aire entre zonas,  $\dot{m}_i$  es la tasa de intercambio de masa entre la zona  $i$ , a temperatura  $T_{z_i}$  y la zona estudiada, y  $C_p$  el calor específico del aire.
- (e) Transferencia de calor por infiltración del aire exterior, siendo  $\dot{m}_\infty$  la masa de aire, a temperatura  $T_\infty$ , que se filtra por unidad de tiempo.
- (f) Fuente/sumidero de calor debido a los sistemas de climatización.

Si se desprecia la capacitancia del aire, la salida de los sistemas de climatización para el estado estacionario estacionario es:

$$-\dot{Q}_{sys} = \sum_{i=1}^{N_{cic}} \dot{Q}_i + \sum_{i=1}^{N_{surf}} h_i A_i (T_{surf_i} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_z} C_p \dot{m}_i (T_{z_i} - T_z) + C_p \dot{m}_\infty (T_\infty - T_z) \quad (2.2)$$

Los sistemas de acondicionamiento de aire funcionan como fuentes o sumideros de calor en las zonas para satisfacer las cargas de calefacción o refrigeración. La energía del sistema suministrada a la zona ( $\dot{Q}_{sys}$ ) puede así formularse a partir de la diferencia entre la entalpía del aire de suministrada por los equipos y la entalpía del aire que sale de la zona como:

$$\dot{Q}_{sys} = \sum_{i=1}^{N_{sys}} C_p \dot{m}_{sys_i} (T_{sys_i} - T_z)$$

Esta ecuación asume que el caudal de masa de aire de suministro en la zona es exactamente igual a la suma de los caudales de aire que salen de la zona a través de la cámara de aire de retorno del sistema y que son descargados directamente de la zona. Además, ambos flujos de aire salen de la zona a la temperatura media del aire de la misma. Si se sustituye  $\dot{Q}_{sys}$  en la Ec. (2.1) se tiene:

$$C_z \frac{dT_z}{dt} = \sum_{i=1}^{N_{cic}} \dot{Q}_i + \sum_{i=1}^{N_{surf}} h_i A_i (T_{surf_i} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_z} C_p \dot{m}_i (T_{z_i} - T_z) + C_p \dot{m}_\infty (T_\infty - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{sys}} C_p \dot{m}_{sys_i} (T_{sys_i} - T_z) \quad (2.3)$$

El enfoque numérico más simple para resolver la Ec. (2.3) es el usar un esquema tipo Euler donde la derivada temporal es obtenida como

$$\frac{dT_z}{dt} = (\delta t)^{-1} (T_z^t - T_z^{t-\delta t}) + O(\delta t) \quad (2.4)$$

Si se reemplaza la Ec. (2.4) en la Ec. (2.3) y se reagrupan los términos se obtiene la siguiente

ecuación algebraica:

$$\left( \frac{C_z}{\delta t} + \sum_{i=1}^{N_{\text{surf}}} h_i A_i + C_p \sum_{i=1}^{N_z} \dot{m}_i + C_p \dot{m}_\infty + C_p \sum_{i=1}^{N_{\text{sys}}} \dot{m}_{\text{sys}_i} \right) T_z^t = C_z \frac{T_z^{t-\delta t}}{\delta t} + \sum_{i=1}^{N_{\text{cic}}} \dot{Q}_i + \sum_{i=1}^{N_{\text{sys}}} C_p \dot{m}_{\text{sys}_i} T_{\text{sys}_i} + \left( \sum_{i=1}^{N_{\text{surf}}} h_i A_i T_{\text{surf}_i} + \sum_{i=1}^{N_z} C_p \dot{m}_i T_{z_i} + C_p \dot{m}_\infty T_\infty \right) \quad (2.5)$$

Los términos entre paréntesis del lado derecho, desconocidos al tiempo actual  $t$ , son aproximados por sus valores en el paso de tiempo anterior  $t - \delta t$ . Finalmente, despejando de la Ec. (2.5) la temperatura media de la zona al instante  $t$ :

$$T_z^t = \left( \sum_{i=1}^{N_{\text{cic}}} \dot{Q}_i + \sum_{i=1}^{N_{\text{sys}}} C_p \dot{m}_{\text{sys}_i} T_{\text{sys}_i} + \left[ \frac{C_z}{\delta t} T_z + \sum_{i=1}^{N_{\text{surf}}} h_i A_i T_{\text{surf}_i} + \sum_{i=1}^{N_z} C_p \dot{m}_i T_{z_i} + C_p \dot{m}_\infty T_\infty \right]^{t-\delta t} \right) / \left( \frac{C_z}{\delta t} + \sum_{i=1}^{N_{\text{surf}}} h_i A_i + C_p \sum_{i=1}^{N_z} \dot{m}_i + C_p \dot{m}_\infty + C_p \sum_{i=1}^{N_{\text{sys}}} \dot{m}_{\text{sys}_i} \right) \quad (2.6)$$

Este método presenta limitaciones en el tamaño de paso de tiempo por razones de estabilidad. Para mejorar esto e independizar la convergencia del algoritmo del conocimiento del usuario sobre los problemas de estabilidad, Taylor et al. (1990) evaluaron expresiones aproximadas de orden superior para la primera derivada, concluyendo que la expresión que mejor resultados ofrece es la siguiente aproximación de diferencias finitas de tercer orden:

$$\left. \frac{dT_z}{dt} \right|_t = (\delta t)^{-1} \left( \frac{11}{6} T_z^t - 3T_z^{t-\delta t} + \frac{3}{2} T_z^{t-2\delta t} - \frac{1}{3} T_z^{t-3\delta t} \right) + O(\delta t^3) \quad (2.7)$$

Reemplazando la Ec. 2.7 en la Ec. (2.3) y reagrupando términos se tiene

$$T_z^t = \left( \sum_{i=1}^{N_{\text{cic}}} \dot{Q}_i + \sum_{i=1}^{N_{\text{sys}}} C_p \dot{m}_{\text{sys}_i} T_{\text{sys}_i} + \sum_{i=1}^{N_{\text{surf}}} h_i A_i T_{\text{surf}_i} + \sum_{i=1}^{N_z} C_p \dot{m}_i T_{z_i} + C_p \dot{m}_\infty T_\infty - \frac{C_z}{\delta t} \left[ -3T_z^{t-\delta t} + \frac{3}{2} T_z^{t-2\delta t} - \frac{1}{3} T_z^{t-3\delta t} \right] \right) / \left( \frac{11}{6} \frac{C_z}{\delta t} + \sum_{i=1}^{N_{\text{surf}}} h_i A_i + C_p \sum_{i=1}^{N_z} \dot{m}_i + C_p \dot{m}_\infty + C_p \sum_{i=1}^{N_{\text{sys}}} \dot{m}_{\text{sys}_i} \right) \quad (2.8)$$

Este algoritmo requiere temperaturas del aire de la zona para tres pasos de tiempo anteriores y

usa coeficientes de temperatura constantes. Se supone que el tamaño de los 3 pasos de tiempo anteriores son iguales. Esta solución ofrece estabilidad y es la utilizada por defecto en *EnergyPlus*<sup>TM</sup>.

La simulación que involucra equipamientos para el acondicionamiento de aire sigue un proceso de Predictor/Corrector, que puede ser brevemente resumido en estos tres pasos:

- Utilizando la Ec. (2.2), se realiza una estimación de la energía del sistema de aire necesaria para equilibrar la ecuación con el aire de la zona a temperatura igual a la temperatura objetivo (setpoint).
- Con esa cantidad como demanda, se simula el sistema para determinar su capacidad real de suministro en el momento de la simulación.
- La capacidad real del sistema de aire se utiliza en la Ec. (2.8) para calcular la temperatura de la zona.

## 2.3. Modelado de un edificio en EnergyPlus

### 2.3.1. Archivos de entrada

En *EnergyPlus*<sup>TM</sup> el archivo de datos de entrada es el archivo principal que se utiliza para crear la simulación del edificio. La extensión de estos archivos es IDF (del inglés, input data file). En este archivo se define mediante objetos los modelos tanto del edificio como de los equipamientos (HVAC) a simular, a través de una cantidad fija y finita de campos, la cual depende del objeto a describir. Todas las posibles clases de objetos de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> y una especificación de los datos que cada objeto requiere son definidas en el archivo diccionario de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (IDD, del inglés input data dictionary). Además, *EnergyPlus*<sup>TM</sup> asigna todo dinámicamente, por lo que no existen limitaciones en cuanto al número de zonas, superficies, etc. (U. S. Department of Energy (DoE), 2015d). La Fig. 2.4 muestra un ejemplo de definición de un objeto en el archivo idf.

A continuación se definen algunas de las reglas para la definición de este archivo de entrada:

- La primera línea de un objeto, el encabezado, debe terminar en una coma o punto y coma.
- La inclusión de los nombres de los parámetros es opcional.
- Varios parámetros pueden estar en una misma línea, mientras que estén separados por una coma.
- Las comas delimitan los campos, por lo tanto un campo no puede tener una coma como valor de entrada.

- Las líneas en blanco se ignoran.
- El caracter ! determina el comienzo de un comentario (por ejemplo, el nombre de un parámetro), todo lo que sigue a continuación será ignorado.
- El punto y coma luego del último valor denota el fin del objeto modelado.

```

Building,
Exercise Daylighting 1, !- Name
0, !- North Axis {deg}
Suburbs, !- Terrain
3.9999999E-02, !- Loads Convergence Tolerance Value
4.0000002E-03, !- Temperature Convergence Tolerance Value {deltaC}
FullInteriorAndExterior, !- Solar Distribution
40, !- Maximum Number of Warmup Days
6; !- Minimum Number of Warmup Days

```

**Figura 2.4:** Ejemplo de la definición de un objeto Building en el archivo de definiciones IDF.

*EnergyPlus*<sup>TM</sup> lee el diccionario de datos (Energy+.idd) y el archivo de datos de entrada (in.idf) antes de hacer cualquier otra cosa. Sólo después de esto se inicia el proceso. Sin embargo, el procesador de entrada sólo sabe tanto como el diccionario de datos le ha dicho. Sabe qué campos deben ser alfabéticos y cuales deben ser numéricos. Toda esta información (incluida la IDD) se plasma en el archivo de auditoría (audit.out) en caso de que se produzcan errores. La mayoría de los errores aparecen en el archivo de error estándar (Eplusout.err), en el que generalmente se puede encontrar suficiente información para descifrar dónde está el error. Campos numéricos no válidos se detectan durante este proceso y se llenan los campos numéricos predeterminados.

Otra entrada relevante es el archivo de clima EPW (EnergyPlus weather file). Este es un archivo ASCII que contiene los datos meteorológicos horarios o sub-horarios necesarios para el programa de simulación. El formato de datos meteorológicos generalizado EPW fue introducido para su uso con dos programas de simulación principales: ESP-r y EnergyPlus (Crawley et al., 1999). Todos los datos están en unidades del Sistema Internacional (SI). El formato es simple, basado en texto con datos separados por comas. Se basa en los datos disponibles en el formato meteorológico TMY2 (formato que será definido en el siguiente capítulo), pero se ha reorganizado para facilitar la inspección visual de los datos. Este cuenta con información horaria o sub-horaria de diversas variables meteorológicas (24 en total) locales, entre otras, las siguientes:

- Temperatura de bulbo seco;
- Temperatura de rocío;

- Velocidad del viento;
- Dirección del viento;
- Humedad relativa;
- Radiación solar (global horizontal, directa normal y difusa);
- Nubosidad total.

También cuenta con otros datos de la localización como el nombre del lugar, estado/provincia, país, latitud y longitud, zona horaria, elevación, períodos típicos y extremos, temperaturas de suelo, etc.

Al momento de realizar esta Tesis, Argentina prácticamente carecía de archivos climáticos en formato EPW para la simulación de edificios, existiendo un solo archivo disponible para la ciudad de Buenos Aires, debido a que este es un dato necesario y de gran influencia en los resultados de simulación. Dentro del alcance de esta Tesis se propone generar años meteorológicos típicos (TMY, del inglés Typical meteorological Year) para toda la región Litoral y sus correspondientes archivos en formato EPW. La metodología y el trabajo realizado se detalla en la Sección 3.

### 2.3.2. Archivos de salida

Como salida *EnergyPlus*<sup>TM</sup> entrega 3 archivos principales, un archivo de errores (err), un resumen de reportes (summary reports) y uno con reportes detallados (detailed reports). El archivo de errores es un archivo de texto que contiene los mensajes de error emitidos por *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Esta es la primera salida que debe examinarse después de una simulación. Los mensajes de error pueden ser emitidos por *EnergyPlus*<sup>TM</sup> durante su fase de entrada o durante la simulación. Hay tres niveles de gravedad del error: fatal, grave y de advertencia, así como simples líneas de “información”. Un error fatal hace que el programa termine inmediatamente. Generalmente este archivo de error da un camino correcto para corregir el error o por lo menos donde ir a buscarlo.

Los resúmenes son emitidos con un contenido estándar, mientras que los detallados reportan cantidades específicas que se piden en el archivo de entrada. En general, se pueden solicitar valores promedio o sumados para distintos intervalos de tiempo, paso de tiempo, diarios, mensuales o hasta el resultado acumulado anual. A su vez, independientemente del tipo, los archivos de salida son textos que pueden ser generados con distintas extensiones: csv (comma-separated values), HTML (Hyper Text Markup Language), etc.

Otra salida útil es en el formato DXF de AutoCad<sup>TM</sup>, en el cual se muestran todas las superficies definidas en el archivo IDF, proporcionando un medio de ver la geometría del edificio. El

archivo DXF de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> destaca diferentes elementos de construcción (sombreado, paredes, superficies) en diferentes colores.



## Capítulo 3

# Generación de archivos climáticos típicos para la región Litoral

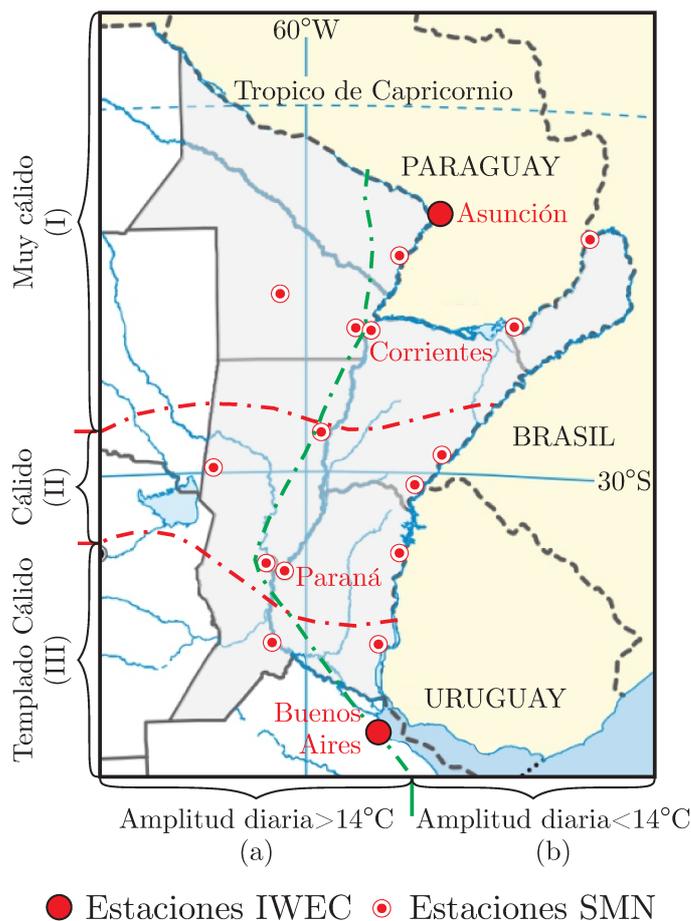
### 3.1. Introducción

El objetivo de este capítulo es definir los años meteorológicos típicos (TMY, del inglés Typical meteorological Year) para 15 localidades de la región Litoral argentina y la elaboración de sus correspondientes archivos en formato EPW para posibilitar su utilización en el programa Energy-Plus.

En diversas locaciones a lo largo y a lo ancho del Litoral, el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) de Argentina mide diferentes variables climáticas como las temperaturas del bulbo seco y del punto de rocío, la velocidad del viento, la cobertura total del cielo, etc. en intervalos horarios. Para la elaboración de los archivos climáticos en esta Tesis se utilizan las bases de datos del SMN para quince estaciones a lo largo de Litoral (ver Fig. 3.1) durante el período 1994-2014.

Las bases de datos del SMN carecen de radiación solar, para lo cual no hay registros a largo plazo, continuos y frecuentes en Argentina. En realidad, el registro sistemático de la radiación solar en la Argentina comenzó en 2010 con el trabajo del grupo de investigación GERSolar (Universidad Nacional de Luján). El GERSolar opera una serie de estaciones solarimétricas, una de ellas ubicada en Paraná (Litoral). Para la presente Tesis, la información disponible sobre radiación solar incluye los datos de GERSolar en Paraná (zona bioclimática Ib, Fig.3.1) durante el período 2010-2014 y los datos registrados en Corrientes (zona bioclimática Ib, Fig. 3.1) por GER (Grupo de investigación sobre Energías Renovables, Universidad Nacional del Nordeste) durante 2010-2012.

Debido a esta carencia, uno de los principales desafíos y objetivos del trabajo en esta Tesis es superar la falta de datos experimentales de radiación solar mediante el uso de modelos numéri-



**Figura 3.1:** Estaciones meteorológicas del SMN y archivos IWEC disponibles cercanos al Litoral.

cos precisos. Siguiendo el desarrollo de ASHRAE de IWEC (Thevenard y Brunger, 2002a) e IWEC2 (Huang et al., 2014), se evalúan dos modelos basados en regresión para estimar la radiación solar global horizontal en intervalos horarios: el modelo Kasten (Kasten y Czeplak, 1980) y el modelo Zhang-Huang (Zhang et al., 2002). Mediante el ajuste de las mediciones disponibles, así como de los datos de los archivos IWEC de localidades vecinas (Asunción del Paraguay y Buenos Aires-Argentina) y de datos obtenidos por satélite desde la base de datos de meteorología de Superficie y Energía Solar (SSE) (National Aeronautics and Space Administration (NASA), 2014), se concluye que el modelo de Zhang-Huang con coeficientes calibrados en Paraná es muy adecuado para estimar la radiación solar a largo plazo a lo largo del Litoral. Con la utilización de este modelo solar, se completan las bases de datos a largo plazo disponibles para 15 localidades del Litoral, dejando las bases de datos en condiciones de calidad para la definición del TMY en cada localidad, que es el objetivo final de este capítulo.

Para realizar cálculos térmicos y energéticos precisos en un lugar determinado, se necesita conocer el clima local típico a intervalos cortos (generalmente, cada hora) a lo largo de un año que se juzga típico durante un largo período de tiempo. Existen dos enfoques generales para definir tal

año típico: 1) seleccionar un período continuo de 12 meses como típico; ó 2) seleccionar cada mes del calendario típico por separado, y luego concatenar los 12 meses típicos para construir el año típico.

El primer enfoque se introdujo en la década de 1970, con ejemplos como el Test Reference Year (TRY) del National Climatic Center (NCC) en Estados Unidos y el Example Weather Year (EWY) de la Chartered Institution of Building Services (CIBS) en Reino Unido (Hitchin et al., 1983). Este enfoque excluye las condiciones extremas encontradas en los registros meteorológicos a largo plazo, produciendo años típicos excesivamente moderados. Para evitar esto, en esta Tesis se utiliza el segundo enfoque, siguiendo el trabajo pionero de Hall et al. (1978) en Sandia National Laboratories (USA) (a partir de ahora denominado “método Sandia”), en donde introdujeron el concepto de “Año Meteorológico Típico” (TMY) como una concatenación de Meses Meteorológicos Típicos (TMM, por Typical Meteorological Month). Las versiones más recientes incluyen, entre otros, los siguientes:

- El TMY2 (Marion y Urban, 1995);
- El TMY3 (Wilcox y Marion, 2008), del Laboratorio Nacional de Energías Renovables (NREL) de los Estados Unidos;
- El nuevo Test Reference Year (TRY), de la Chartered Institution of Building Services Engineers (CIBS) del Reino Unido;
- El International Weather for Energy Calculations (IWEC);
- El IWEC2 (Huang et al., 2014), de la Sociedad Americana de Ingenieros de Calefacción, Refrigeración y Aire Acondicionado (ASHRAE).

Para profundizar sobre revisiones comparando estos métodos se recomienda la lectura de los trabajos de Huang y Crawley (Huang y Crawley, 1996), Lhendup y Lhundup (Lhendup y Lhundup, 2007), y Chan (Chan, 2016).

En el sitio web de datos meteorológicos de EnergyPlus (Varios autores, 2016) se dan los años típicos en locaciones distribuidas alrededor de todo el mundo (1042 ubicaciones en Estados Unidos, 71 localidades en Canadá y más de 1000 ubicaciones en 100 países). Allí se pueden encontrar archivos que definen el año típico en cada lugar, derivado de 20 fuentes, incluyendo TMY (Hall et al., 1978), TMY2 (Marion y Urban, 1995) y TMY3 (Wilcox y Marion, 2008) de NREL y IWEC (Thevenard y Brunger, 2002a,b) de ASHRAE. En esta gran base de datos, sin embargo, hay muy pocas localidades en el sureste de América del Sur: Argentina, Paraguay, Uruguay y Río Grande do Sul (la región brasileña vecina del Litoral) están representados por un solo lugar cada

uno. La escasez de información sobre el clima típico es un gran obstáculo para el desarrollo de la simulación energética. Centrándose en la simulación del comportamiento de edificios (BPS), la mayoría de las publicaciones realizadas en Argentina se refiere a períodos de tiempo cortos, usando datos meteorológicos reales medidos in situ (no típicos). En 2013, cuando se tuvo que aplicar BPS para Sauce Viejo (en el Litoral, dentro de la zona climática IIb, ver Fig. 3.1) (Bre et al., 2013), el año típico local fue aproximado por aquel en Uruguaiana, Brasil. Los años típicos para Uruguaiana y otras 410 localidades brasileñas fueron definidos por Roriz (Roriz, 2012). En aquél momento, esto parecía ser la mejor opción teniendo en cuenta la similitud en las condiciones climáticas. Sin embargo, el mismo Roriz (2012) advirtió sobre la baja representatividad de los años típicos que definió debido a la corta duración de los registros históricos y la metodología utilizada.

Luego, para superar esta limitación, se decidió generar el TMY para Sauce Viejo (Bre y Fachinotti, 2014) con base en los datos meteorológicos medidos por SMN en este lugar durante el período 2000-2013, complementados por radiación solar calculada usando el modelo de Zhang-Huang (Zhang et al., 2002) calibrado al clima tropical (Krarti et al., 2006), como recomienda Kim et al. (2014) para el este de Texas (EE.UU.), donde el clima es *Cfa* como en el Litoral.

En la metodología que se detalla en el presente capítulo de la Tesis, con bases de datos meteorológicas más extensas (en tiempo y espacio, incluyendo radiación solar) construidas al inicio de este capítulo, se generan años típicos para las 15 localidades del Litoral.

Para este fin, se sigue el método original de Hall et al. (1978) para la determinación del Año Meteorológico Típico (TMY). Un TMY es un conjunto de 12 meses meteorológicos típicos (TMMs), donde la tipicidad de un mes se mide usando las estadísticas de Finkelstein-Schafer basadas en nueve índices diarios, como se ha propuesto por primera vez por Hall et al. (1978), y posteriormente retomado por Thevenard y Brunger (2002a) para la generación de los IWECs. Estos índices diarios son temperaturas máximas, mínimas y medias de bulbo seco y punto de rocío, velocidad máxima y media del viento y radiación solar global. A cada variable se le da un peso teniendo en cuenta lo determinante que es para la selección del TMM. Los métodos de generación de Sandía y IWEC utilizan diferentes conjuntos de pesos, los cuales son comparados en este trabajo.

Después de generar los TMYs, se da una idea del clima típico para ubicaciones en diferentes zonas bioclimáticas del Litoral (templado cálido, cálido y muy cálido). Finalmente, se desarrolla una aplicación mediante BPS para resaltar la importancia de usar el TMY local para una localización interior del Litoral a diferencia de las actualmente disponibles.

### 3.2. Descripción de la fuente de datos meteorológicos

La base meteorológica que apoya este trabajo fue obtenida por SMN durante el periodo 1994-2014 en 15 estaciones meteorológicas ubicadas alrededor del Litoral, aquellas listadas en la Tabla 3.1 y mostradas en la Fig. 3.1.

**Tabla 3.1:** Coordenadas geográficas y altitud de las estaciones meteorológicas del Servicio Meteorológico Nacional (SMM) de la Argentina en todo el Litoral.

Localidad	Latitud [S]	Longitud [O]	Altitud [m]
Ceres	29°52'	61°57'	88
Concordia	31°18'	58°10'	38
Corrientes	27°26'	58°45'	62
Formosa	26°12'	58°13'	60
Gualeguaychú	33°00'	58°37'	21
Iguazú	25°43'	54°28'	270
Monte Caseros	30°16'	57°39'	54
Paraná	31°46'	60°28'	78
Paso de los Libres	29°40'	57°09'	70
Posadas	27°22'	55°58'	125
Pcia. R. Sáenz Peña	26°49'	60°27'	92
Reconquista	29°10'	59°42'	53
Resistencia	27°27'	59°03'	52
Rosario	32°55'	60°46'	25
Sauce Viejo	31°42'	60°49'	18

Los datos disponibles incluyen, entre otros, medidas horarias de las siguientes variables meteorológicas:

1. Temperatura del bulbo seco (TBS).
2. Temperatura del punto de rocío (TPR).
3. Velocidad del viento (VV).
4. Humedad relativa (HR).
5. Nubosidad Total (NT).
6. Temperatura del bulbo húmedo.
7. Dirección del viento.
8. Presión atmosférica.
9. Altura del techo de nubes.

Estas bases de datos en bruto pueden contener observaciones faltantes, es decir, variables no medidas para ciertas horas. Dado que los datos de medición disponibles servirán como entrada para los

modelos de radiación solar en la Sección 3.2.1, se utilizan los métodos de llenado de datos adoptados por NREL para la generación de la National Solar Radiation Database (NSRDB): se rellenan intervalos de hasta 5 horas mediante interpolación lineal, mientras que se rellenan intervalos de 6 a 47 horas con datos para idénticas horas de días adyacentes.

Después de esta etapa de llenado, las bases de datos pueden todavía contener observaciones faltantes para lagunas más grandes. En este punto, se debe tomar una decisión sobre la utilidad de tales bases de datos. Si la base de datos de un mes tuviera faltantes más prolongados, la decisión de conservarla o descartarla se toma siguiendo el criterio de ASHRAE (2013) para el cálculo de las condiciones climáticas de diseño: 1) se conserva si al menos el 85 % del total de horas del mes tiene Temperatura de bulbo seco (TBS) registrada (ya sea medida o rellena), y 2) la diferencia entre cantidad de horas diurnas y nocturnas con TBS registrada es inferior a 60.

En cuanto a los datos disponibles para este trabajo, la cobertura total de nubes (NT) es la variable que tiene más horas sin mediciones. Dado que la NT es una variable crucial para el cálculo de la radiación solar (que a su vez es crucial para definir el año típico), es juicioso extender el primer criterio a la NT.

La base de datos para un mes determinado de un año en un lugar dado que satisface todos estos criterios se llama “utilizable” (y se complementará con radiación solar modelada como se describe en la siguiente sección), de lo contrario se descarta.

Cabe observar que una base de datos utilizable todavía puede contener espacios vacíos. En este caso, la brecha se puede rellenar utilizando datos extraídos del mismo período de otros años como sugiere Skeiker (2004).

El número de bases de datos utilizables para cada localización en Litoral y para cada mes calendario en el período 1994-2014 se muestra en la Tabla 3.2. Nótese que hay al menos 14 bases de datos utilizables para cada mes y cada ubicación, lo cual es altamente satisfactorio, ya que el criterio de ASHRAE (2013) requiere al menos 8 años de datos para cada mes calendario en un lugar determinado para determinar las condiciones de diseño.

### 3.2.1. Radiación solar

Esta sección tiene por objetivo completar la base de datos utilizable con radiación solar. Los datos experimentales disponibles consisten en mediciones horarias de radiación solar en dos localidades del Litoral (Paraná y Corrientes) durante períodos limitados (2010-2014 y 2010-2012, respectivamente). En consecuencia, la radiación solar medida no es suficiente para completar las bases de datos meteorológicas en todo el Litoral durante 1994-2014. Pero es lo suficientemente grande para calibrar los modelos de radiación solar basados en regresión, específicamente el

**Tabla 3.2:** Número de años con bases de datos meteorológicas utilizables en el período 1994-2014 por cada mes calendario para las estaciones meteorológicas de la región Litoral Argentina.

Localidad	Mes											
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
Ceres	15	16	16	17	17	16	17	16	17	15	15	14
Concordia	17	17	19	20	20	19	19	19	19	16	17	16
Corrientes	19	19	19	20	21	21	21	21	20	20	18	19
Formosa	16	15	16	18	18	17	18	20	18	16	14	14
Guauguaychú	20	20	20	21	20	20	20	20	19	20	19	20
Iguazú	19	18	18	20	19	18	19	19	19	19	19	19
Monte Caseros	17	16	17	18	18	18	17	16	18	16	17	17
Paraná	18	18	18	20	20	19	19	20	18	17	17	18
Paso de los Libres	16	16	16	17	16	16	15	16	16	17	15	17
Pcia. R. Sáenz Peña	15	15	15	16	15	15	15	16	14	15	15	15
Posadas	20	20	19	21	20	20	20	20	20	20	20	20
Reconquista	16	16	17	19	18	18	19	18	18	17	16	17
Resistencia	20	20	20	21	20	20	20	20	20	20	20	20
Rosario	19	20	20	21	18	20	19	20	16	18	17	18
Sauce Viejo	19	18	18	20	20	20	20	19	19	18	18	19

modelo de Kasten (Kasten y Czeplak, 1980) y el modelo de Zhang-Huang (Zhang, 2006).

En las secciones siguientes se introducen estos modelos, luego se calibran sus coeficientes para que se ajusten a las mediciones de radiación disponibles, y se evalúa la bondad de tal ajuste. A continuación, en la Sección 3.2.1, se muestra que el modelo de Zhang-Huang con coeficientes calibrados para Paraná es el más adecuado para ajustar los datos experimentales disponibles y, finalmente, se valida su extensión a largos periodos y a todo el Litoral.

### Modelo de Kasten

Este modelo, desarrollado por Kasten y Czeplak (1980), define la radiación solar global en una superficie horizontal (RSGH), como la siguiente función potencial de la nubosidad total del cielo NT:

$$RSGH = RSGH^0 \left[ 1 - c_1 \left( \frac{NT}{8} \right)^{c_2} \right] \quad (3.1)$$

donde RSGH es dado en  $W/m^2$ , NT es dado en oktas, y  $RSGH^0$  es RSGH bajo el cielo sin nubes, que se ajusta a su vez por la ecuación

$$RSGH^0 = c_3 \sin \alpha - c_4, \quad (3.2)$$

donde  $\alpha$  es el ángulo de altura solar, dependiendo de la latitud local, la hora del día y la fecha (ASHRAE, 2013).

Kasten y Czeplak (1980) determinaron los coeficientes escalares  $c_i$  en las Eqs. (3.1) y (3.2) para ajustar la radiación solar medida en Hamburgo (Alemania) durante 1964-1973.

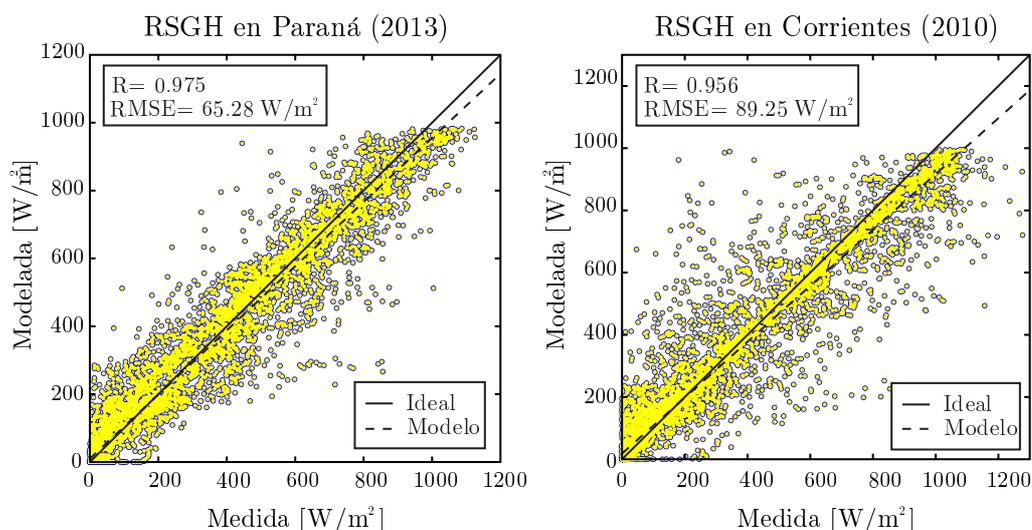
En este trabajo se calculan dos conjuntos de  $c_i$  dependiendo de la localización y año de los datos experimentales: Paraná durante 2013 o Corrientes durante 2010. El año elegido para cada localidad es aquel que tenga la mayor base de datos de radiación completa. De esta manera, se definen dos modelos de Kasten: uno, denominado K-P, que tiene coeficientes calibrados para Paraná durante 2013, y el otro, denominado K-C, que tiene coeficientes calibrados para Corrientes durante 2010.

Para cada caso, se calcula primero los coeficientes  $c_3$  y  $c_4$  resolviendo un problema lineal de mínimos cuadrados utilizando un algoritmo de Newton reflexivo (Coleman y Li, 1996), y en segundo lugar los coeficientes  $c_1$  y  $c_2$  resolviendo un problema de regresión no lineal utilizando el algoritmo de Levenverg-Marquardt (Marquardt, 1963). Los coeficientes así calculados se enumeran en la Tabla 3.3, junto con el factor de correlación (R) y el error cuadrático medio (RMSE) que mide la bondad del ajuste.

Ambos modelos son buenos para ajustar los datos experimentales correspondientes, como se ve en la Fig. 3.2. Esta conclusión es apoyada por los valores de R y RMSE mostrados en esta figura (comparados, por ejemplo, a los obtenidos por Zhang (2006) basados en 24 ubicaciones chinas:  $R = 0.97$  y  $RMSE = 80 \text{ W/m}^2$  para el mejor caso).

**Tabla 3.3:** Coeficientes, factor de correlación (R) y error cuadrático medio (RMSE) para el modelo de Kasten ajustado a la radiación por hora medida en Paraná durante 2013 y en Corrientes durante 2010.

Modelo (localidad/año)	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	R	RMSE [ $\text{W/m}^2$ ]
K-P (Paraná/2013)	0.6983	3.0716	1041.1	47.146	0.975	65.28
K-C (Corrientes/2010)	0.7623	3.5316	1060.4	62.065	0.956	89.25



**Figura 3.2:** Modelo de Kasten: ajuste de la medición de la radiación solar horizontal global (RSGH) en Paraná durante 2013 y Corrientes durante 2010.

### Modelo de Zhang-Huang

Zhang et al. (2002) definen la radiación solar global en la superficie horizontal a la hora  $h$  como:

$$\begin{aligned} \text{RSGH} &= \langle z_1 + \theta I_0 \sin \alpha \rangle \\ \text{con } \theta &= z_2 + z_3 \frac{\text{NT}}{8} + z_4 \left( \frac{\text{NT}}{8} \right)^2 + z_5 (\text{TBS} - \text{TBS}_{h-3}) + z_6 \text{HR} + z_7 \text{VV} \end{aligned} \quad (3.3)$$

donde  $\langle x \rangle = \max(0, x)$  es la función rampa ( $\langle x \rangle = 0$  si  $x < 0$  y  $\langle x \rangle = x$  si  $x \geq 0$ ), RSGH se da en  $\text{W/m}^2$ , la nubosidad total NT se da en oktas, la temperatura de bulbo seco TBS se da en grados Celsius ( $^{\circ}\text{C}$ ), la humedad relativa HR se da en porcentaje, la velocidad del viento VV se da en m/s,  $\alpha$  es el ángulo de altitud solar,  $I_0 = 1355 \text{W/m}^2$  es la constante solar, y  $z_1, z_2, \dots, z_7$  son coeficientes escalares ajustables. Hay que tener en cuenta que todas las variables meteorológicas de la ecuación anterior se miden a la hora  $h$ , excepto  $\text{TBS}_{h-3}$  que es la temperatura del bulbo seco medida 3 horas antes. En un trabajo posterior, Zhang (2006) descarta la influencia de la velocidad del viento sobre la radiación solar, una simplificación que se adopta en esta Tesis.

Como se hace para los modelos Kasten, se calcula los coeficientes  $z_i$  por separado para ajustar la radiación solar medida por hora en Paraná durante 2013 y Corrientes durante 2010, dando lugar a los modelos ZH-P y ZH-C, respectivamente.

Para cada modelo, se resuelve un problema lineal de mínimos cuadrados usando un algoritmo de Newton reflexivo (Coleman y Li, 1996) para calcular los coeficientes  $z_1, z_2, \dots, z_6$  (con  $z_7 = 0$  siguiendo a Zhang (2006)) enumerados en la Tabla 3.4.

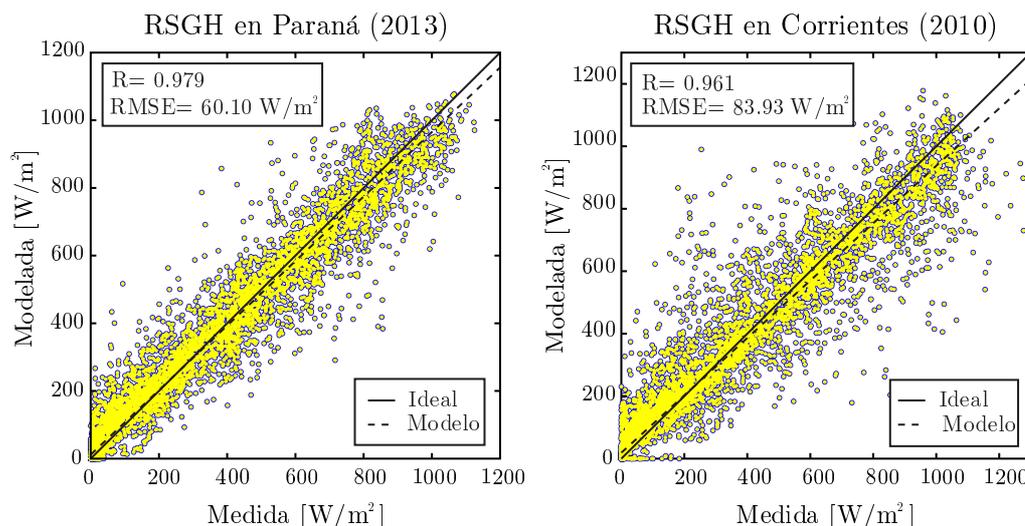
Una vez más, cada modelo es bueno para ajustar la radiación solar correspondiente medida por hora, como se muestra en la Fig. 3.3.

**Tabla 3.4:** Coeficientes, factor de correlación (R) y error cuadrático medio (RMSE) para el modelo de Zhang-Huang ajustado a la radiación por hora medida en Paraná durante 2013 y en Corrientes durante 2010.

Modelo (localidad/año)	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$z_4$	$z_5$	$z_6$	R	RMSE [ $\text{W/m}^2$ ]
ZH-P (Paraná/2013)	4.0042	0.8651	0.1627	-0.4871	0.0047	-0.0038	0.979	60.10
ZH-C (Corrientes/2010)	5.1676	0.9004	0.4674	-0.7650	0.0161	-0.0050	0.961	83.93

### Modelo de radiación solar para la región Litoral

Hasta este punto, se ha demostrado que tanto el modelo de Kasten como el modelo de Zhang-Huang se ajustan bien a las mediciones de radiación solar correspondientes. Para evitar la duplicidad, se mantiene sólo el modelo de Zhang-Huang para el resto de este trabajo, debido a que presentó un mejor ajuste en ambos casos. Obsérvese que la adopción del modelo de Zhang-Huang en lugar del modelo de Kasten coincide con el criterio utilizado por ASHRAE para la generación



**Figura 3.3:** Modelo de Zhang-Huang: ajuste de la medición de la radiación solar horizontal global (RSGH) en Paraná durante 2013 y Corrientes durante 2010.

de IWEC2 (Huang et al., 2014) y por Kim et al. (2014) para modelar las localidades más cálidas y húmedas de Texas (EE.UU.).

Ahora, se pretende validar la aplicación de los modelos de Zhang-Huang recién calibrados para su uso en largos períodos y en toda la región del Litoral.

**Extensión a datos históricos.** Para asegurar la validez a largo plazo de los modelos ZH-P y ZH-C, se toma como referencia la media mensual de la radiación solar horizontal global en Corrientes y Paraná, derivada de mediciones realizadas por satélites a lo largo de 22 años (1983-2005), dada en la base de datos de meteorología de Superficie y Energía Solar (SSE) (National Aeronautics and Space Administration (NASA), 2014).

Para Corrientes, la radiación promedio mensual a largo plazo calculada usando ZH-P fue inesperadamente más cercana a los valores de SSE de referencia que los calculados usando ZH-C (ver Tabla 3.5). En realidad, los promedios mensuales de ZH-C fueron generalmente cercanos a los máximos mensuales de SSE durante 1983-2005, incluso superando el máximo de SSE para agosto. Esto podría indicar que la radiación solar medida en Corrientes durante el año 2010 (la elegida para calibrar el modelo ZH-C) es atípicamente alta. Desafortunadamente, no se tiene suficientes mediciones horarias de radiación solar en Corrientes para otros años para buscar un mejor ajuste entre ZH-C y SSE.

En el caso de Paraná, los promedios mensuales ZH-P coinciden muy bien con los datos de referencia (Tabla 3.6). Por lo que, en conclusión, se adopta el modelo ZH-P para estimar la radiación a largo plazo en Paraná y Corrientes.

**Tabla 3.5:** Radiación solar global diaria promedio mensual en Corrientes (todos los valores se dan en kWh/m<sup>2</sup>/día). Comparación entre los resultados de los modelos de Zhang-Huang calibrados a Corrientes durante 2010 y a Paraná durante 2013 (ZH-C y ZH-P, respectivamente) y los encontrados en la base de datos de meteorología de Superficie y Energía Solar (SSE-C).

Promedio mensual de radiación solar	Mes												Promedio anual
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	
Largo plazo ZH-C	7.19	6.40	5.57	4.30	3.64	2.92	3.57	4.62	5.59	5.98	6.71	7.02	5.29
Largo plazo ZH-P	6.60	5.91	5.19	4.06	3.39	2.75	3.33	4.27	5.12	5.61	6.30	6.50	4.92
Largo plazo SSE-C	6.64	5.92	5.00	3.89	3.46	2.74	3.16	3.90	4.81	5.55	6.35	6.70	4.83
Min SSE-C	5.98	4.68	4.45	3.31	3.04	1.67	2.81	3.16	3.85	4.66	5.33	5.90	-
Máx SSE-C	7.77	6.87	5.90	4.71	3.81	3.29	3.76	4.49	5.63	6.60	7.30	7.24	-

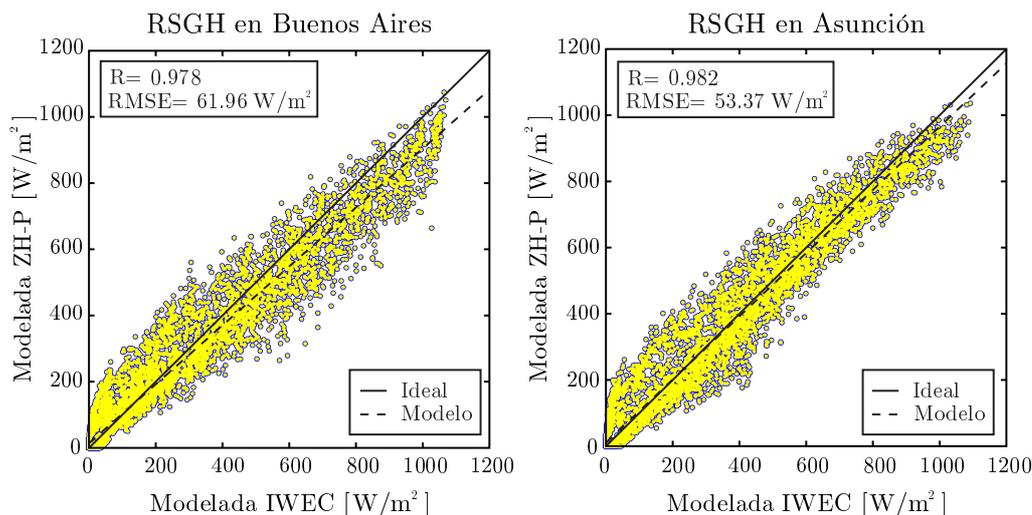
**Tabla 3.6:** Radiación solar global diaria promedio mensual en Paraná (todos los valores se dan en kWh/m<sup>2</sup>/día). Comparación entre los resultados usando el modelo de Zhang-Huang calibrado a Paraná durante 2013 (ZH-P) y los encontrados en la base de datos de meteorología de Superficie y Energía Solar (SSE-P).

Promedio mensual de radiación solar	Mes												Promedio anual
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	
Largo plazo ZH-P	6.84	5.78	5.01	3.90	2.95	2.44	2.88	3.83	4.86	5.65	6.59	6.94	4.81
Largo plazo SSE-P	6.72	6.00	5.00	3.82	3.12	2.54	2.93	3.83	4.92	5.68	6.63	6.92	4.83
Min SSE-P	5.85	4.86	3.85	3.13	2.78	2.16	2.55	2.99	3.74	4.54	5.64	5.54	-
Max SSE-P	7.80	6.84	6.00	4.58	3.49	3.05	3.52	4.37	5.46	6.36	7.49	7.54	-

**Extensión a toda la región Litoral.** Para validar la extensión del modelo ZH-P a toda el Litoral, se consideran como referencia los archivos de IWEC para dos localidades vecinas: Asunción (Paraguay) y Buenos Aires (Argentina), localizadas al norte y al sur del Litoral, respectivamente (ver Fig. 3.1). Estos archivos IWEC están disponibles de forma gratuita en el repositorio de datos meteorológicos de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Varios autores, 2016). Contienen valores horarios de la temperatura del bulbo seco, de la nubosidad total, de la humedad relativa, de la radiación solar, etc. La radiación solar se calcula en función de la nubosidad total utilizando el modelo de Kasten, como es explicado por Thevenard y Brunger (2002a,b).

La radiación solar global horizontal calculada utilizando el modelo ZH-P (alimentado con temperatura de bulbo seco, nubosidad total y humedad relativa tomada del archivo IWEC) coincide muy bien con la que se encuentra en el archivo IWEC, tanto para Asunción y Buenos Aires (Fig. 3.4).

Como conclusión, el modelo ZH-P, esto es, el modelo de Zhang-Huang con coeficientes calibrados para ajustar la radiación solar medida en Paraná durante 2013, es lo suficientemente preciso (y se usará en adelante) para describir la radiación solar global horizontal de largo plazo en todo el Litoral. Con la ayuda de este modelo, todas las bases de datos meteorológicas utilizables se han complementado con radiación solar global horaria.



**Figura 3.4:** Radiación global horizontal por hora en Buenos Aires (Argentina) y Asunción (Paraguay): ajuste de los datos en los respectivos archivos IWEC usando el modelo de radiación de Zhang-Huang calibrado en Paraná durante 2013 (modelo ZH-P).

### 3.3. Definición del Año Meteorológico Típico

Como se ha descrito en la sección anterior, se tiene un número suficientemente grande de bases de datos que contienen variables meteorológicas por hora (incluida la radiación solar) para todos los meses calendarios en el período 1994-2014 en 15 localidades del Litoral. En esta sección, se describe el proceso de definición del año típico para cada ubicación sobre la base de esta información.

Siguiendo el método Sandia (Hall et al., 1978), se define el año meteorológico típico (TMY) como la concatenación de 12 meses meteorológicos típicos (TMMs).

#### 3.3.1. Definición del Mes Meteorológico Típico

Para ejemplificar el proceso de definición de un TMM se detalla la determinación del mes típico de enero para Paraná.

Como se ve en la Tabla 3.2, Paraná tiene dieciocho eneros utilizables en el período 1994-2014. Siguiendo a Hall et al. (1978), se determina la cercanía de cada uno de estos eneros, digamos enero XXXX, al compuesto de largo plazo conteniendo todos los eneros utilizables (o, simplemente, enero compuesto) considerando los nueve índices meteorológicos diarios listados en la Tabla 3.7.

Se caracteriza el comportamiento de cada índice  $I$  a lo largo del período  $P$  utilizando la función de distribución acumulativa  $CDF_I^P(x)$ , que da la probabilidad de que  $I \leq x$  a lo largo de este período. Considerando el índice TBSMAX, por ejemplo, su CDF a lo largo del período  $P$  se

**Tabla 3.7:** Índices meteorológicos diarios para la definición del mes meteorológico típico y sus respectivos factores de ponderación, utilizados por el método de Sandia (Hall et al., 1978) y por el método de generación de International Weather for Energy Calculations (IWEC) (Thevenard y Brunger, 2002a).

Índice $I$	Variables diarias	Sigla	Factores de ponderación	
			Sandia	IWEC
1	Temperatura de bulbo seco máxima	TBSMAX	1/24	2/40
2	Temperatura de bulbo seco mínima	TBSMIN	1/24	2/40
3	Temperatura de bulbo seco media	TBSMEAN	2/24	12/40
4	Temperatura de punto de rocío máxima	TPRMAX	1/24	1/40
5	Temperatura de punto de rocío mínima	TPRMIN	1/24	1/40
6	Temperatura de punto de rocío media	TPRMEAN	2/24	2/40
7	Velocidad del viento máxima	VVMAX	2/24	2/40
8	Velocidad del viento media	VVMEAN	2/24	2/40
9	Radiación solar global horizontal	RSGH	12/24	16/40

define como:

$$CDF_{TBSMAX}^P(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < TBSMAX_1, \\ (i - 0.5)/n & \text{si } TBSMAX_{i-1} \leq x \leq TBSMAX_i, \\ 1 & \text{si } x > TBSMAX_n, \end{cases} \quad (3.4)$$

donde los  $n$  valores  $TBSMAX_i$  de  $TBSMAX$  a lo largo del periodo  $P$  son ordenados en orden ascendente. Esto es hecho para enero XXXX ( $P = \text{EneroXXXX}$ ,  $n = 31$ ) así como para el enero compuesto ( $P = \text{EneroCom}$ ,  $n = 18 \times 31 = 558$  en el caso de Paraná).

La CDF de  $TBSMAX$  a lo largo de EneroXXXX se compara con el CDF de  $TBSMAX$  a lo largo del enero compuesto usando estadística de Finkelstein-Schaffer (Finkelstein y Schaffer, 1971):

$$FS_{TBSMAX}^{\text{EneroXXXX}} = \frac{1}{31} \sum_{d=1}^{31} |CDF_{TBSMAX}^{\text{EneroCom}}(TBSMAX_d) - CDF_{TBSMAX}^{\text{EneroXXXX}}(TBSMAX_d)|.$$

De manera similar, se calcula FS a lo largo de EneroXXXX para todos los otros índices de la Tabla 3.7 (TBSMIN, TBSMEAN, TPRMAX, etc.). Luego, para involucrar a todos los índices meteorológicos en la comparación entre EneroXXXX y el EneroComp, se introduce la suma ponderada de las estadísticas del FS para EneroXXXX:

$$WFS^{\text{EneroXXXX}} = \sum_{I=1}^9 w_I FS_I^{\text{EneroXXXX}}, \quad (3.5)$$

donde  $I = 1, 2, \dots, 9$  representa cada uno de los índices  $TBSMAX, TBSMIN, \dots, RSGH$ , mientras que  $w_I$  es el factor de ponderación asignado a cada uno. La Tabla 3.7 da los valores

de estos factores de ponderación para el método de Sandia (Hall et al., 1978) así como para el método de generación de IWEC (Thevenard y Brunger, 2002a).

Una vez que WFS se calcula para todos los eneros, aquel enero con WFS más bajo es el más cercano al compuesto enero en términos de CDF. De acuerdo con Hall et al. (1978), este enero es un candidato pero no necesariamente el TMM para enero. La selección final del TMM para enero por Hall et al. (1978) consta de tres pasos:

1. Los cinco eneros con el menor WFS son elegidos como candidatos;
2. Se excluyen a los candidatos de enero con la ocurrencia más larga, con la mayor cantidad de ocurrencias y con cero ocurrencias de días nublados o cálidos o fríos (este es el llamado criterio de persistencia);
3. El candidato restante con el WFS más bajo es el TMM para enero.

Pero el criterio de persistencia puede conducir a excluir buenos candidatos e incluso a todos los candidatos. Por esta razón, Thevenard y Brunger (2002a) decidieron ignorar este criterio para el desarrollo del IWEC, y así lo hizo Huang et al. (2014) para el desarrollo de IWEC2.

Dado que los IWEC son la referencia más importante para la definición de clima típico en Sudamérica, se sigue el criterio de IWEC: el TMM es el mes con el WFS más bajo.

### 3.4. Resultados y discusión

En esta sección, se da una evaluación cuantitativa del procedimiento de generación de los TMM para todos los meses calendario y todos los lugares, que ha sido descrito de forma detallada para enero en Paraná en la sección anterior. En la Sección 3.4.1, se calcula la suma ponderada de las estadísticas de Finkelstein-Schaffer (WFS) para cada mes de la base de datos a largo plazo en Paraná, tal como se define para un enero dado por la Ec. (3.5). Para cada mes calendario, el que tiene el WFS más bajo es el TMM correspondiente. Replicando esta metodología, se determinan todos los TMM para los otros lugares en Litoral en la Sección 3.4.2.

Luego, en la Sección 3.4.3, se ofrece una visión más profunda del clima típico en todo Litoral, focalizando en tres lugares dentro de diferentes regiones bioclimáticas. Para estos lugares, se comparan los valores típicos y medios de la temperatura del bulbo seco y la radiación solar horizontal global.

Finalmente, se aplica el TMY generado para la simulación del desempeño de un edificio en Paraná. Con el fin de enfatizar la importancia de utilizar los archivos meteorológicos locales, se comparan los resultados de dicha simulación con los resultados de simular el mismo edificio

usando los archivos IWEC de Asunción y Buenos Aires. Observemos que, antes de esta Tesis, estas ubicaciones eran las más cercanas al Litoral que tenían archivos meteorológicos típicos y suficientemente validados.

#### **3.4.1. Mes meteorológico típico en Paraná**

Primero, se calcula el WFS para enero en Paraná usando los factores de ponderación Sandía o IWEC dados en la Tabla 3.4. Los resultados se muestran en las Tablas 3.8 y 3.9, respectivamente. Luego, se completan estas tablas aplicando el mismo procedimiento a todos los demás meses.

Para cada mes calendario, los candidatos para TMM de acuerdo con Hall et al. (1978) son los cinco meses con WFS más bajos, que están subrayados en Tablas 3.8 y 3.9. En este caso, se encontró que el 82 % de los meses candidatos seleccionados utilizando factores de ponderación de Sandía coinciden con los seleccionados con factores IWEC.

Con respecto al TMM real para cada mes calendario, aquel con el WFS más bajo, aparece en negrita en Tablas 3.8 y 3.9. En este caso, los TMM escogidos utilizando factores de ponderación Sandía o IWEC son los mismos para 10 de los 12 meses.

Dado que se ha encontrado resultados similares para todos los lugares en Litoral, este hecho tiende a confirmar que el mes típico tiene poca sensibilidad a la elección de los factores de ponderación, ya sea de Sandía o IWEC, como concluyeron Su et al. (2009).

En consecuencia, se utilizan los factores de ponderación de IWEC para evitar la duplicidad para el resto de este trabajo. Esta opción equivale a reducir el peso de la radiación solar (0.4 en lugar de 0.5) y aumentar el peso de la temperatura del bulbo seco (0.4 en lugar de 0.167 para los valores mínimos, máximos y medios combinados) en la selección de los candidatos, lo que resulta juicioso cuando el conjunto de datos medidos para la radiación solar no es tan grande como el de la temperatura de bulbo seco, como lo sugieren Chan et al. (2006).

#### **3.4.2. Meses meteorológicos típicos para todo el Litoral**

En la sección anterior, se han determinado los TMM para Paraná: aquellos que tienen el menor WFS, que se dan en negrita en la Tabla 3.9. A continuación, se aplica el procedimiento de la generación de TMM que se acaba de describir para Paraná a todas las demás ubicaciones. Como resultado, se obtiene todos los TMM para todas las ubicaciones actuales en Litoral, enumeradas en la Tabla 3.10.

Por último, en cada lugar, el año meteorológico típico es la concatenación de los 12 TMM correspondientes. En general, los TMM para meses contiguos vienen de diferentes años. Los saltos consecutivos de las variables meteorológicas en la interfase de dichos meses se eliminan mediante

**Tabla 3.8:** Sumas ponderadas de las estadísticas de Finkelstein-Schaffer (WFS) para todos los meses calendarios del año en Paraná utilizando factores de ponderación Sandia. Los meses candidatos están subrayados, los meses meteorológicos típicos están en negrita, y los meses descartados están indicados por ×.

Año	Mes											
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
1994	0.0718	0.0795	0.0947	<u>0.0696</u>	×	×	×	×	×	×	×	×
1995	×	×	×	0.0867	<u>0.0597</u>	0.1036	0.1182	0.1762	×	×	×	×
1996	×	×	×	×	0.1511	×	×	0.2002	0.1722	0.2093	×	×
1997	×	×	0.1509	<u>0.0735</u>	0.0873	0.1364	0.0926	0.0954	<u>0.0487</u>	×	0.1563	0.1310
1998	0.1690	0.1206	0.1191	0.1414	0.0898	0.0793	0.1963	0.1034	×	×	×	<u>0.0766</u>
1999	0.0951	0.0851	0.0940	0.0812	<u>0.0526</u>	0.1025	0.1039	0.0780	0.0553	<u>0.0583</u>	0.0970	0.0988
2000	<u>0.0542</u>	<u>0.0522</u>	×	0.1101	0.1053	0.1201	0.1196	<b>0.0449</b>	<u>0.0515</u>	0.0803	0.1040	<b>0.0467</b>
2001	0.1282	0.0997	0.1375	<u>0.0614</u>	0.1002	0.0817	<u>0.0590</u>	0.0994	0.1128	0.1485	0.0739	<u>0.0772</u>
2002	<u>0.0608</u>	0.0866	0.1425	0.1165	0.0957	0.1002	0.0930	<u>0.0511</u>	<b>0.0438</b>	0.1357	0.1000	0.1394
2003	0.0672	<u>0.0594</u>	<u>0.0799</u>	0.0953	<u>0.0564</u>	0.1065	0.0749	0.0861	<u>0.0517</u>	<b>0.0429</b>	<b>0.0362</b>	0.0838
2004	0.0617	0.1561	0.1275	0.1107	0.1084	<u>0.0730</u>	<b>0.0475</b>	<u>0.0631</u>	<u>0.0476</u>	0.0823	0.0759	0.0851
2005	<u>0.0579</u>	0.1227	0.0833	0.1050	0.0766	0.1806	0.0770	0.1024	0.1028	0.0893	<u>0.0640</u>	0.0803
2006	0.0641	0.0857	0.0838	<u>0.0595</u>	0.0981	<u>0.0714</u>	0.0902	<u>0.0662</u>	0.1406	0.0730	<u>0.0604</u>	0.1053
2007	0.1325	<u>0.0585</u>	0.1568	0.1187	0.1135	0.1009	0.1365	0.1136	0.1022	0.1155	0.0887	<u>0.0742</u>
2008	<b>0.0521</b>	0.0738	<b>0.0529</b>	0.1434	0.1152	0.1201	0.1070	0.1143	0.1062	<u>0.0529</u>	0.0862	0.0930
2009	0.1276	0.0628	<u>0.0789</u>	0.1224	0.0787	0.1453	0.1384	<u>0.0631</u>	0.0895	0.1145	0.1305	0.1532
2010	0.0975	0.1219	<u>0.0759</u>	0.0947	0.0807	<b>0.0392</b>	<u>0.0667</u>	0.0924	0.0753	0.1152	0.1006	0.1038
2011	<u>0.0585</u>	<u>0.0539</u>	0.1087	0.0815	<u>0.0560</u>	<u>0.0722</u>	<u>0.0612</u>	0.0703	0.0793	0.1121	<u>0.0469</u>	0.1131
2012	0.1415	<b>0.0455</b>	<u>0.0554</u>	0.0784	0.0905	<u>0.0599</u>	0.1564	0.1045	0.0653	0.1151	0.0703	0.0804
2013	0.0694	0.0916	0.0977	0.0981	<b>0.0397</b>	0.0875	<u>0.0561</u>	0.1131	0.0950	<u>0.0544</u>	0.0751	0.1079
2014	0.0855	0.1431	0.0942	<b>0.0483</b>	0.1032	0.0820	0.0957	0.0783	0.0879	<u>0.0685</u>	<u>0.0454</u>	<u>0.0766</u>

**Tabla 3.9:** Sumas ponderadas de las estadísticas de Finkelstein-Schaffer (WFS) para todos los meses calendarios del año en Paraná utilizando factores de ponderación IWEC. Los meses candidatos están subrayados, los meses meteorológicos típicos están en negrita, y los meses descartados están indicados por ×.

Año	Mes											
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
1994	0.0703	0.0790	<u>0.0848</u>	<u>0.0632</u>	×	×	×	×	×	×	×	×
1995	×	×	×	0.0817	<u>0.0595</u>	0.0993	0.0915	0.1401	×	×	×	×
1996	×	×	×	×	0.1145	×	×	0.1653	0.1423	0.1536	×	×
1997	×	×	0.1333	0.0723	0.1023	0.1071	0.0956	0.0883	<u>0.0452</u>	×	0.1386	0.1198
1998	0.1952	0.1465	0.1362	0.1459	0.0906	<u>0.0748</u>	0.1767	0.1056	×	×	×	0.0904
1999	0.1336	0.0856	0.0985	0.1115	<u>0.0596</u>	0.1056	0.1091	<u>0.0687</u>	0.0712	<u>0.0591</u>	0.0798	0.0848
2000	<u>0.0611</u>	<b>0.0480</b>	×	0.0966	0.1052	0.0996	0.1378	<b>0.0444</b>	<u>0.0543</u>	<u>0.0785</u>	0.1366	<b>0.0406</b>
2001	0.1030	0.1146	0.1251	<u>0.0583</u>	0.1054	0.0851	<u>0.0512</u>	0.1132	0.1051	0.1338	0.0806	<u>0.0680</u>
2002	0.0621	0.0949	0.1294	0.1242	0.0984	0.1084	0.0948	<u>0.0470</u>	<b>0.0415</b>	0.1200	0.0836	0.1451
2003	<u>0.0553</u>	<u>0.0551</u>	<u>0.0718</u>	0.1078	<u>0.0565</u>	0.1154	<u>0.0692</u>	0.1002	<u>0.0541</u>	<b>0.0452</b>	<b>0.0357</b>	0.1147
2004	<b>0.0503</b>	0.1454	0.1311	0.0964	0.1343	<u>0.0687</u>	<b>0.0440</b>	<u>0.0581</u>	<u>0.0495</u>	0.0819	0.0835	0.0908
2005	<u>0.0508</u>	0.1011	0.0872	0.1194	0.0666	0.1663	0.0730	0.0877	0.1161	0.1085	<u>0.0540</u>	0.0791
2006	0.0783	0.0787	0.1001	<u>0.0632</u>	0.1067	0.0752	0.1092	0.0707	0.1153	0.0831	<u>0.0595</u>	0.0956
2007	0.1310	<u>0.0569</u>	0.1564	<u>0.0967</u>	0.1465	0.1056	0.1531	0.1442	0.0880	0.1020	<u>0.0935</u>	<u>0.0633</u>
2008	<u>0.0557</u>	0.0658	<b>0.0539</b>	0.1303	0.0991	0.1305	0.1232	0.1001	0.0878	<u>0.0509</u>	0.1080	0.0932
2009	0.1037	<u>0.0547</u>	0.0878	0.1336	0.0818	0.1464	0.1382	<u>0.0617</u>	0.1210	0.1155	0.1194	0.1546
2010	0.0888	0.1069	<u>0.0830</u>	0.1042	0.0778	<b>0.0433</b>	0.0731	0.1058	0.0722	0.1337	0.0898	0.1004
2011	0.0626	0.0648	0.0948	<u>0.0708</u>	<u>0.0615</u>	0.0759	<u>0.0678</u>	0.0862	0.0744	0.1309	<u>0.0548</u>	0.0902
2012	0.1257	<u>0.0498</u>	<u>0.0630</u>	0.0836	0.1054	<u>0.0581</u>	0.1615	0.0913	0.0623	0.0988	0.0739	<u>0.0697</u>
2013	0.0638	0.0805	0.1148	0.1010	<b>0.0432</b>	0.0776	<u>0.0555</u>	0.1134	0.1025	<u>0.0559</u>	0.0753	0.1435
2014	0.0822	0.1389	0.1327	<b>0.0484</b>	0.0947	<u>0.0728</u>	0.0933	0.0733	0.0936	0.0836	<u>0.0457</u>	<u>0.0705</u>

el suavizado por splines cúbicos basado en las seis últimas horas del primer mes y las seis primeras horas del segundo mes, según lo recomendado por Hall et al. (1978).

**Tabla 3.10:** Meses meteorológicos típicos (TMMs) en las 15 localidades del Litoral.

Localidad	Mes											
	E	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
Ceres	2005	2009	2011	2014	2011	2004	2004	2004	2008	2003	2006	2007
Concordia	2004	2011	1994	2011	2003	1998	2013	2002	2004	1997	1998	2007
Corrientes	2003	2005	2006	2012	2003	2012	2003	2005	2002	2008	2013	2007
Formosa	2005	2003	2011	2011	2011	2004	2013	2005	2002	2003	2008	2010
Gualeduaychú	2003	1997	2003	1994	2003	1998	2001	2002	1995	1999	2003	2000
Iguazú	2005	2007	2010	2000	2011	2012	2013	2009	2006	2013	2000	2007
Monte Caseros	2002	2013	1994	2014	2003	2012	2013	2002	2002	2003	2005	2004
Paraná	2004	2000	2008	2014	2013	2010	2004	2000	2002	2003	2003	2000
Paso de los Libres	2000	2000	2005	2014	2003	2012	2004	1999	2002	1998	2003	2001
Pcia. R. Sáenz Peña	2005	2003	2007	2014	2013	2004	2013	2005	2004	2003	2003	2010
Posadas	2005	2013	2006	2014	2011	2012	2014	2000	2000	2001	2013	2007
Reconquista	2003	2007	2006	2006	2003	2012	2003	2002	2002	1998	1998	2010
Resistencia	2003	2005	2006	2012	2003	2012	2013	1997	2002	2013	2008	2007
Rosario	2006	2013	2008	2014	2013	2010	2013	1999	2008	1998	1996	2012
Sauce Viejo	2004	2007	2012	2006	2013	2004	2004	2004	2003	1998	2003	2012

### 3.4.3. Clima típico en la región Litoral

En esta sección, se busca dar una idea del clima típico a través de Litoral de todo el conjunto de resultados. Para la búsqueda de la concisión, se eligen tres ubicaciones de diferentes zonas bioclimáticas del Litoral para representar todo el Litoral: Resistencia (en el límite entre las zonas *Ia* y *Ib*, es decir, muy cálido con un rango diario de temperatura alrededor de 14°C), Paraná (en la zona *Iib*, es decir, cálido con rango diario de temperatura inferior a 14°C) y Rosario (en la zona *IIIa*, es decir, templado cálido con rango diario de temperatura mayor que 14 °C).

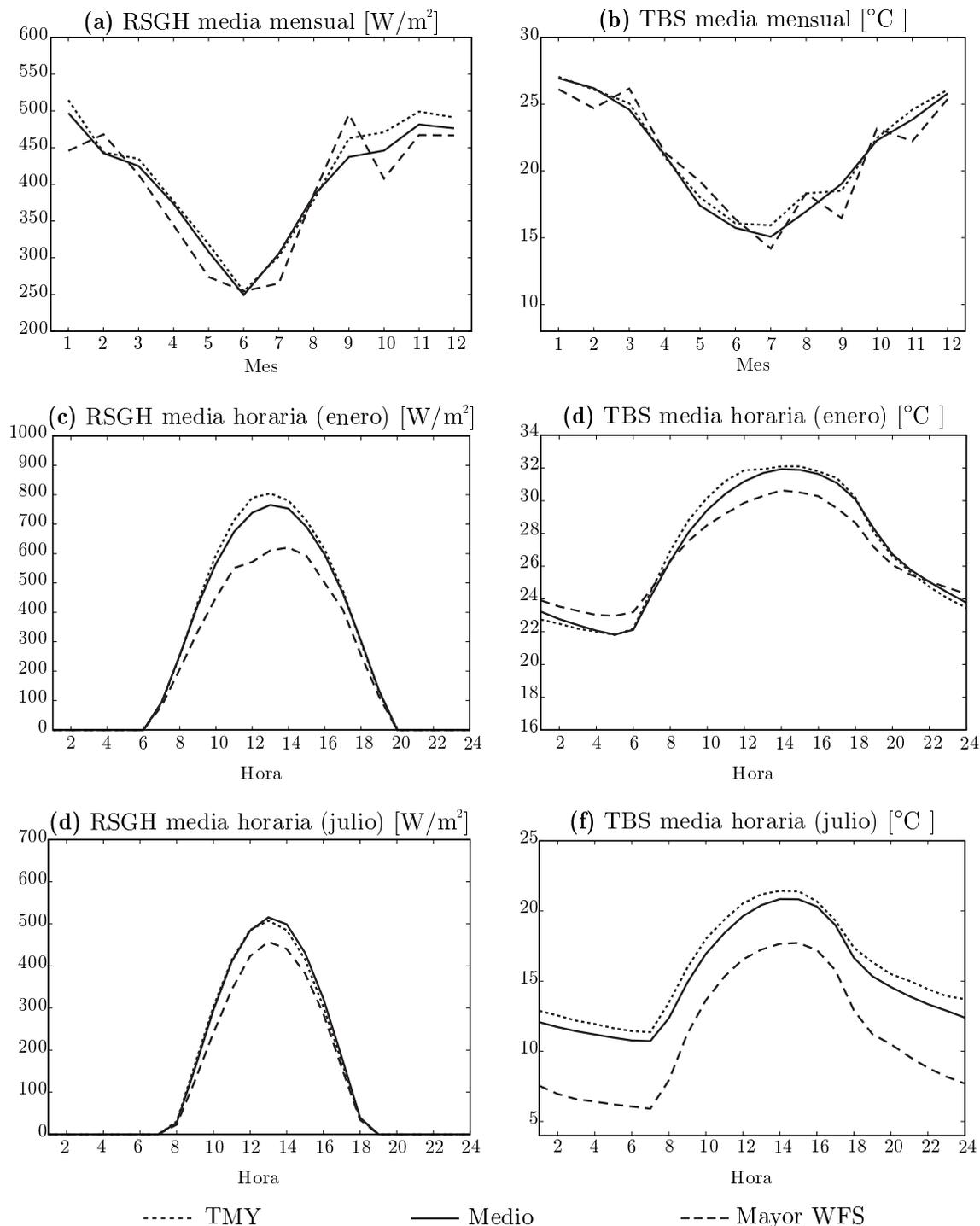
Para caracterizar el clima en estos lugares, se utiliza las medias mensuales de la radiación solar global (RSGH) y la temperatura del bulbo seco (TBS), así como las medias por hora de estas variables meteorológicas a lo largo de enero (mediados de verano) y julio (mediados de invierno).

En cada caso, el TMY es comparado con

1. El *año medio*, donde el valor de cada variable a la hora  $h = 1, 2, \dots, 24$  del día  $d = 1, 2, \dots, 365$  es el promedio de los valores de esta variable a la hora  $h$  y día  $d$  a lo largo del período 1994-2014 (incluyendo sólo las bases de datos utilizables),
2. El *peor año*, compuesto por los meses con mayor WFS. El peor año para Paraná se puede deducir de la Tabla 3.9.

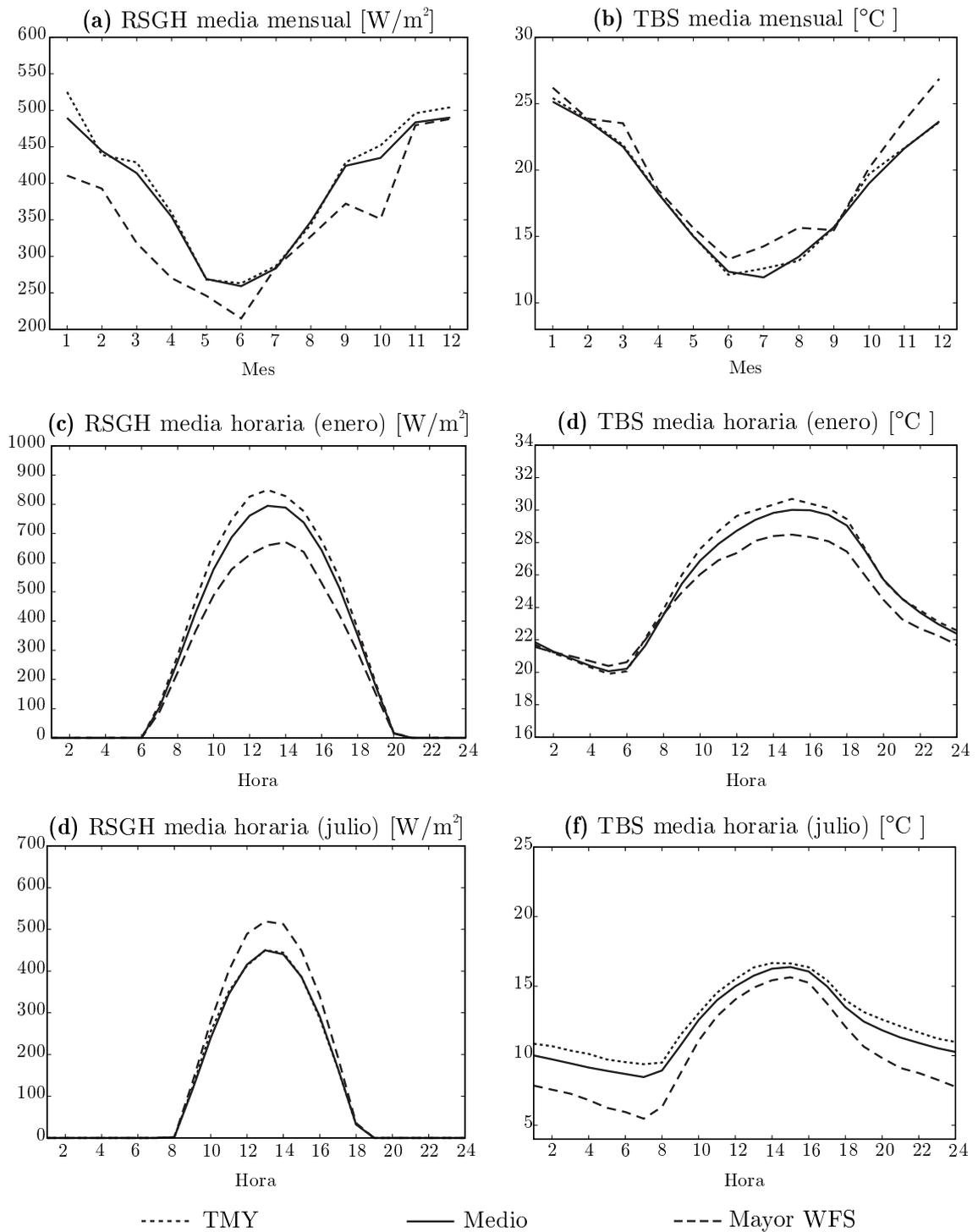
Los resultados para Resistencia, Paraná y Rosario se muestran en las Figs. 3.5, 3.6, y 3.7, respectivamente. Para los tres lugares, la RSGH típica (es decir, la del TMY) es cercana al RSGH del año promedio en términos de medias mensuales y medias horarias durante enero y julio. Además, la media por hora típica de RSGH para julio (mediados de invierno) es prácticamente idéntica a la del año promedio para todos los lugares.

En cuanto a la temperatura del bulbo seco, para el año típico es generalmente más alta que para el del año medio. Las diferencias son en su mayoría alrededor de  $0.5^{\circ}\text{C}$  con un pico de  $1.3^{\circ}\text{C}$  al mediodía en enero (mediados de verano) en Rosario.



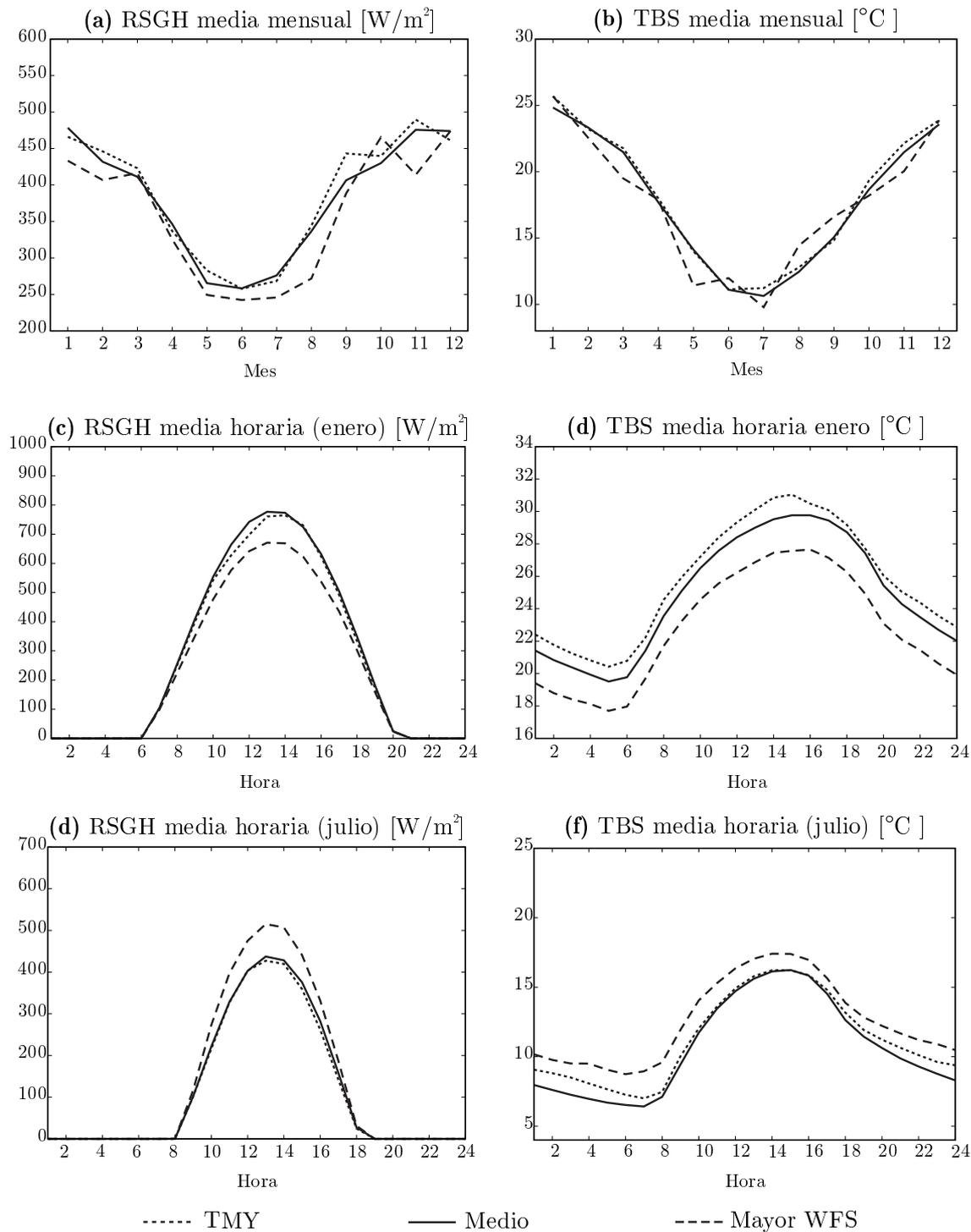
**Figura 3.5:** Comparación entre el año meteorológico típico, el año promedio y el peor año en Resistencia: (a), (b) media mensual de la radiación solar horizontal global y la temperatura del bulbo seco, respectivamente; (c), (d) radiación solar horizontal global promedio horaria y temperatura de bulbo seco, respectivamente, en enero (mediados de verano); y (e), (f) radiación solar horizontal media global por hora y temperatura de bulbo seco, respectivamente, en julio (mediados de invierno).

La proximidad entre los resultados del TMY y los del año medio es un indicador de la validez



**Figura 3.6:** Comparación entre el año meteorológico típico, el año promedio y el peor año en Paraná: (a), (b) media mensual de la radiación solar horizontal global y la temperatura del bulbo seco, respectivamente; (c), (d) radiación solar horizontal global promedio horaria y temperatura de bulbo seco, respectivamente, en enero (mediados de verano); y (e), (f) radiación solar horizontal media global por hora y temperatura de bulbo seco, respectivamente, en julio (mediados de invierno).

de los TMY actuales.



**Figura 3.7:** Comparación entre el año meteorológico típico, el año promedio y el peor año en Rosario: (a), (b) media mensual de la radiación solar horizontal global y la temperatura del bulbo seco, respectivamente; (c), (d) radiación solar horizontal global promedio horaria y temperatura de bulbo seco, respectivamente, en enero (mediados de verano); y (e), (f) radiación solar horizontal media global por hora y temperatura de bulbo seco, respectivamente, en julio (mediados de invierno).

### 3.4.4. Aplicación en simulación energética de edificios

Para medir la importancia de su uso, se aplican los TMYs actualmente definidos para la simulación del comportamiento de edificios (BPS) usando el programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al.,

2001) versión 8.4.0.

Los TMYs aquí desarrollados contienen no sólo las variables meteorológicas que entran en la definición de TMY (temperaturas de bulbo seco y punto de rocío, radiación solar horizontal global, etc., ver Tabla 3.7) sino también presión atmosférica, dirección del viento, visibilidad, nubosidad, altura del techo de nubes, precipitación, entre otros, de las bases de datos del SMN. Para lograr el formato utilizado en BPS, se completan los TMYs con datos de iluminancia natural obtenidos con el modelo de [Perez et al. \(1990\)](#), y radiación extraterrestre siguiendo los modelos de [ASHRAE \(2013\)](#).

Luego, los TMYs así completados se convierten al formato de entrada EnergyPlus (EPW) utilizando el programa auxiliar de EnergyPlus *Weather Converter* ([U. S. Department of Energy \(DoE\), 2015a](#)). La radiación normal difusa y directa, variables clave para BPS, son añadidas por *Weather Converter* usando el modelo de división directa/difusa de [Perez et al. \(1990, 2002\)](#). El *Weather Converter* también entrega las condiciones de diseño según ([ASHRAE, 2013](#)).

Para destacar la importancia de utilizar el TMY local para BPS (resaltando la importancia de la contribución de esta Tesis), se aplica *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para resolver el BESTEST-Case 910 del ANSI/ASHRAE Standard 140-2011 ([American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers \(ASHRAE\), 2011](#)) en Paraná. Esta prueba se refiere a un edificio pesado (edificio con una masa térmica considerable, como la mayoría de los edificios en Litoral) con un control de temperatura ambiente de 20°C para calefacción y 27°C para refrigeración, ventanas que miran hacia el norte (en vez del sur, como sería el caso para el hemisferio norte), y 1m de protección solar horizontal saliente a lo largo de la pared norte a nivel del techo.

Antes de tener el archivo climático típico para Paraná, se tendría que haber aproximado los cálculos usando datos de ubicaciones cercanas. En un primer trabajo sobre BPS ([Bre et al., 2013](#)), se definió el clima típico en Santa Fe (25 km al noreste de Paraná) usando el archivo meteorológico típico de Uruguaiana (el sur de Brasil) ([Roriz, 2012](#)), la cual se encuentra en la misma región bioclimática que Paraná y Santa Fe (ver Fig. 3.1). Por desgracia, la bondad del archivo meteorológico típico de Uruguaiana es incierta, ya que se definió sobre la base de un breve conjunto de datos meteorológicos ([Roriz, 2012](#)). Por lo tanto, se tendría que aproximar el tiempo típico en Paraná usando los archivos IWEC de localidades más próximas (Asunción o Buenos Aires), como se realiza en el presente trabajo con el propósito de comparación. Como última aproximación al clima a largo plazo en Paraná, se toman en cuenta todas las bases de datos meteorológicas disponibles (utilizables) en Paraná para el período 1994-2014. Se modela para cada año y se obtienen las cargas de largo plazo como el promedio de éstas.

La Fig. 3.8 muestra las cargas mensuales de refrigeración y calefacción calculadas usando

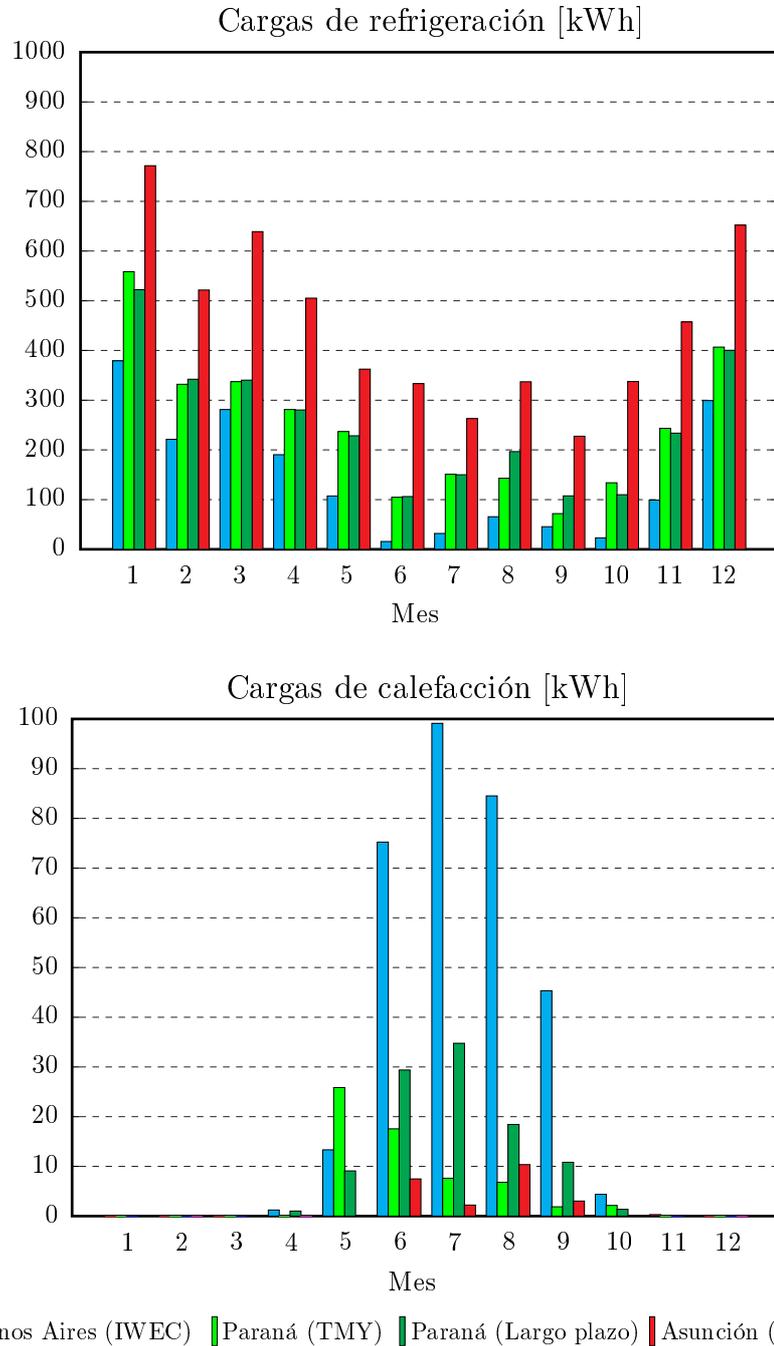
TMY actual y la base de datos a largo plazo de Paraná, y los archivos IWEC para Buenos Aires y Asunción.

En primer lugar, se comparan los resultados utilizando el TMY con los que utilizan la base de datos a largo plazo para Paraná. Teniendo en cuenta la carga de refrigeración, los resultados usando el TMY están muy cerca de los resultados a largo plazo. La mayor diferencia se observa en agosto, uno de los meses con menor demanda de refrigeración.

Por otro lado, las diferencias son relativamente mayores considerando las cargas de calefacción. Cualitativamente, las cargas de calefacción que utilizan la base de datos a largo plazo (con un pico para julio a mediados de invierno) parecen ser más precisas que las calculadas utilizando el TMY (con un pico para mayo en otoño). Además, no es de esperar que la carga de calefacción en Paraná fuera mayor que la de Buenos Aires en mayo, ni que la carga de calefacción en Paraná sea menor que la de Asunción en septiembre. Sin embargo, la variación entre las cargas de calefacción del TMY y las de largo plazo no es una preocupación importante porque estas son un número muy pequeño (más de un orden menor que las de refrigeración). En tales casos, las diferencias relativas son necesariamente grandes, ya que se ven afectadas solo por un pequeño segmento del CFD a las temperaturas más bajas.

Luego, se comparan los resultados en Paraná con los de Buenos Aires y Asunción. A excepción de las cargas de calefacción inesperadas calculadas usando el TMY en Paraná para mayo y septiembre, la demanda de refrigeración en Paraná es siempre mayor que la de Buenos Aires y menor que la de Asunción, la demanda de calefacción en Paraná es menor que la de Buenos Aires y más alta que la de Asunción, lo cual es esperable considerando que Paraná, Buenos Aires y Asunción tienen un clima cálido, templado y muy cálido respectivamente, como se puede ver en la Fig. 3.1.

En cualquier caso, las diferencias entre el Paraná y los otros lugares, ya sea en exceso o en defecto, son muy grandes a lo largo del año, dando una prueba adicional de la utilidad del presente trabajo.



**Figura 3.8:** Cargas de refrigeración y calefacción mensuales para BESTEST-Case 910, calculadas utilizando el TMY definido para Paraná, la base de datos meteorológicos a largo plazo de Paraná y los archivos IWEC para Buenos Aires y Asunción.



## Capítulo 4

# Optimización del desempeño de edificios

### 4.1. Introducción

El término optimización se refiere a la acción de encontrar una o más posibles soluciones, las cuales corresponden a un valor extremo de uno o más objetivos. En el contexto del comportamiento de edificios, el término optimización indica modificar el diseño o el uso de un edificio para mejorar diferentes aspectos de su desempeño. Por ejemplo, para el diseño arquitectónico de un edificio energéticamente eficiente, el rendimiento térmico y energético de una gran serie de diseños alternativos de dicho edificio debe analizarse en busca de una solución suficientemente buena o incluso óptima. La simulación del comportamiento de edificios posibilita el estudio de un gran número de diseños alternativos, permitiendo al diseñador alcanzar objetivos específicos tales como reducir el impacto ambiental y el consumo de energía o mejorar el confort térmico interior (Garber, 2009). Sin embargo, entre las diferentes alternativas de diseño no siempre se existe una relación simple con el desempeño del edificio, esto complica la tarea del diseñador aún al utilizar una herramienta de simulación. Un método para estudiar sistemáticamente esta relación entre las variantes de diseño (entradas) y los objetivos o indicadores del desempeño del edificio (salidas) mediante simulación es el método de “simulación paramétrica” (Nguyen et al., 2014). En este método cada variable de diseño varía con un cierto criterio para ver el efecto en los objetivos mientras que todas las demás variables se mantienen sin cambios. Este procedimiento se puede repetir iterativamente con otras variables. Este método ha sido utilizado por diversos investigadores e incluso actualmente sigue siendo utilizado (Ghadimi et al., 2013; Belpoliti y Bizzarri, 2015; Papoutsis et al., 2017). En cuanto el número de variables a estudiar aumenta, la aplicación de este método suele consumir mucho tiempo y en la mayoría de los casos sólo se traduce en una mejoría parcial debido a las interacciones complejas y no lineales entre las variables de entrada y los resultados simulados. Para investigar grandes espacios de variables de diseños y poder obtener

soluciones óptimas o cercanas a esta es necesario desarrollar métodos de búsqueda más inteligentes que no requieran evaluar grandes números de simulaciones para conseguir buenos diseños que produzcan mejoras importantes. Esto se ha logrado mediante la técnica denominada “optimización numérica” o “optimización basada en simulación” (Nguyen et al., 2014).

En los problemas de diseño de edificios reales, los diseñadores suelen tener que lidiar simultáneamente con criterios de diseño en conflictos como el consumo mínimo de energía en comparación con el confort térmico máximo, consumo mínimo de energía versus costo mínimo de construcción, etc. (Hamdy et al., 2016). En esta Tesis se aborda la problemática desde el punto de vista más general (multi-objetivo), contemplando a la optimización mono-objetivo como un caso particular de la misma.

## 4.2. Optimización multi-objetivo

Matemáticamente, la optimización del desempeño de un edificio puede plantearse como la solución de un problema de optimización multi-objetivo

$$\text{mín } f_m(\mathbf{x}), \quad m = 1, \dots, M; \quad (4.1)$$

sujeto a las restricciones

$$x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, \dots, n; \quad (4.2)$$

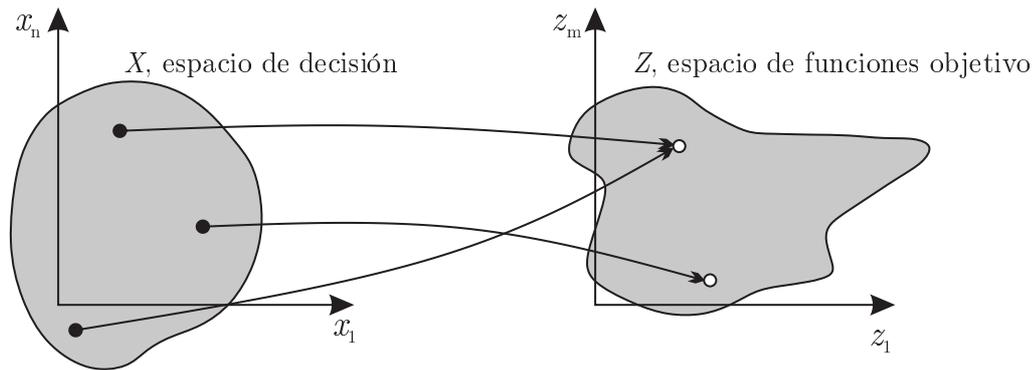
$$g_j(\mathbf{x}) \geq 0, \quad j = 1, \dots, G; \quad (4.3)$$

$$h_k(\mathbf{x}) = 0, \quad k = 1, \dots, K. \quad (4.4)$$

Una solución  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$  es un vector de  $n$  variables de decisión  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ . Las soluciones que satisfacen las restricciones constituyen un *espacio de decisión factible*  $S \subset \mathbf{R}^n$ .

A diferencia de la optimización mono-objetivo, en la optimización multi-objetivo, con objetivos mutuamente contradictorios, las funciones objetivo constituyen un espacio multidimensional, además del habitual espacio de decisión de las variables. Este espacio  $M$ -dimensional es llamado *espacio objetivo*, con  $Z \subset \mathbf{R}^M$ . Por cada solución  $\mathbf{x} \in S$  existe un punto  $\mathbf{z} \in Z$  en el espacio objetivo denotado como  $\mathbf{z} = (z_1, z_2, \dots, z_M)^T$  (Deb, 2001). En la Fig. 4.1 se puede observar representaciones de los conceptos de espacio de decisión y espacio objetivo en optimización multi-objetivo.

En presencia de objetivos mutuamente contradictorios la solución del problema (4.1)-(4.4) no es una solución única sino que es un conjunto de soluciones pertenecientes al espacio de soluciones



**Figura 4.1:** Concepto de espacio de decisión y espacio objetivo en un problema de optimización multi-objetivo.

factibles que ofrece un compromiso entre los objetivos  $f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_M(\mathbf{x})$ . Las soluciones óptimas en la optimización multi-objetivo se pueden definir a partir de un concepto matemático de *ordenamiento parcial* (comúnmente llamado *dominancia* en el área de optimización multi-objetivo). Para problemas sin restricciones la dominancia entre dos soluciones se define como:

**Definición:** Una solución  $\mathbf{x}^{(1)}$  se dice que domina a otra solución  $\mathbf{x}^{(2)}$  si se cumplen las dos siguientes condiciones:

- La solución  $\mathbf{x}^{(1)}$  no es peor que  $\mathbf{x}^{(2)}$  en todos los objetivos. Por lo tanto, las soluciones se comparan mediante sus valores de funciones objetivo (o ubicación de los puntos correspondientes  $\mathbf{z}^{(1)}$  y  $\mathbf{z}^{(2)}$  en el espacio objetivo).
- La solución  $\mathbf{x}^{(1)}$  es estrictamente mejor que  $\mathbf{x}^{(2)}$  en al menos un objetivo.

Todos los puntos que no están dominados por ningún otro miembro del conjunto se llaman puntos no dominados. Por ejemplo, dadas 6 soluciones de un problema bi-objetivo en el espacio objetivo, ver Fig. 4.2. Si se comparan las soluciones 5 y 2 se puede observar que 5 es mejor que 2 tanto en  $f_1$  como en  $f_2$ , por lo que se dice que la solución 5 domina a la 2. Si ahora se compara la 5 con la 4, se tiene que la 4 es mejor que la 5 en  $f_1$  y es igual que la 5 en  $f_2$  (no es peor), así que se cumplen ambas condiciones de dominancia y se dice que la 4 domina a la 5. Si se repite este análisis para las soluciones restantes solo se tiene que las soluciones 1, 4 y 6 no son dominadas por ninguna. Esta propiedad de compromiso entre los puntos no dominados hace interesante encontrar una gran variedad de ellos antes de tomar una decisión final. Estos puntos forman un frente cuando los vemos juntos en el espacio objetivo. Por lo tanto, los puntos no dominados se visualizan a menudo para representar un frente no dominado.

Una vez presentado el concepto de dominancia es más fácil definir las soluciones Pareto-óptimas en un problema de optimización multi-objetivo. Si el conjunto dado de puntos para aplicar el concepto de dominancia contiene todos los puntos del espacio de búsqueda (asumiendo un número finito), los puntos situados en el frente no dominado son puntos Pareto-óptimos (juntos

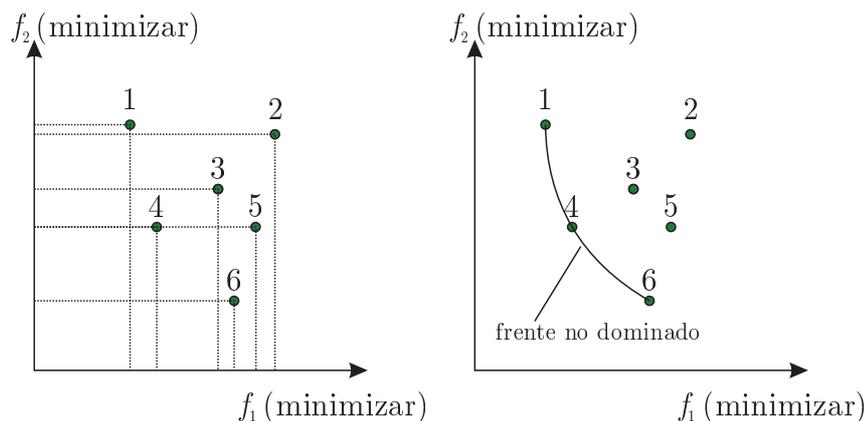


Figura 4.2: Concepto de dominancia.

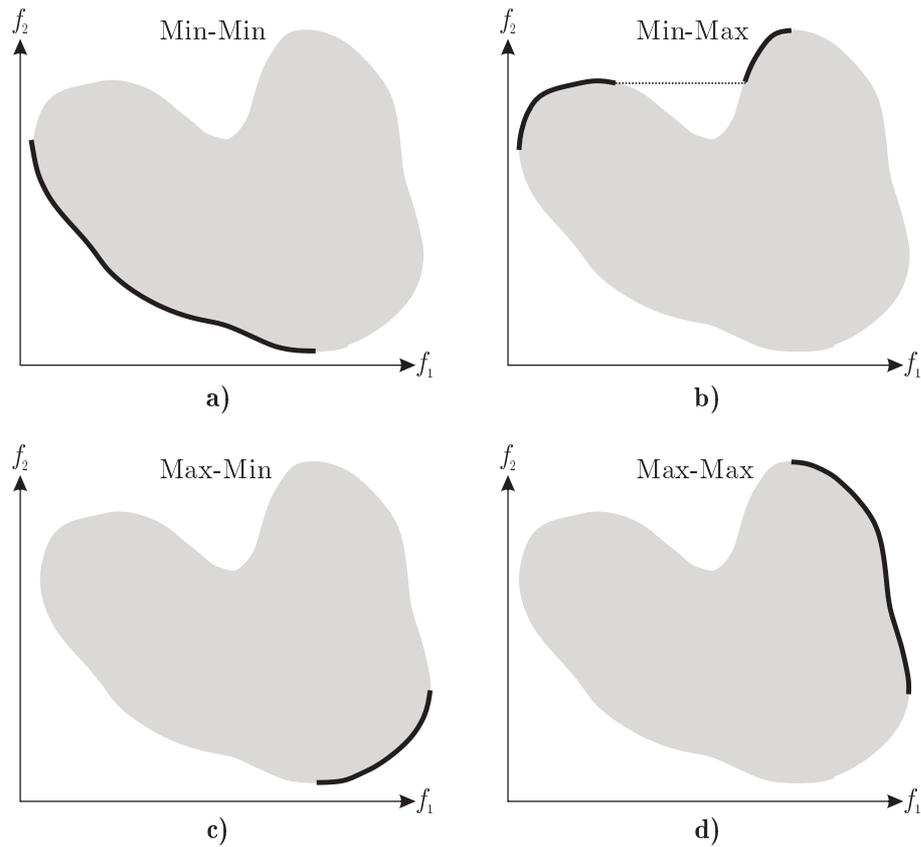
constituyen el frente de Pareto-óptimo) y las pre-imágenes correspondientes (vectores de variables de decisión) se denominan soluciones Pareto-óptimas (Deb, 2001).

En la Fig 4.3 se muestran el frente de Pareto-óptimo marcado con una línea continua para cuatro escenarios diferentes de un problema bi-objetivo. Cada objetivo puede ser maximizado o minimizado. La Fig. 4.3-a muestra el caso en que ambos objetivos son minimizados. Si se minimiza el primer objetivo y maximiza el segundo para el mismo espacio objetivo el conjunto Pareto-óptimo es diferente que en el caso anterior ya que este es la unión de dos regiones Pareto-óptimas desconectadas, ver Fig. 4.3-b. Otros dos casos de conjuntos de Pareto-óptimos se pueden obtener para:  $[\text{máx}(f_1), \text{mín}(f_2)]$  y  $[\text{máx}(f_1), \text{máx}(f_2)]$ , ver Figs. 4.3-c y 4.3-d respectivamente.

#### 4.2.1. Métodos para la solución de problemas multi-objetivo

Existen diferentes metodologías para la solución de problemas de optimización multi-objetivo. El principal problema radica en que por naturaleza los problemas multi-objetivo con objetivos contradictorios no poseen una única solución como ya se explicó anteriormente. Sin embargo, al final desde el punto de vista práctico solo hay que seleccionar una solución óptima para aplicarla al diseño real. Esto genera un dilema para el usuario ya que existe un problema de toma de decisiones para múltiples criterios (MCDM, del inglés Multi-criterion decision-making).

En general existen dos enfoques principales para resolver los problemas de optimización multi-objetivo. El primer enfoque se basa en formar una única función objetivo compuesta como una suma ponderada de todos los objetivos, donde el peso de un objetivo es proporcional a un factor de preferencia asignado para aquel objetivo. Esta escalarización de los objetivos convierte un problema multi-objetivo en uno mono-objetivo. Cuando la función compuesta es optimizada, en la mayoría de los casos es posible obtener una solución particular compromiso entre los objetivos. En una clasificación general, este tipo de enfoque es conocido como *optimización multi-objetivo basada en preferencia* (Deb, 2001). Matemáticamente esta escalarización puede ser escrita como:



**Figura 4.3:** Diferentes casos de frentes de Pareto-óptimo para un mismo espacio objetivo (Deb, 2001).

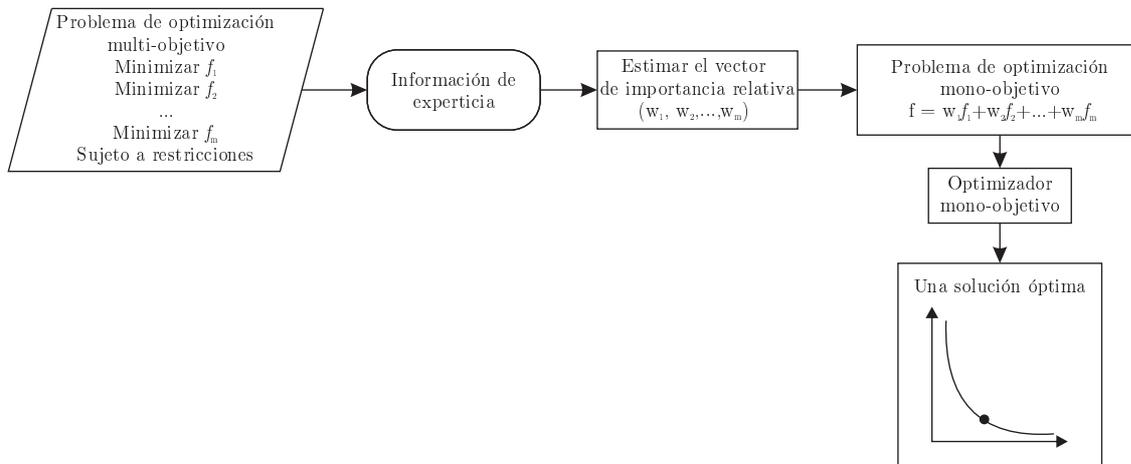
$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m w_i f_i^*(\mathbf{x}), \quad (4.5)$$

siendo,  $\sum_{i=1}^m w_i = 1,$

donde  $w_i$  son los pesos adoptados que conforman el vector de preferencia del usuario y  $f_i^*$  son los objetivos expresados de forma normalizada.

La Fig. 4.4 muestra un esquema de los pasos de la metodología. Esta metodología es simple de implementar. Sin embargo, requiere de mucha experiencia del usuario para seleccionar un correcto vector de preferencia y solo entrega una sola solución óptima (Machairas et al., 2014). Para obtener varias soluciones del frente de Pareto-óptimo se puede ir variando el vector de preferencia pero esto implica resolver múltiples problemas de optimización lo cual es computacionalmente muy costoso. Otro problema con este enfoque es que no todas las soluciones Pareto-óptimas pueden ser exploradas cuando el frente de Pareto-óptimo no es convexo (Miettinen, 1999). Además, es difícil encontrar un vector de pesos adecuado para encontrar soluciones Pareto-óptimas en una región deseada del espacio objetivo. En el caso de manejo de problemas de optimización mixtos, tales

como aquellos con algunos objetivos del tipo de maximización y algunos del tipo de minimización, todos los objetivos tienen que ser convertidos en un tipo.



**Figura 4.4:** Esquema de optimización multi-objetivo basada en preferencia (Deb, 2001).

Otro enfoque más adecuado para resolver problemas de optimización multi-objetivo, considerado como ideal, es el propuesto por Deb (2001). La metodología cuenta con los siguientes dos pasos principales:

- Encontrar múltiples soluciones óptimas de compromiso con una amplia gama de valores para los objetivos.
- Seleccionar una solución de las soluciones en base a la experticia del usuario.

La Fig. 4.5 muestra un esquema de la metodología ideal donde se esquematizan los dos principales pasos. Esta metodología tiene una clara ventaja de encontrar primero la mayor cantidad de soluciones Pareto-óptimas, lo que luego facilita la selección de solo una ya que se poseen soluciones compromisos para todos los objetivos sobre todo el frente de Pareto-óptimo. El único requerimiento es tener un algoritmo multi-objetivo. Con un adecuado algoritmo se pueden encontrar múltiples soluciones de compromiso entre los objetivos sobre el frente de Pareto-óptimo aún para problemas con espacios objetivos no convexos.

En el alcance de esta Tesis se implementarán los dos principales enfoques descritos anteriormente.

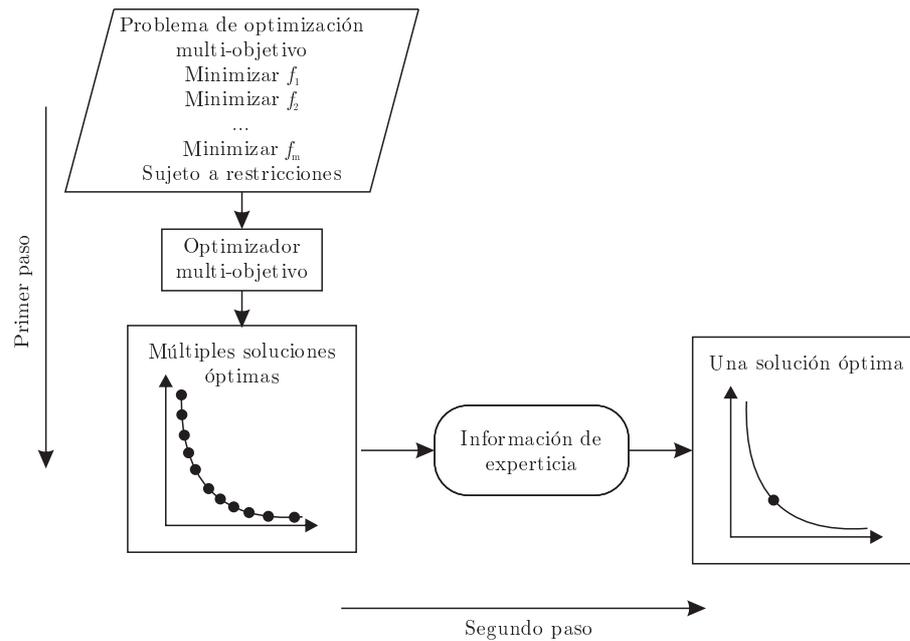


Figura 4.5: Esquema ideal de optimización multi-objetivo (Deb, 2001).

### 4.3. Optimización basada en simulación

La optimización es un proceso dedicado a encontrar las mejores soluciones de un problema mediante la minimización o maximización de una función objetivo que de alguna manera indica su rendimiento. El procedimiento comprende un modelo que describe el problema y un algoritmo de optimización que minimiza o maximiza la función objetivo. El modelo de optimización está constituido por variables, restricciones y la función objetivo anteriormente mencionada. En la optimización basada en la simulación, la función objetivo se calcula ejecutando un programa externo que simula el comportamiento de un modelo particular que representa el problema.

La Fig. 4.6 muestra un esquema general de la metodología de optimización basada en simulación. Dentro del algoritmo de optimización debe haber una llamada para el programa de simulación cada vez que el rendimiento de una solución potencial necesita ser evaluado. Una vez que la simulación produce su salida, ésta es recuperada por el algoritmo y usada para calcular la función objetivo. Este procedimiento se repite a lo largo de todo el progreso de la optimización hasta que el algoritmo alcanza su criterio de parada. En este punto el proceso se detiene y se recupera la solución o soluciones óptimas encontradas.

En esta Tesis, como se mencionó en el capítulo anterior, se utilizará como programa de simulación del comportamiento de edificios el código *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (Crawley et al., 2001). En las próximas secciones se analizarán las características de los problemas de optimización del desempeño de edificios, en especial cuando se utiliza la técnica de optimización basada en simulación para su resolución con el fin de determinar los algoritmos adecuados para tal fin.

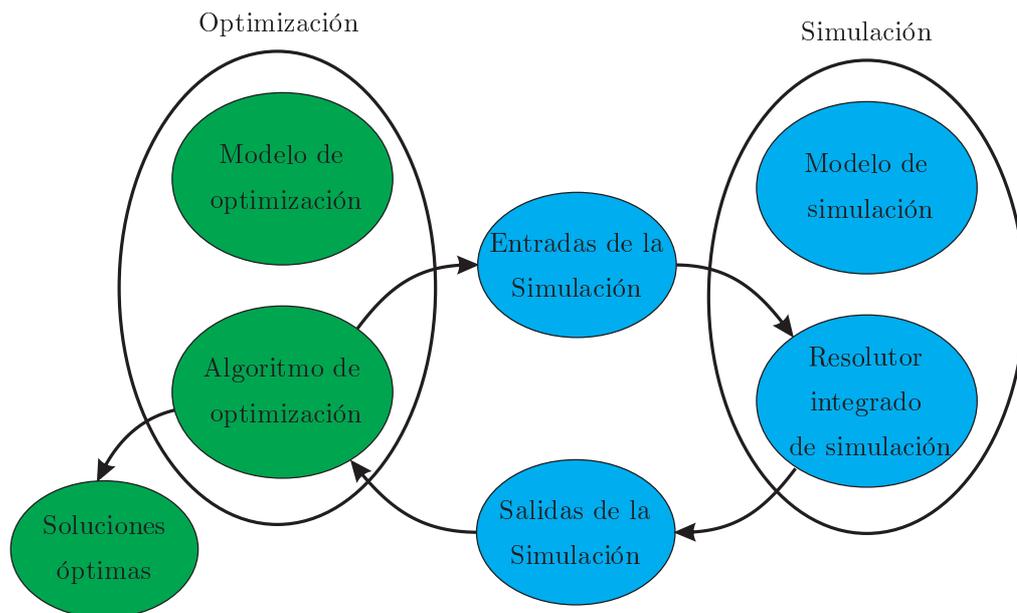


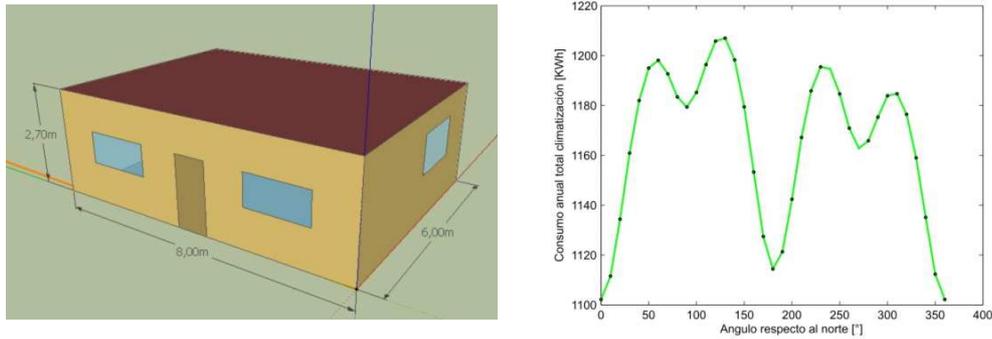
Figura 4.6: Esquema de optimización basada en simulación.

#### 4.3.1. Características de los problemas de optimización del desempeño de edificios

Los problemas de optimización del desempeño de edificios suelen ser problemas multi-variables, incluyendo la orientación solar, tipo de paredes internas y externas, tipo de techos, tamaño y tipo de ventanas, sombreamientos, etc.. En general se tiene variables mixtas (continuas, enteras, discretas o categóricas) (Nguyen et al., 2014). Las variables pueden estar asociadas a distintos sub-problemas del edificio (envolvente, equipos de climatización, sistemas de energía renovable, etc.) (Evins, 2013). Es natural también tener problemas de optimización con múltiples objetivos: energía para calefacción, refrigeración e iluminación, confort térmico y lumínico, ciclo de vida, impacto ambiental, etc. (Nguyen et al., 2014). Además, estos múltiples objetivos pueden ser contradictorios entre sí (Hamdy et al., 2016), por ejemplo, optimizar los consumos energéticos para iluminación y refrigeración considerando el sombreamiento solar como variable de diseño (Echenagucia et al., 2015).

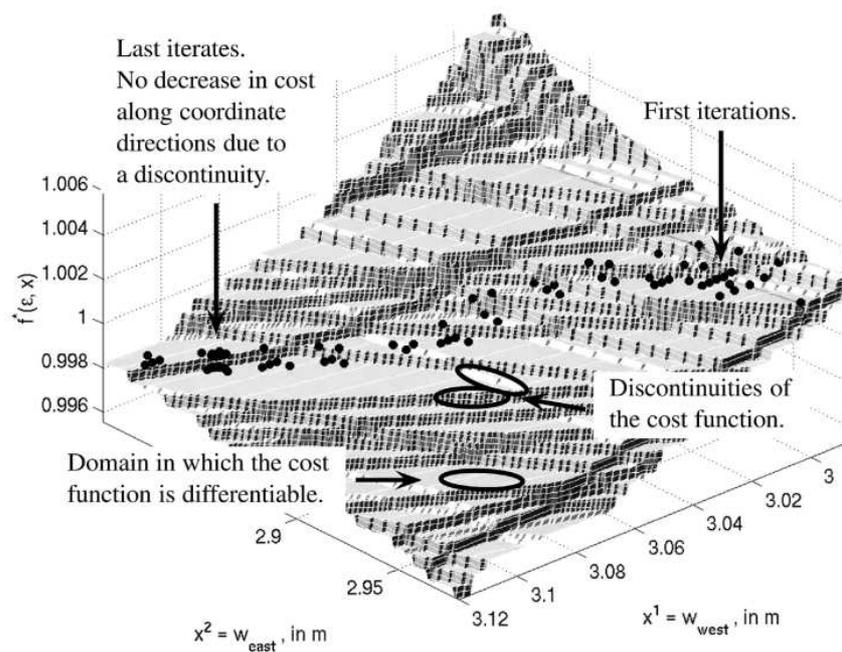
Otra característica de los problemas de optimización en el desempeño de edificios es que las funciones objetivo pueden presentar múltiples mínimos (es decir problemas no convexos), lo que dificulta la localización del óptimo global. Un ejemplo simple de este problema se puede observar en la Fig. 4.7 donde se muestra el consumo anual para la climatización de una vivienda unifamiliar localizada en la región Litoral según su orientación solar (Bre et al., 2013).

Otra particularidad que presentan este tipo de problemas de optimización, especialmente cuando se utiliza una simulación para cuantificar la función objetivo, es que al utilizar como entradas variables discretas o categóricas las salidas de las simulaciones (objetivos) presentan discontinuidades y/o son ruidosas (Nguyen et al., 2014). Otro tipo de discontinuidades suelen presentarse en



**Figura 4.7:** Múltiples mínimos para el consumo de energía de una vivienda unifamiliar ubicada en la región Litoral (Bre et al., 2013).

las funciones objetivos por solución numérica de ecuaciones diferenciales no lineales y/o transitorias (Wetter y Wright, 2003). La Fig. 4.8 muestra un ejemplo de discontinuidades en el consumo de energía en función de las configuraciones de las ventanas este y oeste (Wetter y Polak, 2004), esta gráfica también muestra como falla el algoritmo Hooke-Jeeves en la localización del mínimo global debido a las discontinuidades de la función.



**Figura 4.8:** Discontinuidad en el consumo de energía en función de las configuraciones de las ventanas este y oeste. Los puntos son iteraciones del proceso de optimización del algoritmo de Hooke-Jeeves (Wetter y Polak, 2004). Reproducido según permisos de SAGE publishing.

### 4.3.2. Selección de los algoritmos de optimización

En la literatura se pueden encontrar varios trabajos que comparan el rendimiento de diferentes algoritmos para problemas de optimización del diseño de edificios. Wetter y Wright (2003) compararon el método de búsqueda de patrones de Hooke-Jeeves (JS) y algoritmos genéticos (GA)

para minimizar el consumo de energía de un edificio. Mediante las pruebas que llevaron a cabo, concluyeron que la convergencia de JS se deterioró por discontinuidades en la función objetivo y que era propensa a quedarse atascada en mínimos locales, mientras que GA generalmente llegaba a un mínimo mejor. En una revisión posterior, [Wetter y Wright \(2004\)](#) añadieron varios algoritmos al estudio de comparación: el algoritmo de búsqueda de coordenadas, varias versiones de optimización de enjambre de partículas (PSO) incluyendo un algoritmo híbrido JS-PSO, el algoritmo simplex Nelder-Mead y algoritmo de gradiente discreto de Armijo. Basándose en los resultados de dos experimentos numéricos en tres ciudades diferentes, encontraron que el algoritmo JS-PSO híbrido usualmente alcanzaba el mejor mínimo, pero era computacionalmente más caro que GA, cuyos resultados estaban cerca del mejor mínimo.

[Bichiou y Krarti \(2011\)](#) compararon GA, PSO y búsqueda secuencial (SS) en términos de efectividad y costo computacional para optimizar la envolvente y seleccionar el sistema HVAC para edificios residenciales. Mostrando una robustez similar para llegar a la solución óptima, GA y PSO requirieron considerablemente menos tiempo computacional que SS, siendo GA el método más rápido. Para la optimización de la envolvente en edificios residenciales, [Tuhus-Dubrow y Krarti \(2010\)](#) encontraron GA más eficiente que PSO y SS cuando había más de diez variables de diseño (suele ser el caso en optimización de edificios residenciales). Por otra parte, en [Nguyen et al. \(2014\)](#) se indica que las variables de diseño enteras y discretas pueden producir desórdenes y discontinuidades en los resultados de la simulación del comportamiento de edificios. Esto es particularmente cierto para *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, ya que utiliza propiedades determinadas empíricamente (por ejemplo, los coeficientes de presión del viento) y la solución numérica de ecuaciones no lineales. Como señalan [Wetter y Wright \(2003, 2004\)](#) tales discontinuidades impiden el uso de algunos algoritmos de optimización como los métodos de búsqueda de patrones y métodos basados en gradiente.

Por lo tanto, a la vista de las ventajas mencionadas anteriormente (eficiencia en presencia de un gran número de variables de diseño, tratamiento de discontinuidades en presencia de variables de diseño enteras y discretas, bajo costo computacional, entre otros), en esta Tesis se utilizarán Algoritmos Genéticos para resolver los problemas de optimización. De manera de poder resolver problemas multi-objetivo con los dos enfoques analizados, se implementa un algoritmo genético simple (mono-objetivo) y uno multi-objetivo.

#### 4.4. Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos (GAs) son una sub-clase de Algoritmos Evolutivos (EAs) donde los elementos del espacio de búsqueda son cadenas binarias o un arreglo de otros tipos elementa-

les (Goldberg y Holland, 1988; Weise, 2009). Los algoritmos genéticos fueron introducidos por primera vez por Holland (1975) en “*Adaptation in natural and artificial system*”, que con el paso del tiempo ha sido considerado el punto de partida de la Computación Evolutiva.

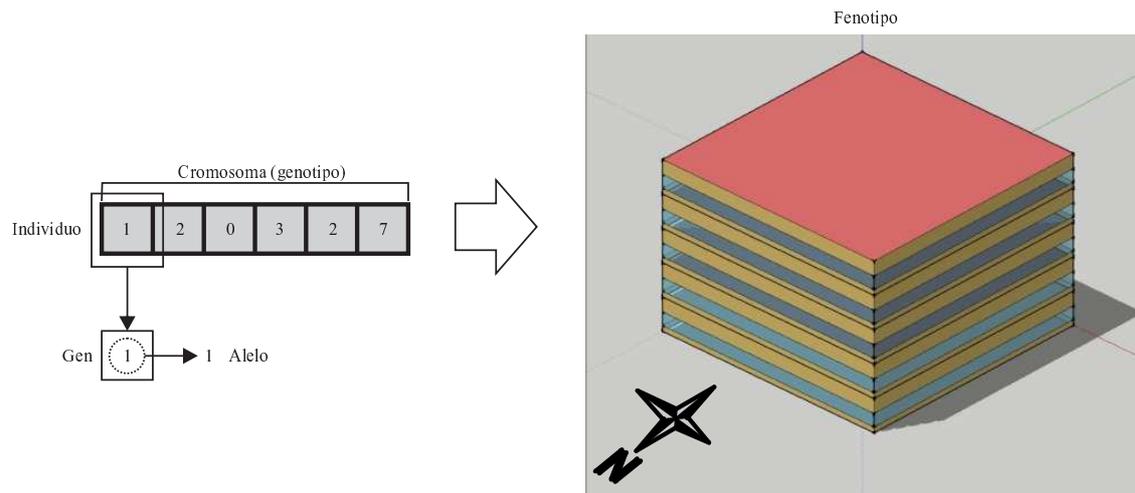
Como todo EA, los GAs se basan en las teorías del *Paradigma Neodarwiniano*. Estas teorías postulan que la vida en nuestro planeta puede ser totalmente explicada a partir de los procesos físico-químicos que operan sobre todas las poblaciones de especies. Se reconocen cuatro procesos centrales:

- **Reproducción:** proceso fundamental mediante el cual individuos de una misma especie generan descendencia (hijos).
- **Mutación:** proceso que introduce alteraciones en la información genética transmitida de padres a hijos.
- **Competición:** consecuencia natural de que las poblaciones se expandan sobre un espacio finito de recursos.
- **Selección:** resultado inevitable de un sistema competitivo, en donde algunos individuos de una especie estarán mejor adaptados para prevalecer sobre los restantes en la competencia por subsistir.

Finalmente, la *evolución* de una especie surge de la interacción básica, y sostenida en el tiempo, de estos cuatro principios elementales.

En los EAs un individuo contiene un cromosoma o genoma, el cual usualmente almacena al menos una representación de una posible solución al problema que se está resolviendo. Es decir, un individuo representa un punto dentro del espacio de búsqueda del problema a resolver. El cromosoma (o genoma) contiene toda la información genética de un individuo. Este está integrado por genes, los cuales contienen toda la información que un individuo heredada de sus progenitores más los cambios introducidos por mutaciones (ver Fig. 4.9). El genotipo de un individuo es la suma de todas sus propiedades heredadas, las cuales están almacenadas en su cromosoma. El fenotipo de un individuo es la forma en que su genotipo se expresa en un determinado entorno.

Por ejemplo, el cromosoma de un individuo puede contener un gen asociado al tipo de orientación del edificio. Dicho gen contendrá un valor (alelo) que determinará su orientación. A su vez, dicho individuo tendrá una orientación dada que será consecuencia del valor de alelo del gen y del medioambiente en que dicho individuo vive. En la Fig. 4.9, el primer gen del cromosoma (genotipo) representa la orientación, este tiene asignado un valor 1 (alelo). Dicho valor representa que cierta fachada del edificio está orientada al Norte (fenotipo).

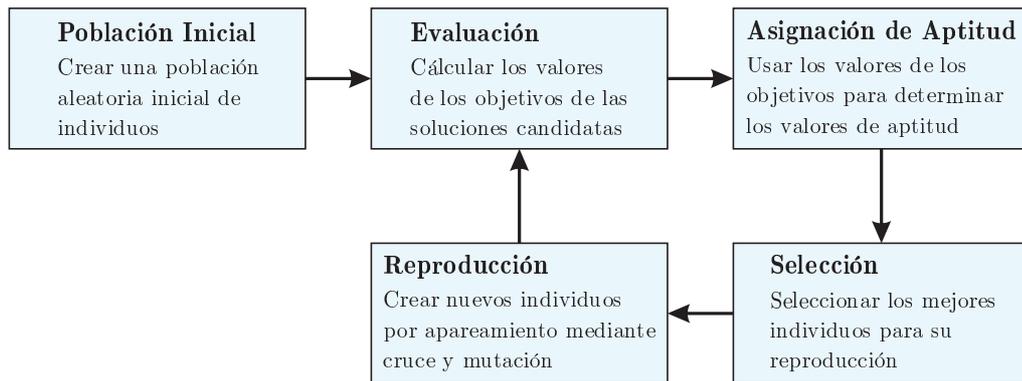


**Figura 4.9:** Ejemplo de cromosoma (genotipo) y genes que representan un individuo de una población y del fenotipo.

Todos los EAs presentan un conjunto de propiedades en común. Estos utilizan el proceso de aprendizaje colectivo de una población de individuos. Usualmente cada individuo representa (o codifica) un punto de búsqueda dentro del espacio de potenciales soluciones a un problema dado. Los descendientes de los individuos son generados mediante procesos aleatorios que intentan emular modelos de mutación y/o recombinación. Una medida del grado de calidad de un individuo en su medioambiente, conocido como valor de aptitud (o fitness), puede ser asignada a cada individuo. Acorde con dichos valores de aptitud, es posible llevar adelante un proceso de selección que favorezca que los mejores individuos se reproduzcan con mayor frecuencia que los peores. Es así, que todos los EAs, incluidos los GAs, trabajan de acuerdo con el esquema ilustrado en la Fig. 4.10:

1. Inicialmente, se crea una población de individuos con genomas aleatorios.
2. Los valores de las funciones objetivo se calculan para cada solución candidata de la población. Esta evaluación puede incorporar cálculos y simulaciones complejas.
3. Con los valores de funciones objetivo se determina la utilidad de las diferentes características de las soluciones candidatas a la solución, luego se puede asignar un valor de aptitud a cada una de ellos. Este proceso de asignación de aptitud puede, por ejemplo, incorporar una función de comparación de prevalencia que utiliza los valores objetivos para crear un orden entre los individuos.
4. Un proceso de selección posterior filtra a los candidatos de la solución con malas aptitudes y permite que aquellos con buena aptitud entren en el grupo de parejas (padres) con una mayor probabilidad. En el contexto de un problema de minimización, cuanto más bajos son los valores de los objetivos, mayor es la utilidad (relativa) del individuo al que pertenecen.

5. En la fase de reproducción, los descendientes se crean mutando o combinando los genotipos de los individuos seleccionados aplicando las operaciones de búsqueda (que se llaman operaciones de reproducción en el contexto de EAs). Estos descendientes son posteriormente integrados en la población.
6. Si se cumple el criterio de terminación adoptado, la evolución se detiene. De lo contrario, el algoritmo continúa en el paso 2.



**Figura 4.10:** Ciclo evolutivo básico de los Algoritmos Evolutivos (EAs) (Weise, 2009).

La competencia entre los individuos de una población por los recursos naturales limitados y por la posibilidad de reproducción limitadas permite que solo los más fuertes o más adaptados sobrevivan, lo cual significa que el material genético de los mejores individuos sobrevive y se reproduce, mientras que los genes de los individuos más débiles o menos adaptados, mueren o se extinguen. Esta la razón fundamental por la que se utilizan los GAs para la resolución de distintos problemas de optimización.

Los GAs como EAs en general, tienen algunas ventajas que los hacen aptos para abordar problemas de la vida real (Eiben y Smith, 2003; Deb, 2001). Entre ellas se pueden nombrar:

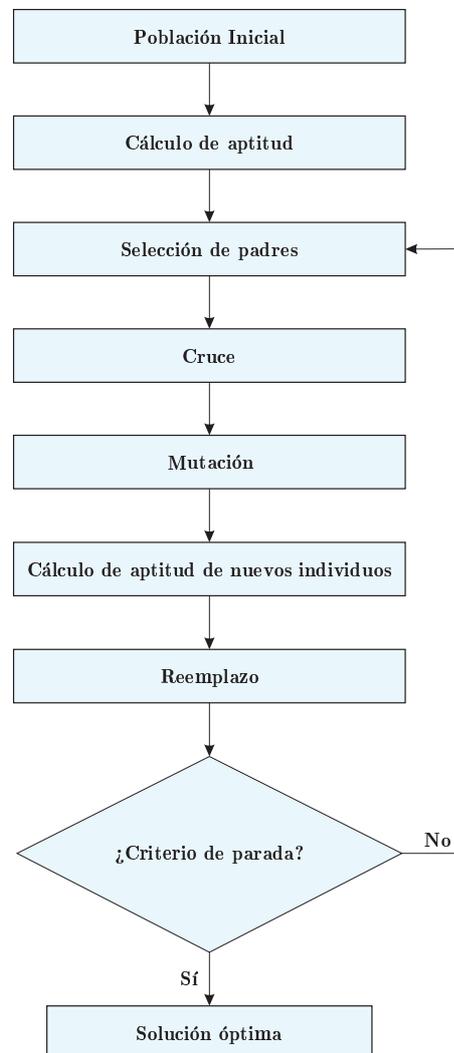
- Poco sensibles a las discontinuidades de los objetivos y funciones ruidosas.
- Resistentes a quedar atrapados en óptimos locales.
- Buenos buscadores de mínimos globales.
- Posibilidad de resolver problemas mono- y multi-objetivos.
- Posibilita el cómputo en paralelo.

Es por estas propiedades, como se expuso en la sección anterior, que han sido escogidos para abordar las complejidades presentes en la optimización del desempeño de edificios.

#### 4.4.1. Mono-objetivo

En la Fig. 4.11 se muestra el ciclo básico de funcionamiento de un GA simple o mono-objetivo.

El GA comienza con la generación de una población aleatoria inicial. Luego, se evalúa la aptitud de todos los individuos de la población. Según la aptitud de los mismos, se realiza una selección de los mejores para conformar la población de padres ( $\mu$ ). Partiendo de esta población de padres, mediante las operaciones de cruce y mutación se obtiene la población de hijos ( $\lambda$ ); luego se evalúa la aptitud de los individuos de hijos; y finalmente, mediante un criterio dado de reemplazo se conforma la nueva población descendiente. En este punto, si se cumple con el criterio de parada, se finaliza y se obtiene un individuo óptimo; si no, se continua con el ciclo generacional.



**Figura 4.11:** Esquema base del funcionamiento de los Algoritmos Genéticos (GAs).

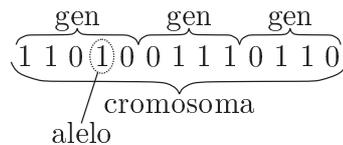
A continuación se detallan en forma resumida cada una de las operaciones necesarias para el funcionamiento de un GA.

### Codificación

Lo primero que se debe definir en los GAs es el tipo de codificación para representar los cromosomas. En los GAs, se usan con frecuencia cromosomas conformados como cadenas de un mismo tipo de datos, por ejemplo, bits, números enteros o números reales.

Una de las primeras representaciones surgidas es la representación **binaria**. En esta representación el genotipo consiste simplemente de una cadena de dígitos binarios (*bit-string*). Se asigna un determinado número de bits a cada parámetro y se realiza una discretización del dominio de la variable representada por cada gen. El número de bits asignados dependerá del grado de ajuste que se desee alcanzar. Evidentemente, no todos los parámetros tienen por qué estar codificados con el mismo número de bits.

Para una aplicación particular se debe decidir cuán larga debe ser la cadena, y como se interpreta (mapea) esta para producir el fenotipo. Cuando se determina el mapeo genotipo-fenotipo se debe asegurar que la codificación permita que todo *bit-string* denote una solución válida para el problema dado, y viceversa, toda posible solución pueda ser representada. La Fig. 4.12 muestra un ejemplo de individuo con codificación binaria.



**Figura 4.12:** Individuo genético binario.

Históricamente, este tipo de codificación ha sido utilizada independientemente del tipo de problema, y muchas veces de forma incorrecta, ya que no para todo tipo de problemas es la mejor opción (Eiben y Smith, 2003). Existen algunos problemas donde el mapeo se puede realizar de forma más natural a otro tipo de representaciones tales como la entera o real. Quizás el ejemplo más claro es cuando se busca el valor óptimo para un grupo de variables donde todas toman valores enteros. Estos valores pueden ser sin restricciones (es decir pueden tomar cualquier valor entero), o pueden con restricciones a un grupo de valores; por ejemplo, para describir un camino en una grilla rectangular se pueden restringir los valores al conjunto  $\{0,1,2,3\}$  representando {Norte, Este, Sur, Oeste}.

Una manera más sensible de representar una solución candidata de un problema es usar una cadena de valores **reales**. Este es el caso cuando los valores que se quieren representar vienen más bien de una distribución continua que una discreta. La implementación de esta representación está limitada por la precisión de máquina, por lo que comúnmente se refiere a una representación de números de punto flotante. El genotipo para la solución con  $k$  genes es entonces el vector  $(x_1, x_2, \dots, x_k)$  con  $x_i \in \mathbb{R}$ .

### Aptitud

El valor de aptitud de un individuo en el contexto de los GAs es el valor de la función objetivo evaluada en dicho individuo. Para calcular la aptitud, el cromosoma debe ser primero decodificado.

### Selección

La selección es el procedimiento de elección de un grupo de individuos, llamados padres, para construir la próxima generación. Existen diversos métodos de selección. Por razones prácticas y en el afán de solo introducir el concepto y el funcionamiento, aquí se desarrolla la explicación del método de selección por *torneos*. Es conocido que la selección por torneos tiene propiedades de costo computacional mejores o equivalentes en comparación con cualquier otro operador de reproducción que existe en la bibliografía (Goldberg y Deb, 1991).

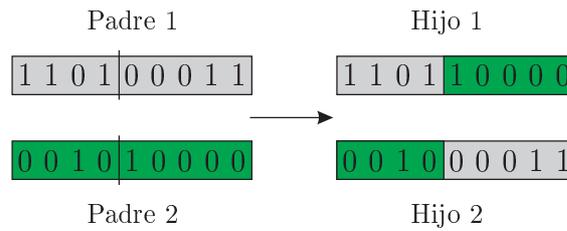
En la selección por torneos, los torneos se juegan entre  $k$  soluciones (siendo  $k$  el tamaño del torneo) y la mejor solución (en el caso de la versión determinista) se elige y se coloca en la población de padres. Otras  $k$  soluciones se toman de nuevo y otro lugar en la población de padres es llenado con la mejor solución. Esta tarea se lleva a cabo sistemáticamente hasta completar la cantidad de padres necesaria. En este método de selección, la presión de selección se ajusta fácilmente cambiando el tamaño del torneo. Es decir, si el tamaño del torneo es grande, los individuos débiles tienen una probabilidad menor de ser seleccionados para integrar la población de padres.

### Cruce

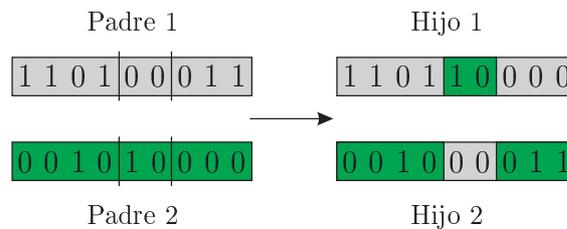
El cruce (o recombinación) es el proceso por el cual una nueva solución es creada a partir de la información de dos soluciones padres (o más). Este proceso es considerado una de las principales características de los GAs (Eiben y Smith, 2003). En general en este proceso, se seleccionan dos padres, se sortea aleatoriamente una variable de distribución uniforme en el rango  $[0,1]$ , si esta variable es menor que la probabilidad de cruce  $P_c$  se obtienen dos hijos mediante el cruce de los dos padres, en caso contrario, los hijos se obtienen como una copia exacta de sus padres.

El tipo de operador de cruce a utilizar depende del tipo de representación utilizada. En esta sección por razones prácticas solo se profundiza el concepto para el caso de una representación binaria, en el próximo capítulo se expondrán más detalles sobre los operadores implementados para esta Tesis.

**Cruce de  $N$  puntos.** El cruce de  $N$  puntos es aquel donde la representación es dividida en  $N + 1$  segmentos contiguos de cruce. Dos casos particulares y populares de este tipo de cruce es el cruce de 1 punto y de 2 puntos, los cuales se pueden observar en las Figs. 4.13 y 4.14, respectivamente.



**Figura 4.13:** Ejemplo de cruce de 1 punto para codificación binaria.



**Figura 4.14:** Ejemplo de cruce de 2 puntos para codificación binaria.

### Mutación

La mutación es el nombre genérico de aquellos operadores de variación que solo usan un padre para generar un hijo mediante aplicación de algún cambio aleatorio de la representación (genotipo). Este proceso tiene como objetivo introducir nuevo material genético a la población mediante la alteración aleatoria de sus valores originales manteniendo la diversidad de la población y una exploración más amplia del espacio de búsqueda. En general en este proceso, para cada padre seleccionado, se sortea aleatoriamente una variable de distribución uniforme en el rango  $[0,1]$ , si esta variable es menor que  $P_m$  se obtienen un hijo como una mutación de un padre, en caso contrario los hijos se obtienen como una copia de sus padres.

Al igual que los tipos de operadores de cruce, el tipo de mutación a adoptar depende del tipo de codificación utilizada. Con respecto a codificación binaria, el operador de mutación más común considera cambiar cada bit individualmente, de 0 a 1 o de 1 a 0, con una probabilidad de cambio  $p_c$ . La Fig. 4.15 muestra un caso donde el segundo y cuarto bit fueron cambiados debido a que el valor aleatorio generado fue menor que  $p_m$  para esos casos.



**Figura 4.15:** Mutación bit a bit para una codificación binaria.

En cuanto a la probabilidad de mutación  $P_m$ , esta debe ser mantenida en valores bajos debido a que si el operador de mutación se aplica excesivamente la búsqueda se puede volver un proceso totalmente aleatorio.

## Reemplazo

El reemplazo es la última etapa del ciclo de generación en los GAs. En los GAs, durante el proceso de formación de la nueva población, dos individuos son elegidos para ser padres, y luego estos dan lugar a dos nuevos hijos. Sin embargo, los cuatros individuos no pueden ser parte de la nueva población de descendientes y debe elegirse cuales son los sobrevivientes.

Existen diferentes técnicas de reemplazo. Las más habituales son el reemplazo total o el reemplazo  $\lambda + \mu$ . En el reemplazo total la población de padres ( $\mu$ ) es enteramente reemplazada por su población descendiente de hijos ( $\lambda$ ). En el caso del reemplazo  $\lambda + \mu$ , teniendo en cuenta todos los individuos de la población de padres ( $\mu$ ) y la población descendiente de hijos ( $\lambda$ ) se seleccionan los mejores individuos para generar la población de la nueva generación. El criterio para seleccionar los mejores individuos entre el total de padres e hijos ( $\lambda + \mu$ ) se puede realizar a través de diferentes mecanismos de selección, como el método de torneos explicado anteriormente.

Un concepto de reemplazo particular es el denominado *elitismo*, ya que uno o un grupo individuos de la generación actual se seleccionan para ser directamente insertados en la población descendiente ( $\lambda$ ). Este proceso asegura no perder los mejores individuos luego de las operaciones de cruce y mutación, permitiendo trabajar con probabilidades de mutación más elevadas y aumentar la diversidad de las soluciones en el espacio de búsqueda.

### 4.4.2. Multi-objetivo

Para solucionar problemas de optimización multi-objetivo con objetivos contradictorios mediante el esquema propuesto por Deb (2001) como ideal, esquema ya introducido en la Sección 4.2.1, se han desarrollado diferentes algoritmos de optimización multi-objetivo basados en el concepto de dominancia, entre ellos se pueden nombrar MOPSO (Eberhart y Kennedy, 1995), SPA2 (Zitzler et al., 2001) y NSGA-II (Deb et al., 2002).

En particular, el procedimiento NSGA-II (Deb et al., 2002) es uno de los procedimientos de optimización multi-objetivo evolutiva popularmente utilizados que busca encontrar múltiples soluciones Pareto-óptimas en un problema de optimización multi-objetivo y se destaca por las siguientes tres propiedades:

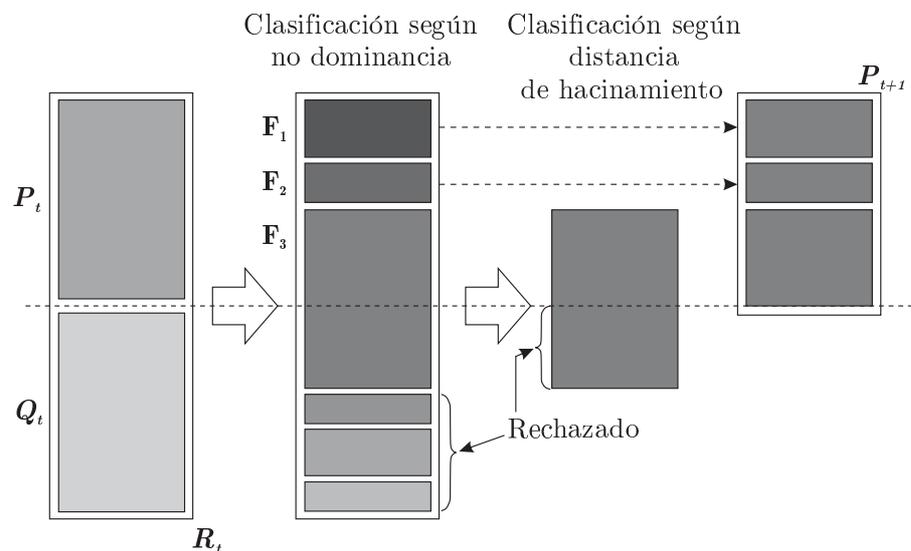
- utiliza un principio elitista,
- utiliza un mecanismo explícito de preservación de la diversidad, y
- enfatiza las soluciones no dominadas.

Estas propiedades, sumadas a las propias de ser un Algoritmo Evolutivo, son ampliamente

apreciadas en la optimización del desempeño de edificios (Hamdy et al., 2016; Méndez Echenagucia et al., 2015; Yu et al., 2015; Ascione et al., 2016; Delgarm et al., 2016).

### Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II)

El núcleo del algoritmo NSGA-II (Deb et al., 2002) es el de todo GA. En el esquema de clasificación no dominada del NSGA-II para cualquier generación  $t$ , la población de Hijos (digamos,  $Q_t$ ) se crea utilizando la población de padres (digamos,  $P_t$ ) y los operadores genéticos habituales (cruce y mutación). Posteriormente, las dos poblaciones se combinan para formar una nueva población (digamos,  $R_t$ ) de tamaño  $2N$ . Luego, la población  $R_t$  se clasifica en diferentes frentes de no dominados (ver Fig. 4.2). A partir de entonces, la nueva población se llena de puntos de diferentes frentes no dominados ( $F_i$ ), uno a la vez. El rellenado comienza con el primer frente no dominado ( $F_1$ ) y continúa con los puntos del segundo frente no dominado ( $F_2$ ), y así sucesivamente. Dado que el tamaño total de la población de  $R_t$  es  $2N$ , no todos los frentes pueden ser acomodados en  $N$  espacios disponibles para la nueva población. Todos los frentes que no se pueden acomodar son eliminados. Cuando se considera el último frente permitido, pueden existir más puntos en el frente que los lugares restantes en la nueva población, ver Fig. 4.16. Finalmente, en lugar de descartar arbitrariamente a algunos individuos del último frente, se eligen los puntos que harán que la diversidad de los puntos seleccionados sea la más alta, es decir, aquellos que reduzcan el hacinamiento.



**Figura 4.16:** Esquema de clasificación no dominada del NSGA-II en cualquier generación  $t$  (Deb et al., 2002).

La clasificación según el hacinamiento de los puntos del último frente que no se pudieron acomodar completamente se logra en el orden descendente de sus valores de distancia de hacinamiento  $d_i$  y se eligen los puntos de la parte superior de la lista ordenada. La distancia de hacinamiento  $d_i$

del punto  $i$  es una medida del espacio objetivo alrededor de  $i$  que no está ocupado por ninguna otra solución en la población. En el NSGA-II (Deb et al., 2002), esta distancia  $d_i$  se calcula estimando el perímetro del cuboide (Fig. 4.17), el cual es formado utilizando los vecinos más cercanos en el espacio objetivo como los vértices (ésto es la denominada distancia de hacinamiento  $d_i$ ).

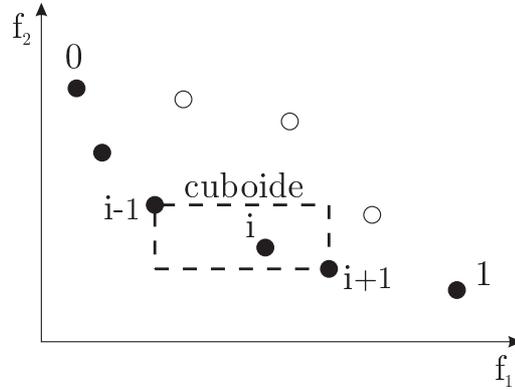


Figura 4.17: Cálculo de la distancia de hacinamiento  $d_i$  (Deb et al., 2002).

### Método de toma de decisiones

Una vez que se obtiene el conjunto de soluciones Pareto-óptimas  $\mathbf{x}_1^{\text{opt}}, \mathbf{x}_2^{\text{opt}}, \dots, \mathbf{x}_P^{\text{opt}}$  (con  $P$  denotando el tamaño de la población), una decisión debe ser tomada para determinar solo un diseño óptimo  $\mathbf{x}^{\text{opt}}$  entre ellas para su construcción. Tal decisión depende de la importancia relativa de las funciones objetivos o de otro criterio de clasificación cuya evaluación a priori se basa en la experiencia del diseñador. Sin embargo, existen diferentes estrategias para realizar esta decisión final de forma automática. En esta Tesis se adopta el criterio de distancia de los Pareto-óptimos a un punto referencia, denominado “punto ideal”, el cual está compuesto de las mejores soluciones para cada problema independiente (Ehrgott y Tenfelde-Podehl, 2003), i.e.

$$P_{\text{ideal}} = [\min(f_1) \quad \min(f_2) \quad \dots \quad \min(f_N)]. \quad (4.6)$$

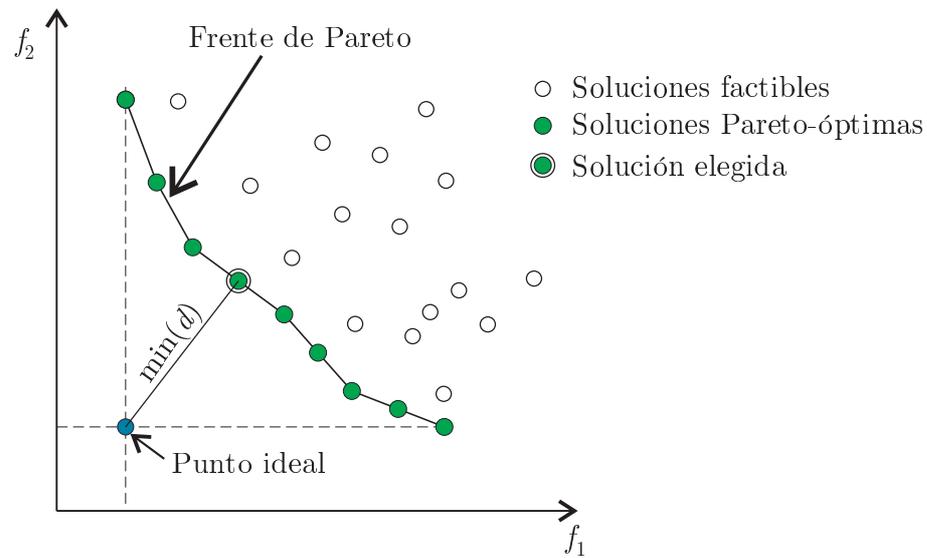
Normalmente, este punto no es alcanzable en un problema de optimización multi-objetivo porque los objetivos no pueden minimizarse simultáneamente debido a su naturaleza conflictiva (Ehrgott y Tenfelde-Podehl, 2003).

La distancia de una solución Pareto-óptima  $\mathbf{x}_k^{\text{opt}}$  al punto ideal es determinada como

$$d(\mathbf{x}_k^{\text{opt}}) = \sqrt{[f_1(\mathbf{x}_k^{\text{opt}}) - \min(f_1)]^2 + [f_2(\mathbf{x}_k^{\text{opt}}) - \min(f_2)]^2 + \dots + [f_N(\mathbf{x}_k^{\text{opt}}) - \min(f_N)]^2} \quad (4.7)$$

Luego, la solución óptima final elegida  $\mathbf{x}^{\text{opt}}$  se define como la solución Pareto-óptima con la mínima distancia al punto ideal.

La Fig. 4.18 representa un ejemplo del frente de Pareto, el punto ideal y la solución final óptima elegida según este criterio para el problema de minimizar dos objetivos mutuamente conflictivos.



**Figura 4.18:** Esquema del frente de Pareto, el punto ideal y la solución óptima final determinada según el criterio de mínima distancia para un problema de minimización de dos objetivos contradictorios  $f_1$  y  $f_2$ .



## Capítulo 5

# Desarrollo e implementación de la herramienta computacional

Este capítulo tiene como objetivo detallar sobre la implementación de las herramientas computacionales desarrolladas para llevar a cabo la metodología de optimización basada en simulación.

Para esta Tesis, se adopta como lenguaje de programación Python 2.7. Esta elección se debe a múltiples razones. Python es un lenguaje de programación poderoso ya que cuenta con estructuras de datos eficientes y de alto nivel, y un enfoque simple pero efectivo a la programación orientada a objetos. La sintaxis compacta de Python junto con su naturaleza interpretada, hacen de éste un lenguaje ideal para la codificación y desarrollo rápido de aplicaciones en diversas áreas y sobre la mayoría de las plataformas.

El intérprete de Python y una extensa biblioteca estándar están a libre disposición en forma binaria y de código fuente para las principales plataformas desde el sitio web de Python, <http://www.python.org/>, y puede distribuirse libremente. El mismo sitio contiene también distribuciones y enlaces de muchos módulos libres de Python de terceros, programas y herramientas, y documentación adicional. También tiene un excelente conjunto de librerías para extender su funcionalidad, incluyendo librerías científicas que permiten realizar numerosas tareas de tratamiento de datos, visualización, cálculo numérico y simbólico y otras aplicaciones específicas. Una de las principales ventajas de este lenguaje es su gran número de usuarios activos por lo que existen innumerables módulos desarrollados sobre diferentes áreas científicas que son de libre acceso.

## 5.1. Implementación de los GAs

Para la implementación de los GAs se adopta como base la plataforma Distributed Evolutionary Algorithms in Python (DEAP) (Fortin et al., 2012). DEAP es una plataforma de Computación Evolutiva (CE) para el prototipado rápido y la prueba de ideas. La misma busca que los algoritmos sean explícitos y las estructuras de datos sean transparentes. Al basarse en el lenguaje de programación Python, dispone de una buena combinación esencial para el montaje de sistemas sofisticados de la CE. También otorga un alto valor tanto a la compacidad como a la claridad del código. Además, DEAP es un proyecto libre y de fuente abierta (<https://pypi.python.org/pypi/deap/>).

El núcleo de DEAP se compone de dos estructuras simples: un creador (*creator*) y una caja de herramientas (*toolbox*). El módulo *creator* permite la creación en tiempo de ejecución de clases a través de la herencia y la composición. Los atributos, tanto de datos como funciones, se pueden agregar dinámicamente a las clases existentes para crear nuevos tipos habilitados con funcionalidades de usuario específicas de la CE. Este concepto de creador es clave para facilitar la implementación de cualquier tipo de AEs, incluyendo algoritmos genéticos, la programación genética, estrategias evolutivas, entre otros (Fortin et al., 2012).

El módulo *toolbox* es un contenedor para las herramientas (operadores) que el usuario desea utilizar en sus AEs. El usuario puede llenar esta caja manualmente con las herramientas que seleccione. Por ejemplo, si el usuario necesita un operador de cruce en su algoritmo, pero tiene disponible varios tipos de operadores de cruce, elegirá el que mejor se adapte a su problema, digamos, un cruce uniforme “*cxUniform*”, y lo registrará en la caja utilizando el alias genérico *mate*. De esta forma, se pueden construir algoritmos que sean independientes del conjunto de operadores disponibles. Si posteriormente el usuario decide probar otro operador de cruce que cree más adecuado para su problemas, el algoritmo permanecerá sin cambios, sólo tendrá que actualizar el alias correspondiente en la caja de herramientas.

## 5.2. Modificaciones principales de los GAs

Debido a que los problemas optimización del desempeño de edificios poseen variables de múltiple naturaleza (continuas, enteras, discretas y categóricas), para la herramienta desarrollada en esta Tesis se implementa la codificación real (o de punto flotante) propuesta por Deep et al. (2009) para resolver problemas de optimización de variables enteras, y mixtas (enteras y reales) mediante GAs.

Si bien DEAP posee un gran número de operadores de cruce y mutación, los operadores *Lapla-*

ce crossover y power mutation propuestos por Deep et al. (2009) no se encuentran implementados y debieron ser implementados.

### 5.2.1. Laplace crossover

En este operador se obtienen dos individuos hijos,  $y^1 = (y_1^1, y_2^1, \dots, y_n^1)$ ;  $y^2 = (y_1^2, y_2^2, \dots, y_n^2)$ , a partir de dos padres,  $x^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1)$ ;  $x^2 = (x_1^2, x_2^2, \dots, x_n^2)$ , de la siguiente manera.

Primero, se generan de forma aleatoria los números  $u_i, r_i \in [0, 1]$ . Luego, un número aleatorio  $\beta_i$ , que satisface la distribución de Laplace, se genera como:

$$\beta_i = \begin{cases} a - b \log(u_i), & r_i \leq 0.5; \\ a + b \log(u_i), & r_i > 0.5, \end{cases} \quad (5.1)$$

donde  $a$  es el parámetro de ubicación y  $b > 0$  es el parámetro de escalamiento. Si las variables de decisión tienen restricción de ser enteras  $b = b_{int}$ , caso contrario  $b = b_{real}$ . Con valores pequeños de  $b$ , es probable que los descendientes (hijos) se produzcan más cerca de los padres y para valores grandes de  $b$ , se espera que los descendientes se produzcan lejos de los padres. Después de calcular  $\beta_i$ , los dos descendientes son obtenidos como:

$$\begin{aligned} y_i^1 &= x_i^1 + \beta_i |x_i^1 - x_i^2|, \\ y_i^2 &= x_i^2 + \beta_i |x_i^1 - x_i^2|. \end{aligned} \quad (5.2)$$

Los valores de los parámetros  $a$  y  $b$  se implementaron según lo recomendado por Deep et al. (2009),  $a = 0$ ,  $b_{real} = 0.15$  y  $b_{int} = 0.35$ .

### 5.2.2. Power mutation

Este operador se basa en la distribución de potencia y crea una solución  $x$  en las proximidades de una solución padre  $\bar{x}$  de la siguiente manera. Primero, se genera un número aleatorio  $s$  siguiendo la distribución de potencia  $s = (s_1)^p$ , donde  $s_1$  es un número aleatorio de distribución uniforme entre 0 y 1, y  $p$  es llamado índice de mutación que define la intensidad de perturbación de la operación, siendo  $p = p_{real}$  ó  $p = p_{int}$  dependiendo si la variable de decisión es real o entera, respectivamente. Una vez determinado  $s$ , la solución mutada se obtiene como:

$$x = \begin{cases} \bar{x} - s(\bar{x} - x^d), & t < r; \\ \bar{x} + s(x^u - \bar{x}), & t \geq r, \end{cases} \quad (5.3)$$

donde  $t = (\bar{x} - x^l)/(x^u - \bar{x})$ ,  $x^l$  y  $x^u$  son la cota inferior y superior de las variables de decisión, respectivamente, mientras que  $r$  es un número aleatorio de distribución uniforme entre 0 y 1.

El valor de parámetro  $p$  se implementó según lo recomendado por Deep et al. (2009),  $p_{real} = 10$  y  $p_{int} = 4$ .

### 5.2.3. Procedimiento de truncamiento para restricciones enteras

Con el fin de asegurar que, una vez que se han realizado las operaciones de cruce y mutación, se cumplen las restricciones de número entero, se aplica el siguiente procedimiento de truncamiento:

$\forall i$   $x_i$  es truncada al valor entero  $\bar{x}_i$  de la siguiente manera:

- Si  $x_i$  es entera, entonces  $\bar{x}_i = x_i$ ;
- De lo contrario, si  $\bar{x}_i$  es igual a cualquiera  $[x_i]$  ó  $[x_i] + 1$  cada uno con probabilidad 0.5 (donde  $[x_i]$  es la parte entera de  $x_i$ ).

Esto asegura una mayor aleatoriedad en el conjunto de soluciones que se genera y evita la posibilidad de que se generen los mismos valores enteros, cuando se trunca un valor real que se encuentra entre los mismos dos enteros consecutivos.

### 5.2.4. Algoritmo genético simple o mono-objetivo

A continuación se muestra el pseudo-código del GA mono-objetivo implementado sobre DEAP:

```
pop = toolbox.population(sizepop)
evaluate(pop)
for i in range(ngen):
    offspring = select(pop)
    offspring = mate(offspring)
    offspring = mutate(offspring)
    evaluate(offspring)
    pop = offspring
```

Inicialmente se genera una población de forma aleatoria que cumpla con las restricción de cotas y tipo de variables como lo propuesto por Deep et al. (2009). Luego se evalúa la aptitud de cada individuo de la población y se procede con el ciclo generacional. En cada ciclo generacional la población de padres se obtiene mediante el método de selección de torneos como lo propuesto por Deep et al. (2009), con un tamaño de torneo igual a 3. Luego la población de descendientes (hijos) es obtenida mediante cruce y mutación, según la probabilidad de cruce  $P_c$  y la probabilidad de mutación  $P_m$ , utilizando los operadores *Laplace crossover* y *power mutation*. Finalmente,

la población de la generación se obtiene mediante un reemplazo total por la nueva población de hijos. La principal modificación al algoritmo original propuesto por Deep et al. (2009) es la introducción de elitismo donde el mejor individuo de la generación actual es insertado directamente en la población descendiente.

### 5.2.5. Algoritmo NSGA-II

El Algoritmo NSGA-II es básicamente el propuesto por Deb et al. (2002) e implementado por Fortin y Parizeau (2013) en DEAP. El funcionamiento del algoritmo es de la forma detallada en la Sección 4.4.2, con el uso de los operadores *Laplace crossover* y *power mutation* para las operación de cruce y mutación respectivamente.

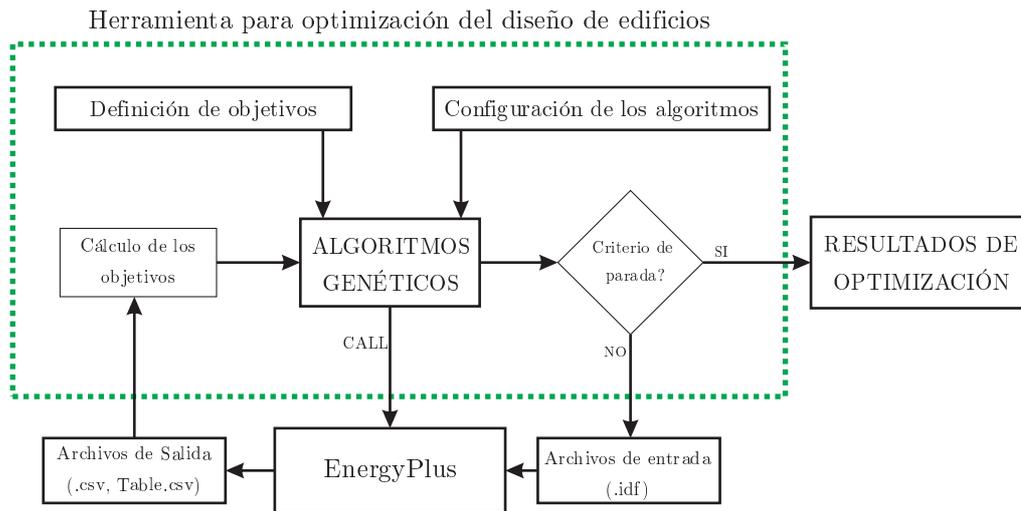
El pseudo-código del algoritmo es:

```
pop = toolbox.population(sizepop)
evaluate(pop)
for i in range(nген):
    offspring = tools.selTournamentDCD(pop, len(pop))
    offspring = mate(offspring)
    offspring = mutate(offspring)
    evaluate(offspring)
pop = toolbox.select(pop + offspring, sizepop)
```

## 5.3. Estructura de la herramienta desarrollada

La Fig. 5.1 muestra el esquema general de funcionamiento de la herramienta desarrollada. Esta muestra la interacción que se generó entre los GAs implementados y el código para simulación del desempeño de edificios EnergyPlus. Como se explicó anteriormente en la técnica de optimización basada en simulación, cada evaluación de la función objetivo implica resolver una nueva simulación. Para esto se debe decodificar el individuo para generar el modelo de EnergyPlus y poder evaluar el desempeño del edificio para esa configuración de diseño. Una vez generado el modelo se ejecuta la simulación y luego se deben leer los resultados de simulación para poder cuantificar los objetivos deseados.

Como se expuso en la Sección 2.3, la definición del modelo integral de un edificio en EnergyPlus se realiza mediante un archivo de definición IDF. Por lo tanto, para decodificar el vector de diseño de un individuo dado y generar su correspondiente archivo de diseño se escribió una función en Python que permite leer un archivo base de definición, modificar las variables de diseño y



**Figura 5.1:** Esquema de trabajo de la herramienta propuesta.

guardarlo. Luego de simulado ese caso de diseño mediante otra función también escrita en Python se leen los resultados de la simulación, ya sean de salidas o reportes, ambos de extensión CSV. Dentro de esta función se pueden realizar ediciones deseadas para realizar las cuentas matemáticas de forma de cuantificar los objetivos  $f_m(\mathbf{x})$  a optimizar.

## 5.4. Paralelización

Uno de los inconvenientes que presenta resolver problemas de optimización del tipo industrial como los que propone resolver esta Tesis, además de los ya mencionados, es su alto costo computacional en tiempo de optimización. En la técnica de optimización basada en simulación, el costo computacional se concentra en el tiempo de simulación para cuantificar la función objetivo. Este tiempo suele ser muy superior al de otras operaciones del algoritmo de optimización. Por ejemplo en los GAs, el tiempo de simulación de cada individuo puede ser de minutos u horas, contra fracciones de segundos que cuestan evaluar los operadores de los GAs (selección, cruce, mutación, etc.). Si el GA se corre en forma secuencial, el tiempo de simular todos los individuos de una población se multiplica por el tamaño de la población. Sin embargo, una característica de los GAs es la posibilidad de paralelizar la evaluación de los individuos debido a que la evaluación de cada uno es independiente de la de los demás.

En base a la necesidad de administrar el envío de tareas independientes (sin comunicación entre sí) a ejecutar en paralelo, en esta tesis se propone utilizar el módulo *Parallel Python* (PP) (Vannovschi, 2016), el cual es módulo que proporciona un mecanismo para la ejecución paralela del código Python en SMP (sistemas con múltiples procesadores o núcleos) y clusters (ordenadores conectados a través de la red). El módulo PP es de fuente abierta, escrito puramente en Python, y

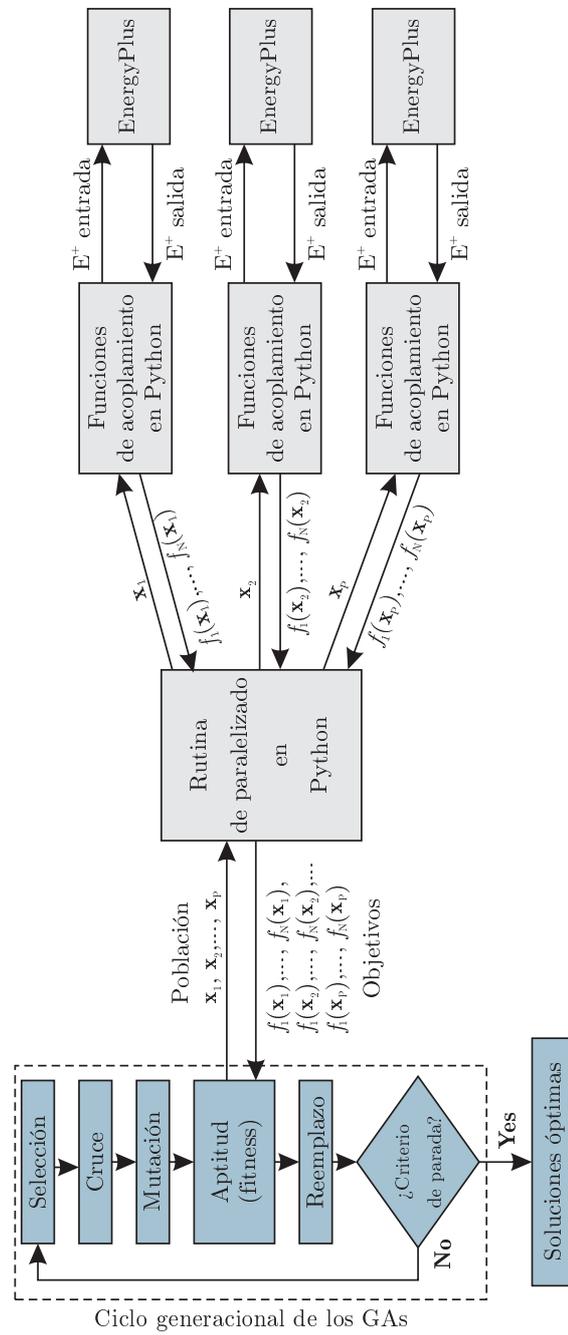
disponible para múltiples plataformas. Su adopción permite cumplir con las dos principales exigencias del grado de paralelismo necesario en esta Tesis:

- **Paralelismo homogéneo:** las mismas instrucciones en todos los procesadores, pero con distintos datos.
- **Balance de carga dinámico:** las tareas se distribuyen a medida que los procesadores lo soliciten durante el tiempo de ejecución.

En la herramienta desarrollada se agregó una función escrita en Python, que cada vez que es necesario evaluar los individuos de la población, esta función recibe toda la población, chequea si alguno de los individuos ya fue simulado y reduce la población a los que aún no lo fueron, y luego envía a simular en paralelo la población según el número de núcleos o procesos que se deseen o se tengan disponibles. Utilizando el módulo PP se genera una cola de tareas donde cada tarea es evaluar un individuo de la población. Como cada simulación tiene una configuración de diseño diferente, los tiempos de convergencia varían según la complejidad del caso. El balance de carga dinámico del módulo PP permite que los recursos disponibles se utilicen de forma eficiente.

Este paralelismo fue implementado para utilizarlo en sistemas con múltiples procesadores, como la mayoría de las PC actuales, y en clusters, particularmente fue probado en los clusters Pirayu (<http://www.cimec.org.ar/c3/pirayu/>) y Seshat (<http://www.cimec.org.ar/c3/seshat/>) disponibles en nuestro instituto. En el primer caso se pueden evaluar de 2-6 individuos de forma paralela (generalmente hasta 4), mientras que en el cluster se puede evaluar hasta toda la población en paralelo reduciendo drásticamente el tiempo de optimización. Esto permite realizar investigaciones de forma exhaustiva y/o dar una respuesta en tiempo razonables a servicios externos.

La Fig. 5.2 muestra un esquema genérico de cómo trabaja el sistema de paralelización propuesto cada vez que es necesario evaluar la aptitud de los individuos de la población en los GAs (mono- y multi-objetivo).



**Figura 5.2:** Esquema propuesto para la paralelización de la evaluación de los individuos.

## Capítulo 6

# Aplicación al rediseño de una vivienda unifamiliar

### 6.1. Descripción del caso de estudio

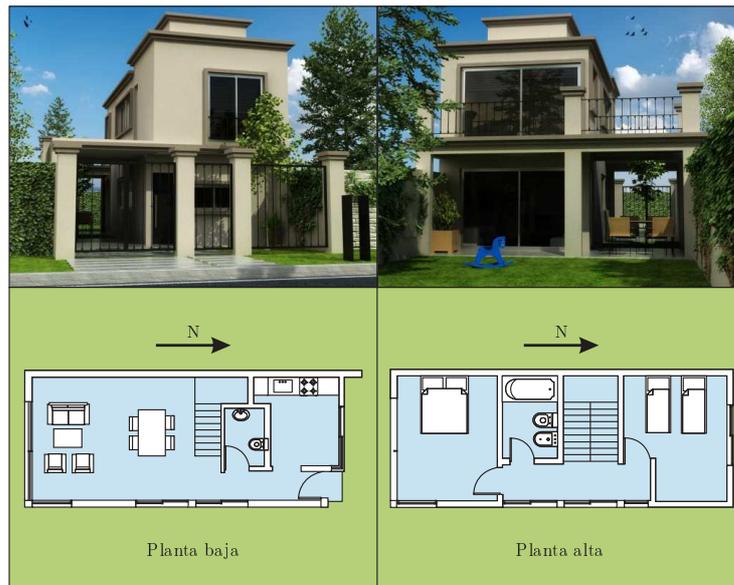
Como caso de estudio se adopta un edificio típico residencial en la región Litoral, particularmente localizado en Paraná, una ciudad situada en el centro-sur del Litoral, con latitud 31.78 S, longitud 60.48 O y altitud 78 m. Paraná es una de las localidades donde se ha definido el año meteorológico típico (TMY) (Bre y Fachinotti, 2016), para ser usado en este tipo de estudios.

En Argentina, los códigos de construcción no definen una referencia o casa estándar para la eficiencia energética. Por lo tanto, se adopta como caso de estudio en el Litoral uno de los modelos de vivienda financiados por el programa de crédito PROCREAR (Administración Nacional de la Seguridad Social de la República Argentina, ANSES, 2016)), subsidiado por el gobierno Nacional Argentino. Este programa fue lanzado en junio de 2012 y tenía como objetivo financiar 400.000 viviendas unifamiliares; la mitad de ellas ya habían terminado en noviembre de 2015. El modelo para este estudio es el llamado *Roble2D* (2D refiere a dos dormitorios) representado en la Fig. 6.1.

Se trata de una vivienda unifamiliar de dos plantas de 83 m<sup>2</sup> compuesta de una cocina, una sala de estar y un baño en la planta baja, y dos dormitorios, un pasillo y un baño en la planta alta.

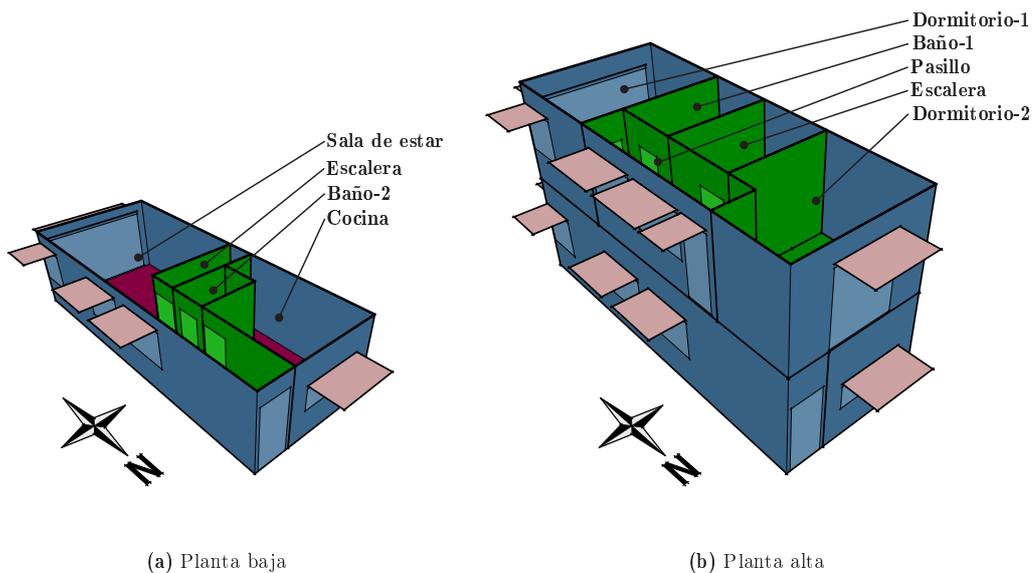
### 6.2. Modelado de la vivienda

La casa se modela utilizando el código *EnergyPlus*<sup>TM</sup> versión 8.4.0 (U. S. Department of Energy (DoE), 2018). Para el análisis con *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, se considera cada habitación y la escalera como zonas térmicas individuales, dando las ocho zonas representadas en la Fig. 6.2. Todas las zonas se modelan con una distribución solar *FullExterior* en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department



**Figura 6.1:** Vivienda unifamiliar *Roble2D*. Imagen modificada de Administración Nacional de la Seguridad Social de la República Argentina, ANSES (2016).

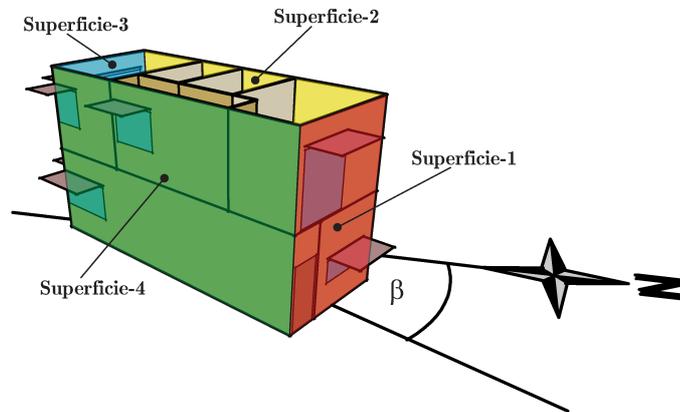
of Energy (DoE), 2015d), lo que permite tener en cuenta el efecto de las sombras sobre sus superficies externas para zonas no convexas inclusive. Se asume que las ventanas y los dispositivos de sombreado tienen dimensiones ajustables paramétricamente para facilitar el estudio de sensibilidad y optimización más adelante. Con el fin de simplificar el modelo, las tres ventanas del corredor, así como las tres en la superficie de la sala de estar (ver Fig. 6.2) se sustituyeron por ventanas equivalentes, una por cada caso (ver Fig. 6.3). Cada ventana equivalente tiene una altura fija y un ancho variable.



**Figura 6.2:** Zonas térmicas para el modelo de simulación del edificio.

Dado que la transferencia de calor con el suelo es un componente de carga significativo en

edificios de poca altura (Andolsun et al., 2012), se modela la transferencia de calor con el suelo considerando un volumen del terreno por debajo de la casa, modelado con el objeto de *Ground-Domain: Slab* implementado en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department of Energy (DoE), 2015b). El ángulo de orientación solar ( $\beta$ ) es el ángulo entre el Norte solar y el vector normal a la Superficie-1, medido en sentido horario (ver Fig. 6.3).



**Figura 6.3:** Referencias de superficies externas y orientación solar de la casa.

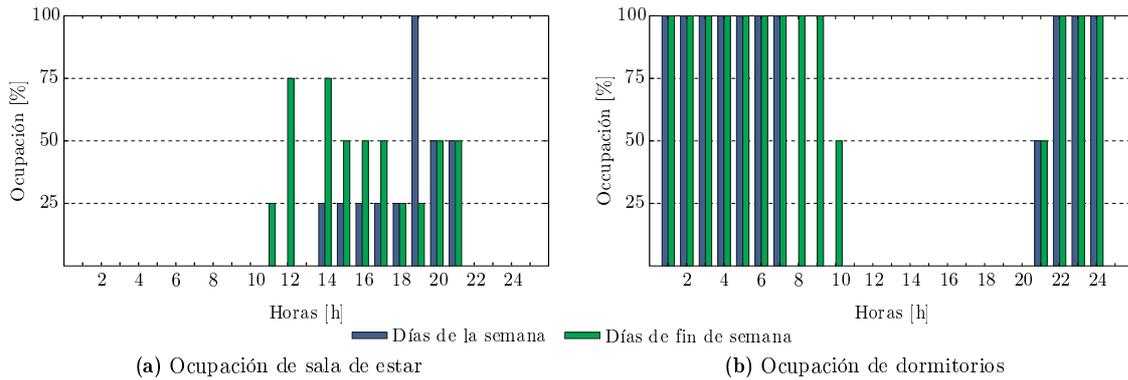
Se considera que todas las habitaciones (excepto los baños) pueden ser refrigeradas mediante ventilación natural. Esto es representado mediante el modelo *AirflowNetwork* de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department of Energy (DoE), 2015d). Se asume que las ventanas y puertas son controladas por temperatura para permitir el flujo de aire cuando la temperatura interior es más alta que la exterior y siempre que la temperatura exterior es mayor de 20 °C.

En los dormitorios, si la ventilación natural no es suficiente para asegurar el confort térmico, el aire acondicionado se enciende y el flujo de aire natural se bloquea. Para controlar que las ventanas y puertas no estén abiertas cuando el acondicionador de aire es encendido se utiliza el controlador *HybridVentilation Manager* de *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department of Energy (DoE), 2015d).

Los acondicionadores de aire en los dormitorios se modelan como equipos frío-calor con funcionamiento de bomba de calor mediante el objeto PTHP (*Packaged Terminal Heat Pump*) implementado en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department of Energy (DoE), 2015d). Se configura el accionamiento para calefacción cuando la temperatura ambiente en la zona es menor o igual a 18 °C, y para refrigeración cuando la temperatura es mayor o igual a 26 °C, siempre y cuando los dormitorios estén ocupados de acuerdo con el cronograma de ocupación que se muestra en la Fig. 6.4. Se supone que los acondicionadores de aire tienen un coeficiente de rendimiento (COP) igual a 3.0 y 2.75 para refrigeración y calefacción, respectivamente, y una eficiencia de 0.70 para los forzadores de aire, valores recomendados por la normativa brasileña RTQ-R (Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial (INMETRO), 2012), y por defecto, en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department of Energy (DoE), 2015d).

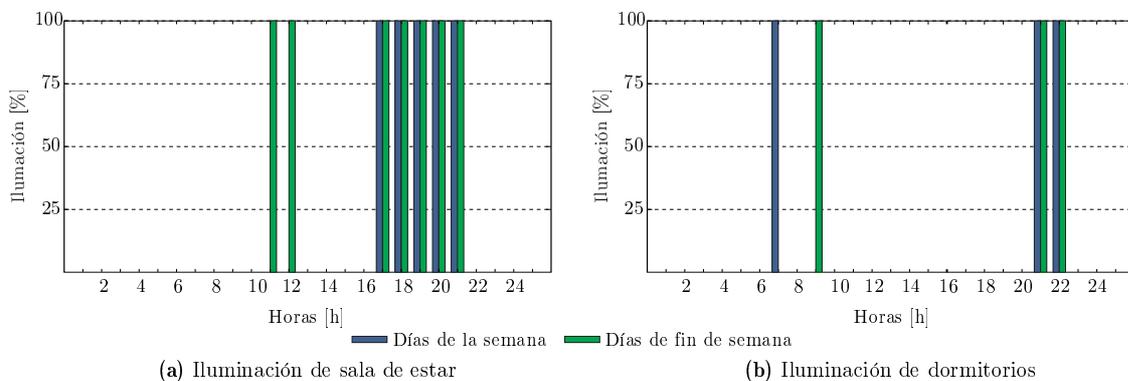
### 6.2.1. Cargas térmicas internas

La casa Roble2D ha sido diseñada para ser ocupada por cuatro personas. Se asume que cada dormitorio y la sala de estar son ocupados por dos y cuatro personas respectivamente, de acuerdo con los horarios representados en la Fig. 6.4. Estas habitaciones son las más ocupadas de la casa, y por esto, son las únicas habitaciones donde se consideran las cargas internas, según lo recomendado por la norma brasileña RTQ-R (Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial (INMETRO), 2012).



**Figura 6.4:** Programación de ocupación para la sala de estar y los dormitorios.

Como fuentes de calor internas, se incluyen los residentes, la iluminación y el equipamiento electrónico. Se supone que cada ocupante produce 108 W en la sala de estar y 81 W en los dormitorios, siguiendo lo recomendado por ASHRAE (2009). Las habitaciones y la sala tienen luminarias fluorescentes. Se asume que las luces en la sala de estar y los dormitorios se activan o desactivan de acuerdo con los respectivos horarios de ocupación mostrados en las Figs. 6.5 (a) y (b). La densidad de potencia de iluminación es de 5 W/m<sup>2</sup> en los dormitorios y 6 W/m<sup>2</sup> en la sala de estar. Además, en la sala de estar se considera equipamiento eléctrico que produce 1.5 W/m<sup>2</sup> durante todo el día. Se supone que la fracción radiante es de 0.72 para las luminarias y de 0.50 para el equipamiento, como sugiere ASHRAE (ASHRAE, 2009).



**Figura 6.5:** Programación de iluminación para la sala de estar y los dormitorios.

### 6.2.2. Medición del desempeño térmico y enegético de la vivienda

En esta sección se desarrollan y definen los indicadores de desempeño térmicos y energéticos de la vivienda a estudiar.

Como indicador de disconfort térmico para las habitaciones que solo se acondicionan de forma pasiva, como es el caso de la sala de estar de la vivienda analizada, se adoptan los grados-hora de refrigeración y calefacción,  $G_R$  y  $G_C$  respectivamente, definidos como:

$$G_R = \sum_h \langle T_{op}(h) - T_{sup}(h) \rangle, \quad (6.1)$$

$$G_C = \sum_h \langle T_{inf}(h) - T_{op}(h) \rangle, \quad (6.2)$$

donde  $\langle x \rangle = \max(0, x)$  es la función rampa ( $\langle x \rangle = 0$  si  $x < 0$  y  $\langle x \rangle = x$  si  $x \geq 0$ ),  $T_{op}(h)$  es la temperatura operativa en la habitación a la hora  $h$  (obtenida como una salida de *EnergyPlus*<sup>TM</sup>),  $T_{inf}$  y  $T_{sup}$  son la temperatura admisible inferior y superior, dependientes de las condiciones climáticas locales. El rango de las sumas definidas anteriormente es el año completo, excluyendo las horas en las que la habitación no está ocupada.

Como una única medida del disconfort en la sala, se utiliza el total de los grados-hora definido como:

$$G_T = G_R + G_C. \quad (6.3)$$

Las temperaturas admisibles  $T_{inf}$  y  $T_{sup}$  se definen como los límites inferiores y superiores del modelo de confort térmico de 80 % de aceptabilidad propuesto por ASHRAE (ANSI y ASHRAE, 2013):

$$T_{inf} = 0.31 t_{mpa(ext)} + 14.3 \text{ }^\circ\text{C}, \quad (6.4)$$

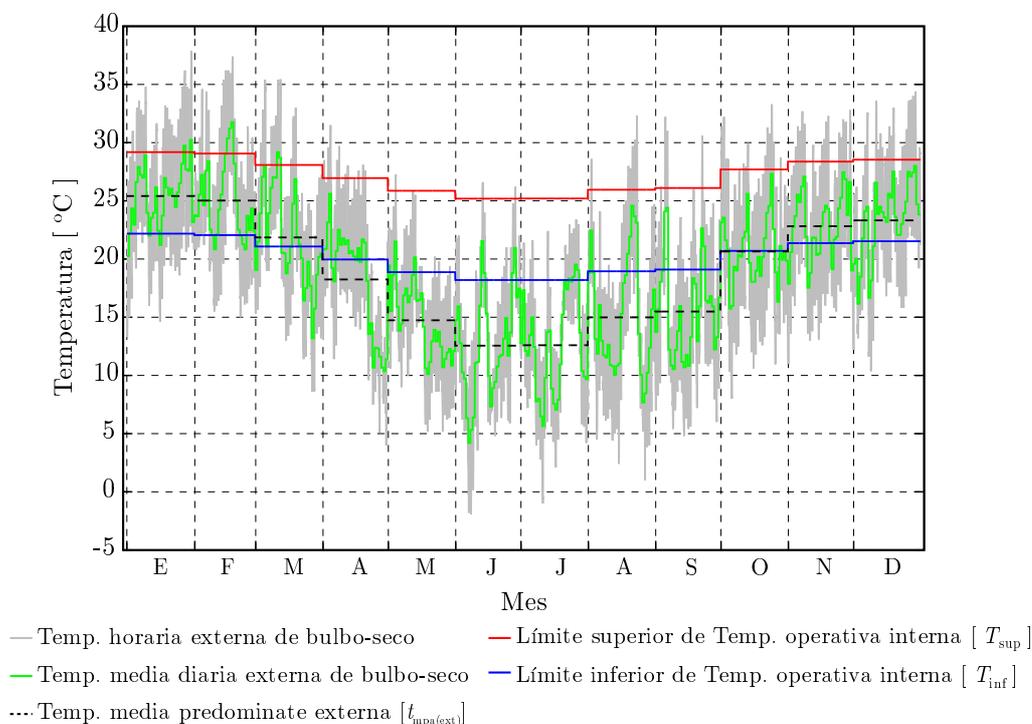
$$T_{sup} = 0.31 t_{mpa(ext)} + 21.3 \text{ }^\circ\text{C}, \quad (6.5)$$

donde  $t_{mpa(ext)}$  es la temperatura media prevalente del ambiente externo, adoptada en este caso como la media mensual de la temperatura de bulbo seco, como se muestra en la Fig. 6.6. Según este modelo, válido para habitaciones acondicionadas de forma pasiva, el 80 % de las personas expresan situación de confort térmico mientras la temperatura operativa de la habitación se encuentra dentro de los límites detallados.

Por otro lado, para los dormitorios en donde el confort térmico se impone artificialmente si es necesario, el desempeño se mide mediante el consumo energético total anual de los acondicionadores de aire:

$$E_T = E_C + E_R + E_V, \quad (6.6)$$

donde  $E_C$  es la energía consumida para calefaccionar los dormitorios durante todo el año,  $E_R$  es la energía necesaria para refrigerar los dormitorios durante todo el año y  $E_V$  es la energía consumida por los forzadores de aire de los equipos de acondicionamiento. Todos estos valores son tomados de las salidas de *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Otros aspectos de la calidad de los ambientes internos tales como el confort visual, acústico o calidad del aire interior no son contemplados dentro del alcance de este estudio.



**Figura 6.6:** Temperatura media horaria y diaria de bulbo seco, temperatura media prevalente del ambiente externo y límites de aceptación del 80% para la ciudad de Paraná.

### 6.3. Análisis de sensibilidad

Cuando se plantea un nuevo problema de optimización es primordial tener bien en claro cuáles son las variables de diseño a optimizar. Por un lado, si en la tarea de optimización se incluyen variables a las que los objetivos no son sensibles puede que el algoritmo se pierda o le cueste más encontrar aquellas soluciones óptimas. Por otro lado, en el caso que no se incluyan las variables

más influyentes para los objetivos dados, se puede dar que el mejoramiento obtenido no sea considerable. En algunos problemas de optimización las variables son muy fáciles de identificar, es más, hay casos donde la variable a optimizar es la única que se puede modificar en el diseño. En el caso de optimización del desempeño de edificios existen innumerables variables de diseño cuya influencia depende de los objetivos planteados, la tipología del edificio y a su vez el lugar donde se encuentra emplazado. Debido a que no se encontraron precedentes en la literatura acerca de cuales son las variables más influyentes en el desempeño térmico y energético de viviendas localizadas en el Litoral Argentino, se propone realizar un análisis de sensibilidad para determinar las variables más influyentes sobre los objetivos a estudiar.

El análisis de sensibilidad sirve para determinar la influencia de las variables (o entradas) sobre los objetivos (o salidas). Tian (2013) revisó diferentes métodos para el análisis de sensibilidad en el modelado energético de edificios y concluyó que el método de Morris (1991) es el más adecuado para problemas con un gran número de variables de entrada debido a su bajo costo computacional. Siguiendo esta recomendación, se adopta el método de Morris para el análisis de sensibilidad en este trabajo. Concretamente, se utiliza el modelo implementado en el paquete “sensitivity” (Pujol et al., 2015) del software libre R para la cálculo estadístico (R Core Team, 2016), incluyendo un diseño de experimento basado en simplex (Pujol, 2009) como una mejora a la estrategia de muestreo “one-factor-at-a-time” originalmente utilizado por Morris (1991).

Para la casa estudiada, se predefinen  $k = 21$  variables de entrada, y a cada una se le permite asumir cuatro niveles, como se muestra en la Tabla 6.1. Por ejemplo, la primera variable de diseño es la transmitancia térmica de las paredes externas, la cual puede asumir cuatro valores discretos (0,75, 1,75, 2,75 y 3,75  $\text{Wm}^{-2}\text{K}^{-1}$ ), mientras que la 21<sup>a</sup> variable de diseño define el tipo de ventana, que puede ser uno de los cuatro tipos descritos en la Tabla 6.2. Notesé que para la implementación de los 4 niveles de las variables 1-8 en la Tabla 6.1 se generan diferentes componentes constructivos genéricos que representan el componente necesario (pared, piso o techo). Donde partiendo de la combinación de transmitancia y capacidad térmica dada por el muestreo, primero utilizando una densidad genérica 10 veces la capacidad térmica y un calor específico unitario se determina el espesor genérico equivalente y luego con este se determina la conductividad térmica necesaria y así el componente constructivo equivalente.

Morris (1991) sugiere el uso de  $k + 1$  puntos en el espacio de variables de entrada en diferentes trayectorias  $r$ . Para este trabajo, se adopta  $r = 20$ , de manera que se calculan 20 trayectorias o repeticiones de los efectos elementales para cada variable de entrada. Por lo tanto se tienen  $r(k + 1) = 440$  muestras.

El método de Morris proporciona dos índices de sensibilidad para cada variable de entra-

da (Saltelli et al., 2004): la media de los efectos elementales,  $\mu^*$ , para medir el efecto de esta entrada en la salida; y la desviación estándar de los efectos elementales,  $\sigma$ , para evaluar la fuerza de la interacción de esta entrada con las otras entradas, así como la no linealidad del efecto de esta entrada en la salida. En este caso, se calcula  $\mu^*$  y  $\sigma$  considerando cada indicador del desempeño descrito anteriormente, y para el siguiente indicador global:

$$I_G(\mathbf{x}) = w_D \frac{G_T(\mathbf{x})}{G_T(\mathbf{x}_{Dmax})} + w_E \frac{E_T(\mathbf{x})}{E_T(\mathbf{x}_{Emax})}, \quad (6.7)$$

donde  $\mathbf{x}$  es el conjunto de variables de diseño a analizar,  $w_D$  y  $w_E$  son los factores de ponderación,  $\mathbf{x}_{Dmax}$  y  $\mathbf{x}_{Emax}$  son el conjunto de variables de diseño pertenecientes a la muestra de Morris y que maximizan  $G_T$  y  $E_T$ , respectivamente. Estas son remarcadas en la Tabla 6.1. En este caso, motivado por el hecho de que los períodos de ocupación de la sala de estar (involucrados en  $G_T$ ) y los dormitorios (involucrados en  $E_T$ ) son similares en extensión, se establece  $w_D = w_E = 0.5$ .

**Tabla 6.1:** Variables de diseño analizadas. El conjunto de variables de diseño  $\mathbf{x}_{Dmax}$  que maximiza  $G_T$  están subrayados, mientras que el conjunto de variables de diseño  $\mathbf{x}_{Emax}$  que maximiza  $E_T$  están en negrita.

#	VARIABLES DE DISEÑO	ID	UNIDAD	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
1	Trasmittancia térmica de las paredes externas	$U_{ParE}$	W/m <sup>2</sup> /K	0.75	1.75	<b>2.75</b>	<u>3.75</u>
2	Trasmittancia térmica de las paredes internas	$U_{ParI}$	W/m <sup>2</sup> /K	<u>0.75</u>	<b>1.75</b>	2.75	3.75
3	Trasmittancia térmica del piso de planta alta	$U_{Piso}$	W/m <sup>2</sup> /K	<u>0.8</u>	1.9	3.0	4.1
4	Trasmittancia térmica del techo	$U_{Techo}$	W/m <sup>2</sup> /K	<u>0.8</u>	<b>1.9</b>	3.0	4.1
5	Capacidad térmica de las paredes externas	$C_{ParE}$	kJ/m <sup>2</sup> /K	<b>20</b>	120	220	320
6	Capacidad térmica de las paredes internas	$C_{ParI}$	kJ/m <sup>2</sup> /K	<b>20</b>	120	<u>220</u>	320
7	Capacidad térmica del piso de planta alta	$C_{Piso}$	kJ/m <sup>2</sup> /K	<b>20</b>	95	<u>170</u>	245
8	Capacidad térmica del techo	$C_{Techo}$	kJ/m <sup>2</sup> /K	<b>20</b>	<u>95</u>	170	245
9	Absortancia solar de las paredes externas	$\alpha_{ParE}$	-	<b>0.2</b>	0.4	<u>0.6</u>	0.8
10	Absortancia solar del techo	$\alpha_{Techo}$	-	0.2	<b>0.4</b>	<u>0.6</u>	0.8
11	Absortancia solar de los pisos internos	$\alpha_{Pisos}$	-	0.2	<b>0.4</b>	0.6	0.8
12	Conductividad térmica de la aislación del piso	$K_{AisPiso}$	W/m/K	<b>0.04</b>	0.52	<u>1.01</u>	1.50
13	Espesor de losa de hormigón de los pisos	$E_{LosaPiso}$	m	<u>0.05</u>	<b>0.10</b>	0.15	0.20
14	Emisividad interna del techo	$\epsilon_{TechoInt}$	-	0.05	0.35	<b>0.65</b>	0.95
15	Fracción de área de las ventanas	$AF_{Vent}$	-	1	2	<b>3</b>	<u>4</u>
16	Fracción de ventana para ventilación natural	$AF_{Ventilación}$	-	0.3	0.5	<u>0.7</u>	0.9
17	Tasa de infiltraciones de ventanas	$TI_{Vent}$	kg/s/m	10 <sup>-5</sup>	<u>6.67 × 10<sup>-3</sup></u>	<b>1.33 × 10<sup>-2</sup></b>	2.00 × 10 <sup>-2</sup>
18	Tasa de infiltraciones de puertas	$TI_{Puertas}$	kg/s/m	10 <sup>-5</sup>	<u>6.67 × 10<sup>-3</sup></u>	<b>1.33 × 10<sup>-2</sup></b>	2.00 × 10 <sup>-2</sup>
19	Orientación del edificio	$\beta$	°	0	90	<b>180</b>	270
20	Sombreamientos de ventanas	$S_{Ventanas}$	m	<u>0.3</u>	0.6	0.9	<b>1.2</b>
21	Panel de ventanas	$Pan_{Vent}$	-	1	2	<u>3</u>	<b>4</b>

**Tabla 6.2:** Tipos de paneles de ventanas.

Tipo	Capa externa	Capa 2	Capa 3
Pan-1	vidrio claro 3 mm	—	—
Pan-2	vidrio claro 6 mm	—	—
Pan-3	vidrio claro 3 mm	aire 10 mm	vidrio claro 3 mm
Pan-4	vidrio claro 6 mm	aire 30 mm	vidrio claro 6 mm

### 6.3.1. Resultados del análisis de sensibilidad

Los resultados del análisis de sensibilidad en los dos dormitorios y en la sala, donde se diferencia refrigeración y calefacción, se muestran en la Fig. 6.7. Considerando el consumo de energía para refrigeración y calefacción, se obtienen patrones similares en ambos dormitorios: las variables de diseño más importantes para refrigeración son la orientación, la absorción solar y la capacidad térmica de las paredes externas, la fracción de la ventana para la ventilación natural y la capacidad térmica del techo (Figs. 6.7 (a) y (c) para los dormitorios 1 y 2, respectivamente), mientras que la tasa de infiltraciones de las ventanas, la orientación y la transmitancia térmica de las paredes externas y del techo son las más importantes para el consumo de energía de calefacción (Fig. 6.7 (b) y (d) para los dormitorios 1 y 2, respectivamente).

En cuanto a los grados-hora de refrigeración en la sala de estar, la Fig. 6.7 (e) muestra que la absorción solar de las paredes externas es, por lejos, la variable de diseño más importante; además, la transmitancia térmica y la capacidad térmica de las paredes externas, la fracción de ventana para la ventilación natural y la orientación solar son las otras variables más relevantes. En el caso de los grados-hora de calefacción en la sala, la variable de diseño más relevante es también la absorción solar de las paredes externas, y las siguientes cuatro variables más relevantes son las mismas que para refrigeración (pero en un orden diferente), como se muestra en la Fig. 6.7 (f).

Teniendo en cuenta la refrigeración y la calefacción juntos, la influencia de las variables de diseño en el consumo total de energía en ambos dormitorios y en el total de grados-hora en la sala se muestran en las Figs. 6.8 (a) y (b), respectivamente. Se observa que la tasa de infiltración de las ventanas es notablemente la variable más influyente en el consumo total de energía en los dormitorios, mientras que la transmitancia térmica de las paredes externas es la más relevante en el total de grados-hora en la sala.

La Fig. 6.9 muestra la sensibilidad del indicador global de desempeño (Eq. 6.7) para las variables de diseño. Todas las variables de diseño se clasifican considerando su influencia en el desempeño global de la casa, medido por el parámetro  $\mu^*$ . Se observan que algunas variables (incluyendo la transmitancia de la pared externa, la tasa de infiltración en las ventanas y la orientación del edificio) tienen un impacto considerable en el desempeño global de la casa, en comparación con el efecto de otras variables que podrían ser descartadas. A priori, se decide no mantener como variables de diseño todas aquellas con  $\mu^* < 0.1\mu_{\max}^*$  (con  $\mu_{\max}^* = 0.3216$  correspondiente a la transmitancia térmica de las paredes externas ( $U_{\text{ParE}}$ ), ver Fig. 6.9), permaneciendo así 13 entradas como variables de diseño para la continuación de este trabajo (de la transmitancia térmica de las paredes externas a la fracción de la ventana para la ventilación natural en la lista dada en la Fig. 6.9). Posteriormente, se decide mantener también la variable 14<sup>a</sup> (sombreado de ventanas)

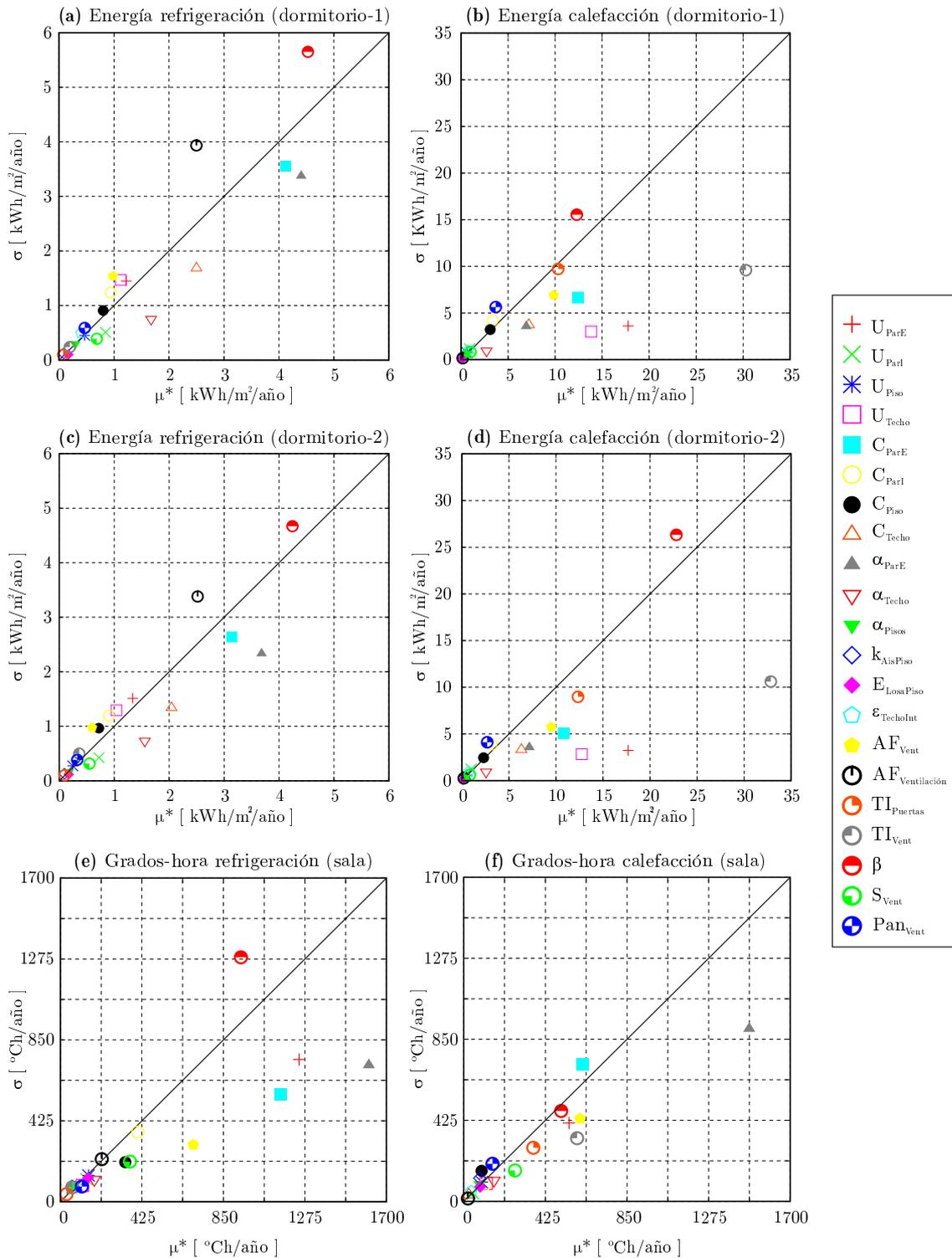
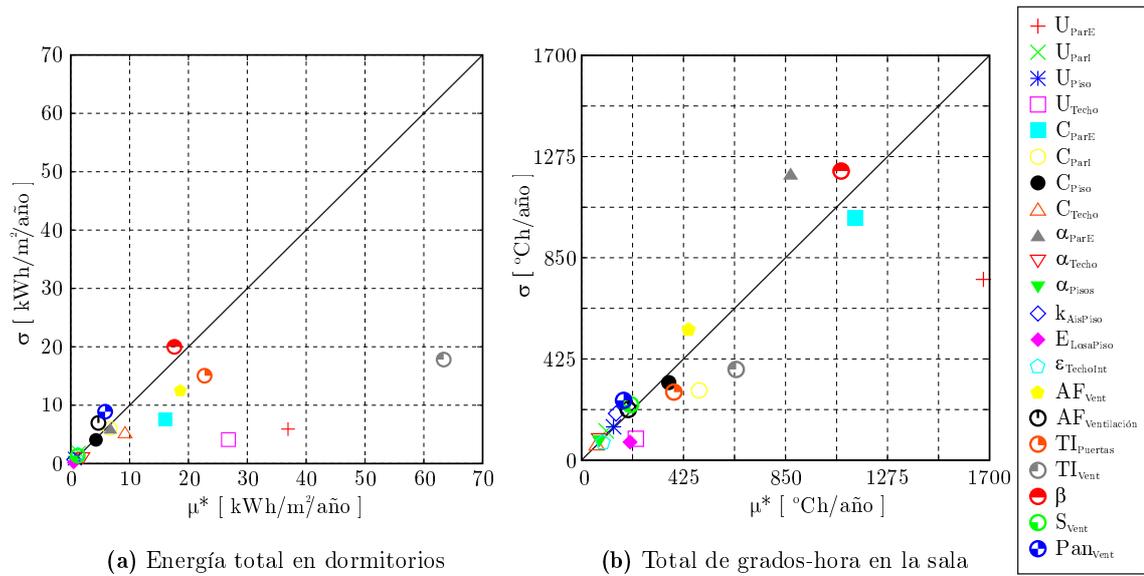


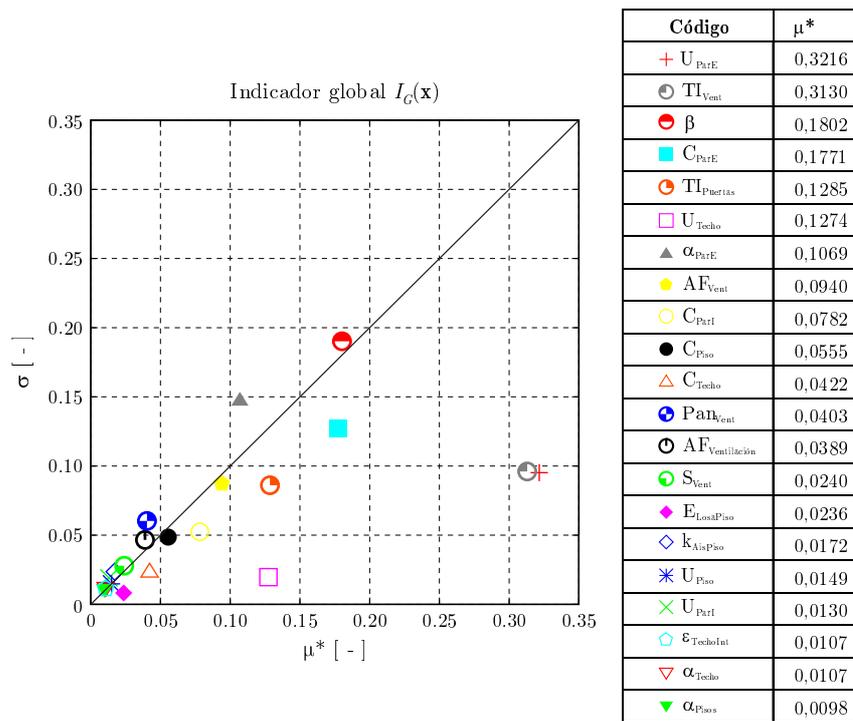
Figura 6.7: Media ( $\mu^*$ ) y desviación estándar ( $\sigma$ ) de los efectos elementales sobre los objetivos.

como variable de diseño, ya que se espera que sea más relevante para el estudio de un problema más sofisticado donde se permite que algunas variables sean independientes según la superficie a la que afecten.

Otra conclusión interesante de las Figs. 6.7 a 6.9, es la forma en que el efecto de una variable individual es no lineal en los objetivos o en la correlación entre esta variable y las otras. Esta no



**Figura 6.8:** Media ( $\mu^*$ ) y desviación estándar ( $\sigma$ ) de los efectos elementales sobre la demanda de energía total y los grados-hora totales.



**Figura 6.9:** Media ( $\mu^*$ ) y desviación estándar ( $\sigma$ ) de los efectos elementales sobre el indicador global de desempeño de la vivienda.

linealidad se cuantifica mediante la desviación estándar  $\sigma$  (Garcia Sanchez et al., 2014). Por lo tanto, en este caso, puede verse en la Fig. 6.9 que la orientación solar y la absorción solar de las paredes externas son las variables con el efecto más no lineal sobre el indicador global o la interacción mutua más fuerte con las otras variables, haciendo sus efectos sobre los objetivos los más difíciles de predecir.

## 6.4. Especificación de las variables de diseño

Como un resultado importante del análisis de sensibilidad anterior, el vector de diseño  $\mathbf{x}$  no contiene 21 componentes tal como se propuso originalmente (véase Tabla 6.1), sino 14, que son las que muestran el efecto más relevante en el indicador global  $I_G(\mathbf{x})$ . Entre ellas, las variables  $x_1, x_2, \dots, x_7$  listadas en la Tabla 6.3 (orientación del edificio, tamaño de sombreado de ventanas, etc.) son continuas dentro de un cierto intervalo.

**Tabla 6.3:** Discretización de las variables continuas.

Variable de diseño	Variable simulación	Min.	Max.	Paso	Número de casos
Orientación del edificio [°]	$x_1$	0	315	45	8
Sombreamiento de ventanas [%]	$x_2$	25	100	25	4
Absortancia solar de paredes externas [-]	$x_3$	0.3	0.9	0.2	4
Tasa de infiltraciones de ventanas [kg/s/m]	$x_4$	$10^{-5}$	$2 \times 10^{-2}$	$6.67 \times 10^{-3}$	4
Tasa de infiltraciones de puertas [kg/s/m]	$x_5$	$10^{-5}$	$2 \times 10^{-2}$	$6.67 \times 10^{-3}$	4
Fracción de ventanas para ventilación natural [%]	$x_6$	10	50	10	5
Ancho de la ventana [nivel]	$x_7$	1	4	1	4

Se decide agrupar las variables restantes en variables del tipo categóricas  $x_8, x_9, \dots, x_{12}$ . Por ejemplo, las variables de diseño asociadas con las paredes externas (transmitancia y capacidad) se agrupan en (y son reemplazadas por) una única variable categórica  $x_8 = \text{ParE}$  que define el tipo de pared externa. La combinación de las diferentes propiedades de las paredes externas arroja siete casos (ParE-1 a ParE-7 mostrados en la Tabla 6.4). De la misma manera se definen como variables categóricas el tipo de techo, panel de ventanas, paredes internas y piso de planta alta. Los componentes propuestos para cada una de estas variables categóricas buscan representar una gama amplia de propiedades físico-térmicas de forma que los algoritmos no tengan una elección sesgada a una forma constructiva en particular. La aislación térmica utilizada en los respectivos componentes indicados en la Tabla 6.4 es de lana de roca ( $45 \text{ kg/m}^3$ ) de 0.03 cm de espesor. Los detalles constructivo para su implementación real no son considerados, por ejemplo, para aquellos materiales con aislación térmica se deberá verificar el riesgo de condensación superficial e intersticial y la necesidad de incluir una barrera de vapor según lo expuesto en la norma IRAM 11625 (Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM), 2006).

Las propiedades materiales asociadas a estas variables categóricas son aquellas definidas por la norma argentina IRAM 11601 para el aislamiento térmico de edificios (Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM), 2002), mostradas en la Tabla 6.5.

Además de considerar variables categóricas, ya intrínsecamente discretas, se decide discretizar las variables continuas, es decir, sólo se permiten ciertos valores discretos de ellas, principalmente para tener en cuenta las restricciones del proceso de construcción de viviendas y dar un aspecto más real al problema. Por ejemplo, se permite que la orientación  $\beta$ , continua en el intervalo

Tabla 6.4: Variables categóricas de diseño.

Variable de diseño	Variable simulación	Descripción	ID	Número de casos
Paredes externas	$x_8$	Madera con cámara de aire	ParE-1	7
		Capa de ladrillo hueco con acabado de mortero	ParE-2	
		Doble capa de ladrillo hueco con aislación y acabado de mortero	ParE-3	
		Madera con aislación y acabado en yeso	ParE-4	
		Bloque de hormigón con acabado de cemento-yeso	ParE-5	
		Bloque de hormigón doble con aislación y acabado de cemento-yeso	ParE-6	
		Hormigón	ParE-7	
Techo	$x_9$	Hormigón con cielorraso de yeso	Techo-1	6
		Hormigón y bloque de ladrillo hueco cerámico con cielorraso de yeso	Techo-2	
		Teja cerámica, cámara de aire y revestimiento de madera	Techo-3	
		Teja cerámica, cámara de aire y revestimiento de hormigón	Techo-4	
		Teja cerámica, cámara de aire, aislación y revestimiento de hormigón	Techo-5	
		Teja cerámica, cámara de aire, aislación y revestimiento de madera	Techo-6	
Panel de ventanas	$x_{10}$	Vidrio simple claro de 3 mm	Pan-1	4
		Vidrio simple claro de 6 mm	Pan-2	
		Vidrio doble claro de 3 mm con cámara de aire de 10 mm	Pan-3	
		Vidrio doble claro de 6 mm con cámara de aire de 30 mm	Pan-4	
Paredes internas	$x_{11}$	Madera con cámara de aire	ParI-1	5
		Capa de ladrillo hueco con acabado de mortero	ParI-2	
		Madera con aislación y acabado en yeso	ParI-3	
		Bloque de hormigón con acabado de cemento-yeso	ParI-4	
		Hormigón	ParI-5	
Piso de planta alta	$x_{12}$	Hormigón con piso de cerámica	Piso-1	3
		Hormigón con piso de madera	Piso-2	
		Hormigón con piso de cerámica y aislación	Piso-3	

Tabla 6.5: Transmitancia térmica  $U$ , capacidad térmica  $C_t$  y retardo térmico  $\theta$  para los diferentes tipos de paredes externas, techos, paredes internas y pisos de la planta alta.

VARIABLES DE DISEÑO	ID	$U$ [W/m <sup>2</sup> K]	$C_t$ [kJ/m <sup>2</sup> K]	$\theta$ [h]
Paredes externas	ParE-1	1.99	64.32	2.75
	ParE-2	2.09	136.06	3.38
	ParE-3	0.93	189.34	7.38
	ParE-4	0.88	59.21	3.65
	ParE-5	2.78	124.95	3.06
	ParE-6	0.87	233.30	9.71
	ParE-7	4.32	240.00	2.40
Techos	Techo-1	3.68	195.36	2.15
	Techo-2	2.59	90.79	1.53
	Techo-3	2.03	38.91	1.31
	Techo-4	2.06	216.84	4.78
	Techo-5	0.83	217.85	9.08
	Techo-6	0.83	39.92	2.55
Paredes internas	ParI-1	1.99	64.32	2.75
	ParI-2	2.09	136.06	3.38
	ParI-3	0.88	59.21	3.65
	ParI-4	2.78	124.95	3.06
	ParI-5	4.32	240.00	2.40
Piso de planta alta	Piso-1	4.71	256.56	2.68
	Piso-2	2.59	213.44	4.36
	Piso-3	0.61	258.59	12.94

[0°, 360°], tome sólo ocho valores discretos (de 0° a 315° cada 45°). Para poder usar el modelo de red de flujo de aire en *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (U. S. Department of Energy (DoE), 2015d), se debe

tener en cuenta el ángulo azimutal del eje más largo del edificio (“azimuth angle of long axis of building”), que es el menor de los ángulos entre el norte y el eje largo del edificio. En este caso, coincide con  $\beta$  cuando  $\beta \leq 180^\circ$  y con  $\beta - 180^\circ$  cuando  $\beta > 180^\circ$ . Un cambio en este ángulo modifica los coeficientes de presión en las edificaciones, lo cual se contabiliza automáticamente por *EnergyPlus*<sup>TM</sup> usando el método de cálculo de la media superficial (Swami y Chandra, 1988) para edificios rectangulares (como el estudiado). Además, se adaptan otras variables para ser tomadas como entradas paramétricas en *EnergyPlus*<sup>TM</sup>: por ejemplo, el tamaño de sombreado de la ventana se da en porcentaje de la altura de la ventana correspondiente, y la absortancia solar externa se introduce definiendo un material sin masa con una resistencia térmica despreciable en la capa exterior de las paredes externas.

Se permite que el ancho de la ventana tome cuatro niveles de magnitud creciente (nivel 1 para el más estrecho, nivel 4 para el más ancho) en cada ventana: 1.35 m, 1.70 m, 2.00 m, 2.70 m para las ventanas de la Superficie-1, 0.70 m, 1.60 m, 2.50 m, 3.40 m para las ventanas de la Superficie-3 y 0.70 m, 1.40 m, 2.15 m, 2.90 m para las ventanas en Superficie-4. De esta manera, la variable de diseño  $x_7$  que define el ancho de la ventana, originalmente continua, se convierte en una variable categórica después de la discretización.

Nótese que la orientación del edificio  $\beta$  es más finamente discretizada que las otras variables. Esto es una consecuencia del análisis de sensibilidad anterior, donde se determinó que  $\beta$  era la variable con mayor  $\sigma$ .

Hasta este punto, hay 12 variables de diseño discretas, las enumeradas en Tablas 6.3 y 6.4. Llamemos Caso A al problema de optimización para estas variables de diseño. Alternativamente, en busca de una mejora adicional del rendimiento de la vivienda, se define un nuevo problema de optimización, digamos Caso B. En este nuevo caso hay más variables de diseño para permitir que cada superficie externa tenga su propio tipo de pared, absortancia solar externa, ancho y sombreado de ventanas. Por ejemplo, la variable única ParE que define el tipo de todas las paredes externas en el Caso A es reemplazada por cuatro variables ParE-Surf1 a ParE-Surf4 (donde Surf*i* denota la superficie correspondiente *i* en Fig. 6.3) definiendo el tipo de pared de cada superficie externa. Además, se permite que cada nueva variable ParE-Surf*i* en el Caso B tenga el mismo número de casos que ParE en el Caso A. Finalmente, se tienen 22 variables de diseño en el Caso B. Además de buscar una mejora adicional del rendimiento de la vivienda, este nuevo caso plantea un gran desafío extra para los algoritmos de optimización debido a que se acentúa la no linealidad del efecto de la orientación.

Nótese que existe un número de diseños posibles del orden de  $10^8$  y  $10^{16}$  para el Caso A y B, respectivamente. El tamaño de estos espacios de búsqueda discretos marca la necesidad de

utilizar herramientas inteligentes de optimización que permitan explorar el espacio con un número de simulaciones reducido e imposibilita la búsqueda por fuerza bruta o el estudio paramétrico.

#### 6.4.1. Caso Base

Una vez definidas las variables de optimización se define el caso base como aquella configuración dentro de las posibles más similar a la original propuesta por el plan PROCREAR. La configuración adoptada como caso base es la mostrada en la Tabla 6.6.

**Tabla 6.6:** Configuración del caso base para la vivienda unifamiliar *Roble2D*.

Variable de diseño	Variable simulación	Descripción
Orientación del edificio	$x_1$	0° (Superficie-1 orientada al norte)
Sombreamiento de ventanas	$x_2$	25 %
Absortancia solar de paredes externas	$x_3$	0.7
Tasa de infiltraciones de ventanas	$x_4$	$2 \times 10^{-2}$ kg/s/m
Tasa de infiltraciones de puertas	$x_5$	$2 \times 10^{-2}$ kg/s/m
Fracción de ventanas para ventilación natural	$x_6$	30 %
Ancho de las ventanas	$x_7$	nivel-4
Paredes externas	$x_8$	ParE-2
Techo	$x_9$	Techo-4
Panel de ventanas	$x_{10}$	Pan-1
Paredes internas	$x_{11}$	ParI-2
Piso de planta alta	$x_{12}$	Piso-1

## 6.5. Optimización del desempeño térmico y energético: enfoque mono-objetivo

Como se expuso en la Sección 4.2.1, existen dos enfoques principales para resolver problemas multi-objetivos. En esta sección se desarrolla la metodología de suma ponderada. En este caso se define la función objetivo como:

$$f(\mathbf{x}) = w_D \frac{G_T(\mathbf{x})}{G_T(\mathbf{x}_0)} + w_E \frac{E_T(\mathbf{x})}{E_T(\mathbf{x}_0)}, \quad (6.8)$$

donde  $G_T$  son el total de grados-hora definidos en la Eq. 6.3,  $E_T$  es el total de energía para acondicionar el aire de los dormitorios como se define en la Eq. 6.6,  $\mathbf{x}$  es el conjunto de variables de diseño,  $w_D$  y  $w_E$  son factores de ponderación y  $\mathbf{x}_0$  es el conjunto de variables de diseño que define el caso base como fue presentado en la sección anterior. En adelante se hará referencia al caso base como Caso 0. Aquí de nuevo, motivado por el hecho de que los periodos de ocupación de la sala de estar (involucrados en  $G_T$ ) y los dormitorios (involucrados en  $E_T$ ) son similares en extensión, se establece  $w_D = w_E = 0.5$ .

Por lo tanto, el problema de mejora del desempeño térmico y energético para la vivienda estudiada se define como el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} & \min f(\mathbf{x}), \\ & \text{sujeto a:} \end{aligned} \tag{6.9}$$

$$x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)} : \text{ enteros, } i = 1, \dots, n;$$

donde  $f(\mathbf{x})$ , dado por la Eq. (6.8), es una medida global del desempeño de la casa, y  $\mathbf{x}$  es el vector de las variables de diseño.

### 6.5.1. Configuración del algoritmo

Para resolver el problema (6.9) se utiliza el algoritmo genético mono-objetivo implementado.

La configuración de los parámetros de los GAs juega un rol muy importante en su funcionamiento. El tamaño de la población, los métodos de selección, cruce y mutación, la probabilidad de mutación y cruce dependen de las características del problema de optimización (Deb, 2001). Normalmente, el tamaño de la población es de 5 a 100 individuos, la probabilidad de cruce entre 70 a 100 %, y la probabilidad de mutación entre 0.1 a 5 %.

En esta tesis la configuración del algoritmo utilizada es la mostrada en la Tabla 6.7, esta es la mejor configuración determinada por Deep et al. (Deep et al., 2009) sobre una gran variedad de casos. Deep et al. sugieren que el tamaño de la población sea de diez veces el número de variables. Esto indica que para el Caso A es  $12 \times 10 = 120$  y para el Caso B es  $22 \times 10 = 220$ . Con esta configuración se tendrán un número máximo de simulaciones de  $K(M - N) + N$  donde  $K$  es el número de generaciones,  $M$  es el tamaño de la población y  $N$  el número de individuos elite. A priori, para la configuración propuesta en la Tabla 6.7 se tiene un número máximo de simulaciones de 11901 y 21901 para los casos A y B respectivamente. El tamaño de la población es un parámetro relevante para la diversidad de individuos (valores de fitness) en la etapa inicial y durante la convergencia del algoritmo si los otros parámetros de control de presión selectiva están fijados. Para evaluar que tan sensible es este parámetro a los problemas de optimización del desempeño de edificios, además del tamaño de población de 10 veces el número de variables se analiza la convergencia para tamaños de la población de 5 y 2.5 veces el número de variables.

**Tabla 6.7:** Configuración del GA mono-objetivo para los casos analizados.

	Caso A	Caso B
Tamaño de la población	120	220
Número de generaciones	100	100
Individuos Elite	1	1
Selección	Torneos	
Cruce	Laplace crossover	
Probabilidad de cruce	80 %	80 %
Mutación	Power mutation	
Probabilidad de mutación	0.5 %	0.5 %

### 6.5.2. Resultados

En esta sección se muestran los principales resultados de optimización mono-objetivo para los casos de estudio propuestos.

Las Figs. 6.10 (a)-(f) muestran la convergencia de la función objetivo global  $f(\mathbf{x})$  para los Casos A y B propuestos según el tamaño de la población. En cada caso estudiado se resuelve el problema con un tamaño de la población de  $10\times$ ,  $5\times$  y  $2.5\times$  el número de variables del problema, es decir, 120, 60 y 30 individuos para el Caso A y 220, 110 y 55 individuos para el Caso B.

Para ambos casos se puede apreciar que la diversidad de valores de  $f(\mathbf{x})$  en la población (diferencia entre la media y el mejor) disminuye con la disminución del tamaño de la población, lo cual es de esperar. Esta menor diversidad provoca para ambos casos una convergencia prematura del algoritmo. Si bien los mínimos obtenidos mediante una población reducida ( $2.5\times$ ) son muy buenos en comparación al caso base ( $f(\mathbf{x}_0) = 1$ ), para ambos casos los mejores mínimos fueron obtenidos mediante la población más grande ( $10\times$ ), con una diferencia más notable entre estos para el Caso A.

Por lo tanto, a pesar de que no es posible asegurar que el mínimo encontrado sea el global si no se simulan todos los diseños posibles, es recomendable utilizar una población de  $\times 10$  el número de variables utilizando la configuración dada en la Tabla 6.7 para la resolución de problemas de optimización del desempeño de edificios de manera de reducir las posibilidades de quedar atrapado en un mínimo local.

En cuanto a la mejor configuración para el Caso A (Fig. 6.10 (a)) y el Caso B (Fig. 6.10 (b)), se observa que el Caso A converge en menos generaciones y más rápido, encontrando un mínimo de  $f(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.044$  en la generación 40, mientras que la convergencia del Caso B es más lenta, debido a su complejidad y tamaño de la población, encontrando un mínimo de  $f(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) = 0.033$  en la generación 67. También se puede apreciar, que debido a la utilización de elitismo, el mejor valor de la función objetivo para una dada generación siempre es igual o menor que el de la generación anterior.

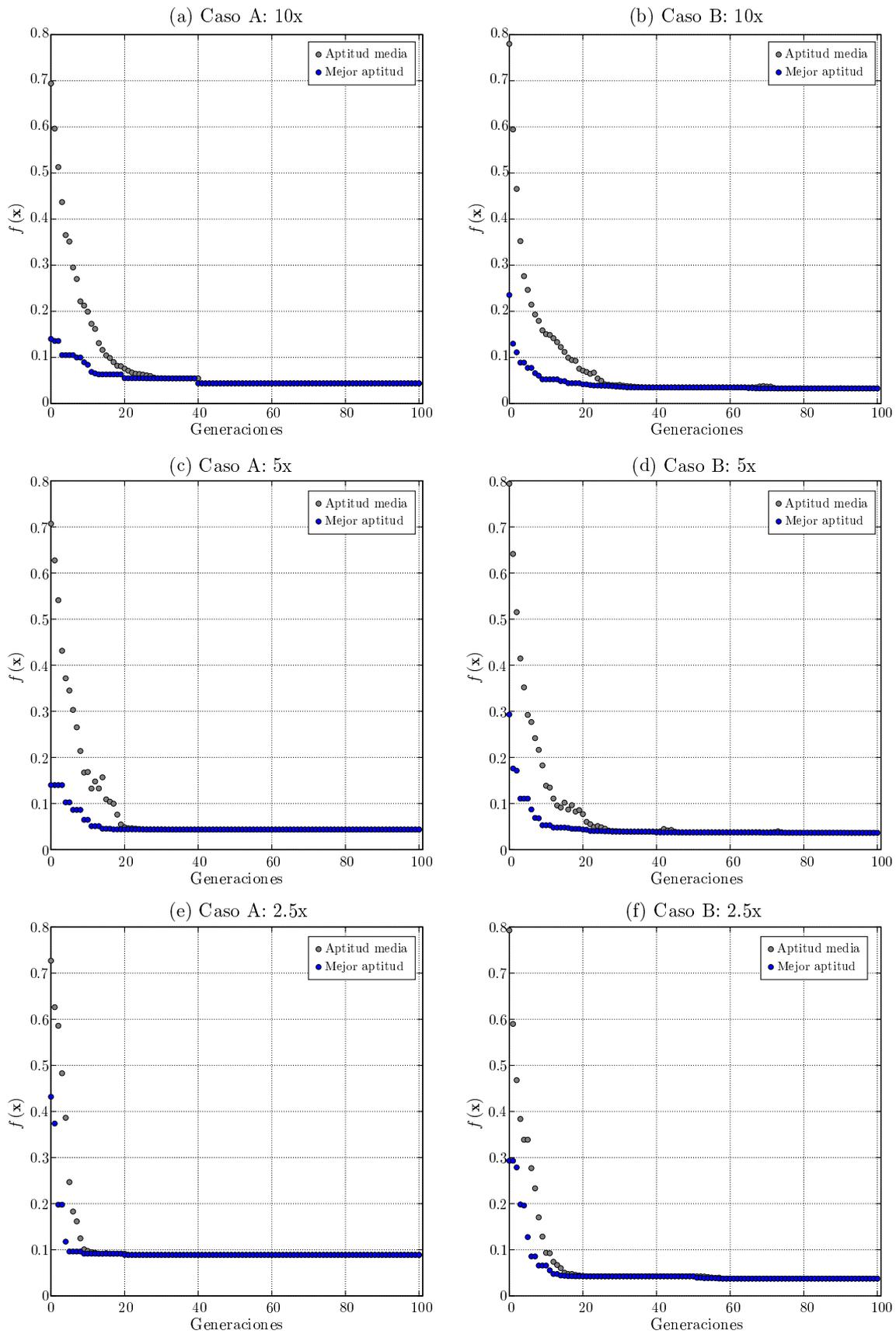
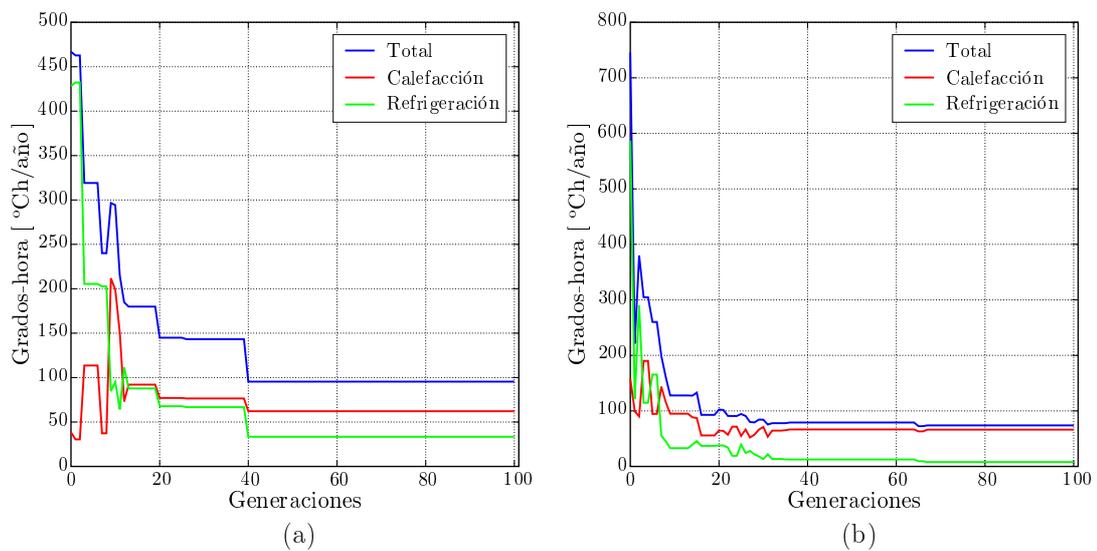


Figura 6.10: Convergencia de la función objetivo para los Casos A y B según el tamaño de la población.

Ahora, centrándonos en los resultados obtenidos con la mejor configuración, las Figs. 6.11 (a) y (b) muestran la evolución de los grados-hora para la sala de estar de la vivienda durante la optimización para el mejor diseño (individuo) de cada generación de los Casos A y B respectivamente. En general, para ambos casos, la disminución de los grados-hora totales está acompañada de una reducción de ambos grados-hora (calefacción y refrigeración), salvo para algunas generaciones donde el aumento de uno es compensado por la disminución de mayor magnitud del otro. Para ambos casos también se da que en las primeras generaciones los grados-hora de refrigeración son dominantes y que durante las generaciones se van equiparando hasta que finalmente para la configuración óptima encontrada los grados-hora de calefacción son mayores que los de refrigeración.

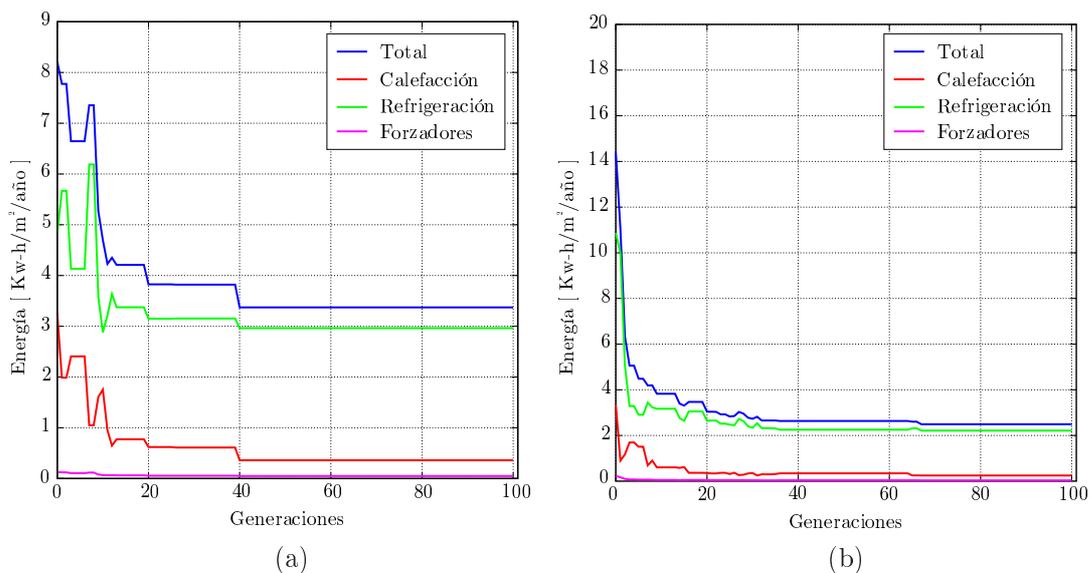


**Figura 6.11:** Convergencia de los grados-hora para la sala de estar: (a) Caso A; (b) Caso B.

Las Figs. 6.12 (a) y (b) muestran la evolución pero de la energía necesaria para acondicionar el aire de los dormitorios para los casos A y B respectivamente. Aquí, para ambos casos la energía para refrigeración es dominante durante toda la optimización logrando reducir más fácilmente aquella necesaria para calefacción.

### Diseños óptimos

La Tabla 6.8 muestra las configuraciones óptimas para ambos casos ( $\mathbf{x}_A^{\text{opt}}$  y  $\mathbf{x}_B^{\text{opt}}$ ). En ambos casos la orientación óptima es con la Superficie-1 orientada al Oeste, es decir la Superficie-4 orientada al Norte. El sombreado de las ventanas es el máximo para el Caso A, mientras que para el Caso B, es máximo para ventanas orientadas al Este y Oeste, pero mínimo en aquellas orientadas al Norte. El ancho de las ventanas óptimo en el Caso A es una solución de compromiso (nivel-3 de 4); para el Caso B, el ancho óptimo de las ventanas es el máximo (nivel-4) en la superficie orientada al Norte, mínimo (nivel-1) en la superficie orientada al Este e intermedio (nivel-2) en



**Figura 6.12:** Convergencia de intensidad de uso de la energía para el acondicionamiento de aire de los dormitorios: (a) Caso A; (b) Caso B.

las orientada al Oeste. La fracción óptima de ventanas para la ventilación natural coincidió con el límite mayor prescrito (50 % de las ventanas) para ambos casos. Para la absorción solar externa, se adopta una solución de compromiso (0.7) como óptima para el Caso A, mientras que el óptimo para el Caso B se encontró en 0.9 (límite superior) para la superficie orientada al Norte, 0.3 para la superficie orientada hacia el Sur y Este, y 0.7 para las superficies orientadas al Oeste. Es llamativa la asimetría en el Caso B entre el Este y Oeste para las variables de absorción y ancho de ventanas, en ambas se adopta un valor mayor en el Oeste, medida que favorece la absorción de energía solar del edificio. Sin embargo, esto se puede deber a que en el Oeste sólo se encuentra un dormitorio mientras que en el Este hay un dormitorio y la sala de estar (dos contribuyentes a la función objetivo), además que los dormitorios tienen un horario de ocupación nocturno.

Para la tasa de infiltración de las ventanas, el valor óptimo coincide con el límite inferior prescrito para ambos casos, mientras que la tasa de infiltración de las puertas es mínima en el Caso A y máxima en el Caso B.

Con respecto a la elección óptima del tipo de paredes externas, el tipo ParE-6 es el óptimo para ambos casos sobre todas las superficies; este paquete constructivo tiene una baja transmitancia térmica, pero alta capacidad y retardo térmico, como se observa en la Tabla 6.5.

Además de la misma configuración de las paredes externas, los diseños óptimos para ambos casos coinciden en el tipo de techo (Techo-5, el que tiene la transmitancia térmica más baja pero la mayor capacidad y retardo térmico en la Tabla 6.5), panel de ventanas (Pan-4, el de menor transmitancia), paredes internas (ParI-5, la de mayor transmitancia y capacidad térmica pero de menor retardo térmico en la Tabla 6.5), piso de planta alta (Piso-3, con la transmitancia más baja

y la mayor capacidad y retraso térmico en Tabla 6.5). Algunas recomendaciones generales para la construcción de este tipo de viviendas en la región centro sur del Litoral pueden derivarse de estos resultados comunes para los Casos A y B.

Los resultados para el Caso B son explícitamente más sensibles al clima local: las ganancias solares fueron favorecidas a través de la fachada orientada hacia el norte (ventanas grandes y poco sombreadas y alta absorción externa) mientras que se controlaban a través de las fachadas orientadas al Este y Oeste (ventanas no muy grandes y bien sombreadas y poca absorción solar externa).

**Tabla 6.8:** Resultados de configuración óptimas de las variables de diseño para los Casos A y B utilizando el enfoque mono-objetivo.

Variable de diseño	Sup.	Caso A	Caso B
Orientación del edificio	-	270°	270°
Sombreamiento de ventanas	1		100 %
	2	100 %	-
	3		100 %
	4		25 %
Absortancia solar de paredes externas	1	0.7	0.7
	2		0.3
	3		0.3
	4		0.9
Ancho de las ventanas	1	nivel-3	nivel-2
	2		-
	3		nivel-1
	4		nivel-4
Tasa de infiltraciones de ventanas	-	$10^{-5}$ kg/s/m	$10^{-5}$ kg/s/m
Tasa de infiltraciones de puertas	-	$10^{-5}$ kg/s/m	$2 \times 10^{-2}$ kg/s/m
Fracción de ventanas para ventilación natural	-	50 %	50 %
Paredes externas	1	ParE-6	ParE-6
	2		ParE-6
	3		ParE-6
	4		ParE-6
Techo	-	Techo-5	Techo-5
Panel de ventanas	-	Pan-4	Pan-4
Paredes internas	-	ParI-5	ParI-5
Piso de planta alta	-	Piso-3	Piso-3

Los resultados de optimización son resumidos en la Tabla 6.9, comparando el desempeño de los mismos contra el caso considerado base (Caso 0). Los grados-hora totales en la sala de estar decrecen desde  $G_T(\mathbf{x}_0) = 3454.68^\circ\text{Ch/año}$  para el Caso 0 a  $G_T(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.028G_T(\mathbf{x}_0)$  y  $G_T(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) = 0.021G_T(\mathbf{x}_0)$  para las soluciones óptimas  $\mathbf{x}_A^{\text{opt}}$  y  $\mathbf{x}_B^{\text{opt}}$  de los Casos A y B respectivamente. Además, la solución del Caso B es considerablemente mejor que la solución del Caso A en términos de  $G_T$ :  $G_T(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) = 0.775G_T(\mathbf{x}_A^{\text{opt}})$ . Esto es especialmente notable considerando la

reducción de las grados-hora de refrigeración:  $G_R(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) = 0.2335G_R(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.0041G_R(\mathbf{x}_0)$ .

El consumo de energía para el acondicionamiento del aire en los dormitorios se reduce de  $E_T(\mathbf{x}_0) = 56.63 \text{ kWh/m}^2/\text{año}$  a  $E_T(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.059E_T(\mathbf{x}_0)$  y  $E_T(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) = 0.044E_T(\mathbf{x}_0)$ . En este caso, la solución del Caso B no produce una mejora sensible de  $E_T$  en comparación con la solución del Caso A más simple.

El objetivo global disminuye de  $f(\mathbf{x}_0) = 1$  a  $f(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.044$  y  $f(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) = 0.033$ . Obsérvese que esta disminución en la función de suma global ponderada  $f$  fue acompañada por decrementos del mismo orden en ambos sub-objetivos  $G_T$  y  $E_T$ . Esto indica, en primer lugar, que ambos sub-objetivos no son contradictorios y, segundo, que los pesos asignados a los sub-objetivos fueron correctos, validando la elección del enfoque de suma ponderada. Un argumento final para la eficacia de este enfoque simple para la aplicación actual es la considerable reducción de  $G_T$  y  $E_T$  para los diseños óptimos en comparación con el Caso 0:  $G_T$  y  $E_T$  se reducen hasta 97 % y 95 %, respectivamente.

**Tabla 6.9:** Desempeño térmico y energético para el Caso 0 (base), A y B (óptimos).

Objetivo y sub-objetivos	Unidad	Desempeño térmico y energético		
		Caso 0	Caso A	Caso B
Objetivo global $f(\mathbf{x})$	-	1.000	0.044	0.033
Total grados-hora	°Ch/año	3454.68	95.483	73.979
Grados-hora calefacción	°Ch/año	1573.03	62.142	66.190
Grados-hora refrigeración	°Ch/año	1881.65	33.340	7.788
Total demanda de energía	kWh/m <sup>2</sup> /año	56.63	3.372	2.493
Energía calefacción	kWh/m <sup>2</sup> /año	47.19	0.360	0.246
Energía refrigeración	kWh/m <sup>2</sup> /año	8.67	2.963	2.211
Energía forzadores de aire	kWh/m <sup>2</sup> /año	0.77	0.049	0.036

## 6.6. Optimización del desempeño térmico y energético: enfoque multi-objetivo

En esta sección, para demostrar el funcionamiento de la metodología presentada y las herramientas desarrolladas, se propone optimizar el mismo caso de estudio desde un enfoque multi-objetivo.

Como se mencionó anteriormente, los grados-hora en la sala de estar y el consumo de energía para el acondicionamiento del aire en los dormitorios se eligieron como indicadores de desempeño del edificio. Por lo tanto, con el fin de mejorar el desempeño de la vivienda tanto para temporadas

frías como cálidas, se plantean los siguientes objetivos

$$f_C(\mathbf{x}) = w_D \frac{G_C(\mathbf{x})}{G_C(\mathbf{x}_0)} + w_E \frac{E_C(\mathbf{x})}{E_C(\mathbf{x}_0)}, \quad (6.10)$$

$$f_R(\mathbf{x}) = w_D \frac{G_R(\mathbf{x})}{G_R(\mathbf{x}_0)} + w_E \frac{E_R(\mathbf{x})}{E_R(\mathbf{x}_0)}, \quad (6.11)$$

donde  $w_D$  y  $w_E = 1 - w_D$  son los factores de ponderación, y  $\mathbf{x}_0$  es el conjunto de variables de diseño para el caso base (Caso 0), ver Tabla 6.6.

Nótese que  $f_C$  y  $f_R$  representan el desempeño global para la vivienda para períodos fríos y cálidos respectivamente. Para poder combinar los grados-hora y el consumo de energía, estos sub-objetivos se normalizan dividiendo por el mismo valor correspondiente al caso de referencia (Caso 0) como lo sugieren Konak et al. (2006) e Islam et al. (2015). Aquí de nuevo, considerando que los períodos de ocupación de la sala de estar (involucrados en  $G_C$  y  $G_R$ ) y los dormitorios (involucrados en  $E_C$  y  $E_R$ ) son similares en extensión, se establece  $w_D = w_E = 0.5$ .

Finalmente, el problema de optimización multi-objetivo actual puede expresarse como

$$\begin{aligned} \min \quad & [f_C(\mathbf{x}) \quad f_R(\mathbf{x})], \\ \text{sujeto a:} \quad & \\ & x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)} : \text{ enteros, } i = 1, \dots, n; \end{aligned} \quad (6.12)$$

### 6.6.1. Configuración del algoritmo

Para resolver el problema 6.12 se utiliza el algoritmo genético multi-objetivo NSGA-II implementado, resolviendo nuevamente ambos casos planteados (A y B). La configuración del algoritmo utilizada para la resolución de ambos casos es la presentada en la Tabla 6.10.

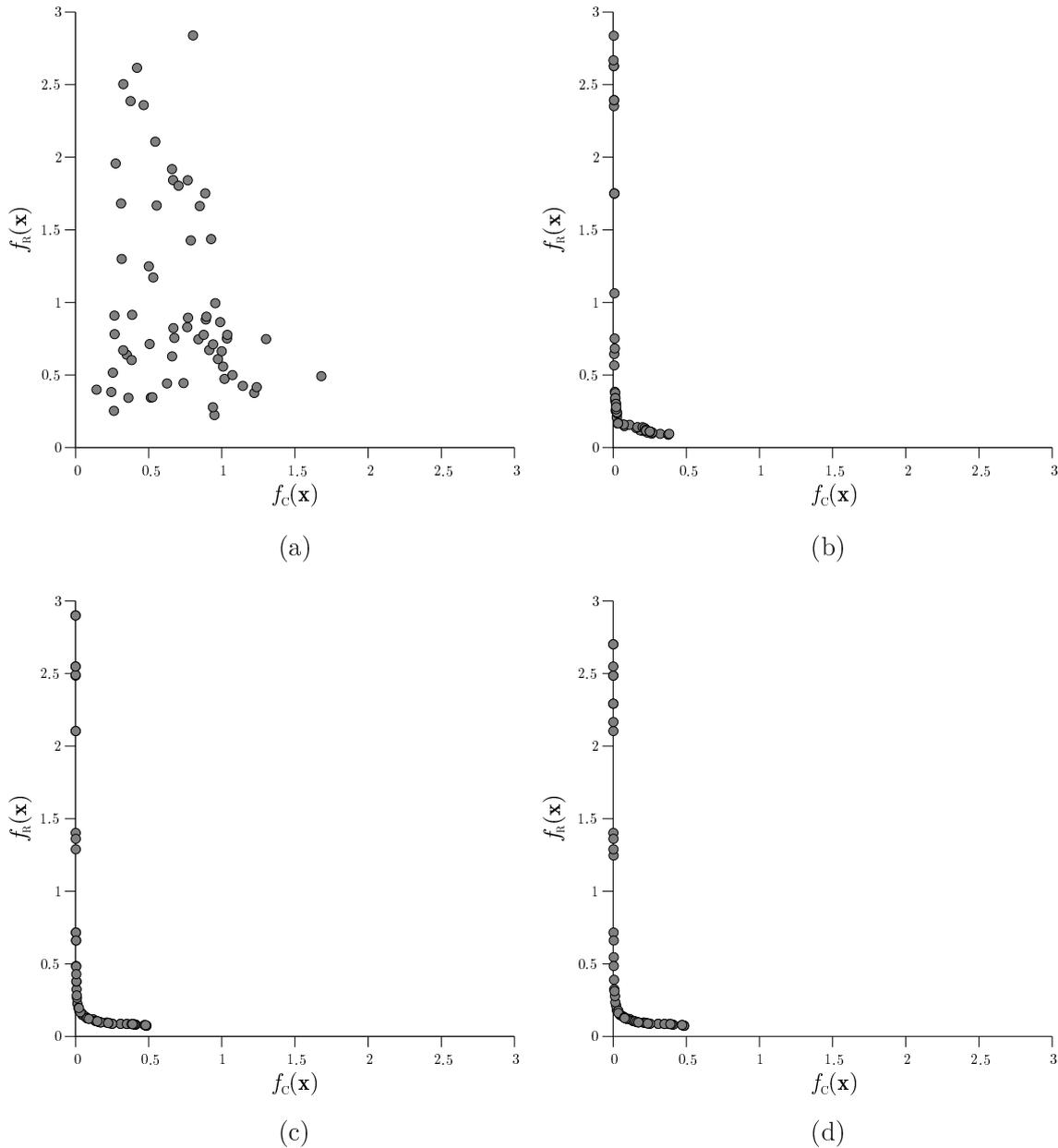
**Tabla 6.10:** Configuración del algoritmo NSGA-II para los casos propuestos.

	<b>Caso A</b>	<b>Caso B</b>
Tamaño de la población	64	64
Número de generaciones	150	150
Cruce	Laplace crossover	
Probabilidad de cruce	90 %	90 %
Mutación	Power mutation	
Probabilidad de mutación	0.5 %	0.5 %

### 6.6.2. Resultados

La Fig. 6.13 muestra de forma gráfica la convergencia del algoritmo en el espacio de funciones objetivo para el Caso A. Se puede observar como partiendo de una población inicial aleatoria (ver

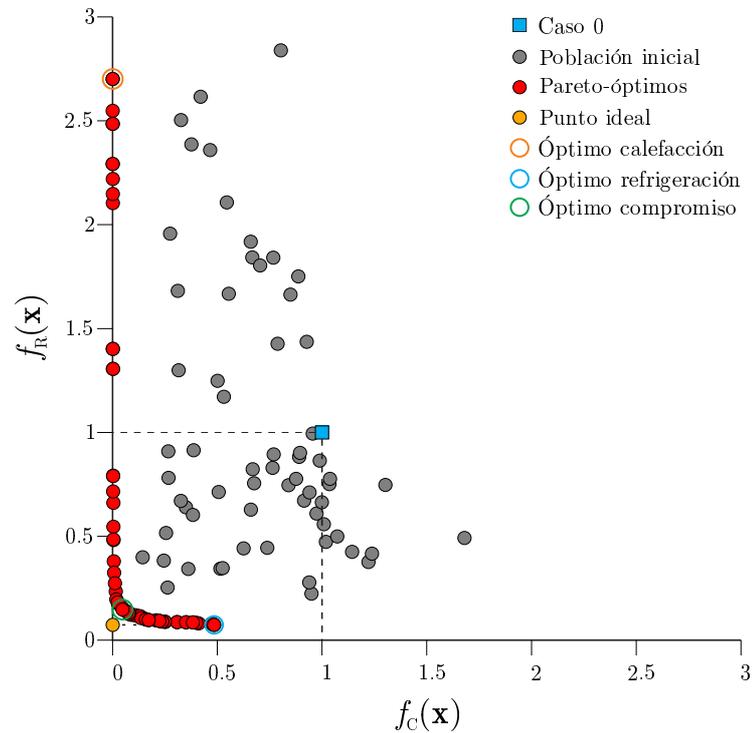
Fig. 6.13-(a) en solo 10 generaciones ya se empieza a detectar la forma del frente de Pareto (ver Fig. 6.13-(b)). Luego, generación a generación este conjunto de soluciones evolucionan hacia el frente de Pareto.



**Figura 6.13:** Convergencia a frontera de Pareto para el Caso A: (a) población inicial, (b) 10 generaciones, (c) 50 generaciones y (d) 100 generaciones.

Finalmente, la Fig. 6.14 muestra el equilibrio entre las soluciones óptimas para  $f_C$  y  $f_R$  (frente de Pareto) después de 150 generaciones, donde se evidencia de forma clara la naturaleza conflictiva de los objetivos planteados. Nótese que  $f_R \approx 2.7$  es muy grande para la solución de óptima de calefacción  $f_C \approx 0$ , mientras que  $f_C \approx 0.5$  no es tan malo para la solución óptima de refrigeración  $f_R \approx 0.1$ . Por lo tanto, es considerablemente más fácil mejorar el diseño para la calefacción que para la refrigeración, lo cual es esperado debido al clima de la región y la posibilidad de

aprovechamiento de la energía solar a través de los diseños. Un aspecto a resaltar es que la forma del frente de Pareto es convexa para la formulación de los objetivos propuesta.



**Figura 6.14:** Caso A: Pareto-óptimos entre los objetivos globales  $f_C$  y  $f_R$  (desempeño de calefacción y refrigeración, respectivamente).

La primera gran ventaja de este enfoque multi-objetivo es que no solo se tiene un diseño óptimo sino que se tiene un conjunto de diseños óptimos de compromiso entre ambos objetivos. De todas estas soluciones óptimas el diseñador puede adoptar la más conveniente a su criterio para la construcción. Sin embargo, en esta Tesis también se propone analizar un criterio automático de selección como se explicó en la Sección 4.4.2. Este criterio selecciona desde el conjunto de Pareto-óptimos una solución de compromiso mediante el criterio de mínima distancia al punto ideal (ver Fig. 6.14). El diseño óptimo para calefacción y refrigeración seleccionado mediante este criterio, digamos  $\mathbf{x}_A^{\text{opt}}$ , se muestra en la Tabla 6.11.

Tomando como referencia el Caso 0 definido por el conjunto de variables de diseño  $\mathbf{x}_0$  (ver Tabla 6.6), para el cual  $f_C(\mathbf{x}_0) = f_R(\mathbf{x}_0) = 1$ , es claro que el desempeño térmico y energético de la casa se ha mejorado considerablemente mediante la optimización:  $f_C(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.048$ ,  $f_R(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) = 0.147$ .

Ahora, si se desagregan los resultados, por un lado,  $E_C$  vs.  $E_R$  (Fig. 6.15-(a)) y, por otro lado,  $G_C$  vs.  $G_R$  (Fig. 6.15-(b)), se puede observar que estos también son contradictorios. En ambos casos, se remarcan también los óptimos característicos obtenidos para  $f_C$  vs.  $f_R$ .

Este análisis desagregado sirve para destacar las mejoras logradas en el desempeño térmico y

Tabla 6.11: Caso A: Variables de diseño para la solución óptima de calefacción y refrigeración.

Variable de diseño	Óptimo
Orientación del edificio	270° (Superficie-4 orientada al Norte)
Sombreamiento de ventanas	100 %
Absortancia solar de paredes externas	0.5
Tasa de infiltraciones de ventanas	10 <sup>-5</sup> kg/s/m
Tasa de infiltraciones de puertas	0.02 kg/s/m
Fracción de ventanas para ventilación natural	50 %
Ancho de la ventana	nivel-3
Paredes externas	ParE-6
Techo	Techo-5
Panel de ventanas	Pan-4
Paredes internas	ParI-5
Piso de planta alta	Piso-1

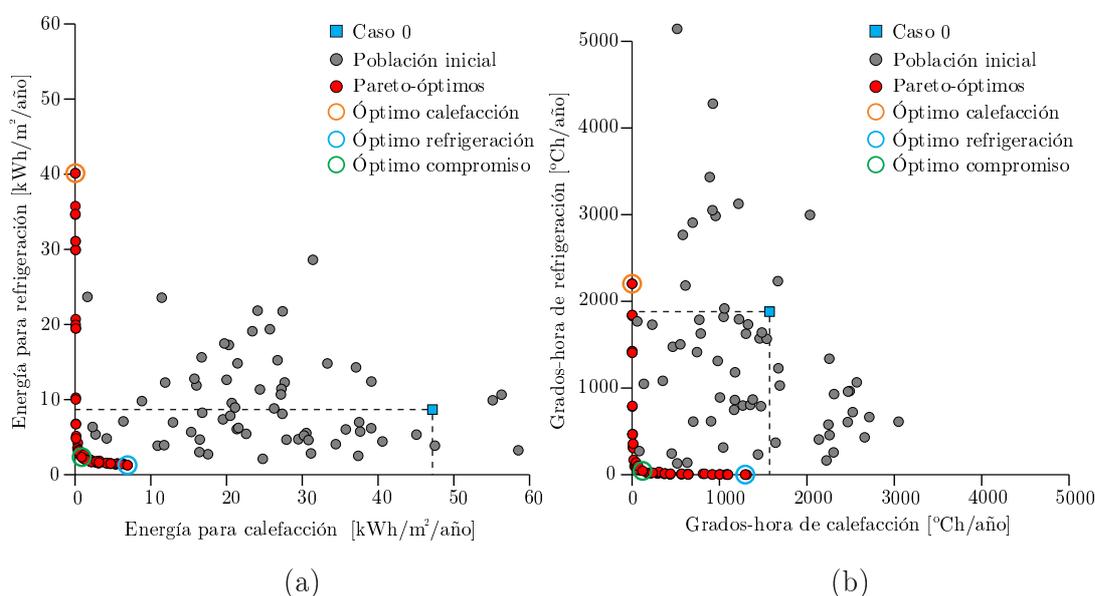


Figura 6.15: Caso A: (a) compromiso entre la energía consumida por los acondicionadores de aire para calefacción y refrigeración en los dormitorios, y (b) compromiso entre las grados-hora de calefacción y refrigeración en la sala de estar.

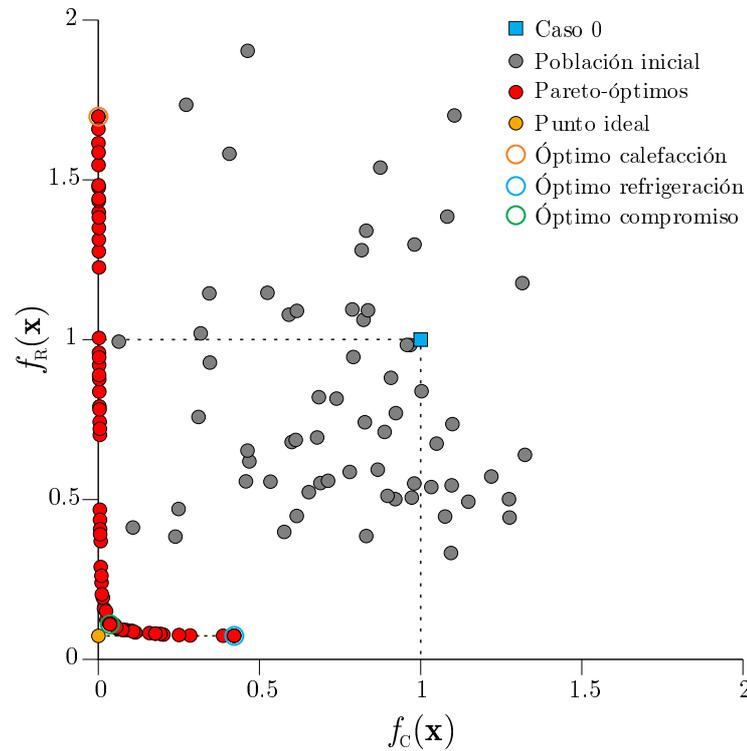
energético de la casa obtenidas mediante la optimización multi-objetivo:

$$\begin{aligned}
 G_C(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) &= 0.083G_C(\mathbf{x}_0), & G_R(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) &= 0.020G_R(\mathbf{x}_0), \\
 E_C(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) &= 0.020E_C(\mathbf{x}_0), & E_R(\mathbf{x}_A^{\text{opt}}) &= 0.202E_R(\mathbf{x}_0).
 \end{aligned}$$

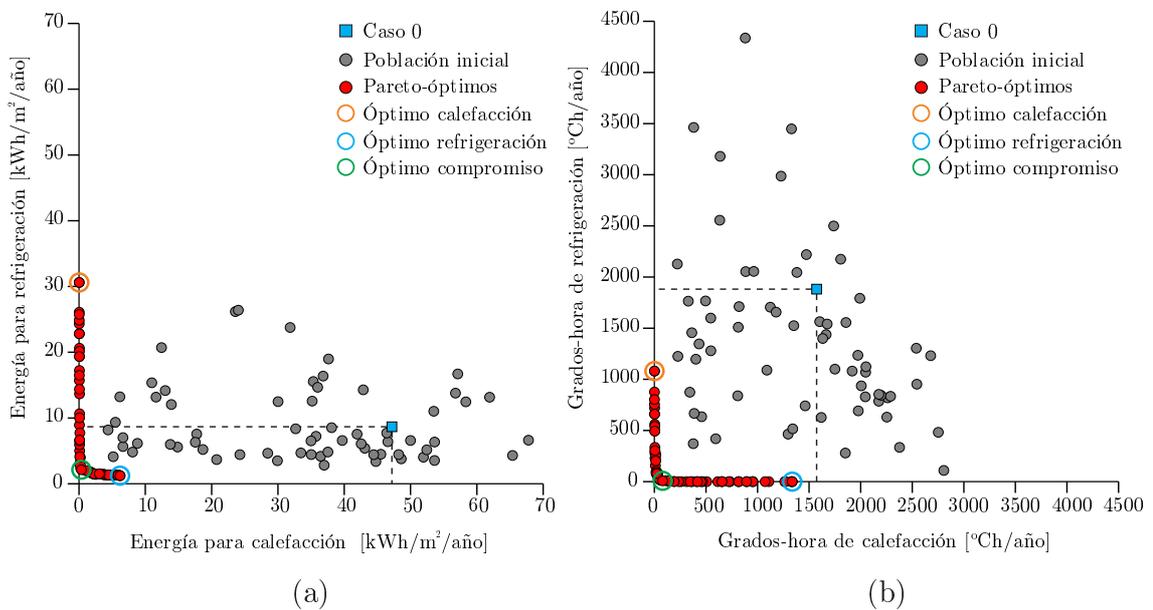
Además, estos resultados confirman que la minimización de  $f_C$  fue acompañada de cerca por la minimización de los sub-objetivos  $G_C$  y  $E_C$ , validando la decisión de definir  $f_C$  como la suma ponderada de  $G_C$  y  $E_C$ , así como la elección de los factores de ponderación. Lo mismo ocurre con  $f_R$  como la suma ponderada de  $G_R$  y  $E_R$ .

Ahora, si el Caso B es considerado, la Fig. 6.16 muestra los resultados de minimizar  $f_C$  y  $f_R$ ,

y las Figs. 6.17-(a) y (b) muestran resultados para  $E_C$  vs.  $E_R$  y  $G_C$  vs.  $G_R$  respectivamente. En todos los casos, la relación entre objetivos contradictorios es similar al observado en el Caso A.



**Figura 6.16:** Caso B: Pareto-óptimos entre los objetivos globales  $f_C$  y  $f_R$  (desempeño de calefacción y refrigeración, respectivamente).



**Figura 6.17:** Case B: (a) compromiso entre la energía consumida por los acondicionadores de aire para calefacción y refrigeración en los dormitorios, y (b) compromiso entre las grados-hora de calefacción y refrigeración en la sala de estar.

El diseño óptimo de calefacción y refrigeración  $\mathbf{x}_B^{\text{opt}}$  determinado por el criterio de toma de decisiones propuesto para el Caso B se muestra en la Tabla 6.12. El rendimiento térmico y energético

**Tabla 6.12:** Case B: Variables de diseño para la solución óptima de calefacción y refrigeración.

Variable de diseño	Superficie	Óptimo
Orientación del edificio		270° (Superficie-4 orientada al Norte)
Sombreamiento de ventanas	1	100 %
	3	100 %
Absortancia solar de paredes externas	4	25 %
	1	0.3
	2	0.3
	3	0.3
Tasa de infiltraciones de ventanas	4	0.7
	1	10 <sup>-5</sup> kg/s/m
	2	1.334 × 10 <sup>-2</sup> kg/s/m
	3	50 %
Tasa de infiltraciones de puertas		
Fracción de ventanas para ventilación natural		
Ancho de las ventanas	1	nivel-1
	3	nivel-1
	4	nivel-4
Paredes externas	1	ParE-6
	2	ParE-6
	3	ParE-6
	4	ParE-6
Techo		Techo-5
Panel de ventanas		Pan-4
Paredes internas		ParI-5
Piso de planta alta		Piso-3

de la alternativa diseñada de la casa Roble2D no sólo mejora el diseño original (Caso 0), sino que también es mejor que el óptimo del Caso A , como se muestra a continuación:

$$\begin{aligned}
 f_C(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) &= 0.036f_C(\mathbf{x}_0), & f_R(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) &= 0.109f_R(\mathbf{x}_0), \\
 G_C(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) &= 0.063G_C(\mathbf{x}_0), & G_R(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) &= 0.001G_R(\mathbf{x}_0), \\
 E_C(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) &= 0.010E_C(\mathbf{x}_0), & E_R(\mathbf{x}_B^{\text{opt}}) &= 0.218E_R(\mathbf{x}_0).
 \end{aligned}$$

La mejoría más importante asociada a  $\mathbf{x}_B^{\text{opt}}$  se refiere a los grados-hora de refrigeración en la sala de estar: sólo 2.58°Ch/año.

La Tabla 6.13 da una idea cuantitativa de todas las mejoras en el rendimiento térmico y energético de la vivienda Roble2D logradas mediante la optimización multi-objetivo.

### Diseños óptimos

Evaluemos las características de los diseños óptimos A y B para el desempeño de calefacción y refrigeración de la vivienda, dados por Tablas 6.11 y 6.12 respectivamente.

La orientación óptima fue de 270° para ambos casos, correspondiente a la Superficie-4 orientada hacia el Norte.

**Tabla 6.13:** Desempeño térmico y energético para el Caso 0 (base), A y B (óptimos).

Objetivo	Caso 0	Caso A	Caso B
$f_C$	1.000	0.048	0.036
$f_R$	1.000	0.147	0.109
Grados-hora calefacción [ $^{\circ}\text{Ch/año}$ ]	1573.025	120.465	98.780
Grados-hora refrigeración [ $^{\circ}\text{Ch/año}$ ]	1881.650	44.507	2.589
Energía calefacción [ $\text{kWh/m}^2/\text{año}$ ]	47.190	0.880	0.456
Energía refrigeración [ $\text{kWh/m}^2/\text{año}$ ]	8.670	2.340	1.889

El ancho óptimo de las ventanas es el nivel-3 para el Caso A (es decir, para todas las ventanas). Téngase en cuenta que el nivel-3 representa para diferentes magnitudes de ancho dependiendo de la superficie que contiene la ventana, como se explica en la Sección 6.4, pero siempre denota el segundo más grande entre los cuatro niveles predefinidos de ancho de ventana. Para el Caso B, el ancho óptimo de la ventana era el nivel-1 (el más estrecho) para las superficies 1 y 3 orientadas al Oeste y al Este, respectivamente, y el nivel-4 (el más ancho) para la superficie orientada hacia el Norte.

El sombreado óptimo para el Caso A es de 100 % para todas las ventanas. Para el Caso B, las ventanas orientadas al Oeste y Este son totalmente sombreadas (100 %), mientras que las orientadas al Norte tienen el mínimo sombreado posible (25 %).

La fracción óptima de área de ventana para ventilación natural es de 50 % en ambos casos, que fue el nivel máximo prescrito.

La absorción solar óptima de las paredes externas es de 0.5 para el Caso A para todas las superficies, mientras que es de 0.7 para la superficie orientada al Norte, y de 0.3 (mínimo valor posible) para las superficies orientadas al Sur, al Este y Oeste.

La pared externa óptima fue la ParE-6 en ambos casos. En comparación con las otras opciones admitidas, la ParE-6 tiene baja transmitancia térmica, alta capacidad y retardo térmico, como se muestra en la Tabla 6.5.

El piso de la planta alta es el Piso-1, con mayor transmitancia térmica, alta capacidad térmica y menor retardo térmico en el Caso A. En el Caso B, se eligió el Piso-3, la opción con la transmitancia más baja y la más alta capacidad y retardo térmico Tabla 6.5.

La tasa óptima de infiltración de las puertas es de 0.02 kg/s/m para el Caso A y de  $1.3 \times 10^{-2}$  kg/s/m para el Caso B.

Los Casos A y B también coincidieron en los valores óptimos de la tasa de infiltración de ventanas ( $10^{-5}$  kg/s/m, el límite inferior), el tipo de techo (Techo-5, el que tiene la transmitancia más baja y la capacidad y el retraso térmico más alto en la Tabla 6.5), el tipo de paredes internas (ParI-5, que con la más alta transmitancia y capacidad térmica, y el menor retardo, y en el tipo de Panel de las ventanas (Pan-4, el que tiene la transmitancia más baja).

Aquí nuevamente como en el enfoque mono-objetivo los resultados del Caso B son explícitamente más sensibles al clima local que el Caso A: las ganancias solares son favorecidas a través de la fachada orientada hacia el Norte (ventanas grandes y poco sombreadas y alta absorción externa) mientras que se restringen a través de las fachadas orientadas al este y oeste (ventanas mínimas y bien sombreadas y poca absorción solar externa). A diferencia del enfoque mono-objetivo, la solución multi-objetivo para el Caso B presenta simetría respecto de la orientación del edificio.

## 6.7. Mono-objetivo vs. Multi-objetivo

En esta sección se busca comparar los resultados obtenidos por los dos enfoques propuestos.

La Tabla 6.14 muestra una comparación de los diseños óptimos obtenidos para el Caso A según ambos enfoques. Como se puede observar, las mayores diferencias se dan para la absorción solar, tasa de infiltraciones de puertas, ancho de las ventanas y el piso de planta alta. No obstante, las diferencias entre ambos diseños no son notables.

**Tabla 6.14:** Caso A: Variables de diseño para las soluciones óptimas de los enfoques mono- y multi-objetivo.

Variable de diseño	Óptimo	
	Mono-objetivo	Multi-objetivo
Orientación del edificio	270°	270°
Sombreamiento de ventanas	100 %	100 %
Absorción solar de paredes externas	0.7	0.5
Tasa de infiltraciones de ventanas	10 <sup>-5</sup> kg/s/m	10 <sup>-5</sup> kg/s/m
Tasa de infiltraciones de puertas	1.334×10 <sup>-2</sup> kg/s/m	0.02 kg/s/m
Fracción de ventanas para ventilación natural	50 %	50 %
Ancho de la ventana	nivel-2	nivel-3
Paredes externas	ParE-6	ParE-6
Techo	Techo-5	Techo-5
Panel de ventanas	Pan-4	Pan-4
Paredes internas	ParI-5	ParI-5
Piso de planta alta	Piso-3	Piso-1

En cuanto al desempeño térmico y energético de la vivienda, la Tabla 6.15 muestra los valores de los objetivos para ambos enfoques. Si se evalúa la función de suma ponderada de la Ec. (6.8), la solución obtenida mediante enfoque multi-objetivo es un poco mayor. Por otro lado si se evalúan los objetivos  $f_C(\mathbf{x}_A^{\text{opt}})$  y  $f_R(\mathbf{x}_A^{\text{opt}})$  propuestos en el enfoque multi-objetivo, se tiene que  $f_C(\mathbf{x}_A^{\text{opt}})$  obtenida con el enfoque mono-objetivo es menor que el obtenido mediante el enfoque multi-objetivo, y viceversa para  $f_R(\mathbf{x}_A^{\text{opt}})$ .

Las mismas conclusiones se desprenden de las Tablas 6.16 y 6.17 para el Caso B. Las principales diferencias se observan en la absorción solar y el ancho de las ventanas, donde la solución obtenida mediante el enfoque multi-objetivo es simétrica con respecto al eje Norte-Sur.

**Tabla 6.15:** Desempeño térmico y energético total (T), calefacción (C) y refrigeración (R) para Caso A según los enfoques mono- y multi-objetivo.

	Objetivos			Grados-hora [ $^{\circ}\text{Ch/año}$ ]			Energía [ $\text{kWh/m}^2/\text{año}$ ]		
	$f(x_A^{\text{opt}})$	$f_{\text{heat}}(x_A^{\text{opt}})$	$f_{\text{cool}}(x_A^{\text{opt}})$	T	C	R	T	C	R
Caso A (mono)	0.0436	0.024	0.180	95.483	62.142	33.340	3.323	0.360	2.963
Caso A (multi)	0.0527	0.048	0.147	164.972	120.465	44.507	3.220	0.880	2.340

**Tabla 6.16:** Case B: Variables de diseño para las soluciones óptimas de los enfoques mono- y multi-objetivo.

Variable de diseño	Sup.	Mono-objetivo	Multi-objetivo
Orientación del edificio		270 $^{\circ}$	270 $^{\circ}$
Sombreamiento de ventanas	1	100 %	100 %
	3	100 %	100 %
	4	25 %	25 %
	1	0.7	0.3
Absortancia solar de paredes externas	2	0.3	0.3
	3	0.3	0.3
	4	0.9	0.7
Tasa de infiltraciones de ventanas		$10^{-5}$ kg/s/m	$10^{-5}$ kg/s/m
Tasa de infiltraciones de puertas		$2 \times 10^{-2}$ kg/s/m	$1.3 \times 10^{-2}$ kg/s/m
Fracción de ventanas para ventilación natural		50 %	50 %
Ancho de las ventanas	1	nivel-2	nivel-1
	3	nivel-1	nivel-1
	4	nivel-4	nivel-4
Paredes externas	1	ParE-6	ParE-6
	2	ParE-6	ParE-6
	3	ParE-6	ParE-6
	4	ParE-6	ParE-6
Techo		Techo-5	Techo-5
Panel de ventanas		Pan-4	Pan-4
Paredes internas		ParI-5	ParI-5
Piso de planta alta		Piso-3	Piso-3

**Tabla 6.17:** Desempeño térmico y energético total (T), calefacción (C) y refrigeración (R) para el Caso B según los enfoques mono- y multi-objetivo.

	Objetivos			Grados-hora [ $^{\circ}\text{Ch/año}$ ]			Energía [ $\text{kWh/m}^2/\text{año}$ ]		
	$f(x_B^{\text{opt}})$	$f_{\text{heat}}(x_B^{\text{opt}})$	$f_{\text{cool}}(x_B^{\text{opt}})$	T	C	R	T	C	R
Caso B (mono)	0.0327	0.0236	0.1296	73.9786	66.1901	7.7885	2.4576	0.2462	2.2114
Caso B (multi)	0.0357	0.0362	0.1096	101.3688	98.7803	2.5885	2.3455	0.4563	1.8892

Para entender el porqué de los diseños encontrados, se analizan las soluciones obtenidas en el espacio de funciones  $f_C(x)$  y  $f_R(x)$  propuesto en el enfoque multi-objetivo. Las Figs. 6.18-(a) y (b) muestran las soluciones Pareto-óptimas encontradas mediante el enfoque multi-objetivo, y los diseños determinados mediante el criterio de mínima distancia y mediante el enfoque mono-objetivo.

De estos resultados se pueden derivar varias conclusiones. Primero, se observa el porqué de los resultados elegidos en el enfoque multi-objetivo a pesar de que los diseños obtenidos mediante el enfoque mono-objetivo presentan un mejor desempeño en la mayoría de los sub-objetivos.

Esto básicamente se debe a que según el criterio de mínima distancia esas soluciones no son las mejores. Segundo, el diseño óptimo del enfoque mono-objetivo está sobre el frente de Pareto, esto indica por un lado que ambos enfoques tuvieron una buena convergencia, y por otro lado, valida la adopción de los pesos en el enfoque mono-objetivo. Finalmente, estos resultados refuerzan el uso del algoritmo multi-objetivo implementado, ya que mediante una sola optimización se tiene un gran número de soluciones, todas ellas óptimas, sobre el frente de Pareto. Luego, según el criterio deseado se puede elegir cual diseño óptimo adoptar.

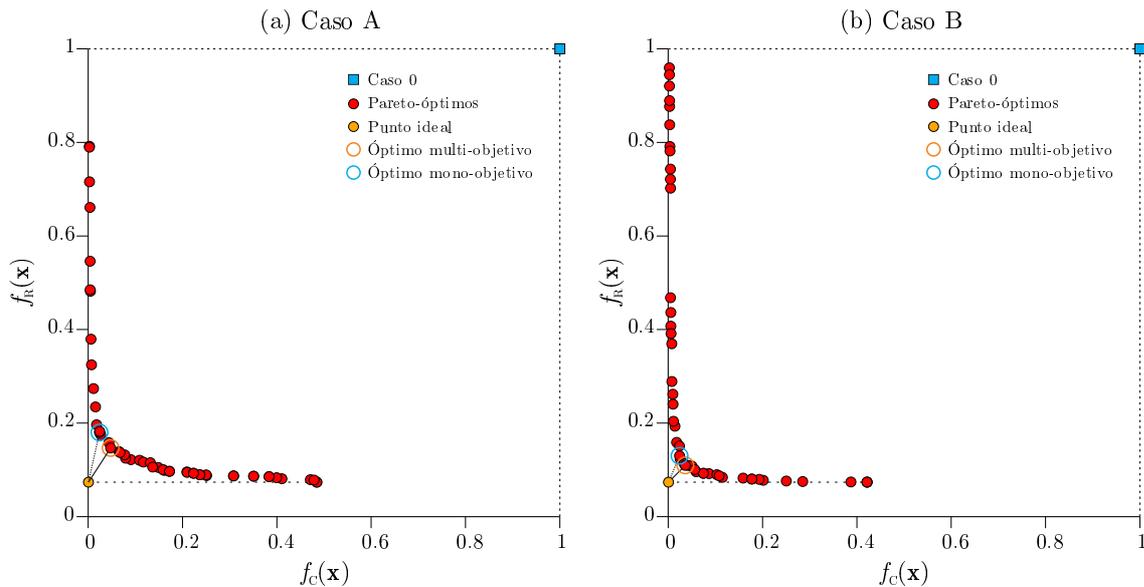


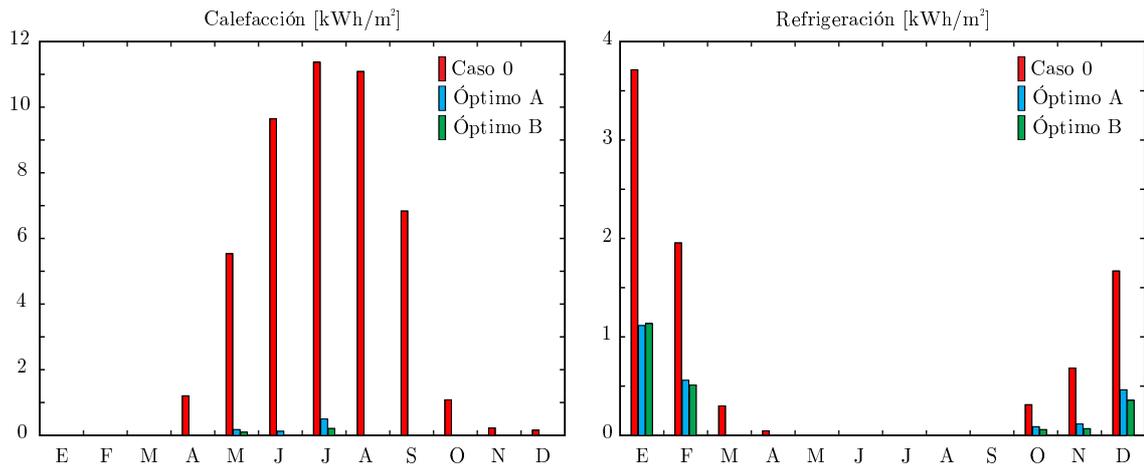
Figura 6.18: Comparación de soluciones óptimas en el espacio de funciones objetivo.

## 6.8. Discusión acerca de soluciones óptimas obtenidas

Ahora, se analiza en detalle el desempeño de los diseños óptimos de la casa obtenidos, ya sea para el Caso A o B, en comparación con su desempeño inicial (correspondiente al Caso 0, ver Tabla 6.6).

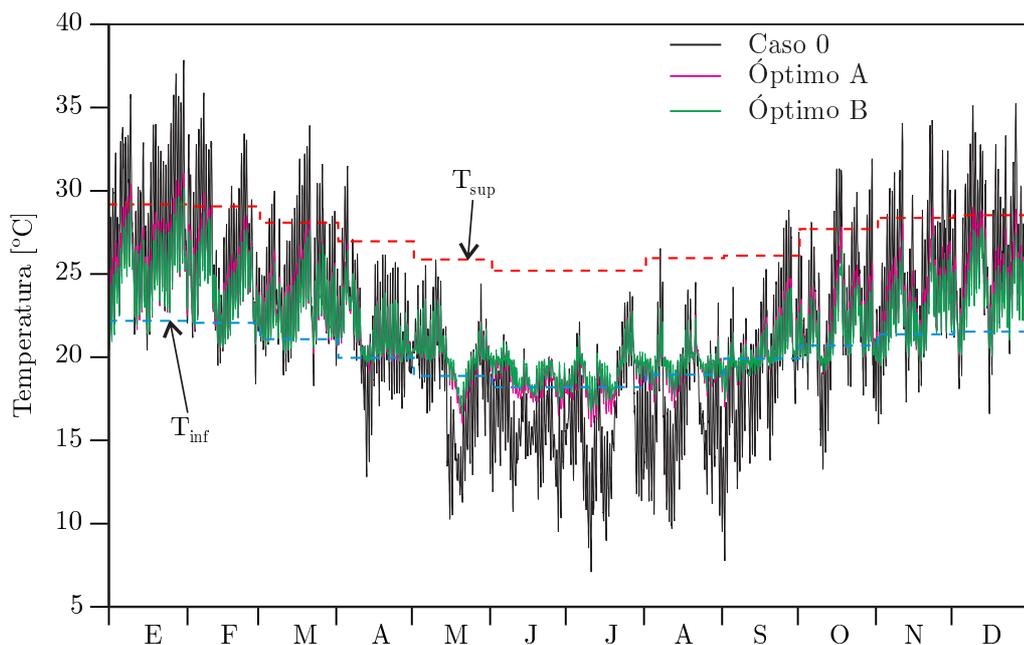
Teniendo en cuenta la demanda de energía para el acondicionamiento de aire en los dormitorios, Fig. 6.19, el diseño original es altamente ineficiente, especialmente en la calefacción necesaria. Utilizando los diseños óptimos, ya sea A o B, existe una demanda de energía para calefacción sólo de mayo a julio (invierno austral), y es menos del 2 % de la energía necesaria para el Caso 0 para todo el año. Para refrigeración, la demanda de energía aparece durante la primavera y el verano (de octubre a marzo) para los diseños óptimos, mientras que también es necesaria durante la primera mitad del otoño para el Caso 0. Anualmente, la demanda de refrigeración óptima es sólo una cuarta parte de la del diseño original.

En cuanto a la sala de estar, la temperatura operativa  $T_{op}$  durante todo el año para la referencia



**Figura 6.19:** Demanda de energía mensual para el acondicionamiento del aire de los dormitorios en los casos analizados.

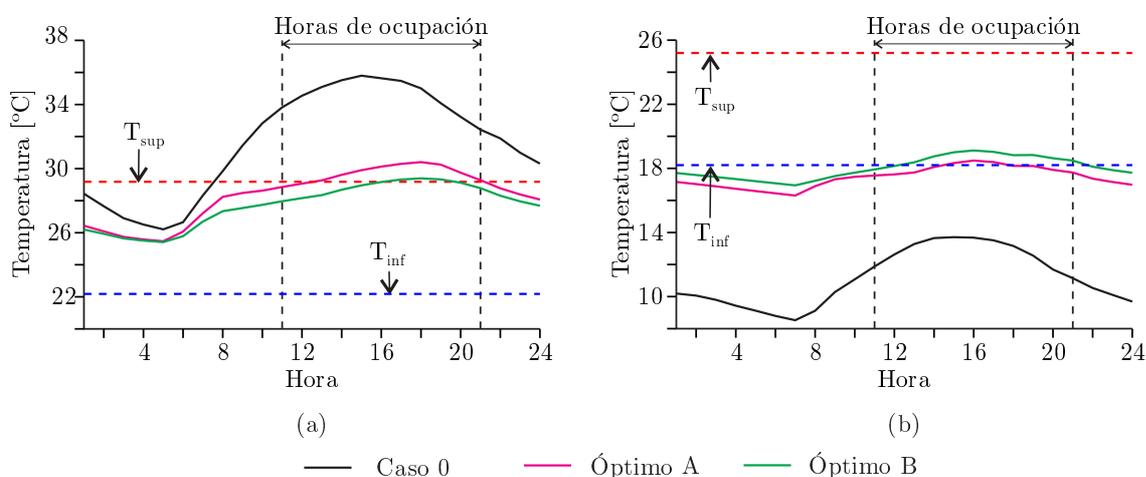
así como para los diseños óptimos se muestra en la Fig. 6.20. Evidentemente, la  $T_{op}$  para el Caso 0 presenta muchos valores fuera del rango de 80 % de aceptabilidad de confort térmico tanto para periodos fríos como cálidos (recordemos que los grados-hora totales para la sala del diseño original son de  $3454.68^{\circ}\text{Ch/año}$  de los cuales  $1573.03^{\circ}\text{Ch/año}$  son de calefacción y  $1881.65^{\circ}\text{Ch/año}$  de refrigeración). Este aspecto fue claramente mejorado para los diseños óptimos encontrados como se puede observar en la Fig. 6.20. Las diferencias entre los casos óptimos A y B se observan principalmente en los períodos extremos (mediados de verano y mediados de invierno), siendo el Caso B el mejor entre ambos. En cualquier caso, tengamos en cuenta que hay períodos en los que  $T_{op}$  está fuera del rango de confort, pero la sala no está ocupada, por lo que no afectan el cálculo de  $G_C$  y  $G_R$ .



**Figura 6.20:** Temperatura operativa horaria en la sala de estar para el diseño original y los óptimos.

Es interesante también comparar el desempeño térmico de los diseños para aquellos días extremos, tanto de calor como de frío. La Fig. 6.21 muestra la temperatura operativa a lo largo de estos días: (a) 9 de enero (pleno de verano), y (b) 10 de julio (pleno de invierno).

Para ambos días extremos, el Caso 0 está siempre fuera del rango de confort durante las horas de ocupación de la sala de estar. Durante los días extremadamente calurosos, la sala de estar está el 90 % de la horas de ocupación fuera del rango de confort para el Caso A, mientras este porcentaje es reducido a 30 % para el Caso B (con un exceso menor a  $0.2^{\circ}\text{C}$ ). Durante los días extremadamente fríos, la sala de estar está 70 % de las horas de ocupación fuera del rango de confort, mientras que este porcentaje disminuye a 10 % para el Caso B (con un defecto menor  $0.1^{\circ}\text{C}$ ).



**Figura 6.21:** Temperatura operativa horaria en la sala de estar para el diseño original y los óptimos durante días extremos: (a) 9 de Enero (mediados de verano); (b) 10 de julio (mediados de invierno).

Por lo tanto, es posible concluir que la solución obtenida mediante optimización para el Caso B, solución más explícitamente acorde con las condiciones bio-climáticas locales, no solo presenta un buen desempeño de forma integral a lo largo de todo un año típico sino que su comportamiento es superior que la del Caso A en aquellos días extremos.

## 6.9. Costo computacional

En cuanto al costo computacional para el enfoque mono-objetivo, como fue explicado anteriormente, la solución de los Casos A y B tomaría un número máximo de simulaciones de 11901 y 21901 respectivamente, lo cual es despreciable comparado con el tamaño del espacio de búsqueda ( $10^8$  para el Caso A y  $10^{16}$  para el Caso B). Sin embargo, no todos los individuos de la generación de hijos deben ser simulados, sino sólo aquellos que sufrieron un cambio por medio de las operaciones de cruce y mutación. Por otro lado, a medida que la población converge al óptimo muchos miembros de la población comienzan a repetirse y no es necesario volver a simularlos.

Debido a que en la herramienta se implementó un sistema de listas globales que evitan volver a simular un caso que ya fue simulado, el número de simulaciones reales necesarias para obtener los resultados expuestos fue de 1695 para el Caso A y 4834 para el Caso B, lo cual es un número realmente muy bajo de simulaciones que hace muy factible correr este tipo de problemas en una computadora personal. Por ejemplo, para el caso más complejo (Caso B), cada simulación toma de 3 a 3.5 minutos dependiendo de la configuración de diseño. El total de las simulaciones reales de forma serial toma aproximadamente 12 días mientras que si se corren en 4 núcleos en paralelo solo tomó 3 días. Un escalado prácticamente lineal debido a que no existe comunicación entre las simulaciones.

En el caso de la optimización multi-objetivo el número de individuos a simular no se puede reducir debido a que las soluciones se distribuyen sobre todo el frente de Pareto, y aún con un frente de Pareto determinado las solución se mueven sobre este y no se repiten demasiado. Por lo tanto, la cantidad de individuos a simular es prácticamente el mismo que el tamaño de la población  $\times$  número de generaciones, es decir  $64 \times 150 = 9600$  simulaciones para ambos casos propuestos. En este caso la implementación realizada para correr los problemas en clusters es crucial para alcanzar tiempos de calculo razonables. En cualquiera de los casos planteados, el tiempo de optimización es de aproximadamente 23 días si se corre de forma serial. Sin embargo, resolver estos problemas en el cluster donde se puede simular todos los individuos de la población en paralelo (64 en ambos casos) tomó aproximadamente solo 6.6 horas.



## Capítulo 7

# Conclusiones

### 7.1. Contribuciones a la simulación del desempeño de edificios

La primera contribución de este trabajo es el procesamiento de las bases de datos meteorológicas proporcionadas por el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) en 15 localidades de la región Litoral para el período 1994-2014. En general, estas bases de datos tenían lagunas sin mediciones. Aquí, se ha logrado que la mayoría de estas bases de datos incompletas queden utilizables para el análisis posterior mediante el uso de métodos bien aceptados de llenado de datos.

Después de procesar, se ha construido una gran cantidad de bases de datos meteorológicas horarias completas para cada mes en 15 localidades de Litoral. Pero estas bases de datos carecían de mediciones de radiación solar, datos que están disponibles sólo para dos lugares en el Litoral y durante unos pocos años. Se ha remediado la escasez de datos de radiación solar utilizando el modelo de radiación Zhang-Huang (Zhang et al., 2002). Además, se calibró este modelo ajustándolo a las mediciones disponibles para que sea más preciso para el Litoral, la segunda contribución de este trabajo.

De esta manera, se obtuvieron todos los datos meteorológicos necesarios para la definición del año meteorológico típico (TMY) en 15 localizaciones en todo Litoral. Se ha generado estos TMYs, siguiendo el método Sandia original (Hall et al., 1978), como una concatenación de los meses meteorológicos típicos (TMM). A lo largo del trabajo, se probaron diferentes variantes del método Sandia, lo que finalmente llevó a definir el TMY de la misma manera que Thevenard y Brunger (2002a) definieron el International Weather for Energy Calculations (IWEC).

Como una contribución de este trabajo a la simulación del comportamiento de edificios (BPS), se convirtieron estos TMYs en el formato de la entrada requerido por el programa EnergyPlus. Utilizando EnergyPlus, se resolvió el BESTEST-Case 910 de ANSI/ASHRAE Standard 140-2011 en Paraná, situado en el interior de Litoral. Para fines de comparación, el clima a largo plazo

en Paraná se caracterizó siguiendo dos enfoques: 1) utilizando el TMY actual, y 2) utilizando el tiempo real de la base de datos a largo plazo. Ambos enfoques concordaron en la estimación de la carga de refrigeración en Paraná durante todo el año. Sin embargo, con respecto a las cargas de calefacción, las calculadas utilizando el TMY exhibieron valores cualitativamente inesperados durante dos meses. Pero, considerando que la carga de calefacción es considerablemente menor que la carga de refrigeración, se consideró que todos los TMMs actuales para Paraná son válidos.

Además, se resolvió este BESTEST para Asunción y Buenos Aires, que son localidades más cercanas a Paraná que, al momento de comenzar esta Tesis, tenían archivos meteorológicos típicos (IWEC). Las cargas de refrigeración y calefacción resultantes en estos lugares fueron sensiblemente diferentes de las de Paraná, destacando la importancia de usar un TMY local.

Los 15 archivos climáticos típicos en formato EPW y sus respectivas condiciones de diseño fueron chequeados por Drury Crawley y Linda Lawrie (dos de los investigadores más prominentes a nivel internacional del área en cuestión) y se encuentran disponibles para libre acceso en *Climate.OneBuilding.Org* (Crawley y Lawrie, 2017) (base de datos administrada por Drury Crawley y Linda Lawrie) y en la base de datos oficial de EnergyPlus (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2017) (administrada por el NREL).

## 7.2. Contribuciones a la optimización del desempeño de edificios

En cuanto a la optimización del desempeño de edificios, se presentó una investigación detallada e integral de optimización del desempeño térmico y energético de una vivienda unifamiliar típica localizada en la región Litoral Argentina.

Primero, se desarrolló un modelo termo-energético detallado de la vivienda *Roble2D* del programa PROCREAR adoptada como caso de estudio sobre el código *EnergyPlus*<sup>TM</sup> versión 8.4.0, donde se definieron los indicadores adoptados para cuantificar el desempeño térmico y energético de la vivienda. Luego, utilizando el método de Morris, se detectaron cuales son las variables de diseño más influyentes para el caso analizado y clima local, y según el orden de relevancia detectado mediante este análisis se determinaron las variables de diseño a incluir en la tarea de optimización. Finalmente, aplicando las herramientas desarrolladas se optimizó el diseño de los mismos casos de estudio utilizando ambos enfoques (enfoque mono- y multi-objetivo), discutiendo detalladamente la robustez de las herramientas desarrolladas y los resultados óptimos obtenidos.

En cuanto a los resultados del análisis de sensibilidad, se observó que algunas variables (incluyendo la transmitancia de la paredes externas, la tasa de infiltración en las ventanas y la orientación del edificio) tienen un impacto considerable en el desempeño global de la casa, en comparación con el efecto de otras variables que pudieron ser descartadas. Además, se pudo observar la co-

rrelación compleja (no lineal) que tienen algunas de las variables de diseño con otras o con los objetivos. El caso de la orientación del edificio fue el más destacado, lo cual es de esperar ya que la correcta elección de una variable de diseño siempre es dependiente de la orientación del edificio.

En base a los resultados del análisis de sensibilidad, se definieron 2 casos de estudio (Caso A y Caso B) con múltiples objetivos para optimizar su desempeño, en los cuales sólo se incluyeron las variables más relevantes.

En una primera instancia se optimizaron ambos casos utilizando un enfoque mono-objetivo para la resolución del problema de optimización. El desempeño de la vivienda para este enfoque fue caracterizado mediante una suma ponderada del total de los grados-hora medidos en la sala de estar y el total de la energía necesaria para acondicionar los dormitorios.

Mediante los experimentos realizados, se demostró que el tamaño de la población es un parámetro relevante para la convergencia del algoritmo y es recomendable utilizar un tamaño de población no menor de 10 veces el número de variables para poder obtener buenos mínimos y disminuir las probabilidades de quedar atrapado en mínimos locales.

Para ambos casos, los resultados de optimización obtenidos mediante este enfoque presentaron mejoras considerables con respecto al Caso 0. En el mejor de los resultados óptimos ( $x_B^{opt}$ ) se logró reducir el total de los grados-hora en la sala de estar y la energía destinada para acondicionar los dormitorios en hasta un 95 %.

En una segunda instancia se optimizaron nuevamente ambos casos utilizando un enfoque multi-objetivo con objetivos contradictorios. El desempeño de la vivienda para este enfoque fue caracterizado mediante una función que mide el desempeño de la vivienda durante periodos fríos (suma ponderada de grados-hora de calefacción en la sala y energía para calefacción en los dormitorios) y otra función que mide el desempeño de la vivienda durante periodos cálidos (suma ponderada de grados-hora de refrigeración en la sala y energía para refrigeración).

Aplicando las herramientas desarrolladas, se obtuvo un conjunto de soluciones óptimas de compromiso entre los objetivos planteados (Pareto-óptimas), destacando una buena convergencia y diversidad de soluciones sobre todo el frente de Pareto. Observando los límites y forma del frente de Pareto encontrado, se concluyó que mediante las estrategias propuestas es considerablemente más fácil mejorar el diseño para periodos fríos que para los cálidos, lo cual es esperado debido al clima de la región y la posibilidad de aprovechamiento de la energía solar.

Luego, aplicando un criterio automático basado en la mínima distancia al punto ideal se seleccionó sólo uno de los diseños óptimos para ser analizado. En ambos casos (A y B), al igual que en el enfoque mono-objetivo, el desempeño de los diseños óptimos superó ampliamente el diseño original del Caso 0.

Finalmente, los resultados óptimos obtenidos por ambos enfoques fueron comparados tanto en las variables de diseño como en el desempeño de los mismos. Mediante esta comparación se pudo observar que los diseños óptimos obtenidos fueron similares en aspectos generales destacando que los obtenidos mediante el enfoque mono-objetivo presentaban leves mejorías con respecto a los obtenidos mediante el criterio de mínima distancia en el enfoque multi-objetivo. Para entender mejor estos resultados se analizaron las soluciones de ambos enfoques sobre el espacio de funciones propuesto en el enfoque multi-objetivo. De este análisis se observó que la solución del enfoque mono-objetivo también estaba sobre el frente de Pareto lo que arrojó varias conclusiones finales: 1) ambos enfoques tuvieron una buena convergencia validando la formulación y los resultados obtenidos; 2) las diferencias de los resultados sólo se deben al criterio de selección final utilizado en el enfoque multi-objetivo; 3) el criterio de mínima distancia selecciona soluciones compromiso entre los objetivos planteados, para el Caso B se observó que este criterio selecciona una diseño simétrico con respecto a la orientación solar del edificio. Todos estos resultados refuerzan el uso del algoritmo multi-objetivo implementado, ya que mediante una sola optimización se tiene un gran número de soluciones, todas ellas óptimas, sobre el frente de Pareto. Luego, según el criterio deseado se puede elegir cual de los diseños óptimos adoptar.

### **7.3. Contribución al diseño óptimo de viviendas en el Litoral**

A pesar de que los diseños óptimos fueron ampliamente discutidos en la sección de resultados, existen algunas conclusiones comunes de todos los resultados que delinear indicadores sobre el diseño de viviendas eficientes en el Litoral. Para la envolvente del edificio, además de que es muy importante reducir la transmitancia térmica de paredes externas, techo y paneles de ventanas, es importante utilizar componentes constructivos de alta capacidad y retardo térmico en paredes externas y techo. Por ejemplo, las soluciones óptimas prefirieron en todos los casos los sistemas constructivos ParE-6 y Techo-5 (ver Tabla 6.5) para las paredes y el techo, en vez de preferir las opciones ParE-4 y Techo-6, dos opciones con prácticamente la misma transmitancia térmica pero con menor capacidad y retardo térmico. Otro factor muy relevante en el desempeño, que debe tratar de disminuirse, son las infiltraciones a través de las ventanas cuando estas no son deseadas, lo que se logra con la utilización de aberturas de buena hermeticidad.

Por otro lado, los resultados óptimos indican que si la envolvente fue adecuadamente diseñada, en el interior de la vivienda no es relevante controlar el flujo de calor entre las habitaciones de una misma planta, esto se reflejó en el tipo de pared determinado para las paredes internas y la tasa de infiltraciones de puertas. En el caso de las paredes internas la opción que fue determinada como ideal fue ParI-5, la opción de mayor transmitancia y capacidad térmica pero de menor retardo

térmico en la Tabla 6.5. En el caso de la tasa de infiltración en puertas, los resultados indican que estas deben ser altas siendo que la mayoría de las puertas comunican habitaciones internas y sólo una da al exterior.

En el caso del piso de planta alta, en la mayoría de las soluciones óptimas se prefirió la opción Piso-3, sistema constructivo que presenta menor transmitancia térmica pero mayor capacidad y retardo térmico en Tabla 6.5. Esto indica que se prefiere aislar el comportamiento de los dormitorios (planta alta), los cuales son ocupados en horarios nocturnos, del comportamiento de la sala de estar (planta baja), la cual es ocupada durante el día.

Finalmente, el control de las ganancias solares a través del tamaño y sombreado de las ventanas, como así también de la absorción solar de las paredes externas debe realizarse de forma cuidadosa tratando de estar acorde con las condiciones bio-climáticas locales y con la orientación solar del edificio, conclusiones que se desprenden de forma explícita de los resultados para el Caso B.

## **7.4. Contribución al tiempo de optimización**

La implementación paralela de los códigos de optimización fue también una importante contribución de esta Tesis. La misma puede ser utilizada en PCs o clusters como Pirayu y Seshat disponibles en nuestro Instituto. Esto permitió realizar análisis exhaustivos tiempos relativamente reducidos. El caso más notable fue el de optimización multi-objetivo mediante el algoritmo NSGA-II, donde las 9600 simulaciones para determinar el frente de Pareto se lograron en sólo unas 6.6 horas a diferencia de unos 23 días que tomaría si se calcularan en forma serial. Esta notable reducción en los tiempos de cómputo, además de permitir la realización de nuevos análisis exhaustivos en investigaciones futuras, permitirá, dar recomendaciones en asistencia a arquitectos e ingenieros en tiempos razonables.

## **7.5. Publicaciones científicas derivadas**

A continuación se listan las contribuciones científicas derivadas directa e indirectamente de los estudios y desarrollos abordados durante la presente Tesis.

### **7.5.1. Publicaciones en revistas**

1. Bre F. y Fachinotti V. D.. Generación del año meteorológico típico para la ciudad de Santa Fe en la región Litoral Argentina. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, 18(11):01–08, 2014. (Bre y Fachinotti, 2014)

2. Bre F. y Fachinotti V. D.. Generation of Typical Meteorological Years for the Argentine Littoral Region. *Energy and Buildings*, 129:432–444, 2016. (Bre y Fachinotti, 2016)
3. Bre F., Silva A. S., Ghisi E., Fachinotti V. D.. Residential building design optimisation using sensitivity analysis and genetic algorithm. *Energy and Buildings*, 133:853-866, 2016. (Bre et al., 2016)
4. Bre F. y Fachinotti V. D.. A computational multi-objective optimization method to improve energy efficiency and thermal comfort in dwellings. *Energy and Buildings*, 154:283-294, 2017. (Bre y Fachinotti, 2017)
5. Bre F., Gimenez J. M. y Fachinotti V. D.. Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using Artificial Neural Networks. *Energy and Buildings*. 158:1429-1441, 2018. (Bre et al., 2018).
6. Albanesi A. E., Bre F., Gebhardt C. G. y Fachinotti V. D.. Simultaneous ply-order, ply-number and ply-drop optimization of laminate wind turbine blades using the inverse finite element method. *Composite Structures*. 184:894-903, 2018. (Albanesi et al., 2018)

### 7.5.2. Publicaciones y presentaciones en congresos

1. Bre F., Román N. D. y Fachinotti V. D.. Optimización multiobjetivo de la eficiencia energética de edificios basada en metamodelos. ENIEF 2017.
2. Bre F. y Gimenez J. M.. Cómputo de coeficientes de presión inducidos por el viento en edificios. ENIEF 2017.
3. Bre F., García Santa Cruz M. G., Fachinotti V. F.. Generación del año meteorológico típico para la ciudad de La Plata, Argentina. XIV Encuentro Nacional de Conforto no Ambiente Construido e X Encuentro Latino-Americano de Conforto no Ambiente Construido: habitat humano - em busca de conforto ambiental, eficiência energética e sustentabilidade no século XXI, ENCAC-ELACAC, 2017.
4. Bre F., Silva A. S., Ghisi E., Fachinotti V. D.. Optimización del desempeño térmico y energético de viviendas en la región Litoral Argentina. 3er Congreso Sudamericano de Simulación de Comportamiento de Edificios, 2016.
5. Bre F. y Fachinotti V. D.. Archivos climáticos típicos para la simulación del comportamiento de edificios en la región Litoral Argentina. 3er Congreso Sudamericano de Simulación de Comportamiento de Edificios, 2016.

6. Bre F., Albanesi A. E., y Fachinotti V. D.. Diseño y optimización de protecciones solares externas usando Simulación Energética de Edificios. 1er Congreso de Energías Sustentables, 1:98–105, 2014.
7. Bre F., Fachinotti V. D., y Bearzot G.. Simulación computacional para la mejora de la eficiencia energética en la climatización de viviendas. *Mecánica Computacional*, 32:3107–3119, 2013.

## 7.6. Líneas de investigación a futuro

A continuación se listan algunas limitaciones que no fueron incluidas en el alcance de esta Tesis y puede ser contempladas en trabajos futuros, como así también nuevas líneas de investigación derivadas del trabajo de esta Tesis que el autor considera de interés para continuar investigando:

### 7.6.1. Extender la generación de años meteorológicos típicos a otras regiones del país

El objetivo de esta línea es generar una base de datos de libre disponibilidad lo más amplia posible sobre el territorio nacional. Como se mencionó anteriormente, contar con estos datos en buena calidad y formato es fundamental para obtener resultados precisos de simulaciones energéticas de edificios y para el diseño de equipos de energías renovables (Crawley et al., 1999), por lo que su extensión a otras regiones del país es de vital importancia para generar un desarrollo sostenible en el área de investigación en cuestión como así también para la elaboración de normativas integrales para la regulación de la construcción de edificios eficientes, como las que ya se encuentran en países vecinos, por ejemplo, el Programa Brasileiro de Etiquetagem - PBE (Procel Edificia y Programa Brasileiro de Etiquetagem, 2017). Actualmente, la nueva versión de la norma argentina IRAM 11900 de etiquetado edilicio (en elaboración) se enfrenta con la enorme dificultad de no poseer este tipo de información sobre los años meteorológicos típicos, por lo que el aporte a realizar es muy relevante.

En esta línea ya se empezó a trabajar. El primer avance fue la reciente generación del TMY para la ciudad de La Plata Argentina (Bre et al., 2017) y actualmente se está colaborando con Crawley y Lawrie (2017) para extender estas bases de datos a otras localidades argentinas.

### **7.6.2. Extender el desarrollo de las herramientas de optimización para su aplicación a otros casos de estudio**

La herramienta desarrollada en esta Tesis es muy versátil debido a que acopla el programa EnergyPlus (uno de los softwares más populares para la simulación del comportamiento de edificios) con algoritmos genéticos permitiendo optimizar uno o varios objetivos a la vez. Uno de los aspectos más interesantes de dicha herramienta es que puede utilizarse no sólo para optimizar nuevos edificios sino también para rehabilitar edificios existentes. En Europa, en vista de la escasez de energía futura y la adaptación al cambio climático, la EPBD (European Directive on Energy Performance of Buildings) (EPBD, 2017) dedica sus esfuerzos a mejorar la eficiencia energética global de los nuevos edificios y, a través de mejoras y reacondicionamiento, de edificios existentes. Este camino está siendo imitado por muchos países desarrollados y será también necesario en la Argentina. Por ello, sobre la base de las herramientas ya desarrolladas en esta Tesis, es necesario extender su aplicación a otros objetivos y casos de estudios de edificios residenciales como así también a otras tipologías edilicias, en particular las públicas y comerciales.

### **7.6.3. Mejorar la eficiencia de los algoritmos de optimización**

En el alcance de esta Tesis, los resultados se obtuvieron con configuraciones fijas de los parámetros de los algoritmos durante el tiempo de ejecución. En este sentido, en trabajos futuros se podrían realizar investigaciones para calibrar los parámetros de los algoritmos en tiempo de ejecución y además implementar otros criterios de parada de manera de mejorar la eficiencia de los algoritmos. Por otro lado, para reducir el costo computacional ya se está investigando la utilización de metamodelos (modelos simplificados de otros más complejos) para reemplazar las simulaciones del comportamiento de edificios durante el tiempo de ejecución.

### **7.6.4. Desarrollar herramientas para diseñar edificios que se adapten al cambio climático**

En esta línea se podrían desarrollar nuevas herramientas computacionales que permitan tomar decisiones óptimas de diseño orientadas a maximizar la eficiencia energética de los edificios que se construyen en el presente, pero que durante su vida útil deberán afrontar los efectos del cambio climático y los incrementos de consumos energéticos asociados a dicho cambio.

### **7.6.5. Mejorar el modelado de la ventilación natural**

Durante el desarrollo de esta Tesis se observaron varias limitaciones sobre el la inclusión del modelado de la ventilación natural en la simulación del comportamiento de edificios. Una de las

principales limitaciones es la incorporación de los coeficientes de presión para formas típicas de edificios. Por ejemplo, en *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, para edificios de baja altura los coeficientes de presión son incorporados mediante la ecuación de Swami y Chandra (1988), la cual está limitada a edificios rectangulares, y cuya precisión no es muy buena. En este sentido se comenzó a trabajar en metodologías para extender este campo de aplicación de forma precisa y eficiente. Recientemente el autor ha propuesto una metodología basada en redes neuronales artificiales la cual mejora la precisión de los métodos actuales (Bre et al., 2018). Esta nueva metodología va permitir incluir análisis de ventilación natural de forma precisa y directa para una amplia gama de casos de aplicación como edificios de forma L, U y H.

Por otro lado, también se comenzó a trabajar en el desarrollo de modelos de la mecánica de fluidos para poder calcular los coeficientes de presión en casos de formas no típicas y que no ameriten un costoso análisis mediante túnel de viento.

#### **7.6.6. Aplicar las herramientas de optimización a otros problemas de ingeniería de avanzada**

Durante la realización de esta Tesis, el autor ha adquirido conocimientos en el área de métodos de optimización globales, de múltiples objetivos y de variables discretas, los cuales son muy útiles para la aplicación a otros casos de la vida real. Estos conocimientos ya están siendo aplicados a problemas ingenieriles de gran interés como la optimización del diseño de los álabes de una turbina eólica de eje horizontal (Albanesi et al., 2018), donde se acopló un GA con IFEM (método de elementos finitos inversos) para elementos de cascaras con el fin de reducir el peso de los álabes y cumplir con varias restricciones de diseño como deflexión máxima, frecuencia natural de vibración, etc.. En este sentido se pretende seguir ampliando estas herramientas para la resolución de problemas ingenieriles complejos y el desarrollo de nuevas tecnologías.



# Bibliografía

- Administración Nacional de la Seguridad Social de la República Argentina, ANSES. Programa de Crédito Argentino. 2016. doi:<http://www.procrear.anses.gob.ar/>.
- Albanesi A., Bre F., Fachinotti V.D., y Gebhardt C. Simultaneous ply-order, ply-number and ply-drop optimization of laminate wind turbine blades using the inverse finite element method. *Composite Structures*, 184:894–903, 2018.
- American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers (ASHRAE). *ANSI/ASHRAE Standard 140-2011: Standard Method of Test for the Evaluation of Building Energy Analysis Computer Programs*. Atlanta, GA, USA, 2011.
- Andolsun S., Culp C.H., Haberl J.S., y Witte M.J. EnergyPlus vs DOE-2.1e: The effect of ground coupling on cooling/heating energy requirements of slab-on-grade code houses in four climates of the US. *Energy and Buildings*, 52:189–206, 2012.
- ANSI y ASHRAE. *ANSI/ASHRAE Standard 55-2013. Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy*, 2013.
- Ascione F., De Masi R.F., de Rossi F., Ruggiero S., y Vanoli G.P. Optimization of building envelope design for nZEBs in Mediterranean climate: Performance analysis of residential case study. *Applied Energy*, 183:938–957, 2016.
- ASHRAE. *2009 ASHRAE Handbook – Fundamentals*. Atlanta, Georgia, USA, 2009.
- ASHRAE. *ASHRAE 2013 Handbook – Fundamentals*. Atlanta, GA, USA, 2013. American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers.
- Attia S., Hamdy M., O'Brien W., y Carlucci S. Assessing gaps and needs for integrating building performance optimization tools in net zero energy buildings design. *Energy and Buildings*, 60:110–124, 2013.
- Belpoliti V. y Bizzarri G. A parametric method to assess the energy performance of the social housing stock and simulate suitable retrofit scenarios: An italian case study. *Energy and Buildings*, 96:261–271, 2015.
- Bichiou Y. y Krarti M. Optimization of envelope and hvac systems selection for residential buildings. *Energy and Buildings*, 43(12):3373–3382, 2011.
- Björnsell N., Bring A., Eriksson L., Grozman G., Lindgren M., Sahlin P., Shapovalov A., y Vuolle M. Indoor climate and energy. En *Proc. of the 6-th IBPSA Conference*, páginas 1035–1042. 1999.
- Boletín Oficial de la República Argentina. Decreto 134/2015: Emergencia Energética. 17/12/2015. doi: <https://www.boletinoficial.gob.ar/pdf/linkQR/Nnh0S05RRXhTRFUrdTVReEh2ZkU0dz09>.

- Bre F., Cruz M.G.S., y Fachinotti V.D. Generación del año meteorológico típico para la ciudad de La Plata, Argentina. En *Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído e Encontro Latino-Americano de Conforto no Ambiente Construído (14 e 10: 2017:Balneário Camboriú, SC)*, páginas 444–453. 2017. doi:<http://infohab.org.br/encac/files/2017/topico8artigo09.pdf>.
- Bre F., Fachinotti V., y Bearzot G. Simulación computacional para la mejora de la eficiencia energética en la climatización de viviendas. *Mecánica Computacional*, 32:3107–3119, 2013.
- Bre F. y Fachinotti V.D. Generación del año meteorológico típico para la ciudad de Santa Fe en la región Litoral Argentina. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, 18(11):01–08, 2014. doi:<http://www.cricyt.edu.ar/asades/averma.php>.
- Bre F. y Fachinotti V.D. Generation of typical meteorological years for the argentine littoral region. *Energy and Buildings*, 129(Supplement C):432 – 444, 2016. ISSN 0378-7788. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.08.006>.
- Bre F. y Fachinotti V.D. A computational multi-objective optimization method to improve energy efficiency and thermal comfort in dwellings. *Energy and Buildings*, 154(Supplement C):283 – 294, 2017. ISSN 0378-7788. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.08.002>.
- Bre F., Gimenez J.M., y Fachinotti V.D. Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using artificial neural networks. *Energy and Buildings*, 158:1429–1441, 2018.
- Bre F., Silva A.S., Ghisi E., y Fachinotti V.D. Residential building design optimisation using sensitivity analysis and genetic algorithm. *Energy and Buildings*, 133(Supplement C):853 – 866, 2016. ISSN 0378-7788. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.10.025>.
- Chan A.L.S. Generation of typical meteorological years using genetic algorithm for different energy systems. *Renewable Energy*, 90:1–13, 2016.
- Chan A.L.S., Chow T.T., Fong S.K.F., y Lin J.Z. Generation of a typical meteorological year for Hong Kong. *Energy Conversion and Management*, 47(1):87–96, 2006.
- Clarke J.A., Cockroft J., Conner S., Hand J.W., Kelly N., Moore R., O'Brien T., y Strachan P. Simulation-assisted control in building energy management systems. *Energy and buildings*, 34(9):933–940, 2002.
- Coleman T.F. y Li Y. A reflective newton method for minimizing a quadratic function subject to bounds on some of the variables. *SIAM Journal on Optimization*, 6(4):1040–1058, 1996.
- Crawley D.B., Hand J.W., Kummert M., y Griffith B.T. Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs. *Building and environment*, 43(4):661–673, 2008.
- Crawley D.B., Hand J.W., y Lawrie L.K. Improving the weather information available to simulation programs. En *Proceedings of Building Simulation'99*, volumen 2, páginas 529–536. 1999.
- Crawley D.B. y Lawrie L.K. Climate.OneBuilding.Org. 2017. doi:<http://climate.onebuilding.org>.
- Crawley D.B., Lawrie L.K., Winkelmann F.C., Buhl W.F., Huang Y.J., Pedersen C.O., Strand R.K., Liesen R.J., Fisher D.E., Witte M.J., et al. Energyplus: creating a new-generation building energy simulation program. *Energy and buildings*, 33(4):319–331, 2001.
- Deb K. *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. Wiley, Chichester, UK, 2001.
- Deb K., Pratap A., Agarwal S., y Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2):182–197, 2002.

- Deep K., Singh K.P., Kansal M.L., y Mohan C. A real coded genetic algorithm for solving integer and mixed integer optimization problems. *Applied Mathematics and Computation*, 212(2):505–518, 2009.
- Delgarm N., Sajadi B., Delgarm S., y Kowsary F. A novel approach for the simulation-based optimization of the buildings energy consumption using NSGA-II: Case study in Iran. *Energy and Buildings*, 127:552–560, 2016.
- Eberhart R. y Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory. En *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on*, páginas 39–43. IEEE, 1995.
- Echenagucia T.M., Capozzoli A., Cascone Y., y Sassone M. The early design stage of a building envelope: Multi-objective search through heating, cooling and lighting energy performance analysis. *Applied Energy*, 154:577–591, 2015.
- Ehrgott M. y Tenfelde-Podehl D. Computation of ideal and nadir values and implications for their use in mcdm methods. *European Journal of Operational Research*, 151(1):119–139, 2003.
- Eiben A.E. y Smith J.E. *Introduction to evolutionary computing*. springer, 2003.
- EPBD. European Directive on Energy Performance of Buildings. 2017. doi:<https://ec.europa.eu/energy/en/topics/energy-efficiency/buildings>.
- Evins R. A review of computational optimisation methods applied to sustainable building design. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 22:230–245, 2013.
- Filippín C., Florencia F.R., Larsen S.F., y Santamouris M. Retrospective analysis of the energy consumption of single-family dwellings in central argentina. retrofitting and adaptation to the climate change. *Renewable Energy*, 101:1226–1241, 2017.
- Finkelstein J.M. y Schafer R.E. Improved goodness-of-fit tests. *Biometrika*, 58(3):641–645, 1971.
- Fortin F.A., De Rainville F.M., Gardner M.A., Parizeau M., y Gagné C. DEAP: Evolutionary algorithms made easy. *Journal of Machine Learning Research*, 13:2171–2175, 2012.
- Fortin F.A. y Parizeau M. Revisiting the nsga-ii crowding-distance computation. En *Proceedings of the 15th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, páginas 623–630. ACM, 2013.
- Fouquier A., Robert S., Suard F., Stéphan L., y Jay A. State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 23:272–288, 2013.
- Garber R. Optimisation stories: The impact of building information modelling on contemporary design practice. *Architectural Design*, 79(2):6–13, 2009.
- Garcia Sanchez D., Lacarrière B., Musy M., y Bourges B. Application of sensitivity analysis in building energy simulations: Combining first- and second-order elementary effects methods. *Energy and Buildings*, 68:741–750, 2014.
- Ghadimi M., Ghadamian H., Hamidi A.A., Shakouri M., y Ghahremanian S. Numerical analysis and parametric study of the thermal behavior in multiple-skin façades. *Energy and Buildings*, 67:44–55, 2013.
- Goldberg D.E. y Deb K. A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms. *Foundations of genetic algorithms*, 1:69–93, 1991.
- Goldberg D.E. y Holland J.H. Genetic algorithms and machine learning. *Machine learning*, 3(2):95–99, 1988.

- Hall I.J., Prairie R.R., Anderson H., y Boes E.C. Generation of typical meteorological years for 26 SOL-MET stations. Informe Técnico SAND 78-1601, Sandia National Laboratories, Albuquerque, New Mexico, USA, 1978.
- Hamdy M., Hasan A., y Siren K. Applying a multi-objective optimization approach for design of low-emission cost-effective dwellings. *Building and environment*, 46(1):109–123, 2011.
- Hamdy M., Hasan A., y Siren K. A multi-stage optimization method for cost-optimal and nearly-zero-energy building solutions in line with the EPBD-recast 2010. *Energy and Buildings*, 56:189–203, 2013.
- Hamdy M., Nguyen A.T., y Hensen J.L.M. A performance comparison of multi-objective optimization algorithms for solving nearly-zero-energy-building design problems. *Energy and Buildings*, 121:57–71, 2016.
- Hitchin E.R., Holmes M.J., Hutt B.C., Irving S., y Nevrala D. The CIBS example weather year. *Building Serv. Eng. Res. Technol.*, 4(3):119–124, 1983.
- Holland J.H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1975.
- Huang Y.J. y Crawley D.W. Does it matter which weather data you use in energy simulations? *Building Energy Simulation User News*, 18(1):1–11, 1996.
- Huang Y.J., Su F., Seo D., y Krarti M. Development of 3012 IWEC2 weather files for international locations (RP-1477). *ASHRAE Transactions*, 120, Part 1:340–355, 2014.
- Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM). IRAM 11601. Aislamiento térmico de edificios. propiedades térmicas de los componentes y elementos de construcción en régimen estacionario. 2002.
- Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM). IRAM 11603. Aislamiento térmico de edificios. Verificación de sus condiciones higrotérmicas. 2006.
- Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM). IRAM 11900. Etiqueta de eficiencia energética de calefacción para edificios. Clasificación según la transmitancia térmica de la envolvente. 2010.
- Instituto Argentino de Normalización y Certificación (IRAM). IRAM 11603. Acondicionamiento térmico de edificios. Clasificación bioambiental de la República Argentina. 2012.
- Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial (INMETRO). Regulamento técnico da qualidade para o nível de eficiência energética de edificações residenciais, RTQ-R. 2012.
- International Energy Agency (IEA). Energy efficiency potential in buildings. *Paris. International Energy Agency*, 2016a. doi:[https://www.iea.org/media/training/eetw2016/buildings/A.2\\_Energy\\_efficiency\\_potential.pdf](https://www.iea.org/media/training/eetw2016/buildings/A.2_Energy_efficiency_potential.pdf).
- International Energy Agency (IEA). Key world energy statistics. *Paris. International Energy Agency*, 2016b.
- International Energy Agency (IEA). Transition to sustainable buildings. *Paris. International Energy Agency*, 2016c. doi:<http://www.iea.org/Textbase/npsum/building2013SUM.pdf>.
- Invidiata A. y Ghisi E. Impact of climate change on heating and cooling energy demand in houses in Brazil. *Energy and Buildings*, 130:20–32, 2016.

- IPCC. *Climate Change 2014—Impacts, Adaptation and Vulnerability: Regional Aspects*. Cambridge University Press, 2014.
- Islam H., Jollands M., Setunge S., y Bhuiyan M.A. Optimization approach of balancing life cycle cost and environmental impacts on residential building design. *Energy and Buildings*, 87:282–292, 2015.
- Kasten F. y Czeplak G. Solar and terrestrial radiation dependent on the amount and type of cloud. *Solar energy*, 24(2):177–189, 1980.
- Kim K.H., Baltazar J.C., y Haberl J.S. Evaluation of meteorological base models for estimating hourly global solar radiation in texas. *Energy Procedia*, 57:1189–1198, 2014.
- Klein S.A. TRNSYS-A transient system simulation program. *University of Wisconsin-Madison, Engineering Experiment Station Report*, páginas 38–12, 1988.
- Konak A., Coit D.W., y Smith A.E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. *Reliability Engineering & System Safety*, 91(9):992–1007, 2006.
- Koo C., Hong T., Kim J., y Kim H. An integrated multi-objective optimization model for establishing the low-carbon scenario 2020 to achieve the national carbon emissions reduction target for residential buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49:410–425, 2015.
- Koo C., Hong T., Lee M., y Kim J. An integrated multi-objective optimization model for determining the optimal solution in implementing the rooftop photovoltaic system. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57:822–837, 2016.
- Krarti M., Huang J., Seo D., y Dark J. *Development of solar radiation models for tropical locations (ASHRAE Project RP-1309)*. American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Atlanta, GA, USA, 2006.
- Lechner N. *Heating, cooling, lighting: Sustainable design methods for architects*. John Wiley & Sons, 2014.
- Lhendup T. y Lhundup S. Comparison of methodologies for generating a typical meteorological year (TMY). *Energy for Sustainable Development*, XI(3):5–10, 2007.
- Lu Y., Wang S., Zhao Y., y Yan C. Renewable energy system optimization of low/zero energy buildings using single-objective and multi-objective optimization methods. *Energy and Buildings*, 89:61–75, 2015.
- Machairas V., Tsangrassoulis A., y Axarli K. Algorithms for optimization of building design: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 31:101–112, 2014.
- Marion W. y Urban K. *User's Manual for TMY2s Typical Meteorological Years*. National Renewable Energy Laboratory, U.S. Department of Energy, Golden, CO, USA, 1995.
- Marquardt D.W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *J. Soc. Indust. Appl. Math.*, 11(2):431–441, 1963.
- Méndez Echenagucia T., A., Capozzoli, Cascone Y., y Sassone M. The early design stage of a building envelope: Multi-objective search through heating, cooling and lighting energy performance analysis. *Applied Energy*, 154:577–591, 2015.
- Miettinen K. *Nonlinear Multiobjective Optimization*, volumen 12. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1999.
- Ministerio de Energía y Minería de la República Argentina. Balance energético nacional - Año 2015 - Revisión 2 – Datos preliminares. 2014.

- Morris M.D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics*, 33(2):161–174, 1991.
- National Aeronautics and Space Administration (NASA). Surface meteorology and Solar Energy (SSE). 2014.
- National Renewable Energy Laboratory and Lawrence Berkeley National Laboratory. Energyplus source code. 2017a. doi:<http://github.com/NREL/EnergyPlus>.
- National Renewable Energy Laboratory and Lawrence Berkeley National Laboratory. Energyplus source code compile. 2017b. doi:<https://github.com/NREL/EnergyPlus/wiki/BuildingEnergyPlus>.
- National Renewable Energy Laboratory (NREL). Weather Data Sources. 2017. doi:<https://energyplus.net/weather/sources>.
- Nguyen A., Reiter S., y Rigo P. A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis. *Applied Energy*, 113:1043–1058, 2014.
- Papoutsis E.G., Koronaki I.P., y Papaefthimiou V.D. Numerical simulation and parametric study of different types of solar cooling systems under mediterranean climatic conditions. *Energy and Buildings*, 138:601–611, 2017.
- Peel M.C., Finlayson B.L., y McMahon T.A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 11:1633–1644, 2007.
- Perez R., Ineichen P., Moore K., Maxwell E.L., Seals R.D., y Zelenka A. Dynamic global-to-direct irradiance conversion models. *ASHRAE Transactions*, 98 - Part 1:354–369, 2002.
- Perez R., Ineichen P., Seals R., Michalsky J., y Stewart R. Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance. *Solar Energy*, 44(5):271–289, 1990.
- Procel Edificia y Programa Brasileiro de Etiquetagem. Programa Brasileiro de Etiquetagem - PBE. 2017. doi:<http://www.pbeedifica.com.br/>.
- Pujol G. Simplex-based screening designs for estimating metamodels. *Reliability Engineering and System Safety*, 94:1156–1160, 2009.
- Pujol G., Iooss B., y Janon A. *R Package for Sensitivity Analysis*, 2015.
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2016.
- Roriz M. *Arquivos Climáticos de Municípios Brasileiros*. Associação Nacional de Tecnologia do Ambiente Construído (ANTAC), Grupo de Trabalho sobre Conforto e Eficiência Energética de Edificações, 2012.
- Saltelli A., Tarantola S., Campolongo F., y Ratto M. *Sensitivity analysis in practice: A guide to assessing scientific models*. John Wiley & Sons, 2004.
- Scott M.J. y Huang Y.J. Effects of climate change on energy use in the United States. En *Effects of Climate Change on Energy Production and Use in the United States. A Report by the U.S. Climate Change Science Program and the Subcommittee on Global Change Research*, capítulo 2. A Report by the US Climate Change Science Program and the subcommittee on Global Change Research. Department of Energy, Office of Biological & Environmental Research Washington, DC, Washington, DC, 2007.
- Shi X., Tian Z., Chen W., Si B., y Jin X. A review on building energy efficient design optimization from the perspective of architects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 65:872–884, 2016.

- Skeiker K. Generation of a typical meteorological year for Damascus zone using the Filkenstein-Schafer statistical method. *Energy Conversion and Management*, 45:99–112, 2004.
- Su F., Huang J., Xu T., y Zhang C. An evaluation of the effects of various parameter weights on typical meteorological years used for building energy simulation. *Building Simulation*, 2:19–28, 2009.
- Swami M.V. y Chandra S. Correlations for pressure distribution on buildings and calculation of natural-ventilation airflow. *ASHRAE transactions*, 94(3112):243–266, 1988.
- Taylor R.D., Pedersen C.E., y Lawrie L.K. Simultaneous simulation of buildings and mechanical systems in heat balance based energy analysis programs. En *Proceedings of the 3rd International Conference on System Simulation in Buildings*, páginas 3–5. 1990.
- Thevenard D.J. y Brunger A.P. The development of typical meteorological weather years for international locations: Part I, Algorithms. *ASHRAE Transactions: Research*, 108:376–383, 2002a.
- Thevenard D.J. y Brunger A.P. The development of typical meteorological weather years for international locations: Part II, Production/Discussion. *ASHRAE Transactions*, 108:480–486, 2002b.
- Tian W. A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 20:411–419, 2013.
- Tuhus-Dubrow D. y Krarti M. Genetic-algorithm based approach to optimize building envelope design for residential buildings. *Building and environment*, 45(7):1574–1581, 2010.
- U. S. Department of Energy (DoE). EnergyPlus™ Documentation, v8.4.0 – Auxiliary Energyplus Programs. 2015a. doi:<http://energyplus.net/documentation>.
- U. S. Department of Energy (DoE). EnergyPlus™ Documentation, v8.4.0 – Engineering Reference. 2015b. doi:<http://energyplus.net/documentation>.
- U. S. Department of Energy (DoE). EnergyPlus™ Documentation, v8.4.0 – Getting Started with Energy-Plus. 2015c.
- U. S. Department of Energy (DoE). EnergyPlus™ Documentation, v8.4.0 – Input Output Reference. 2015d. doi:<http://energyplus.net/documentation>.
- U. S. Department of Energy (DoE). EnergyPlus™. 2018. doi:<https://www.energyplus.net/>.
- Vanovschi V. Parallel python software. 2016.
- Varios autores. EnergyPlus weather data. 2016. doi:<https://energyplus.net/weather>.
- Weise T. Global optimization algorithms-theory and application. *Self-published*, 2, 2009.
- Wetter M. y Polak E. A convergent optimization method using pattern search algorithms with adaptive precision simulation. *Building Services Engineering Research and Technology*, 25:327–338, 2004.
- Wetter M. y Wright J. Comparison of a generalized pattern search and a genetic algorithm optimization method. En *Proceedings of the 8th International IBPSA Conference, Eindhoven, Netherlands*, páginas 1401–1408. 2003.
- Wetter M. y Wright J. A comparison of deterministic and probabilistic optimization algorithms for nonsmooth simulation-based optimization. *Building and Environment*, 39(8):989–999, 2004.
- Wilcox S. y Marion W. *Users Manual for TMY3 Data Sets. Technical Report NREL/TP-581-43156*. National Renewable Energy Laboratory, U.S. Department of Energy, Golden, CO, USA, 2008.
- Wright J.A. *The optimised design of HVAC systems*. Tesis de Doctorado, Loughborough University, 1986.

- Yang M.D., Chen Y.P., Lin Y.H., Ho Y.F., y Lin J.Y. Multiobjective optimization using nondominated sorting genetic algorithm-ii for allocation of energy conservation and renewable energy facilities in a campus. *Energy and Buildings*, 122:120–130, 2016.
- Yu W., B. Li and H.J., Zhang M., y Wang D. Application of multi-objective genetic algorithm to optimize energy efficiency and thermal comfort in building design. *Energy and Buildings*, 88:135–143, 2015.
- Zhang Q. Development of the typical meteorological database for Chinese locations. *Energy and Buildings*, 38:1320–1326, 2006.
- Zhang Q., Huang J., y Lang S. Development of typical year weather data for Chinese locations. *ASHRAE Transactions*, 108, Pt. 2, 2002.
- Zitzler E., Laumanns M., Thiele L., et al. Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm. 2001.