

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas

Facultad de Ingeniería Eléctrica

Departamento de Automática y Sistemas Computacionales



TRABAJO DE DIPLOMA

“CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS TÉRMICOS DEL HOTEL JAGUA.”

Autor: Obel Bombino Padrón.

Tutores: MSc. Boris G. Vega Lara.

Dr. Miguel A. Rodríguez Borroto.

Santa Clara

2012

"Año 54 de la Revolución"

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas

Facultad de Ingeniería Eléctrica

Departamento de Automática y Sistemas Computacionales



TRABAJO DE DIPLOMA

“CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS TÉRMICOS DEL HOTEL JAGUA.”

Autor: Obel Bombino Padrón.

obombino@uclv.edu.cu

Tutores: MSc. Boris G. Vega Lara.

bvega@ucf.edu.cu

*Universidad de Cienfuegos “Carlos Rafael Rodríguez”
Departamento de Física
Facultad de Ingeniería*

Dr. Miguel A. Rodríguez Borroto.

marodrig@uclv.edu.cu

*Universidad Central “Marta Abreu” de las Villas
Departamento de Automática y Sistemas Computacionales
Facultad de Ingeniería Eléctrica*

Santa Clara

2012

"Año 54 de la Revolución"



Hago constar que el presente trabajo de diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería en Automática, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

Firma del Autor

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

Firma del Autor

Firma del Jefe de Departamento
donde se defiende el trabajo

Firma del Responsable de
Información Científico-Técnica

PENSAMIENTO

“Ciencia y libertad son llaves maestras que han abierto las puertas por donde entran los hombres a torrentes, enamorados del mundo venidero.”

José Martí.

DEDICATORIA

Deseo dedicar esta tesis especialmente a mis padres por todo su esfuerzo y sacrificio; a mi novia por toda su grandeza y tantos años de dedicación; a mis cuatro sobrinos con la esperanza de iluminarles mañana el camino del saber.

AGRADECIMIENTOS

Varias son las personas que directa o indirectamente han intervenido en el desarrollo de este trabajo. Quiero agradecer a todos que de un modo u otro han colaborado para que hoy este aquí. A mis hermanos. A toda la familia que ha esperado impaciente este momento.

A mi madre, soy ingeniero gracias a ella, no hay palabras en el mundo para expresar cuan agradecido estoy. A mi padre, por su constante preocupación y cariño. Ambos me han dado todo lo que necesito: su amor.

A mi novia, por estos seis años juntos que han sido los mejores de mi vida. Gracias por tu amor y entereza. Eres luz que ilumina día a día.

A mi amigo Daniel que siempre ha estado a mi lado, más que amigo un hermano; gracias a mis amigas psicólogas que siempre se han preocupado de mis estudios.

A mis compañeros de aula, Yunieski, Yanier, Yenier, Ariel, . . . , y a los otros veintidós, que hemos sido un gran grupo de amigos estos cinco años.

A mi tutor y amigo Boris Vega, su sabiduría, inteligencia y optimismo han sido fuente inspiradora; sin su ayuda esta investigación no sería posible. Agradecer a Jirí Cigler, sus conocimientos y consejos han iluminado el buen camino para alcanzar estos resultados.

Gracias a Mario y Luis Miguel que han colaborado dentro de este grupo de investigación que espero siga adelante.

Al Dr. José Monteagudo y al Dr. Miguel Rodríguez, por sus experiencias.

A mis profesores de la UCLV, por brindar todo su conocimiento, experiencia y sabiduría.

A todos.....MUCHAS GRACIAS.

RESUMEN

El alto consumo de combustibles fósiles en el mundo es una de las principales causas que afectan el ecosistema. El país no está exento de estos problemas. Es incuestionable que el modelo energético actual es insostenible.

El clima tropical en Cuba está muy lejos del buen *comfort* debido a su situación geográfica. Esto implica un gasto de energía en la climatización, incrementándose en el sector del turismo, para garantizar el bienestar del cliente. Los hoteles cubanos, por lo general, utilizan sistemas de climatización basados en plantas de enfriamiento de agua helada, conocidos como *chillers*. El ahorro de energía resulta un imperativo para la salud de las cuentas, amén de representar también un alivio al sistema electro-energético nacional.

Considerando que el uso de los equipos de climatización representa alrededor del 60% del consumo total de electricidad de un hotel. Además, la operación de estos se realiza con escasa o ninguna estrategia de control para optimizar su consumo. Resulta ineludible desarrollar técnicas de control que minimicen el gasto de electricidad.

El cálculo de la carga térmica bajo condiciones dinámicas es un objetivo esencial para la estimación de la energía consumida en un edificio. Por tal motivo se desarrolla una estrategia de control predictivo basado en el modelo térmico de un hotel. El objetivo es ajustar la temperatura de suministro del agua helada en función de la carga térmica con el fin de obtener mejoras económicas y a la vez satisfacer el criterio de confort.

TABLA DE CONTENIDOS

| | |
|---|-----|
| PENSAMIENTO..... | i |
| DEDICATORIA | ii |
| AGRADECIMIENTOS..... | iii |
| RESUMEN | iv |
| INTRODUCCIÓN | 1 |
| CAPÍTULO 1. ESTADO DEL ARTE DEL MODELADO TÉRMICO Y EL CONTROL DE CLIMA DE EDIFICACIONES. | 4 |
| 1.1 Justificación del trabajo..... | 4 |
| 1.2 Antecedentes..... | 5 |
| 1.3 Características de los esquemas térmicos en la hotelería. | 6 |
| 1.3.1 Principales características de los sistemas centralizados en Cuba. | 7 |
| 1.3.2 Eficiencia de los sistemas de climatización centralizados del tipo todo-agua. | 8 |
| 1.4 Métodos para el cálculo de cargas térmicas. | 9 |
| 1.5 Identificación de modelos de cargas térmicas a partir de redes RC..... | 12 |
| 1.6 Técnicas de identificación de modelos de carga térmica. | 13 |
| 1.6.1 Modelos físicos. Programas para la simulación. | 14 |
| 1.6.2 Modelos <i>black-box</i> | 15 |
| 1.6.3 Modelos <i>grey-box</i> | 17 |
| 1.7 Estrategias de control automático. | 18 |

| | | |
|--|--|----|
| 1.8 | Conclusiones del capítulo. | 19 |
| CAPÍTULO 2. ESTIMACIÓN DE CARGAS TÉRMICAS. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS. | | |
| 20 | | |
| 2.1 | Situación geográfica y características constructivas del hotel Jagua. | 20 |
| 2.1.1 | Comportamiento de la temperatura y la radiación solar. | 21 |
| 2.2 | Simulación de la carga térmica con el uso de <i>TRNSYS</i> | 22 |
| 2.2.1 | Habitación tipo. | 24 |
| 2.2.2 | Perfil de carga térmica del hotel Jagua. | 24 |
| 2.3 | Modelos Resistivos-Capacitivos (RC) | 25 |
| 2.3.1 | Estructura del modelo de carga térmica a partir de la red RC de Braun. | 26 |
| 2.3.2 | Estructura del modelo de carga térmica a partir de la red RC de Ghiaus. | 29 |
| 2.4 | Control predictivo basado en el modelo (MPC). | 31 |
| 2.4.1 | Aplicaciones del MPC en edificaciones. | 32 |
| 2.4.2 | Modelo de predicción. | 33 |
| 2.4.3 | Función objetivo. | 34 |
| 2.4.4 | Ley de control. | 36 |
| 2.4.5 | Estructura generalizada del MPC. | 37 |
| 2.4.6 | Ventajas y desventajas del MPC. | 38 |
| 2.5 | Conclusiones del capítulo. | 39 |
| CAPÍTULO 3. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS TÉRMICOS DEL HOTEL JAGUA. | | |
| 40 | | |
| 3.1 | Identificación y validación de modelos de carga térmica. | 40 |
| 3.1.1 | Modelo obtenido a partir de la red de Braun (Modelo I). | 41 |
| 3.1.2 | Modelo obtenido a partir de la red de Ghiaus (Modelo II). | 43 |
| 3.1.3 | Comparación de modelos. | 44 |

| | | |
|--------------------------------|---|----|
| 3.2 | Estrategias de operación del <i>chiller</i> . | 46 |
| 3.2.1 | Ajuste del agua helada. | 47 |
| 3.2.2 | Modelo térmico en función de la temperatura del edificio. | 48 |
| 3.3 | Control Predictivo basado en el modelo térmico del hotel. | 51 |
| 3.4 | Análisis económico. | 53 |
| 3.5 | Conclusiones del capítulo | 54 |
| CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES | | 55 |
| Conclusiones | | 55 |
| Recomendaciones | | 55 |
| REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS | | 56 |
| ANEXOS | | 60 |
| Anexo 1 | Ubicación geoespacial del Hotel Jagua. | 60 |
| Anexo 2 | Temperatura y Radiación global en Cienfuegos. Julio 2011. | 61 |
| Anexo 3 | Esquema simplificado del hotel. Habitaciones tipo. | 61 |
| Anexo 4 | Características principales de las habitaciones tipo. | 62 |
| Anexo 5 | Funciones IDGREY, PEM y FPE. | 63 |
| Anexo 6 | Identificación del modelo de carga térmica. Red de Braun. | 64 |
| Anexo 7 | Modelo de temperatura del edificio. | 65 |
| Anexo 8 | Programación Lineal del MPC. | 66 |
| Anexo 9 | Función objetivo y solucionadores. | 68 |

INTRODUCCIÓN

Resolver o minimizar las consecuencias del cambio climático y buscar soluciones a la creciente escasez de los recursos naturales son retos que afronta la humanidad. La mayor parte de estos recursos se usan para obtener energía. Actualmente la reducción del consumo energético asociado al uso y construcción de edificios y el incremento de la eficiencia energética en el acondicionamiento climático de los mismos, son cuestiones que están recibiendo gran atención en el ámbito internacional (Castilla et al. 2010).

Estudios recientes indican que el consumo de energía en los edificios representa más del 35% del consumo energético mundial, siendo más de la mitad atribuible a sistemas de climatización. El 33% de la emisión global de CO₂, incluyendo las emisiones debido al uso eléctrico, proviene de las edificaciones (Gyalistras 2010a). Es importante destacar que el mayor consumo de energía eléctrica en estas edificaciones se le atribuye al proceso de enfriamiento del agua circulante para alcanzar la climatización (Bermúdez 2008).

Los *chillers*¹, son sistemas que centralizan la generación del fluido térmico encargado de transportar la energía a los locales. Estos sistemas son flexibles desde el punto de vista del control centralizado y permiten establecer estrategias operacionales que reducen considerablemente los costos de energía, manteniendo las condiciones de *confort*².

¹ Se usa el término del idioma inglés *chiller* para referirnos a la unidad enfriadora de agua. Es un caso especial de máquina de refrigeración cuyo cometido es enfriar un medio líquido.

² El *confort* (galicismo de *confort*) es aquello que produce bienestar y comodidad. La mejor sensación global durante la actividad es la de no sentir nada, indiferencia frente al ambiente. Para realizar una actividad el ser humano debe ignorar el ambiente, debe tener confort.

Resulta de gran interés buscar una estrategia óptima para operar el funcionamiento del *chiller* y lograr minimizar la diferencia de temperatura entre el agua de retorno al *chiller* y el agua de suministro. El objetivo es aumentar la temperatura de suministro cuando sea posible para disminuir el exceso innecesario de trabajo del *chiller*. Esta propuesta de investigación centra su atención en edificaciones (hoteles de gran tamaño) con una demanda considerable de energía necesaria para satisfacer la carga térmica y al mismo tiempo cumplir con los requisitos de confort.

Hipótesis:

Con el empleo de un control predictivo basado en el modelo térmico de un hotel y predicciones meteorológicas del tiempo, será posible plantear una estrategia operacional del sistema de climatización por agua helada que permita ahorrar energía y garantice el confort térmico de la edificación.

Objeto de estudio:

Control predictivo basado en modelos térmicos de edificaciones con sistemas de climatización por agua helada.

Campo de aplicación:

Instalaciones hoteleras con sistemas de climatización centralizada por agua helada.

Objetivos:*Objetivo general:*

Desarrollar una estrategia de operación para un sistema de climatización por agua helada, empleando un control predictivo basado en el modelo térmico del hotel que permita ahorrar energía y garantice el confort térmico de las habitaciones.

Objetivos específicos:

1. Analizar el estado del arte del modelado térmico y el control de clima de edificaciones.
2. Modelar la carga térmica de un hotel, partiendo de sus características constructivas, en función de variables meteorológicas (temperatura ambiente, radiación solar) y de ocupación con el uso de simuladores térmicos.

3. Identificar modelos matemáticos RC, derivados de primeros principios y con el empleo de la técnica de caja gris (*grey-box*³).
4. Sintetizar una estrategia de control predictivo para la operación de un sistema de climatización por agua helada, basado en un modelo térmico de la edificación, que permita ahorrar energía y garantice el confort de la edificación.
5. Validar la propuesta a partir de un caso de estudio de un hotel turístico.
6. Realizar una valoración económica de los resultados obtenidos.

Posibles resultados:

Con esta investigación se pretende obtener un método generalizado que permita determinar el modelo dinámico de la carga térmica de un hotel a partir de pronósticos de clima con un horizonte de predicción de 24 horas. Aplicar la técnica de MPC para minimizar la potencia de entrega del *chiller* y disminuir el consumo energético.

Impacto posible:

Con este proyecto se pretende contribuir a las futuras soluciones del problema de ahorro energético y así amortizar el golpe del consumo debido a la climatización de edificaciones. El Turismo en nuestro país es uno de los sectores más beneficiados con esta investigación por su significativo ahorro económico. Este proyecto servirá como fuente de referencia para futuras investigaciones que incluyan aplicaciones de MPC.

Novedad Científica:

Identificación de modelos de carga térmica de edificios empleando la técnica de Caja-Gris (*Grey-Box*). Síntesis de un controlador predictivo basado en el modelo térmico que permita ahorrar energía y garantizar el confort de una instalación turística cubana.

Capitulario:

CAPÍTULO 1: Estado del arte del modelado térmico y el control de clima de edificaciones.

CAPÍTULO 2: Estimación de cargas térmicas. Control predictivo basado en modelos.

CAPÍTULO 3: Control predictivo basado en modelos térmicos del Hotel Jagua.

³ El término *Grey-Box* será empleado con frecuencia y hace referencia a la técnica de identificación de modelos matemáticos a partir del conocimiento previo de las entradas y salidas de un sistema dado.

CAPÍTULO 1. ESTADO DEL ARTE DEL MODELADO TÉRMICO Y EL CONTROL DE CLIMA DE EDIFICACIONES.

En países con climas cálidos, el acondicionamiento del aire representa una alta proporción del consumo anual de picos de electricidad; como consecuencia, en ocasiones resulta necesario expandir las plantas de potencia para satisfacer la demanda, sin embargo, estas se mantienen inutilizadas la mayoría del tiempo. Utilizando una correcta estrategia en el control de la temperatura de suministro de los *chillers*, se puede contrarrestar en gran parte dicho consumo eléctrico (Zhou et al. 2005).

En el presente capítulo se expondrán de forma generalizada las características del sistema de climatización en cuestión. Se presentarán diferentes estrategias y programas informáticos empleados para la estimación de cargas térmicas, definiciones básicas, ventajas y desventajas. Por último, se comparan los distintos métodos de identificación de modelos de carga térmica y se expone una reseña del control automático aplicado a edificaciones.

1.1 Justificación del trabajo.

El gasto de energía en edificaciones en este último quinquenio equivale al 39% del consumo total mundial (Prívará et al. 2011a). Específicamente en los hoteles, dentro de los costos energéticos, la electricidad representa la mayor partida, siendo las áreas que consumen más energía eléctrica las de climatización y alumbrado. En nuestro país, en el sector hotelero el consumo eléctrico representa alrededor del 75% de los gastos totales y un 60% del monto, se debe a la climatización. Este alto índice se justifica con la premisa de lograr el bienestar del cliente. No obstante, los gastos energéticos tienen gran implicación socioeconómica y medioambiental por tanto debe hacerse un uso racional de la energía.

Es prioritario encontrar alternativas para reducir el consumo de los equipos encargados de la climatización. En este ámbito los ingenieros se han enfocado en el estudio de nuevas estrategias de control en los sistemas *HVAC* (*Heating, Ventilation and Air Conditioning System*, en inglés) (Hernández 2006).

La instalación de los sistemas centralizados de climatización por agua helada constituye una práctica habitual en instalaciones turísticas y comerciales. La perspectiva nacional es extender su uso en futuras construcciones hoteleras. Es por ello que cualquier programa de ahorro de energía y reducción de costos por conceptos energéticos en un hotel debe enfocarse, en primer plano, a reducir el consumo del sistema de climatización. Tradicionalmente, la operación de estas plantas de climatización se sustenta en la experiencia y los conocimientos empíricos del personal de explotación de las mismas, abriendo una brecha para un ahorro viable de energía con el empleo de estrategias operacionales más eficientes de los mismos.

Investigaciones recientes reportadas en la literatura, reflejan el uso del control predictivo basado en modelo (MPC, de sus siglas en inglés) en aplicaciones del control del clima de edificaciones. El modelado dinámico de las cargas térmicas de las edificaciones estudiadas, en conjunto con predicciones de variables meteorológicas y del nivel de ocupación, son elementos que aliados al MPC demuestran notables ahorros de energía y garantizan el confort térmico de las edificaciones.

1.2 Antecedentes.

Ya desde el 1995 en Kuala Lumpur, durante el Congreso de Ciencia y Tecnología en Malasia se estudiaban las posibles alternativas para disminuir el enorme crecimiento del consumo de electricidad a escala mundial y lo que esto implicaba para el futuro de las naciones. Se estimaba que alrededor del 70% de la demanda eléctrica anual en oficinas y edificios comerciales era destinada a satisfacer las cargas de acondicionamiento de aire (Karim et al. 1995).

En la última década se han llevado a cabo una serie de proyectos alrededor del mundo relacionados con el tema a tratar. Tal es el caso del grupo de la U.C. Merced de los EE.UU. (Haves et al. 2010) centrado en la climatización del Campus universitario basado en la

identificación de la carga térmica. Hoy día se llevan a cabo importantes proyectos en Europa (Prívará et al. 2011c), EE.UU (Ma et al. 2010), entre otros.

La mayoría de las investigaciones sobre climatización hotelera en Cuba se centran en el análisis de gestión de la administración enfocada en el ahorro energético (Cuza 2010) y en aplicaciones de redes neuronales con algoritmos genéticos e inteligencia artificial (Hernández 2006; Montelíer 2008).

En el país no se han aprovechado plenamente las ventajas económicas que permiten las diferentes técnicas de identificación aplicadas a la rama de la climatización en hoteles; no obstante, en los últimos años se ha estado trabajando para poder obtener beneficios de estas novedosas estrategias que respetan los principios medio ambientales y contribuyen con el ahorro del consumo de electricidad.

1.3 Características de los esquemas térmicos en la hotelería.

Las redes hoteleras son unidades prestadoras de servicio para el sector del turismo. Los hoteles presentan características propias debido a su arquitectura, ubicación geográfica y cultura social. Estos deben presentar condiciones de confort óptimas acorde a su política de hospedaje.

Cada hotel implementa determinados sistemas térmicos para crear condiciones idóneas de confort con el objetivo de prestar el mejor servicio. Estos sistemas se usan con dos propósitos básicos. Generar calor para la elaboración de alimentos, calentamiento de agua sanitaria y condiciones de confort. La energía a bajas temperaturas se utiliza para la conservación de víveres y acondicionamiento de aire, fundamentalmente para climatizar un local (Cuza 2010).

Los esquemas térmicos para implementar estas condiciones varían en dependencia de las necesidades económicas y los objetivos específicos del hotel. Los principales sistemas son creados para el trabajo en función del consumo. Se trata siempre que los índices de consumo disminuyan y que los equipos que intervienen trabajen eficientemente.

Los sistemas de climatización más comercializados en la actualidad se dividen en dos grupos. Sistemas de clima localizados y los sistemas de clima centralizados; en este último se concentra la generación de un fluido a baja temperatura, el cual se distribuye a los

locales a climatizar. Estos sistemas se dividen en: todo-aire, aire-agua y todo-agua. Para más detalles en los sistemas de agua helada (todo-agua) a flujo constante, consultar ([Montelier 2008](#)).

La producción de frío en función de la climatización en los hoteles, es llevada a cabo por unidades centralizadas que enfrían un fluido el cual es bombeado para todas las habitaciones y locales del hotel. Mientras que el agua caliente se genera por calentadores, mediante quemadores a gas, calentadores solares, sistemas de vapor, entre otros.

Para disminuir los costos de producción y aumentar la eficiencia energética en el acondicionamiento de aire y el calentamiento de agua, se utilizan esquemas térmicos que trabajen en conjunto. Los sistemas de Clima trabajan a partir de la compresión de vapor, donde un compresor hace circular el refrigerante por el sistema, a la salida de este se instala un intercambiador para absorber el calor, disminuyendo la temperatura del refrigerante y utilizando el calor generado para el calentamiento de agua. Combinando dos circuitos con diferentes propósitos y apoyándose uno del otro, se logra mejorar las condiciones térmicas e incrementar la eficiencia energética de la instalación ([Cuza 2010](#)).

1.3.1 Principales características de los sistemas centralizados en Cuba.

En la hotelería cubana generalmente el confort térmico se logra con sistemas de climatización centralizada. El funcionamiento se basa en un grupo de compresores que se encargan de enfriar agua (*chillers*) y un sistema de bombeo que hace circular agua por las tuberías hasta las unidades terminales en las habitaciones (*fan-coil*), donde se transfiere la potencia de frío al acondicionamiento del aire de cada habitación.

El consumo asociado al *chiller* depende de la temperatura de agua helada (*set-point*) que se elige como consigna y de la carga térmica a vencer que se refleja en la diferencia de temperatura del agua de retorno y a la salida del *chiller*. Mientras más helada se quiera el agua a la salida del *chiller* más esfuerzo de los compresores se requiere y por consiguiente mayor consumo energético ([Hernández 2006](#)). Todo esto en función de las características térmicas de la edificación y la estrategia operacional de la instalación.

Recientes investigaciones en el país buscan nuevas soluciones en el campo de los sistemas de acondicionamiento de aire que van encaminadas al mejoramiento de la eficiencia energética y la reducción del consumo de electricidad (Espín 2012).

1.3.2 Eficiencia de los sistemas de climatización centralizados del tipo todo-agua.

El desarrollo continuo de la industria especializada en el acondicionamiento de aire y la inflación diaria de los costos energéticos, abre nuevos caminos en la búsqueda de soluciones que aporten ventajas al diseño termo-energético de las instalaciones de acondicionamiento de aire. La eficiencia, se manifiesta como indicador que caracteriza el estado y operación de las instalaciones. Se mejora la eficiencia, cuando se controla un sistema para que opere en las condiciones de carga requerida con los consumos de energía más bajos. La eficiencia energética de los sistemas de climatización depende en gran medida del control y las estrategias operacionales que se apliquen, y de consideraciones que involucren a cada una de las dependencias para lograr a la postre consumos mínimos de energía.

En los sistemas de climatización se utilizan diferentes mecanismos para que operen en los rangos más óptimos de eficiencia. En función de las características propias de la instalación se trabaja para mejorar las medidas encaminadas a elevar la eficiencia global de la instalación. Para alcanzar estas mejoras se optimiza el ciclo de compresión de vapor, se perfecciona el proceso de los circuitos primario y secundario, la transferencia de energía entre los elementos que componen el sistema, el manejo de las temperaturas del agua de entrada y salida de los intercambiadores, el *set-point* en las unidades terminales y el flujo de agua helada. Un correcto ajuste de la temperatura del agua helada ofrece incrementos de eficiencia considerables por cada grado Celsius de elevación de la temperatura de salida del agua del *chiller* (Montelie 2008).

Maniobrar la temperatura de suministro de forma dinámica en función de la variación de la carga, sin afectar el confort es sin duda una posibilidad inmejorable de elevar los índices de eficiencia. Una de las alternativas aplicadas en el país para satisfacer el confort en los hoteles es dividir el sistema de distribución de agua en bloques de demanda de calor en función de las características físicas y térmicas de la edificación.

En el caso del hotel Jagua, el sistema de bombeo está diferenciado en seis zonas o bloques de consumo, de ellos tres están destinados a satisfacer las demandas de confort en las estancias. La disposición de las bombas a flujo constante está dada según el nivel de hospedaje. Cada una de las tres bombas de suministro tiene una capacidad diferente de entrega, y es responsable de atender un módulo de habitaciones: (Módulo Oeste) 52.0 (m³/hr), (Módulo Este) 42.0 (m³/hr) y (Módulo Cabañas) 10.8 (m³/hr). De este modo se entregan diferentes niveles de flujo en correspondencia al nivel ocupacional; estos valores de suministro son: 52.0, 62.8, 94.0 y 104.8 [m³/hr] y corresponden a una demanda del 25, 50, 75 y 100 [%] de ocupación, respectivamente.

1.4 Métodos para el cálculo de cargas térmicas.

Los métodos de cálculos utilizados para la determinación de cargas térmicas se basan en conceptos y definiciones planteadas por la termodinámica clásica y la transferencia de calor entre varios procesos.

Los procesos térmicos de transmisión de calor que aparecen en un sistema, parten a raíz de la combinación de los tres mecanismos de transmisión de calor (conducción, convección y radiación) y la amplia variedad de materiales involucrados, cada uno de ellos con sus propiedades termo-físicas (capacitancias y resistencias). Importancia por la cual los sistemas deben ser evaluados rigurosamente, teniendo en cuenta las relaciones geométricas, ganancias de calor, el almacenamiento de energía y la relación entre los fenómenos térmicos. Causas que propician un complejo desarrollo de la técnica utilizada en el cálculo térmico de sistemas de climatización.

La Sociedad Americana de Ingenieros en Calefacción, Refrigeración y Aire Acondicionado (*ASHRAE*, por sus siglas en inglés) toma como principios de cálculo para determinar la carga de enfriamiento los tres mecanismos básicos de transferencia de calor: conducción, radiación y convección, y describe las ganancias térmicas que entran a una zona o que se generan dentro de ella para un instante de tiempo, ver ([ASHRAE 1997](#)) .

Los principales modos de ganancia de calor suelen ser por:

- Radiación solar a través de superficies transparentes.
- Conducción de calor a través de techos y paredes exteriores.

- Conducción a través de capas interiores como pisos y cielos rasos.
- Calor generado dentro del espacio por ocupantes, luces, y equipos.
- Transferencia de energía por ventilación e infiltración del aire externo.
- Calor por misceláneas, entre otros.

Un método establecido para la estimación de cargas térmicas es el balance de calor en estado estable bajo condiciones externas normalizadas; sin embargo, según (Ghiaus & Hazyuk 2010) esta aproximación no toma en cuenta la dinámica térmica del edificio y por consiguiente las cargas de energía de cada hora pueden contener errores significativos. Otro método frecuente es una correlación estadística, relacionando un balance térmico en estado estable. En este método, la dinámica de la carga térmica es tomada considerando una distribución estadística alrededor de los valores medios, véase (Bacher & Madsen 2011).

Los métodos de cálculo empleados para la determinación de la carga térmica en la climatización han evolucionado en complejidad y precisión. De modo general, en (ASHRAE 1997) se reconocen varios métodos normalizados para la identificación de Cargas Térmicas en edificaciones. Existen diferentes métodos que varían en su complejidad, desde los más fáciles y concretos capaces de realizarse manualmente, hasta los más complejos y más exactos apoyados por las técnicas computacionales, ejemplo:

- *Método de Cargas Instantáneas:*

Por su sencillez uno de los primeros en emplearse. En este método los conceptos de carga térmica y aporte de calor significan físicamente lo mismo. Este método es poco preciso en los casos en que la acumulación de energía es significativa, es decir, cuando su ganancia no coincide con la carga térmica.

- *Métodos E20 de Carrier y CLTD/CLF de ASHRAE:*

Métodos distintos pero conceptualmente similares. En ambos se emplean tablas de factores de carga pre-calculados para unas condiciones estándar o de referencia. Antes de que estuviese extendido el uso de los ordenadores los dos métodos eran muy empleados por su fácil manejo.

- *Método del Balance Térmico:*

Caracterizado por su precisión y complejidad, considera los tres mecanismos de transmisión de calor (conducción, convección y radiación). Para todas las superficies y volúmenes incluidos en el local se plantea un balance de energía con las leyes fundamentales de la transmisión de calor. Las pocas suposiciones y simplificaciones incluidas en este modelo matemático le acercan a lo que sucede realmente en los fenómenos naturales, por eso el método es muy exacto, pero con la desventaja de la complejidad de los cálculos que hacen imprescindible la utilización de herramientas informáticas.

- *Método de las Funciones de Transferencia:*

Proporciona mayor precisión y es más flexible pues no calcula las cargas en condiciones de referencia, sino que estas se calculan como resultado de secuencias concretas de aportaciones de calor para cada aplicación específica. El método se desarrolla a partir del Balance Térmico y persisten muchos conceptos de él, empleando ciertos procedimientos matemáticos y suposiciones que permiten simplificar el problema original formulado en el Balance Térmico. Las funciones de transferencia pueden completar los cálculos de algunos programas informáticos de fácil manejo, proporcionando resultados bastante precisos.

Una representación simplificada de los principios físicos que caracterizan la transferencia de calor, se presenta en (ASHRAE 1997), ver el esquema de la figura 1.1.

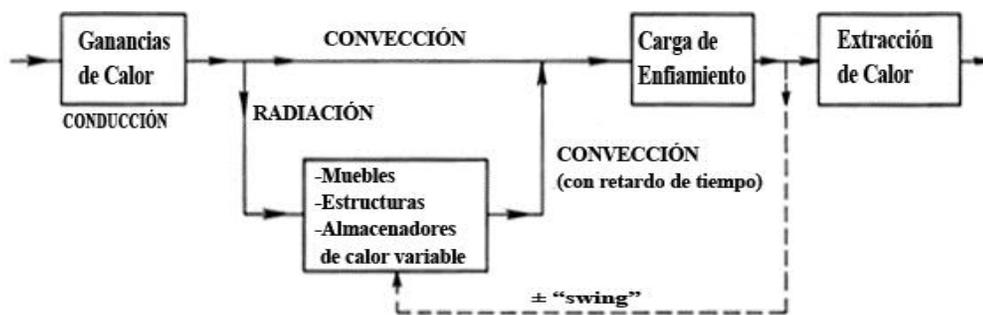


Fig. 1.1: Esquema de Transferencia del Calor de la ASHRAE.

Es necesario tener presente la importancia del efecto térmico del almacenamiento, diferenciando entre ganancia instantánea de calor para un espacio dado y su carga de enfriamiento para ese momento.

La carga de enfriamiento es la razón de calor por unidad de tiempo que debe ser removido del espacio para mantener una temperatura constante del aire en la zona térmica. Por otra parte, la ganancia de calor por radiación a la zona no influye inmediatamente en la carga de enfriamiento. La energía radiante primero debe incidir en las superficies presentes en el espacio acondicionado (las paredes, el piso, el cielo raso y demás objetos); tan pronto como estas superficies y estos objetos se ponen más calientes que el aire del espacio, se transfiere parte de ese calor por convección al aire del espacio acondicionado, mientras que el calor restante es almacenado, intentando mantener un equilibrio térmico. Esto quiere decir que para un instante de tiempo dado, la carga de enfriamiento de una zona no tiene porqué ser igual a las ganancias instantáneas de calor que afectan el espacio.

1.5 Identificación de modelos de cargas térmicas a partir de redes RC.

Hoy día una de las técnicas más usada para estimar la carga térmica en simulaciones dinámicas es el balance de calor. Una alternativa equivalente y muy frecuente en estos últimos años es el uso de redes térmicas conformadas por elementos Resistivos-Capacitivos (RC) y fuentes de ganancias de calor. Estos elementos son diseñados siguiendo los principios físicos de transferencia de calor, intentando llevar a un esquema de circuitos lo más simplificado posible los conceptos validados y certificados por las normas internacionales. En estos diseños los factores a tener en cuenta y que afectan normalmente la habitación, son el calor suministrado directamente al local por convección y radiación del calor; las posibles fuentes son la radiación solar, la temperatura ambiente, las ganancias internas por ocupación e iluminación; algunos de estos esquemas son tratados en ([Haves et al. 2010](#); [O'Neill et al. 2010](#); [Siroký et al. 2011](#)).

El principio del balance térmico usado frecuentemente en la literatura se rige por la siguiente expresión simplificada:

$$C_z \frac{dT_z}{dt} = \sum_i^j Q_n \quad (1.1)$$

Donde:

C_z es la capacitancia de la zona.

T_z es la temperatura de la zona.

$\sum_{i=1}^j Q_n$ es la sumatoria de las diferentes fuentes de calor que afectan la zona.

En (Oldewurtel et al. 2010) se detalla cómo se obtiene la capacitancia térmica de la zona a partir del principio:

$$\dot{Q} = \frac{dQ^l}{dt} = \frac{dQ^l}{dT_z} \frac{dT_z}{dt} = C_z \frac{dT_z}{dt} \quad (1.2)$$

Donde Q^l es la cantidad de calor y $\frac{dQ^l}{dt}$ es la potencia de calor transmitida.

Analizando las edificaciones desde una perspectiva superior, las diferentes zonas térmicas del edificio pueden ser tratadas como un conjunto que forman la carga térmica total. Esta consideración permite predecir un modelo de la potencia total que se requiere basándose en variables del sistema como las afectaciones meteorológicas y el nivel ocupacional.

Frecuentemente en la literatura se cuenta con los valores reales o aproximados de los elementos RC a partir de mediciones, experimentos, o partiendo de las propiedades de los materiales y teniendo en cuenta un conjunto de consideraciones y suposiciones. Lo que sucede es que a medida que la edificación se torna más grande, se complejiza el cálculo de estos parámetros.

La estrategia trazada en este informe es una alternativa novedosa que adecua las características de diferentes métodos usados para determinar la carga térmica, aprovechando las ventajas que ofrece cada técnica y adaptándolas a las particularidades del caso de estudio y a los datos disponibles de la edificación.

1.6 Técnicas de identificación de modelos de carga térmica.

La obtención de un modelo matemático simple y efectivo de una edificación es siempre fundamental para el correcto desempeño de las aplicaciones de control de clima. Para grandes edificaciones donde existe una variedad en las características constructivas del sistema, se torna muy difícil obtener al detalle las propiedades físicas. Para solucionar este

problema, se procede a representar toda la masa del edificio como una red térmica formada por resistencias y capacitancias, véase (Wang & Xu 2006; Lee & Braun 2008).

Este método es conocido como Modelo de Parámetros Concentrados o Modelo Híbrido, siendo una idealización de una habitación a macro-escala (Balan et al. 2011; Verhelst 2012). La temperatura ambiente y las radiaciones solares son equivalencias a fuentes de voltaje y de corriente, respectivamente. Frecuentemente en la literatura este es un punto común de partida donde la estructura de la red sufre algunas modificaciones en función de las variables y mediciones del sistema. Luego se plantean diferentes vías de solución dependiendo de las salidas que se deseen obtener (Braun & Chaturvedi 2002; Ghiaus & Hazyuk 2010).

El control avanzado de edificaciones y los métodos de detección de fallas requieren modelos térmicos de los edificios para predecir o estimar el funcionamiento esperado de estos. La implementación en tiempo real de los modelos exige frecuentemente cálculos computacionales de alto rigor, razón por la cual resulta imprescindible la obtención de modelos eficaces y eficientes que sean capaces de captar la dinámica del sistema y a la vez ser lo más reducido posible para disminuir el peso del cómputo.

Los métodos para la predicción de carga térmica incluyen tres categorías principales: modelos físicos, modelos de caja-negra (*black-box*) y modelos de caja-gris (*grey-box*).

1.6.1 Modelos físicos. Programas para la simulación.

Los modelos físicos son los obtenidos a partir de software computacionales como *EnergyPlus*, donde se conocen los detalles del consumo de energía en edificios multi-zonas con diseños complejos. Algunos de estos programas están certificados por ingenieros y arquitectos como estándar en la industria y la construcción. No obstante, es válido resaltar que se necesitan conocer y ajustar un largo número de parámetros constructivos y disponer de información confiable de las entradas.

Actualmente la simulación de cargas térmicas es uno de los recursos disponibles para la investigación de edificaciones. Se sustenta en metodologías integradas en paquetes de programas informáticos. Estos programas permiten reducir el tiempo de ejecución de las tareas y analizar un gran número de variantes con el mínimo de recursos (Montelier 2008).

Para estas aplicaciones en el mercado existen un conjunto de paquetes para la simulación térmica de edificaciones, tales como *TRNSYS*, *DOE-2*, *EnergyPlus*, *ESR-r*, *COOL PACK*, *Simulador UABC*, *TRACE*, *DP-AIRE*, *SAUNIER DUVAL*, *MC4*, entre otros.

El objetivo fundamental de la simulación térmica en una edificación y en el estudio de proyectos, se basa en que los procesos, en este caso los de transferencia de calor, son fenómenos que cambian constantemente en el tiempo independientemente de su mecanismo y su magnitud. La simulación proporciona un análisis enteramente dinámico, lo cual hace que podamos observar la ocurrencia de un fenómeno en función de cada una de las variables independientes a las cuales se restringe, permitiendo obtener de una manera precisa resultados que describen su ocurrencia (Hernández 2006).

Normalmente cuando el valor calculado de la temperatura de la zona es menor que el *set-point*, el valor de la carga térmica se considera cero. Los programas informáticos de simulación más utilizados y certificados a nivel internacional como *TRNSYS*, *EnergyPlus* y *ESP-r* se basan en esta aproximación. Esto evita obtener cargas térmicas negativas.

El software elegido para la simulación de la carga térmica del hotel Jagua fue *TRNSYS* en su versión 16.0. Este ofrece un alto nivel de precisión en las respuestas y debido en gran medida a los argumentos matemáticos regidos por los fundamentos de las normas de la *ASRHAE*; unido al aspecto de las respuestas dinámicas con la posibilidad de interpolación de datos para pequeños intervalos durante largos períodos de tiempo, hacen de *TRNSYS* uno de los software de mayor perspectiva y utilidad. Además, el trabajo en su ambiente gráfico es sencillo y permite comunicarse con programas tan útiles como *Matlab* y *Microsoft Excel*, e importar históricos del clima desde *Meteonorm* (Meteotest 2010).

1.6.2 Modelos *black-box*.

Se conoce como caja-negra (*black-box*) a la técnica de identificación de sistemas multivariable donde no se conoce la estructura del modelo y solo se cuenta con bases de datos de las entradas y las salidas. Es utilizada frecuentemente como última alternativa para sistemas donde no hay conocimiento alguno de la dinámica de la planta y los sistemas son frecuentemente no lineales o linealizados bajo ciertas consideraciones.

Los modelos obtenidos a partir de la técnica de *black-box* requieren normalmente una gran cantidad de datos muestreados y no siempre reflejan el comportamiento físico del sistema (Wang & Xu 2006).

Existen varios modelos de *black-box* encontrados en la literatura, donde la idea principal para la obtención del modelo es a partir del conocimiento único y exclusivo de las entradas y salidas del sistema. Este método es muy aplicado para sistemas complejos, dígame procesos no lineales y multi-variables donde no hay conocimiento de la estructura o dinámica del modelo.

La identificación de sistemas no-lineales es un desafío planteado en la actualidad y esta técnica ofrece una alternativa para la obtención de modelos con una dinámica no-lineal. El problema principal radica en la necesidad de grandes cantidades de datos que permitan confeccionar históricos del comportamiento del sistema. Entre las vertientes más utilizadas se encuentra el desarrollo de técnicas de estimación recursiva en tiempo real para la predicción del perfil de carga, esta idea está basada en la técnica de obtención de modelos auto-regresivos de media móvil con entradas exógenas (*auto-regressive moving average models whit exogenous inputs*, ARMAX en inglés) (Ljung et al. 2007a). También se han desarrollado modelos a partir de la serie generalizada de Fourier para estimar la carga de frío de centros comerciales a partir de la predicción de la temperatura ambiente, la humedad relativa y la radiación solar global (Dhar et al. 1999). Una comparación exhaustiva entre diferentes modelos obtenido a partir de diferentes principios como la regresión lineal (LR), auto-regresivo (AR), ARMA, ARMAX y redes neuronales artificiales (ANN) es detallada en (Kawashima et al. 1995).

Comparado con los modelos físicos, los modelos con *black-box* son más sencillos de implementar en la mayoría de los casos, pero más difícil para identificar los parámetros óptimos del sistema, lo cual se convierte en un desafío para la precisión y la estabilidad. Para poder mejorar la respuesta se necesitan datos de un amplio período con rango de condiciones que permitan el "aprendizaje" del modelo. Desafortunadamente la adquisición de los datos de un hotel con un espectro amplio en el rango de operación por un largo período de tiempo es difícil de obtener. Es por esta razón que resulta poco práctico aplicar este método de identificación en edificios comerciales y hoteles cuya dinámica de trabajo y

las exigencias de confort no pueden ser afectadas. Además, en caso de cambios en la estrategia de control, o remplazo de equipos, puede verse afectada la estabilidad del modelo e incluso la predicción de este, lo cual requeriría un nuevo proceso de "entrenamiento". En (Ljung et al. 2007a; Zhou et al. 2008) se especifican detalladamente los requisitos necesarios a tener en cuenta para obtener un buen modelo empleando Black-Box.

1.6.3 Modelos *grey-box*.

Teniendo en consideración las debilidades de los modelos físicos y *black-box*, para predecir los modelos de carga térmica, varias investigaciones se han enfocado en el empleo de la técnica *grey-box* para estimar o predecir el comportamiento del modelo de carga.

La técnica de identificación seleccionada para estimar los parámetros del modelo matemático del hotel es la caja-gris (*grey-box*), la cual permite alcanzar una compensación en las exigencias del sistema, donde se requiere de métodos matemáticos que brinden un equilibrio entre las condiciones requeridas, para lograr que este sea preciso y eficiente (Zhou et al. 2008).

El *grey-box* permite identificar los parámetros de la dinámica de un sistema a partir del conocimiento previo del comportamiento de las entradas y salidas, obtenidas mediante mediciones recopiladas en bases de datos y una hipótesis de la estructura del modelo deseado. El siguiente paso es decidir que métodos seguir para la identificación: método bayesiano, método de mínimos cuadrados, filtros numéricos, entre otros.

La técnica más utilizada para la estimación de parámetros en modelos lineales es el Método de Mínimos Cuadrados (Acuña & Pinto 2006). Esta técnica de análisis numérico se encuentra contenida dentro de la optimización matemática, en la que, dados un conjunto de pares (o ternas), se intenta encontrar la función que mejor se aproxime a los datos, de acuerdo con el criterio de mínimo error cuadrático. Este método es el empleado en varios programas informáticos como *CTSM* para realizar la optimización de la respuesta (Kristensen & Madsen 2003).

Otra variante es el Método Bayesiano; como su nombre indica, es basado en el Teorema de Bayes. Investigaciones precedentes demuestran que en caso de existir un conocimiento previo de los parámetros iniciales, la estimación obtenida con esta última variante ofrece una mejor exactitud en la dinámica del sistema (Pavlak & Balaji 2011).

Cada una de las alternativas posee sus propias ventajas. En el momento de decidir hay que tener en cuenta si está al alcance un conocimiento previo de los parámetros del modelo o si se parte de condiciones iniciales cero. Independientemente del método escogido, se debe tener en cuenta si es posible prescindir del sentido físico de los parámetros, con el objetivo de obtener la mejor respuesta posible del modelo; ya que creando restricciones en sus parámetros será más difícil que este siga la trayectoria deseada.

Frecuentemente el método más utilizado es la técnica de obtención del modelo de *grey-box* inverso. Este consiste en la estimación de la carga térmica a partir de una identificación previa de los parámetros, que puede ser por el análisis de las características de los materiales constructivos o la identificación con algoritmo genético, (Acuña & Pinto 2006; McKinley & Alleyne 2008).

En esta investigación se dispone de las afectaciones del clima medidas cada una hora, y se estima la carga térmica con modelos físicos a partir de datos constructivos pre-analizados y se procede a utilizar la técnica de *grey-box* para identificar los parámetros del modelo matemático que caracterizan la dinámica del hotel. Se implementa la técnica de *grey-box* con parámetros iniciales igual cero, debido a que no existe un conocimiento previo de estos.

1.7 Estrategias de control automático.

El desafío del diseño de control para edificaciones comenzó cuando la predicción del clima y la ocupación fue siendo muy próxima a la realidad y sobre todo en estas últimas décadas con el fin de disminuir el consumo de electricidad y la búsqueda de técnicas alternativas que permitan un ahorro de energía y costos. Esta meta se acrecentó a medida que los sistemas convencionales fueron reemplazados por sistemas modernos de climatización (Ma et al. 2012).

Una estrategia de control completa debe integrar el modo de operación más económico que ha de ser determinado teniendo en cuenta un grupo de factores, comenzando por la predicción de la carga térmica y capacidad de los *chillers*. Existen una serie de factores que deben ser tomados en cuenta a la hora de trazar una estrategia para el control de clima en edificaciones.

Numerosas son las técnicas de control, pero no hay dudas de que el MPC aprovecha todo su potencial para obtener ventajas sobre el resto de las estrategias. En (Gwerder & Tödli 2005) se detallan los factores que hacen del MPC la elección correcta y necesaria para obtener los mayores beneficios en el control de clima de edificaciones. En el capítulo 2 se realiza un análisis detallado del MPC aplicado a edificaciones.

En Cuba no se reportan investigaciones precedentes que apliquen la técnica de MPC al control de clima en hoteles a partir de modelos dinámicos de carga térmica en espacio de estado. No obstante, las investigaciones para disminuir el consumo de energía en hoteles es ampliamente estudiado donde la tendencia más actualizada es el trabajo con lógica borrosa, algoritmos genéticos y redes neuronales (Hernández 2006; Montelier 2008). En (Castellanos 2011) se realiza un trabajo detallado de los estudios previos aplicados al sector hotelero en Cuba y se fundamenta el uso del MPC en el control de clima en una habitación basado en modelos que permiten conocer la temperatura de la zona.

El alcance del proyecto comprende el desarrollo de algoritmos basados en el modelo de control predictivo (MPC) que reduzcan el consumo total de energía y permita garantizar el confort en la instalación hotelera.

1.8 Conclusiones del capítulo.

- Sobresale la identificación de la carga térmica de edificios entre las tendencias actuales para disminuir el elevado consumo de energía.
- La estimación del modelo de carga térmica depende de un conjunto de factores ambientales y ocupacionales, los cuales representan las perturbaciones que afectan el sistema.
- El empleo de simuladores es una de las mejores propuestas para la estimación del perfil de carga térmica de una edificación.
- La técnica de *grey-box* es el método de identificación de modelos que más se adecua a las características de la investigación.
- No se reportan investigaciones en el país que utilicen el MPC a partir de modelos de predicción de la carga térmica de una instalación.

CAPÍTULO 2. ESTIMACIÓN DE CARGAS TÉRMICAS. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS.

En el desarrollo del capítulo se explica la metodología empleada para determinar la carga térmica del hotel Jagua. Con este propósito, se emplea el simulador *TRNSYS* y se realiza la identificación de las habitaciones tipos. Además, se exponen las modificaciones realizadas a los circuitos para diseñar la estructura de modelos térmicos; estos deben ser capaces de representar el comportamiento dinámico de la edificación. Por último, se realiza una reseña del control predictivo basado en modelos (MPC) y cómo este puede ser orientado al control del clima en edificios.

2.1 Situación geográfica y características constructivas del hotel Jagua.

La ciudad de Cienfuegos se encuentra situada geográficamente al sur de la región central del archipiélago cubano. Se encuentra situada aproximadamente en las coordenadas 22°08' Norte (latitud) y 80°25' Oeste (longitud). Colinda al sur con las aguas del Mar Caribe y al norte, este y oeste con los municipios de Palmira, Cumanayagua y Abreus, respectivamente. El hotel Jagua está ubicado en el centro sur de la ciudad, rodeado por las aguas de la bahía al este y oeste a una distancia menor de 40 metros a cada extremo. Ver [anexo 1](#) para tener una mejor orientación espacial del hotel.

El edificio principal posee una capacidad de ciento treinta y seis habitaciones (136), y cuenta también con un bloque de trece (13) cabañas ubicadas en el área de la piscina, lo que totaliza un total de 149 habitaciones disponibles para el turismo. El Hotel está construido con una estructura de concreto, con paredes exteriores de bloque doble de quince centímetros, un espacio de aire en el centro para que estas paredes sean acústicas y paredes interiores de bloque sencillo, con ventanas de cristal en el edificio principal con vista norte

y puertas de madera en el pasillo sur. Las cabañas están construidas de similar forma, con la diferencia de que la pared del lado sur es de cristal (Montelier 2008).

2.1.1 Comportamiento de la temperatura y la radiación solar.

El continuo monitoreo de las variables meteorológicas es una medida que siempre debe estar presente a la hora de analizar el comportamiento de la dinámica de la carga térmica de cualquier edificación. El estado del pronóstico de la temperatura ambiente es relativamente fácil de obtener de los institutos de meteorología.

Las técnicas de predicción del clima (radiación solar, temperatura ambiente y humedad) son ampliamente aplicadas en fuentes fotovoltaicas generadoras de energía, la meteorología y la correcta administración de los recursos agrícolas; sin embargo, es a partir del último quinquenio cuando se ha empezado a aprovechar en la predicción de cargas térmicas en algunos proyectos de investigación. La fiabilidad y exactitud de la predicción adquieren un impacto significativo en el control de clima (Gyalistras & Gwerder 2010b).

Existen métodos matemáticos relativamente sencillos y efectivos para estimar el comportamiento futuro de la temperatura a partir de los valores de máximas y mínimas estimados por los centros meteorológicos, (Yoshida & Inooka 1995; Zhou et al. 2005). Desafortunadamente, no sucede igual con la radiación solar incidente en la superficie, donde son pocos los centros de pronósticos que brinden el servicio; por esta razón, algunas investigaciones se han dado a la tarea de desarrollar métodos precisos que sean capaces de predecir las variaciones de la radiación solar (Zhou et al. 2008).

Incluso más complejo resulta el conocimiento a priori de la radiación difusa, variable a tener presente en la dinámica de las edificaciones. La tendencia en el mundo es actualizar periódicamente desde internet las predicciones del clima e incorporarlas al modelo (Gwerder 2007; Siroký et al. 2011; Ma et al. 2012).

Un modo sencillo de predecir la temperatura de las próximas 24 horas es validado en (Zhou et al. 2005):

$$T_n = \frac{T_{hi} + T_{lo}}{2} + \frac{T_{hi} - T_{lo}}{2} \times \sin\left(\frac{n-9}{12} \times \pi\right) \quad (2.1)$$

Donde:

T_n es la temperatura ambiente predicha para cualquier hora del día n (desde 0 hasta 23).

T_{hi} es el valor máximo del pronóstico de temperatura para el día.

T_{lo} es el valor mínimo del pronóstico de temperatura para la noche.

Los datos de temperatura ambiente y radiación solar usados en esta investigación son adquiridos a partir de históricos anuales del municipio de Cienfuegos, facilitados por el centro Meteorológico Provincial (2011). Los valores de la temperatura y la radiación solar global sobre la superficie terrestre en la provincia de Cienfuegos en julio del 2011 aparecen reflejados en el [anexo 2](#).

El hecho de que los datos sean el resultado de años anteriores no representa una mala predicción meteorológica. Fuentes plantean que el clima para un período de 10 años en fechas simultáneas sufre variaciones inferiores al 5% de la media estimada, la temperatura media tiene un error de 1.5°C y la radiación solar de $15\text{W}/\text{m}^2$ (Meteotest 2010); por lo tanto, un análisis de las bases de datos recientes en concordancia con afectaciones severas del clima futuro dan una buena medida del comportamiento de variables medioambientales como la temperatura ambiente y la radiación solar. Además, este proyecto es un caso de simulación; no obstante, de llevarse a la práctica sería sencillo ajustar los valores y el modelo en caso de ser necesario.

2.2 Simulación de la carga térmica con el uso de TRNSYS.

TRNSYS es un programa de simulación de sistemas transitorios con estructura modular diseñada a resolver complejos sistemas de energía fraccionando los problemas dentro de una serie de pequeños componentes (referidos como "Type"); estos pueden ser desde una simple válvula o tubería, hasta una compleja edificación.

Los componentes son configurados y ensamblados usando una interfaz gráfica integradora conocida como *TRNSYS Simulation Studio*, donde el usuario especifica los componentes que constituyen el sistema y la manera en la cual están conectados; ver figura 2.1. El compilador resuelve el sistema de ecuaciones diferenciales y algebraicas que representan todo el sistema (Zogou & Stamatelos 2007). Por otro lado, para detallar edificios multi-zona, la librería de TRNSYS incluye componentes para sistemas térmicos de energía solar y fotovoltaica, HVAC, energía renovable, cogeneración, etc.

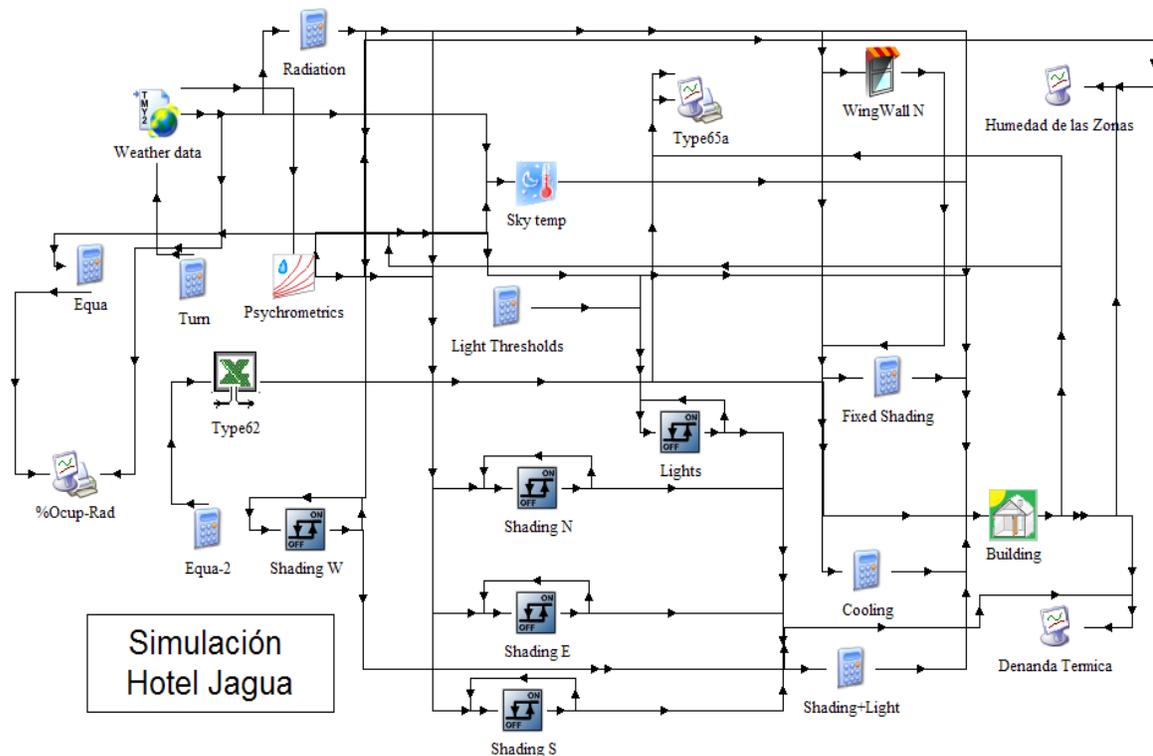


Fig. 2.1: Simulación del hotel Jagua en el ambiente gráfico de *TRNSYS*.

La naturaleza modular de *TRNSYS* permite obtener las características de sistemas térmicos de climatización centralizada y programar nuevos procedimientos matemáticos (Yu & Chan 2006). Además, posee la habilidad de desarrollar nuevos componentes en casi cualquier lenguaje de programación, y permite empotrar directamente a otros componentes ya implementados usando otro software como *Matlab/Simulink* y *Excel*. El código fuente de las librerías está implementado en *Fortran*.

TRNSYS es uno de los programas de simulación aceptados en la lista de estándar europeo de sistemas térmicos (*ENV-12977-2*). El alto nivel de detalle de *TRNBuild* (*TRNSYS Building*), conocido como "Type 56", es compatible con los requisitos exigidos por *ANSI/ASHRAE Standard 140-2001* (*ANSI/ASHRAE 2001*).

Durante la pasada década, *TRNSYS* ha sido ampliamente empleado en simulaciones de sistemas energéticos. Estudios comparan el rendimiento del software frente a resultados experimentales, así como los resultados simulados con otros programas para edificaciones certificados en la industria, como *EnergyPlus*.

Los datos suministrados a *TRNSYS* por el software *METEONORM* ([Meteotest 2010](#)) son bases de datos del comportamiento del clima en diferentes regiones del mundo para todo un año y permite ingresar nuevos datos de clima en caso de contar con actualizaciones.

Conociendo las variaciones del clima y la dinámica de ocupación del edificio, *TRNSYS* es capaz de determinar la dinámica de la afectación en la zona térmica debido a las siguientes perturbaciones: temperatura de bulbo seco y húmedo, radiaciones solares, iluminación natural y artificial, infiltración, ventilación, ocupación, equipos, etc.

El objetivo de esta investigación es obtener del software la carga de frío necesaria a entregar al edificio para satisfacer la temperatura de confort deseada. Luego buscar un método de identificación de la dinámica del modelo de la edificación para cada una de las entradas posibles, sean disturbios o control.

2.2.1 Habitación tipo.

Se define una habitación tipo o zona térmica con el objetivo de reducir el análisis global del edificio, es decir, se toman las habitaciones que difieran o tengan mayores ganancias de calor para llegar a un estimado de cuál será la demanda de la estructura.

El [anexo 3](#) presenta en un esquema simplificado del hotel Jagua, las diferentes habitaciones tipo del edificio principal, donde fueron escogidas las diez zonas térmicas que representan las cargas más significativas. En las cabañas fueron seleccionadas tres tipos dependiendo de su ubicación y demás características. En el [anexo 4](#) se muestran cada una de las habitaciones simuladas, diferenciadas por su geometría física y térmica. Además, se obtiene la carga térmica máxima en función de las ganancias de calor más significativas. La ubicación espacial de cada habitación tipo es resumida en el [anexo 4](#).

2.2.2 Perfil de carga térmica del hotel Jagua.

El perfil térmico del módulo ocupacional presenta una dinámica en su comportamiento para cada hora del día. En la figura 2.2 podemos apreciar para varios días del mes de julio el comportamiento de la carga térmica. Es posible apreciar la necesidad de diseñar un modelo matemático que sea capaz de predecir la dinámica cambiante en función del comportamiento de las ganancias de calor, máxime producto de las variaciones del clima.

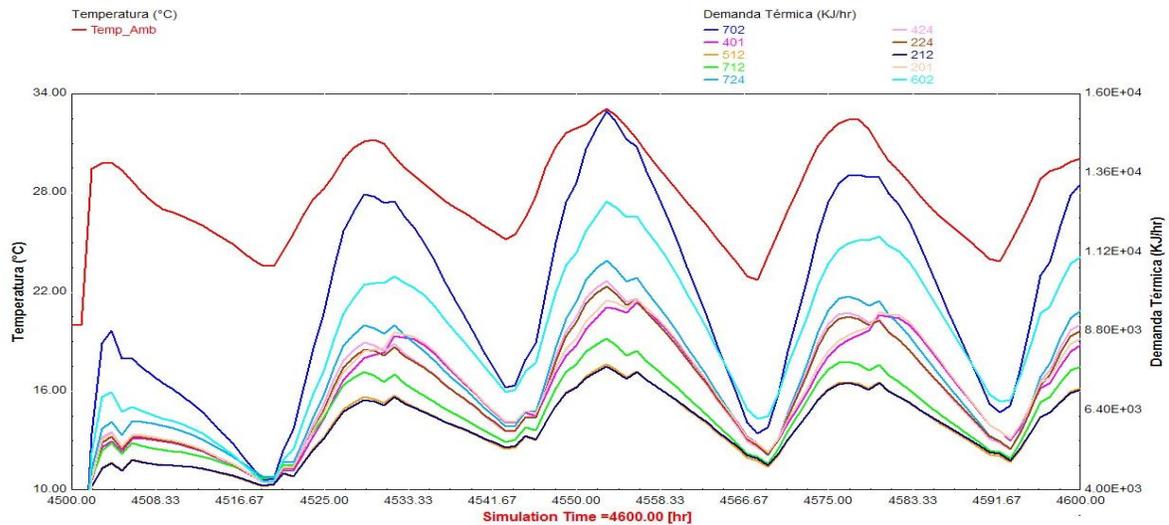


Fig. 2.2: Perfil de carga térmica de las diez habitaciones tipo del edificio principal.

En función de los circuitos de agua fría que estén conectados en el momento, respondiendo al número de huéspedes del hotel y a la estrategia de ocupación, la carga térmica del módulo habitacional toma la siguiente curva característica (figura 2.3):

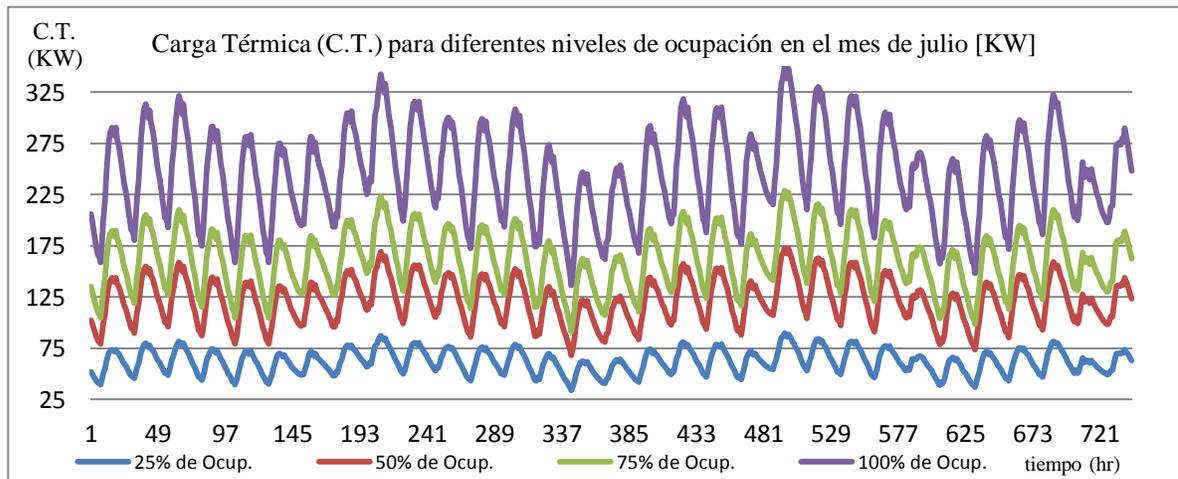


Fig. 2.3: Perfil de carga térmica del hotel en función del nivel ocupacional.

2.3 Modelos Resistivos-Capacitivos (RC)

Una de las técnicas más empleadas para estimar la carga térmica de un edificio y su modelo correspondiente es la equivalencia de circuitos eléctricos a partir de diferentes configuraciones resistivas-capacitivas. Este método es una de las alternativas más viables hoy día para el diseño de modelos de carga térmica (Bacher & Madsen 2011; Siroký et al. 2011).

Un método frecuente en las redes térmicas es dividir las superficies de una zona dada en varias capas, y cada una de ellas con su correspondiente capacidad térmica y una variable de estado asociada a su temperatura (Gwerder & Tödtli 2005).

A continuación se desarrollan dos propuestas de circuitos RC presentes en la literatura, ambos serán previamente modificados para ser adaptados a las circunstancias de la investigación. Posteriormente se determinarán las estructuras correspondientes a cada modelo representados en el espacio de estado.

2.3.1 Estructura del modelo de carga térmica a partir de la red RC de Braun.

Analizando las edificaciones desde una perspectiva generalizada a nivel superior, las diferentes áreas del edificio pueden ser tratadas como un conjunto que forman la carga térmica. Esta consideración permite predecir un modelo de la potencia total requerida basándose en variables meteorológicas.

En (Braun & Chaturvedi 2002) desarrollan un modelo de redes térmicas para la predicción de la carga dinámica de un edificio. Esta variante de identificación basada en la estructura de una red 3R2C necesita solo de dos a cuatro semanas de recopilación de datos para preparar el modelo. El error del modelo estará limitado dentro de un 2% en la simulación con datos preestablecidos y un 9% para datos en tiempo real. El modelo puede ser sometido a modificaciones en la dinámica de la transferencia de calor, véase (Wang & Xu 2006). La propuesta de Braun es posiblemente el esquema en redes RC de mayor impacto en el mundo, y ha sido validado en diferentes aplicaciones; ejemplos de la utilidad del circuito son (McKinley & Alleyne 2008; Haves et al. 2010; O'Neill et al. 2010). En la figura 2.4 se presenta una de las variantes del modelo original (Ma et al. 2012) y en la figura 2.5 el modelo propuesto para la investigación.

La diferencia entre ambos circuitos es la ganancia interna, que incluye el calor proveniente de las personas, luces y equipos electrónicos, la cual es una constante en el diseño original y para la estimación del modelo es considerada dentro de la dinámica de la salida de la carga térmica estimada en TRNSYS.

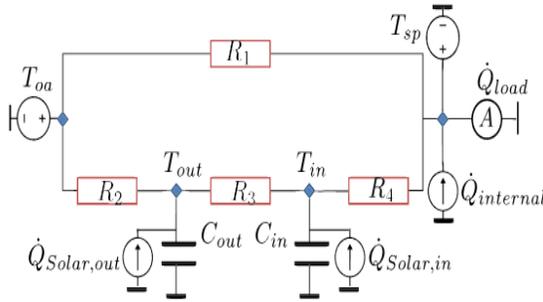


Fig. 2.4: Circuito de Braun.

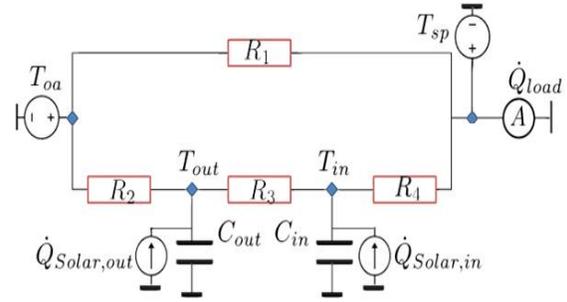


Fig. 2.5: Circuito Propuesto.

Los principales componentes del modelo de predicción son las paredes y ventanas, a los cuales son asociados elementos capacitivos y resistivos que conforman el circuito análogo. RI simboliza la resistencia térmica de las ventanas. Las paredes están representadas en una red 3R2C, ampliamente utilizada en la literatura moderna, donde C_{in} y C_{out} equivalen a la capacitancia térmica captada por las paredes en el interior y el exterior del edificio bajo la acción de la radiación solar en el interior y el exterior, respectivamente. La resistencia térmica entre las capacitancias es modelada por R_3 , mientras que R_2 y R_4 representan la resistencia térmica causada por la convección del calor.

Las entradas del modelo son la temperatura ambiente T_{oa} , la temperatura de *set-point* T_{sp} , y las radiaciones solares. $Q_{Solar,out}$ y $Q_{Solar,in}$ son la radiación solar global que incide directamente sobre el exterior de las paredes de la construcción y la radiación solar difusa que llega al interior de la habitación, respectivamente.

Los estados iniciales del modelo son las temperaturas de las zonas térmicas T_{in} y T_{out} , y la salida del modelo es la demanda de frío necesaria para satisfacer el confort, es decir, Q_{Load} .

Es necesario señalar que el hotel Jagua tiene orientación Norte y la radiación solar en el interior de las habitaciones solo llega como radiación difusa a través de las grandes ventanas con vista al norte.

Analizando detalladamente el circuito en cuestión es posible determinar las ecuaciones de entrada (2.2-2.3) y de salida (2.4) del modelo a partir de un análisis alrededor de los elementos capacitivos asociados a T_{in} y T_{out} , y al amperímetro que mide la Q_{Load} .

$$\dot{T}_{in} = \frac{\dot{Q}_{Solar,in} + \frac{T_{out} - T_{in}}{R_3} + \frac{T_{sp} - T_{in}}{R_4}}{C_{in}} \quad (2.2a)$$

$$\begin{aligned} \dot{T}_{in} = \frac{dT_{in}}{dt} = & -\left(\frac{1}{C_{in} * R_3} + \frac{1}{C_{in} * R_4}\right)T_{in} + \left(\frac{1}{C_{in} * R_3}\right)T_{out} + \dots \\ & \dots + \left(\frac{1}{C_{in} * R_4}\right)T_{sp} + \left(\frac{1}{C_{in}}\right)\dot{Q}_{Solar,in} \end{aligned} \quad (2.2b)$$

$$\dot{T}_{out} = \frac{\dot{Q}_{Solar,out} + \frac{T_{oa} - T_{out}}{R_2} + \frac{T_{in} - T_{out}}{R_3}}{C_{out}} \quad (2.3a)$$

$$\begin{aligned} \dot{T}_{out} = \frac{dT_{out}}{dt} = & \left(\frac{1}{C_{out} * R_3}\right)T_{in} - \left(\frac{1}{C_{out} * R_3} + \frac{1}{C_{out} * R_2}\right)T_{out} + \dots \\ & \dots + \left(\frac{1}{C_{out} * R_2}\right)T_{oa} + \left(\frac{1}{C_{out}}\right)\dot{Q}_{Solar,out} \end{aligned} \quad (2.3b)$$

$$\dot{Q}_{Load} = \max\left(0, \frac{T_{in} - T_{sp}}{R_4} + \frac{T_{oa} - T_{sp}}{R_1}\right) \quad (2.4a)$$

$$\dot{Q}_{Load} = \max\left(0, \left(\frac{1}{R_4}\right)T_{in} - \left(\frac{1}{R_4} + \frac{1}{R_1}\right)T_{sp} + \left(\frac{1}{R_1}\right)T_{oa}\right) \quad (2.4b)$$

A partir de estas ecuaciones se determina la estructura que tendrá el modelo matemático de la forma matricial:

$$\frac{dx}{dt} = Ax(t) + Bu(t) \quad (2.5)$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad (2.6)$$

Donde:

$$\dot{X} = \frac{dx}{dt} = \begin{bmatrix} \dot{T}_{in} \\ \dot{T}_{out} \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} T_{in} \\ T_{out} \end{bmatrix} \quad Y = [\dot{Q}_{Load}] \quad U = \begin{bmatrix} T_{sp} \\ Q_{in} \\ T_{oa} \\ Q_{out} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} -\left(\frac{1}{C_{in} * R_3} + \frac{1}{C_{in} * R_4}\right) & \left(\frac{1}{C_{in} * R_3}\right) \\ \left(\frac{1}{C_{out} * R_3}\right) & -\left(\frac{1}{C_{out} * R_3} + \frac{1}{C_{out} * R_2}\right) \end{pmatrix}_{2 \times 2}$$

$$B = \begin{pmatrix} \left(\frac{1}{C_{in} * R_4}\right) & \left(\frac{1}{C_{in}}\right) & (0) & (0) \\ (0) & (0) & \left(\frac{1}{C_{out} * R_2}\right) & \left(\frac{1}{C_{out}}\right) \end{pmatrix}_{2 \times 4}$$

$$C = \begin{pmatrix} \left(\frac{1}{R_4}\right) & (0) \end{pmatrix}_{1 \times 2}$$

$$D = \begin{pmatrix} -\left(\frac{1}{R_4} + \frac{1}{R_1}\right) & (0) & \left(\frac{1}{R_1}\right) & (0) \end{pmatrix}_{1 \times 4}$$

2.3.2 Estructura del modelo de carga térmica a partir de la red RC de Ghiaus.

En (Ghiaus & Hazyuk 2010) se propone un esquema de red RC a partir por los estándares europeos. Este esquema es usado por el grupo *MIGRER (Intelligent Buildings and Rational Management of Renewable Energy)* en Francia. El autor determina la temperatura del edificio θ_z , basándose en el conocimiento previo de las características constructivas del edificio y la estimación de los elementos del circuito equivalente.

Para alcanzar esta meta, se deben conocer una serie de registros históricos de mediciones que permitan establecer el modelo a partir de los datos medidos. En la figura 2.6 se muestra la red propuesta en (Ghiaus & Hazyuk 2010) y en la figura 2.7 se presenta el esquema alternativo con el cual se determina el modelo matemático. La ventaja de este modelo es que no se necesita conocer la radiación solar difusa, solo se requiere la radiación global, la cual es mucho más fácil de pronosticar y los fundamentos matemáticos para su predicción son menos rigurosos (Zhou et al. 2008).

El objetivo del circuito es determinar la dinámica de la carga térmica existente en el edificio para satisfacer la exigencia de la temperatura de confort; por ello se coloca un A_{mp} que medirá el flujo de calor en el interior de la zona, es decir, la carga térmica.

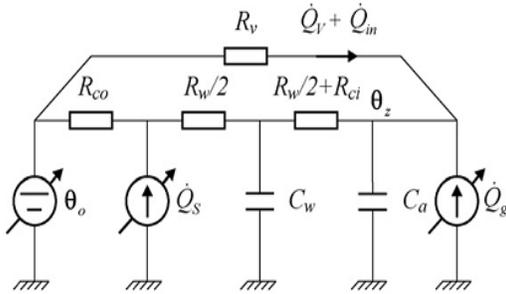


Fig. 2.6: Circuito de Ghiaus

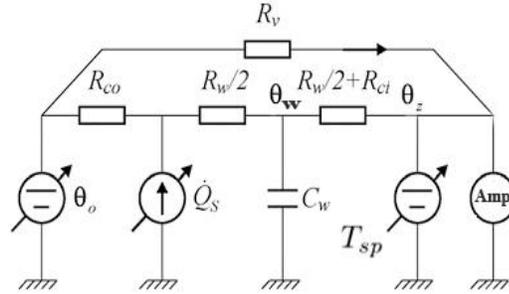


Fig. 2.7: Circuito Propuesto

Para el circuito de Ghiaus la capacitancia térmica equivalente de la pared y de la zona son C_w y C_a , respectivamente. La resistencia R_v es la equivalencia a la ventilación e infiltración, mientras que R_{co} es la resistencia térmica en el exterior por concepto de convección. $R_{w/2}$ es la resistencia media a la conductividad térmica a través de las paredes. R_{ci} es la resistencia a la convección en el interior de la zona térmica.

Para el primer caso el objetivo es determinar la temperatura de la zona θ_z a partir de mediciones registradas, mientras que para el caso en cuestión se excita la temperatura de la zona al valor de la temperatura de *set-point* (T_{sp}). La fuente θ_o equivale a la dinámica de la temperatura ambiente. Q_s es la radiación solar global en función del tiempo. Q_g es la suma de las ganancias internas, tales como el nivel de ocupación, iluminación y equipos eléctricos. Q_v y Q_{in} son ganancias internas por concepto de ventilación e infiltración. Estas fuentes no presentan una dinámica fuerte de un día a otro y además están consideradas en la carga térmica determinada con *TRNSYS*. Frecuentemente, en la literatura estas ganancias se establecen como una constante; por dicha razón, son tomadas en cuenta dentro de la salida de la carga y no se incorpora al modelo, pues este no sufre afectaciones significativas en su variación.

Nótese que la temperatura ambiente y la radiación solar global son las principales perturbaciones del sistema. La temperatura en la pared es θ_w , esta variable será el vector de estado. A partir de la red RC de la figura 2.7 se realizan los cálculos pertinentes para determinar la estructura del modelo matemático.

$$\dot{T}_w = \frac{d\theta_w}{dt} = \left(\frac{1}{C_w}\right) \left(-\frac{1}{R_{co} + \frac{R_w}{2}} - \frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \theta_w + \left(\frac{1}{C_w}\right) \left(\frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \theta_z + \left(\frac{1}{C_w}\right) \left(\frac{1}{R_{co} + \frac{R_w}{2}} \right) \theta_o + \left(\frac{R_{co}}{R_{co} + \frac{R_w}{2}} \right) \dot{Q}_s \quad (2.7)$$

$$\dot{Q}_{load} = \left(\frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \theta_w + \left(-\frac{1}{R_v} - \frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \theta_z + \left(\frac{1}{R_v} \right) \theta_o + \dot{Q}_s \quad (2.8)$$

La estructura del modelo sigue la forma de las ecuaciones (2.5) y (2.6), donde:

$$\dot{X} = \frac{dx}{dt} = [T_w] \quad X = [T_w] \quad Y = [\dot{Q}_{Load}] \quad U = \begin{bmatrix} T_{sp} \\ \theta_o \\ \dot{Q}_s \end{bmatrix}$$

$$A = \left(\left(\frac{1}{C_w} \right) \left(-\frac{1}{R_{co} + \frac{R_w}{2}} - \frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \right)_{1 \times 1} \quad B = \left(\left(\left(\frac{1}{C_w} \right) \left(\frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \right) \left(\left(\frac{1}{C_w} \right) \left(\frac{1}{R_{co} + \frac{R_w}{2}} \right) \right) \left(\frac{R_{co}}{R_{co} + \frac{R_w}{2}} \right) \right)_{1 \times 3}$$

$$C = \left(\frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right)_{1 \times 1} \quad D = \left(\left(-\frac{1}{R_v} - \frac{1}{R_{ci} + \frac{R_w}{2}} \right) \left(\frac{1}{R_v} \right) (0) \right)_{1 \times 3}$$

2.4 Control predictivo basado en el modelo (MPC).

El término control predictivo basado en modelo (MPC) se aplica a un conjunto de estrategias de control por computador, organizadas en torno a algunas ideas comunes, que ya desde finales de los '70 comenzaron a atraer la atención del mundo industrial y de la comunidad académica (Camacho & Bordóns 1999).

El MPC se enmarca dentro de los controladores óptimos, es decir, aquellos en los que las actuaciones responden a la optimización de un criterio. El criterio a optimizar está relacionado con el comportamiento futuro del sistema, que se predice gracias a un modelo dinámico del mismo, llamado modelo de predicción. El intervalo de tiempo futuro que se considera en la optimización se denomina horizonte de predicción (Kwon & Han 2005).

La idea principal del control predictivo es usar el modelo de la planta para predecir la evolución futura del sistema. En cada tiempo de muestreo, se resuelve un problema de control óptimo a lazo abierto para un horizonte finito. La señal óptima de control es aplicada al sistema solo durante el próximo intervalo de muestreo. En el próximo instante

de muestreo, se resuelve un nuevo problema de control óptimo basado en las nuevas mediciones de los estados del sistema para un horizonte cambiante (Coffey et al. 2010). El controlador resultante se conoce como Control de Horizonte “Residente” (RHC). Un estudio detallado de las características del RHC se realiza en (Kwon & Han 2005).

Una de las propiedades más atractivas del MPC es su formulación abierta, que permite la incorporación de distintos tipos de modelos de predicción, sean lineales o no lineales, mono-variables o multi-variables, y la consideración de restricciones sobre las señales del sistema. Esto hace que sea una estrategia utilizada en diversas áreas del control.

Estas características han hecho del control predictivo una de las escasas estrategias de control avanzado con un impacto importante en problemas de ámbito industrial. En este sentido es importante resaltar que el control predictivo se ha desarrollado en el mundo de la industria, y ha sido la comunidad investigadora la que se ha esforzado en dar un soporte teórico a los resultados prácticos obtenidos. Según *Karl Aström*, entre los artículos más citados en la revista *Automatica* el MPC ocupa el 2^{do}, 3^{ro} y 6^{to} lugar (Richalet & O'Donovan 2009).

2.4.1 Aplicaciones del MPC en edificaciones.

El objetivo de un control óptimo en hoteles es asegurar el confort térmico con un consumo mínimo de energía. El MPC está considerado entre los mejores candidatos para estas tareas por sus características de minimizar un funcional convenientemente establecido y manejar de manera simple y efectiva las restricciones en las variables de mando y estados.

Inicialmente fue usado en la industria química y petroquímica, sin embargo, en el área de investigación de edificios comerciales no recibió mucha atención; una de las razones fue los importantes requisitos computacionales. No obstante, el desarrollo de la tecnología y la computación fomentó el campo de acción del MPC, especialmente por las ventajas que ofrece sobre otras estrategias de control (Morari 1995).

Durante la última década, múltiples grupos de investigaciones se han dado a la tarea de estudiar los diferentes aspectos del MPC aplicado al control de clima en edificios. Los trabajos basados en simulaciones muestran que el MPC puede ser adaptado a los requerimientos de disímiles sistemas de control térmico en edificios, como la calefacción (Bacher & Madsen 2011), el flujo de agua a través de paredes (Siroký et al. 2011) y techos

(Rijksen et al. 2010), la ventilación y la climatización con almacenamiento de energía (Ma et al. 2010).

Está probado que el MPC aplicado a edificaciones funciona mejor que muchos otros controladores, ahorrando grandes cantidades de energía y a la vez manteniendo un aceptable confort en los locales (Gyalistras & Gwerder 2010b). Estas investigaciones teóricas han sido respaldadas por pruebas experimentales en edificios reales (Prívará et al. 2011b). Similar al estudio basado en simulaciones, se ha demostrado que el MPC realmente reduce el consumo de energía y mejora el confort térmico. Comparándolo con estrategias clásicas de control, se puede ahorrar hasta un 30% de energía; esta cantidad varía en dependencia del tipo de construcción y las características climatológicas.

El MPC ha sido adoptado como la estrategia de control más aceptada en el control de edificios. Esto se demuestra en investigaciones como *OptiControl* en Suiza (Gyalistras & Gwerder 2010b), *MPC* en Berkeley, Estados Unidos (Coffey et al. 2010), y *MIGRER* en Francia (Ghiaus & Hazyuk 2010). Además, se han reportado aplicaciones en diferentes ramas de la energía, tal es el caso de investigaciones con principios ecológicos. Una de las propuestas novedosas del MPC es reducir los picos de carga durante las horas de mayor consumo energético y desplazar los períodos de tarifa alta hacia otros horarios, con la implementación de estrategias de control para la técnica de almacenamiento de energía en tanques estratificados (Ma et al. 2010).

2.4.2 Modelo de predicción.

Como su nombre indica, el MPC está basado en un modelo del proceso a controlar, el cual es empleado para predecir la evolución futura del estado o de las salidas. El modelo del proceso es conocido como modelo de predicción y describe el comportamiento esperado del sistema. Este modelo puede ser lineal o no lineal, en tiempo continuo o en tiempo discreto, en variables de estado o en funciones de transferencia que relacionan las entradas y las salidas. Es el elemento principal del MPC, debiendo ser lo más realista posible pero sin ser tan complejo que deje de ser intuitivo y dificulte el análisis teórico de la ley de control resultante (Morari 1995).

El hecho de que el problema de optimización implicado se resuelva mediante el computador, así como las diversas técnicas de horizonte de predicción con la que se aplica

la solución, hace que sea más natural considerar modelos discretos que continuos. Los modelos más populares son:

- Modelos basados en la respuesta impulsiva finita (FIR).
- Modelos basados en la respuesta escalón.
- Modelos basados en la función de transferencia.
- Modelos en el espacio de estado.
- Otros modelos: no lineales; modelos basados en redes neuronales o lógica difusa.

Un modelo típico de predicción lineal discretizado tiene la forma (Maciejowski 2002):

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (2.9)$$

$$y(k) = C_y x(k) \quad (2.10)$$

$$z(k) = C_z x(k) \quad (2.11)$$

Donde x es el vector de estados, u es el vector de entradas, y es el vector de salidas medidas y z es el vector de salidas a controlar, ya sea para mantener un *set-point* o satisfacer determinadas restricciones, o ambas.

Como podemos apreciar el modelo carece de la matriz D , es decir, $D=0$. Este criterio es el más frecuente y el criterio más empleado en la literatura, pero si nos detenemos a pensar, esta condición limitaría el MPC a modelos específicos. Como se mostró anteriormente, la estructura de los modelos que se desean identificar en esta investigación presentan en ambos caso la matriz D . Por esta razón se ha separado el vector de los disturbios del vector de mando. De este modo, el modelo tendrá la forma:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Ev(k) \quad (2.12)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k) + Gv(k) \quad (2.13)$$

2.4.3 Función objetivo.

La función de coste u objetivo es quien indica el criterio a optimizar. Es una función definida positiva que expresa el coste asociado a una determinada evolución del sistema a lo largo del horizonte de predicción N . El MPC calcula la ley de control a partir de la minimización de la función de costo para un horizonte de predicción futuro. La función de costo clásica usada en el MPC posee la siguiente formulación cuadrática en la que aparecen los errores de seguimiento predichos y el esfuerzo de control (Maciejowski 2002):

$$J(k) = \sum_{i=N_1}^{N_y} \delta(i) \|\hat{z}(k+i|k) - y^{sp}(k+i|k)\|^2 + \sum_{i=1}^{N_u} \lambda(i) \|\Delta u\|_{k+i|k}\|^2 \quad (2.14)$$

Aquí, \hat{z} es la salida estimada, mientras que y^{sp} es la referencia y Δu es la variación del mando. En esta función N_l y N_y determinan el comienzo y el final del horizonte de predicción, mientras que N_u es el horizonte de control. Los dos primeros parámetros marcan los límites de los instantes en los que es deseable que la salida siga la trayectoria de referencia y N_u no tiene porqué ser igual a N_y , pudiendo ser un valor menor, de manera que para los instantes futuros más allá del horizonte de control se supone que la señal de control es constante.

Estos conceptos se ilustran en la figura 2.8. Además, esto puede provocar una reducción del número de variables de decisión, lo que conlleva a menor cantidad de cálculos para la optimización. Por otro lado, los coeficientes δ y λ son secuencias de ponderación por los errores del proceso y el efecto del mando, respectivamente. Usualmente toman la forma:

$$\delta(k) = \alpha^{N_y - k} \quad (2.15)$$

Si $0 < \alpha < 1$ los errores futuros más lejos de t tienen más peso, dando lugar a un control más suave. Si $\alpha > 1$ el error en los instantes más cercanos a t tienen más peso, por lo que el control será más rápido (Prívará et al. 2011a).

Cuando se aplica el MPC al control térmico de edificaciones, una de las salidas debe ser la temperatura en el interior mientras que el mando suelen ser las fuentes de calor que afectan al sistema. Aunque usualmente el MPC optimiza la función de costo en la ecuación 2.16, existen otros criterios que priorizan el confort o el aspecto económico. El inconveniente de la formulación anterior de la función de costo es que no siempre refleja exactamente el desempeño deseado para el control del confort. La primera sumatoria del miembro derecho de la ecuación se conoce como función de coste de etapa y penaliza el error de la salida; forzando a la salida del sistema a seguir al *set-point* tan cerca como sea posible, en el caso del control térmico es la temperatura del interior. Aunque este desempeño es el más requerido para los sistemas de control en sentido general, no es exactamente lo que se necesita para el control térmico de edificaciones. La regulación europea *EN-ISO-7730* y el estándar de la *ASHRAE* (ASHRAE 2004) definen el confort térmico como un rango de la temperatura en el interior de la zona delimitado por un mínimo y un máximo, que va más

allá de un valor fijo. Por esta razón, la acción de forzar la temperatura de la zona a un valor de *set-point* invariable puede ser innecesaria cuando se dispone de un rango dentro del cual el valor de la temperatura se puede desplazar en función de garantizar otro criterio, como el económico. La segunda parte a la derecha de la ecuación penaliza el incremento en el mando entre dos instantes de muestreo consecutivos. Este criterio generalmente mejora la señal de control y se utiliza cuando es preferible evitar variaciones repentinas en el mando, con el fin de disminuir el uso y desgaste del actuador. No obstante, cuando el mando está compuesto por los flujos de calor, la mejora de la respuesta no es significativa, por lo cual es frecuente despreciarlo en el control de clima (Hazyuk et al. 2012).

Por estas razones existe la tendencia a simplificar la función de coste según se necesite y de ser posible se formula una función lineal sujeta a restricciones lineales en lugar de una función cuadrática. Esto permite resolver el problema usando métodos de programación lineal (*Linear Program (LP)*). Consecuentemente, el problema de control debe ser formulado en la forma canónica de LP.

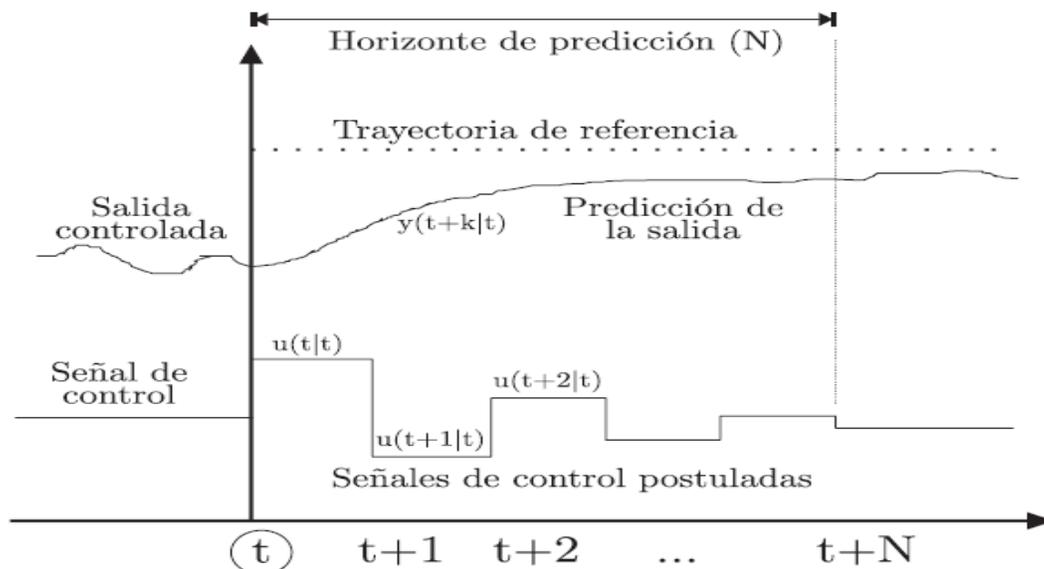


Figura 2.8: Estrategia del control predictivo.

2.4.4 Ley de control.

La secuencia de actuaciones futuras condiciona en gran medida la evolución del proceso. Para medir la bondad del control obtenido se puede formular un criterio o índice de comportamiento, de manera que se puede obtener, mediante técnicas de optimización, la

secuencia de actuaciones óptima. Ésta será la que, de acuerdo con el criterio elegido, proporcione el mejor control. El cálculo de la señal de control mediante la minimización de un índice de comportamiento o función objetivo, es otra de las ideas comunes a las técnicas de control predictivo. El objetivo de un controlador predictivo será obtener en cada instante de muestreo la secuencia de actuaciones, que hace mínimo el índice de funcionamiento de la función de costo J (Fernández 2007).

En este trabajo se desarrolla el controlador utilizando el método de programación lineal (LP). Las técnicas lineales de control presentan herramientas poderosas y han sido ampliamente desarrolladas y probadas en el plano académico; además, permiten una solución analítica y no requieren de complicados medios computacionales para su simulación y solución. El algoritmo de MPC, el cual puede reducirse a un sencillo problema de programación lineal (LP) o cuadrática (*Quadratic Program*, (QP)) está bien establecido y es satisfactorio cuando se trata con sistemas lineales o medianamente no lineales sujetos a restricciones (Bausa & Lussón 2011).

2.4.5 Estructura generalizada del MPC.

Realizando distintas variaciones de los tres elementos principales del MPC (modelo, función de costo y ley de control), se puede obtener una gran diversidad de controladores que formarían parte de la familia del control predictivo. Para poder plantear cualquier tipo de mejora se debe pasar por un primer paso de análisis de estos tres elementos. Estas ideas determinan la estructura general empleada para la implementación de controladores predictivos, ilustrada en la figura 2.9, donde los dos elementos fundamentales son el modelo de predicción y el optimizador. Las características del problema de optimización están dadas principalmente por la función objetivo (Fernández 2007).

En general, para resolver el problema se requerirá emplear algún tipo de método numérico, aunque existen casos en los que se puede obtener una expresión analítica de la ley de control. Esto ocurre, cuando el modelo es lineal, la función objetivo tiene la forma de un criterio cuadrático y no se consideran restricciones explícitamente. En el caso de considerarse restricciones, tradicionalmente, la ley de control se ha tenido por no lineal. Por tanto en este caso, se requiere emplear métodos numéricos para obtener la secuencia óptima de actuaciones (Maciejowski 2002).

Las formulaciones del control predictivo para garantizar la estabilidad han ido evolucionando desde las estrategias de horizonte finito, deslizante, residente, etc. Sorprendentemente, todas las estrategias responden a unas condiciones generales de estabilidad. Este importante resultado se propuso en (Mayne et al. 2000), eje rector del control predictivo y referencia obligada en este campo de desarrollo.

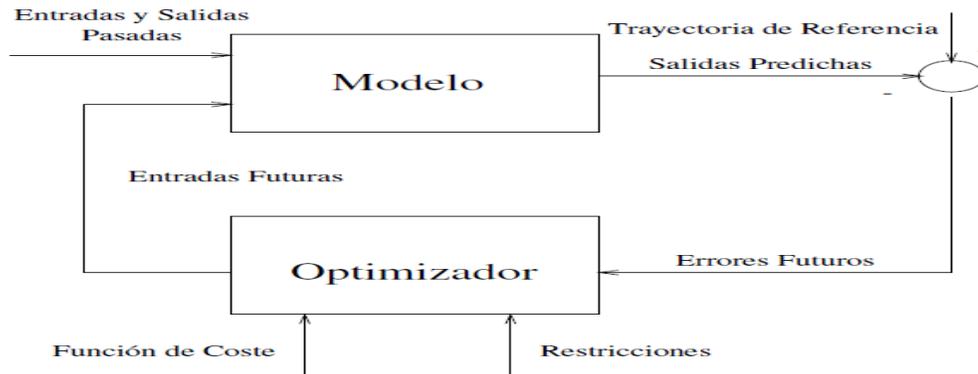


Figura 2.9: Estructura general de los controladores predictivos.

2.4.6 Ventajas y desventajas del MPC.

El control predictivo es quizás la técnica de control avanzado que mayor aceptación ha tenido en el mundo industrial con miles de aplicaciones, la mayoría en la industria petroquímica y de procesos. El MPC ha demostrado una notable aceptación en el control de clima de edificaciones, así como en la comunidad académica. Las razones de este éxito, que no han conseguido otros tipos de control avanzado, son las numerosas ventajas que permiten lograr un incremento en la productividad de las instalaciones donde se aplica (Morari 1995; Camacho & Bordóns 1999; Fernández 2007).

Ventajas:

- Permite tratar con sistemas lineales y no lineales, mono-variables y multi-variables utilizando la misma formulación del controlador.
- Es aplicable a prácticamente cualquier tipo de proceso independientemente de que sea estable o inestable, de fase mínima o no mínima o tenga retardos.
- Presenta de manera natural compensación de retardos, sin tener que recurrir a compensadores como el predictor de Smith, salvo en el caso de existir incertidumbre en el retardo.

- Incorpora de forma natural la compensación *feedforward*, proporciona varianza mínima en las variables controladas y puede utilizarse en sistemas de dinámica difícil, con retardos, respuesta inversa, etc.
- Posee la capacidad para considerar restricciones en las entradas y salidas del proceso a la hora de calcular la ley de control.
- Es conceptualmente simple de comprender y ajustar por el personal técnico.
- Existen controladores comerciales en el mercado con adecuado soporte técnico.

De todas estas ventajas, sin duda la más importante es la posibilidad de incorporar restricciones en el cálculo de las actuaciones, aspecto que las técnicas clásicas de control no permiten. No obstante esta técnica de control no está exenta de desventajas, principalmente por su alta exigencia de cómputo (Camacho & Bordóns 1999).

Desventajas:

- Requiere el conocimiento de un modelo dinámico del sistema suficientemente preciso, que no siempre es fácil de obtener.
- Requiere un algoritmo de optimización, por lo que sólo puede implementarse por computador.
- Requiere un alto coste computacional, lo que hace compleja su aplicación a sistemas con una dinámica rápida.

Merece la pena destacar que el control predictivo es una técnica muy potente que permite formular controladores para sistemas complejos y con restricciones. Esta potencia tiene un precio asociado: el coste computacional y la sintonización del controlador. Recientes avances en el campo del MPC proveen un conocimiento más profundo de estos controladores, obteniéndose resultados que permiten manipular estos requerimientos.

2.5 Conclusiones del capítulo.

- Se obtiene la carga térmica del hotel para diferentes niveles de ocupación, a partir de la simulación realizada en el software TRNSYS.
- Se diseñan dos estructuras de modelos de carga térmica en edificaciones realizando ajustes en circuitos RC previamente conocidos.
- Se presenta un enfoque teórico del MPC adecuándolo al control de clima en edificaciones. Se argumentan las ventajas sobre otras técnicas modernas de control.

CAPÍTULO 3. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS TÉRMICOS DEL HOTEL JAGUA.

En el presente capítulo se exhiben los resultados obtenidos en la identificación de modelos de carga térmica de edificaciones. Posteriormente se realiza una validación de estos modelos y se comparan los resultados obtenidos para ambos casos. Luego se procede al ajuste óptimo del agua de suministro del *chiller* aplicando la técnica de control predictivo basado en el modelo térmico del hotel Jagua. Finalmente se realiza un análisis económico de los resultados obtenidos siguiendo la metodología de análisis del ahorro relativo.

3.1 Identificación y validación de modelos de carga térmica.

Existen software de desarrollo que aprovechan las ventajas del cálculo computacional para aplicar las técnicas de identificación, siendo *MATLAB* uno de los programas autenticados internacionalmente con mayor utilidad para la identificación, donde el algoritmo de solución es un desarrollo de técnicas de probabilidad y estadística.

Luego de especificar las diferentes estructuras propuestas, los modelos son incorporados a *Matlab*, donde se estiman los parámetros bajo técnicas estadísticas y se obtiene un modelo por la técnica de *grey-box*, donde a partir de estructuras conocidas de modelos, y el comportamiento de las entradas y salidas de este, se logra identificar los parámetros que conforman la disposición de las matrices en el espacio de estado. El desarrollo del *grey-box* en *Matlab* posee la capacidad de estimar tantos parámetros sean necesarios según los datos disponibles. Además, permite imponer restricciones a los parámetros obtenidos, en caso de ser necesario, forzando a Matlab a realizar la identificación siguiendo condiciones, como es el caso de valores absolutos o la correlación paramétrica (Ljung 2007b).

La ventaja de la correlación paramétrica es alcanzar valores en el modelo que ofrezcan un sentido físico del sistema, como puede ser el caso de las resistencias y capacitancias de un hotel. No siempre es posible obtener un buen modelo a partir de restricciones, pues estas limitan el cálculo paramétrico, sobre todo en aquellos sistemas que poseen una alta dinámica y no presentan ciclos periódicos; igual sucede en modelos excitados con señales binarias pseudo-aleatorias (PRBS) con una banda de frecuencia amplia, véase ([Bacher & Madsen 2011](#)).

Cuando el modelo es reducido, existe una menor probabilidad de que este siga la dinámica correctamente con un error despreciable inferior al 5%. Por otro lado, a mayor complejidad en la estructura del modelo, mayor será la exigencia del cómputo requerido, el cual puede volverse indeterminado, véase ([Acuña & Pinto 2006](#)).

Uno de los principales retos trazados en esta investigación es la identificación de modelos matemáticos en el espacio de estado que sean capaces de seguir la dinámica de la carga térmica de una edificación. Para ello se ha elegido como caso de estudio el sector habitacional (149 habitaciones) del hotel Jagua en la provincia de Cienfuegos.

3.1.1 Modelo obtenido a partir de la red de Braun (Modelo I).

Entre las propuestas presentadas de circuitos RC en el capítulo anterior está la red térmica de Braun. Anteriormente se determinó la estructura del modelo matemático en el espacio de estado. Para estimar los parámetros del modelo se analizaron diferentes métodos y se escogió el software *Matlab* para aplicar la técnica de *grey-box*. Las funciones *idgrey* y *pem* necesarias para la identificación del modelo por *grey-box* son detalladas en el [anexo 5](#).

Para la identificación se excitó el modelo con las entradas: temperatura ambiente, radiación solar global y radiación difusa, y una señal PRBS como temperatura de set-point. La salida fue la carga térmica identificada en *TRNSYS* (aparece en azul en la figura 3.2). Todos los datos de la identificación corresponden al mes de julio, en la figura 3.1 se exhiben los valores de entrada para los meses de julio y agosto. En el [anexo 6](#) se presenta la programación realizada en *Matlab*.

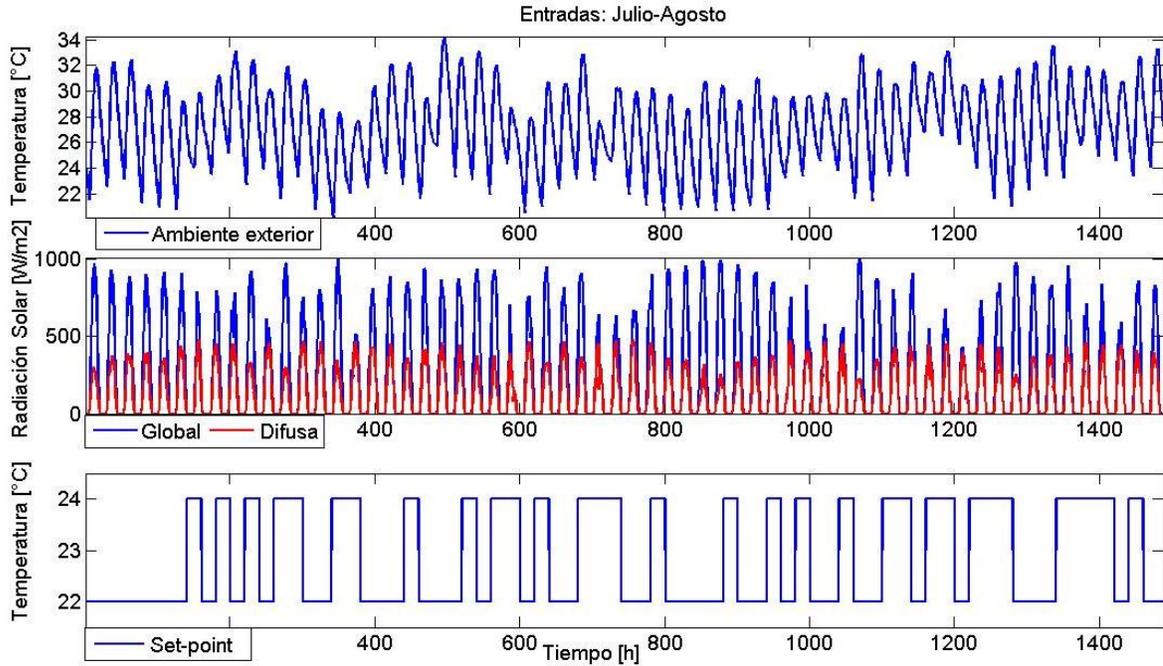


Fig. 3.1: Entradas empleadas para excitar los modelos en la identificación y validación.

El modelo continuo identificado tiene la forma de las ecuaciones 2.5 y 2.6, donde:

$$A = \begin{bmatrix} -0.063265 & 0.0065613 \\ 0.031773 & -0.11478 \end{bmatrix}_{2 \times 2}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.059146 & 0.00025251 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.049269 & 0.0019125 \end{bmatrix}_{2 \times 4}$$

$$C = [78.266 \quad 0]_{1 \times 2}$$

$$D = [-83.71 \quad 0 \quad 10.662 \quad 0]_{1 \times 4}$$

El modelo anterior fue entrenado con los datos del mes de julio para el proceso de identificación. La validación se realiza excitando el modelo con los valores de entrada correspondiente al mes de agosto. Los resultados son satisfactorios y se muestran en la figura 3.2. La carga térmica predicha (*en rojo*) coincide con la respuesta obtenida en TRNSYS (*en azul*).

Uno de los aspectos a tener en cuenta propuesto en (Ljung 2007b) para la validación del modelo es el coeficiente FPE (*Final Prediction Error*, en inglés). En el [anexo 5](#) se detalla el modo de obtención de este parámetro. Para el modelo identificado el *fpe* es 201.4670.

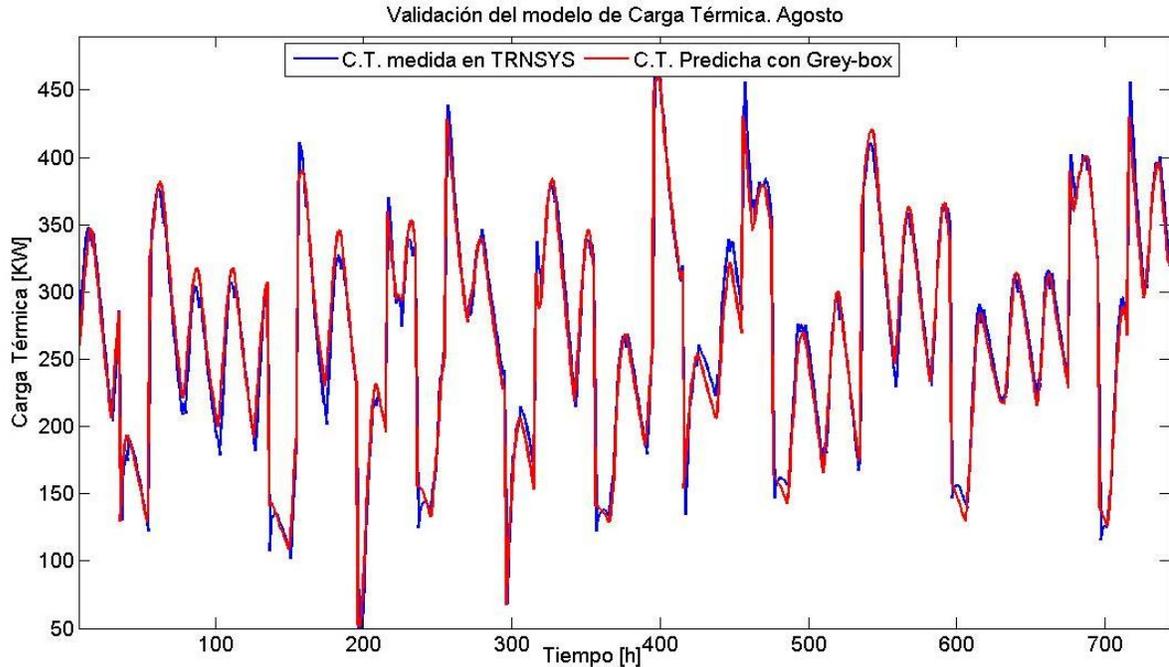


Fig. 3.2: Validación del modelo de carga térmica. Red de Braun. 100% de Ocupación.

3.1.2 Modelo obtenido a partir de la red de Ghiaus (Modelo II).

Otra propuesta de modelo térmico de edificaciones es el obtenido a partir de la red térmica RC de Ghiaus. Siguiendo el mismo procedimiento realizado en el epígrafe anterior se identificó el modelo en espacio de estado. Las entradas de este modelo serán la temperatura ambiente, la radiación solar global y la temperatura de *set-point*. Estas aparecen en la figura 3.1 (en azul).

El modelo continuo, resultado de la identificación tiene la forma de las ecuaciones 3.1 y 3.2. Para el modelo obtenido a partir de modificaciones en la red propuesta en (Ghiaus & Hazyuk 2010), los valores de las matrices son:

$$A = [-0.064671]_{1 \times 1}$$

$$B = [0.058406 \quad 0.0077613 \quad 0.000088023]_{1 \times 3}$$

$$C = [80.123]_{1 \times 1}$$

$$D = [-84.918 \quad 9.8749 \quad 0]_{1 \times 3}$$

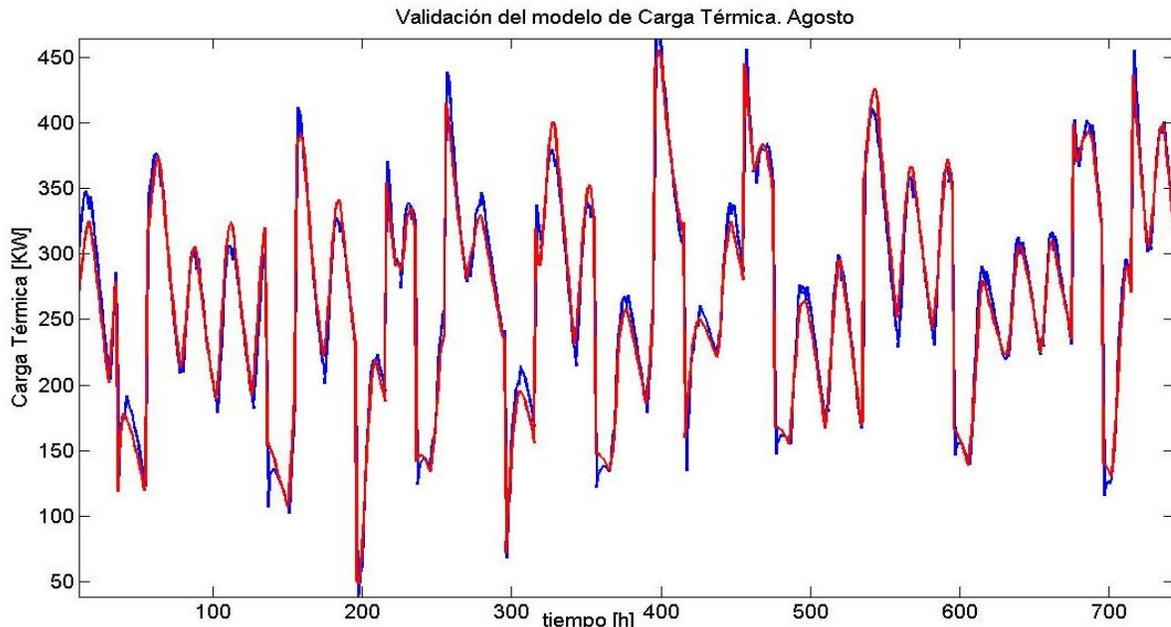


Fig. 3.3: Validación del modelo de carga térmica. Red de Ghiaus. 100% de Ocupación.

La figura 3.3 muestra la correspondencia entre las cargas térmicas predicha y la estimada en *TRNSYS*, demostrando resultados positivos. La programación en Matlab se realiza de forma similar a la mostrada en el [anexo 6](#) para la red de Braun, con algunos reajustes de simplificación en las matrices. El modelo obtenido fue excitado con datos del mes de agosto y se comparó la salida predicha (*en rojo*) con el valor deseado (*en azul*). El error de predicción final *fpe* para el modelo es de 155.6211.

3.1.3 Comparación de modelos.

Luego de obtener los modelos matemáticos correspondientes a cada red RC, fue necesario comparar los resultados y analizar las ventajas y desventajas de uno respecto al otro. La idea principal por la cual se identifican y validan ambos modelos es para disponer de estructuras de diferente orden e intentar llegar por más de una vía a resultados similares. Para ello se realizó un análisis de las respuestas ante las mismas perturbaciones y se compararon las salidas de carga térmica de cada modelo. Como se aprecia en la figura 3.4, de modo general ambas salidas coinciden, esto valida los dos modelos entre sí.

El modelo II posee la ventaja de ser más simple y sencillo de aplicar, es de primer orden y no necesita conocer o predecir la radiación solar difusa, magnitud física que usualmente no es medida. Sin embargo, su sencillez lo convierte en un modelo propenso a no seguir

cambios bruscos en la dinámica de la edificación, principalmente por cambios en el *set-point*. No obstante, este aspecto no resta méritos a la respuesta del modelo, debido a que la temperatura del hotel no sufre grandes variaciones en su valor.

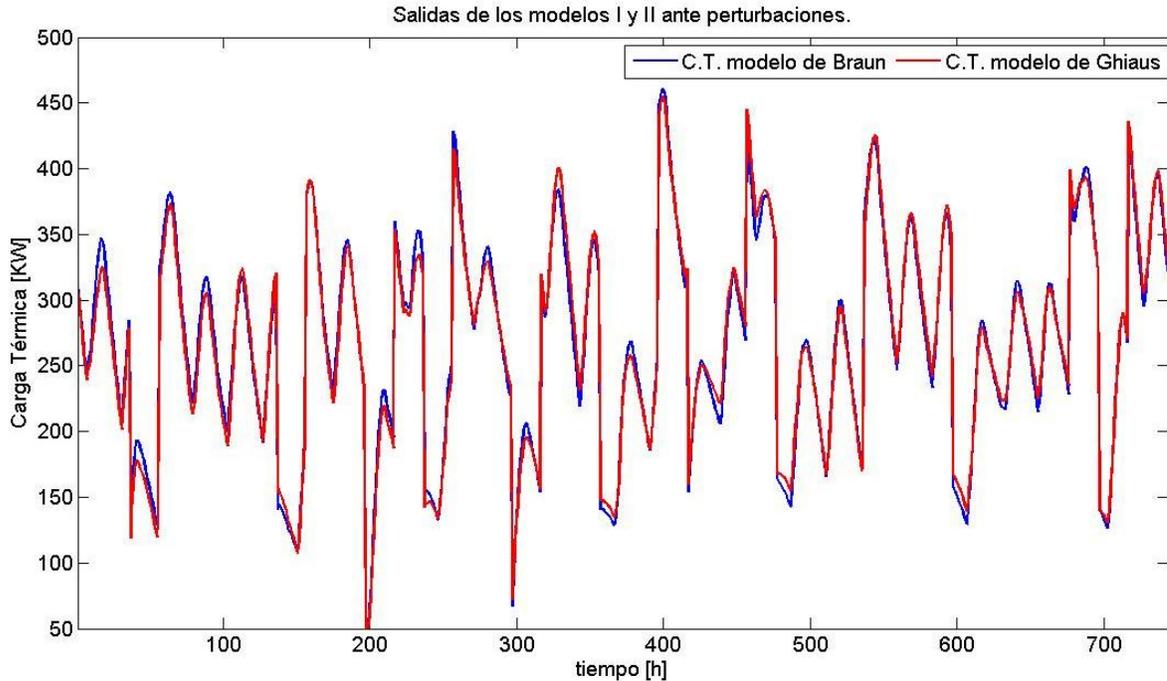


Fig. 3.4: Salidas de los Modelos I y II ante perturbaciones. 100% de Ocupación.

Sin embargo, el esquema térmico del modelo I expuesto en (Braun & Chaturvedi 2002) goza de un amplio reconocimiento en el mundo y ha sido aplicado y validado en varios proyectos relevantes (Haves et al. 2010). En cuanto a la necesidad de conocer la radiación solar difusa, algunas investigaciones realizan algoritmos relativamente sencillos para relacionar esta fuente de calor en función del factor de nubosidad (Ma et al. 2012). El mérito de conocer la carga térmica es que a partir de estos valores se puede trazar una estrategia de diseño a la hora de comprar un equipo de climatización, evitando el sobredimensionamiento de la unidad y los gastos económicos y energéticos que causa.

El error de predicción final obtenido para el modelo I es superior al valor correspondiente al modelo II, lo cual demuestra una mayor precisión para este último caso. Ambos modelos fueron excitados con diferentes tipos de señales para analizar su estabilidad. La variación del error existente entre las salidas predichas y las estimadas en *TRNSYS* no supera el 5%, por lo tanto se puede considerar despreciable.

3.2 Estrategias de operación del *chiller*.

Varias fuentes, analizan detalladamente el proceso de optimización para la operación del *chiller* bajo una complicada programación de la tarifa eléctrica (Zhou et al. 2005). Otras investigaciones profundizan en dar soluciones a los problemas que pueden estar presentes en la dinámica del desempeño de los *chillers*, como el control del flujo de suministro y la temperatura del agua helada (Sane et al. 2006).

Los estudios sobre plantas de climatización centralizadas indican que es posible un ahorro de energía considerable (hasta un 35% en algunos casos en que la operación es muy deficiente), con la implementación de controles óptimos. Algunas investigaciones exhiben ahorros significativos alrededor de un 20% a un 30%, en dependencia del aislamiento e impermeabilidad de la zona, y por supuesto, del clima específico de cada región, ver (Siroký et al. 2011). En (Ma & Wang 2009) se realiza un análisis detallado de las diferentes estrategias empleadas en la literatura para reducir el consumo energético de los *chillers* y al mismo tiempo garantizar la demanda para satisfacer el confort.

En Cuba existen investigaciones que han diseñado estrategias de optimización para un mejor funcionamiento del *chiller*, mejorando la eficiencia y productividad de los mismos. En (Montelier 2008) se reporta un ahorro del 10% del consumo energético en el hotel Jagua aplicando algoritmos genéticos de inteligencia artificial.

Hoy día, la estrategia de operación del *chiller* empleada en la mayoría de los hoteles del país es puramente empírica, y se establece a partir del conocimiento y la experiencia de los operadores. Esto trae como resultado que el ajuste de la temperatura de suministro sea un valor inferior al valor óptimo con el fin de asegurar el confort en el hotel; como consecuencia, el sobreconsumo energético es elevado.

Siguiendo uno de los principios más empleados en la literatura la estrategia a trazar en este proyecto es disminuir la diferencia entre la temperatura de retorno y suministro, ya que cuando esta condición se satisface, el consumo de energía del *chiller* disminuye considerablemente (Ma & Wang 2009; Siroký et al. 2011). Para lograr disminuir esta diferencia se necesitan realizar ajustes dinámicos de la temperatura de suministro y al mismo tiempo controlar la temperatura del agua de retorno, a partir de restricciones que sean capaces de acotar la diferencia.

3.2.1 Ajuste del agua helada.

En el sector turístico cubano los valores establecidos para la temperatura de suministro no son reajustados con frecuencia, razón por la cual, el confort puede no ser logrado en los mediodías y sobrepasado en las madrugadas, provocando descontento en los huéspedes.

Por otro lado, teniendo en cuenta que la tarifa eléctrica en el país es variable y que el precio por cada KW-h consumido durante el horario pico es elevado, se aprecia que de ser realizado un ajuste en la temperatura de suministro del *chiller*, el ahorro de energía puede ser significativo; principalmente por el hecho de que en el hotel el horario pico no coincide con las horas de mayor carga térmica (Espín 2012).

Queda evidenciado que un ajuste dinámico de la temperatura de agua helada en función de la carga térmica permite un ahorro significativo en el consumo de energía del hotel y por otro lado es necesario optimizar el funcionamiento para garantizar el confort en los horarios de mayor carga térmica. Para ello es necesario tener un conocimiento del comportamiento futuro de las ganancias de calor que afectan la dinámica de la carga térmica, principalmente las variaciones meteorológicas.

Varias son las propuestas para realizar ajuste óptimo del agua helada, no obstante, no se reportan fuentes que establezcan cual es el valor óptimo que debe tener el agua de suministro a la salida del *chiller* dentro del rango que garantice el confort térmico y a la vez posibilite minimizar el consumo de energía. Por lo tanto, se justifica la necesidad de desarrollar un método para determinar el ajuste óptimo del agua helada teniendo en consideración las afectaciones meteorológicas, condiciones operativas de la edificación y los límites físicos del *chiller* (Montelie 2008).

Por las razones presentadas anteriormente se propone el diseño de un controlador capaz de minimizar las diferencias de temperatura entre el agua de retorno y suministro aplicando el control predictivo al modelo térmico del edificio. De este modo se obtiene un valor de ajuste dinámico de la temperatura de suministro del *chiller* en cada instante de tiempo.

3.2.2 Modelo térmico en función de la temperatura del edificio.

Para lograr manipular el ajuste de la temperatura de agua helada y del agua de retorno y garantizar el confort en las habitaciones resulta ineludible realizar modificaciones en el modelo térmico, estableciendo como salida a controlar la temperatura del edificio en lugar de la carga térmica. La razón por la cual es necesario el ajuste del modelo se debe a que en la edificación es posible relacionar elementos capaces de medir la temperatura de la zona, sin embargo, no es posible medir la carga térmica. En caso de llevar a cabo el control predictivo a partir del modelo de carga térmica el sistema sería no controlable pues faltarían argumentos que fuesen capaces de asegurar el criterio de confort en la temperatura de la edificación.

Una nueva propuesta de trabajo es representada en la figura 3.5, donde la red RC de la figura 2.5 es rediseñada y se le añade una fuente de corriente equivalente a la potencia que debe ser suministrada por el *chiller* ($Q_{Chiller}$) y un capacitor que representa la capacidad de almacenamiento térmico del edificio (C_b). La T_{sp} deja de ser una entrada aleatoria al sistema y en su lugar aparece T_b , esta es la temperatura del edificio (voltaje del nodo) y una de las salidas a controlar. La otra salida es Tr la cual está relacionada con la potencia de frío del *chiller*. El procedimiento realizado para la red de Ghiaus es similar⁴.

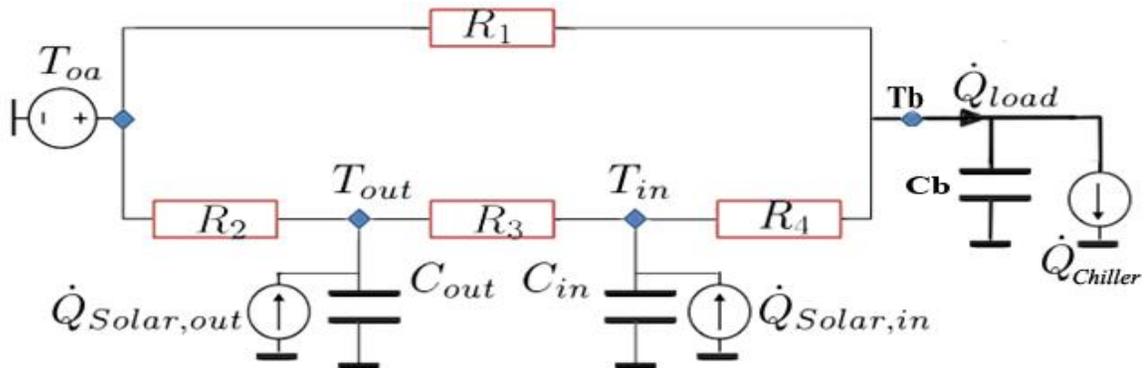


Fig. 3.5: Circuito modificado de Braun para determinar la temperatura del edificio (T_b).

⁴ A partir de aquí se realizan los procedimientos y ajustes en los modelos para un solo caso. Esto se debe a que las respuestas de ambos modelos (I y II) es prácticamente la misma y no tiene sentido repetir los resultados obtenidos para cada caso.

Esta estrategia está en correspondencia con las ideas expuestas en (Ghiaus & Hazyuk 2010; Balan et al. 2011; Vetterli & Benz 2012). Las ecuaciones que deben ser añadidas al modelo son:

$$C_b \frac{dT_b}{dt} = \dot{Q}_{Load} - \dot{Q}_{Chiller} \quad (3.3)$$

$$\dot{Q}_{Chiller} = UA(T_b - T_{H_2O,s}) = F_m C_p (T_r - T_{H_2O,s}) \quad (3.4)$$

C_b es la capacitancia térmica equivalente de las 149 habitaciones del hotel, identificada con el apoyo de TRNSYS. T_b es la temperatura del espacio o zona térmica, es decir, el edificio. $T_{H_2O,s}$ es la temperatura del agua de suministro del *chiller*. F_m es el flujo másico de las bombas, el cual varía para los diferentes niveles de ocupación. C_p es el calor específico del agua. U es el coeficiente global de transferencia de calor y A es el área del intercambiador de calor. Generalmente este coeficiente es no-lineal y está en función de parámetros que en la mayoría de los casos son dados por el fabricante. En ausencia del conocimiento de esta no-linealidad y para disminuir la complejidad de los cálculos se considera UA constante, y va a estar determinado en función de la máxima potencia que es capaz de entregar el *chiller*. Los valores empleados para la simulación aparecen en el [anexo 7](#).

El nuevo esquema térmico depende del anterior modelo de carga térmica y de las ecuaciones del *chiller*. Las nuevas salidas son T_b y T_r .

$$\frac{dx}{dt} = A_N x(t) + B_N u(t) \quad (3.5)$$

$$y(t) = C_N x(t) + D_N u(t) \quad (3.6)$$

Donde:

$$\dot{X} = \frac{dx}{dt} = \begin{bmatrix} \dot{T}_{in} \\ \dot{T}_{out} \\ \dot{T}_b \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} T_{in} \\ T_{out} \\ T_b \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} T_b \\ T_r \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} Q_{in} \\ T_{oa} \\ Q_{out} \\ T_{H_2O,s} \end{bmatrix}$$

$$A_N = \begin{bmatrix} A(1,1) & A(1,2) & B(1,1) \\ A(2,1) & A(2,2) & B(2,1) \\ \left(\frac{C(1,1)}{C_b}\right) & \left(\frac{C(1,2)}{C_b}\right) & \left(\frac{D(1,1)-UA}{C_b}\right) \end{bmatrix}_{3 \times 3} \quad C_N = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \left(\frac{UA}{F_m \times C_p}\right) \end{bmatrix}_{2 \times 3}$$

$$B_N = \begin{bmatrix} B(1,2) & B(1,3) & B(1,4) & 0 \\ B(2,2) & B(2,3) & B(2,4) & 0 \\ \left(\frac{D(1,2)}{C_b}\right) & \left(\frac{D(1,3)}{C_b}\right) & \left(\frac{D(1,4)}{C_b}\right) & \left(\frac{UA}{C_b}\right) \end{bmatrix}_{3 \times 4} \quad D_N = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \left(1 - \frac{UA}{F_m \times C_p}\right) \end{bmatrix}_{2 \times 4}$$

Si el modelo es simulado para las condiciones de trabajo en lazo abierto, es decir, con temperatura de suministro constante como resultado se obtiene el comportamiento de la temperatura del edificio y la temperatura de retorno para un *set-point* de agua helada preestablecido. Además el confort de temperatura máxima permitido (24°C) en el interior de la habitación es violado en ocasiones. Si el *set-point* prefijado del agua de suministro es 9°C puede no satisfacer confort en las tardes, mientras que cuando el valor es 7°C se desperdicia energía de forma innecesaria, ver figura 3.6 y 3.7. El modo real en el cual opera el equipo en el hotel Jagua es en lazo abierto.

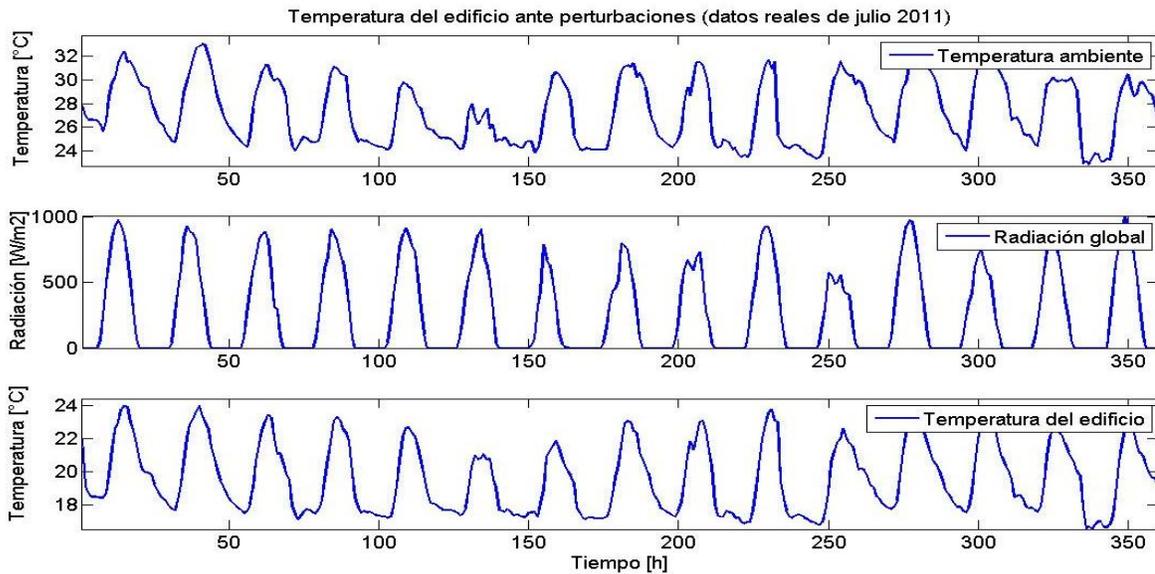


Fig. 3.6: Temperatura del edificio ante perturbaciones. $T_{\text{H}_2\text{O}}$ de 7°C constante.

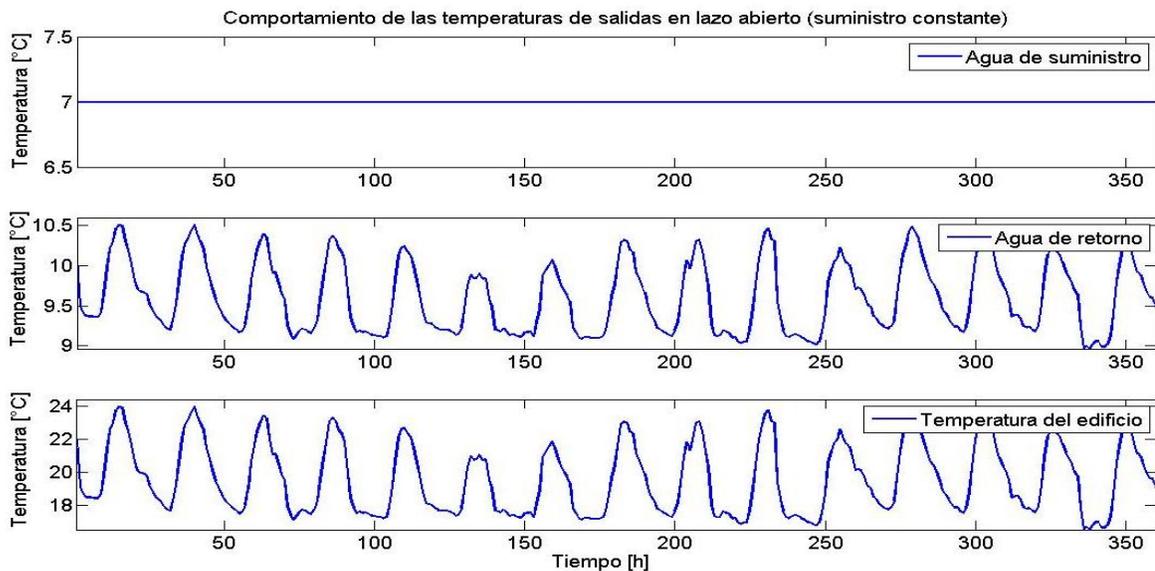


Fig. 3.7: Comportamiento de las salidas del modelo con suministro constante.

3.3 Control Predictivo basado en el modelo térmico del hotel.

Siguiendo la estructura planteada en las ecuaciones 2.14 y 2.15, se reajusta el modelo, con el propósito de separar el mando de los disturbios. El modelo debe ser llevado de continuo a discreto para ser integrado a la programación lineal (LP) del MPC:

$$x(k+1) = A_{mpc}x(k) + B_{mpc}u(k) + E_{mpc}v(k) \quad (3.7)$$

$$y(k) = C_{mpc}x(k) + D_{mpc}u(k) + G_{mpc}v(k) \quad (3.8)$$

Donde:

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} T_{in(k+1)} \\ T_{out(k+1)} \\ T_b(k+1) \end{bmatrix} \quad x(k) = \begin{bmatrix} T_{in(k)} \\ T_{out(k)} \\ T_b(k) \end{bmatrix} \quad y(k) = \begin{bmatrix} T_b(k) \\ T_r(k) \end{bmatrix}$$

$$u(k) = [T_{H_2O,s(k)}] \quad v(k) = \begin{bmatrix} Q_{in(k)} \\ T_{oa(k)} \\ Q_{out(k)} \end{bmatrix}$$

$$A_{mpc} = [A_N]_{3 \times 3} \quad U \quad B_{mpc} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \left(\frac{UA}{c_b}\right) \end{bmatrix}_{3 \times 1} \quad E_{mpc} = \begin{bmatrix} B(1,2) & B(1,3) & B(1,4) \\ B(2,2) & B(2,3) & B(2,4) \\ \left(\frac{D(1,2)}{c_b}\right) & \left(\frac{D(1,3)}{c_b}\right) & \left(\frac{D(1,4)}{c_b}\right) \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

$$C_{mpc} = [C_N]_{2 \times 3} \quad D_{mpc} = \begin{bmatrix} 0 \\ \left(1 - \frac{UA}{Fm \times Cp}\right) \end{bmatrix}_{2 \times 1} \quad G_{mpc} = [0]_{2 \times 3}$$

Ya establecidas las matrices del nuevo modelo, se determinan las matrices de predicción (matrices de la ecuación 3.7). Para ello se ejecuta un algoritmo en Matlab que forma parte del método de solución por programación lineal que se describe más adelante, ver [anexo 8](#). Las matrices deben ser convenientemente escritas de la forma expuestas en ([Borrelli et al. 2011](#)). La matriz E toma la misma forma de la matriz B.

$$A = \begin{bmatrix} I \\ A \\ A^2 \\ \vdots \\ A^{N-1} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \vdots & 0 \\ B & 0 & 0 & \vdots & 0 \\ AB & B & 0 & \vdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ A^{N-2}B & \dots & AB & B & 0 \end{bmatrix}$$

El controlador MPC predice la temperatura del edificio cada una hora con un horizonte de predicción para las próximas 24 horas. Para la simulación se realizó el control con datos reales del mes de julio de 2011 en la ciudad de Cienfuegos. Las perturbaciones por temperatura y radiación, son conocidas por el controlador, el cual basándose en el modelo térmico, es capaz de predecir el comportamiento futuro de la temperatura en el edificio.

El funcional que se empleó para resolver el problema de optimización es lineal. En la ecuación 3.9 se muestra la función de costo que minimiza el valor absoluto de la diferencia de temperatura del agua de retorno y de suministro. Para la programación se empleó el intérprete YALMIP (Löfberg 2004), y los solucionadores de los problemas de optimización “*sedumi*” y “*cplex*”, ver [anexo 9](#).

$$J(t_k) = \sum_{i=N_1}^{N_y} \left\| U_{T_{H_2O}}(t_k + i) - Y_{Tr}(t_k + i) \right\| \quad (3.9)$$

Posteriormente se establecen las restricciones operativas y factibles para el desempeño del chiller y las condiciones de confort. Uno de los criterios empleados para establecer los límites permisibles de trabajo del *chiller* sigue la metodología considerada en (Montelier 2008) con un rango en la temperatura de suministro entre 6.8 y 10.3 (°C). Para lograr disminuir la variación entre la temperatura de retorno y suministro se estableció esta última entre 10 y 13 (°C). La restricción del confort exige un valor no mayor de 24 °C en el interior de las habitaciones. La figura 3.8 muestra los resultados obtenidos para 15 días.

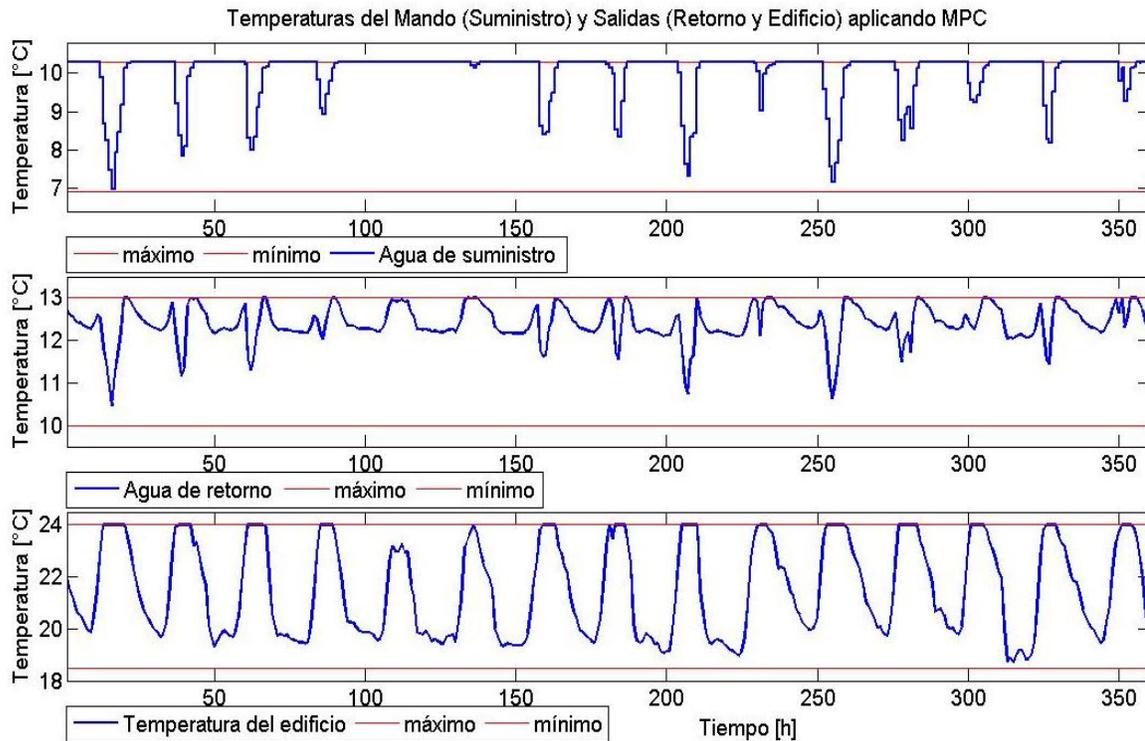


Fig. 3.8: Comportamiento de las salidas del modelo en función del mando.

3.4 Análisis económico.

Es difícil determinar con exactitud un análisis dinámico de los beneficios obtenidos. Es un hecho frecuente encontrar en la práctica que los equipos de climatización están sobredimensionados, y por ello trabajan todo el tiempo a cargas parciales, disminuyendo su eficiencia. Esto se traduce en equipos costosos que además consumen gran cantidad de energía. Uno de los logros alcanzados, que tiene un alto aporte económico indirecto, está dado por el modelo de predicción de carga térmica. Este permite conocer las demandas de enfriamiento de una edificación y por tanto seleccionar los requisitos que debe tener un sistema de climatización para satisfacer el confort.

Una de las metodologías reportadas en la literatura para analizar el beneficio económico consiste en determinar el ahorro relativo de la optimización en relación a los resultados en lazo abierto (Sirokóy et al. 2011). Para ello se necesita conocer las Horas-Grados de Enfriamiento (*Cooling Degree Day* (CDD), en inglés) y la medición del consumo de energía (*Energy Consumption Measure* (ECM), en inglés). Estos valores se pueden obtener a partir de las ecuaciones 3.10 y 3.11.

$$CDD = \sum_{k=T_{inicio}}^{T_{fin}} (T_{amb} - T_{confort}) \quad (3.10)$$

$$ECM = \sum_{k=T_{inicio}}^{T_{fin}} (T_{retorno} - T_{suministro}) \quad (3.11)$$

CDD refleja la cantidad de energía necesaria para enfriar una edificación. Su valor está sujeto al análisis de un período dado del año, desde el inicio (T_{inicio}) hasta el final (T_{fin}). Su valor depende de la temperatura ambiente (T_{amb}) y la temperatura máxima de confort ($T_{confort}$). ECM refleja la energía consumida por el *chiller*. Como el flujo es constante, su valor es la diferencia entre el agua de retorno y suministro, si la diferencia es menor, la medición del consumo de energía disminuye.

Para conocer el ahorro relativo se obtiene la razón presentada en la ecuación 3.12 y se encuentra la relación que tiene la acción de control respecto a la acción en lazo abierto. La expresión 3.13 muestra como calcular el ahorro.

$$R_N = \frac{ECM}{CDD} \quad (3.12)$$

$$A_{relativo} = 100 \left(1 - \frac{R_{MPC}}{R_{LA}} \right) \% \quad (3.13)$$

La Tabla 3.1 muestra de forma simplificada los resultados obtenidos. Como se puede apreciar, el ahorro relativo empleando el MPC varía entre un 8.26% y 9.33%. Estos valores están en correspondencia con los resultados esperados de la simulación.

Las ganancias por la reducción del pico de energía no están explícitamente expresadas en la formulación del problema, esta es solo un resultado de la optimización del proceso. De acuerdo a la comparación realizada respecto al funcionamiento del equipo en lazo abierto, se obtiene un ahorro con el MPC de aproximadamente un 9%.

Tabla 3.1: Análisis del ahorro relativo.

| Estrategia de Control | ECM/CDD | Días comparados | Ahorro Relativo (%) |
|-----------------------|---------|-----------------|---------------------|
| Lazo abierto | 0.8536 | 7 | 9.3288 |
| MPC (lazo cerrado) | 0.7740 | | |
| Lazo abierto | 0.8019 | 15 | 8.2585 |
| MPC (lazo cerrado) | 0.7356 | | |

3.5 Conclusiones del capítulo

- Se obtuvieron dos modelos por el método de identificación de *grey-box* para la predicción de la carga térmica del hotel Jagua para una ocupación del 100%.
- Se propone un modelo para el análisis del comportamiento dinámico de la temperatura del hotel y la temperatura de retorno del *chiller*.
- Se sintetiza un control predictivo que minimiza la diferencia de temperatura entre el agua de retorno y suministro, garantizando un mínimo consumo del *chiller*.
- Se realiza un análisis en función de determinar el por ciento del ahorro relativo al aplicar MPC respecto a la estrategia anterior.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

- 1 Se validan dos modelos matemáticos capaces de predecir el comportamiento de la carga térmica del hotel Jagua en función de variables meteorológicas.
- 2 Es posible conocer la dinámica de la temperatura del hotel y del agua de retorno proveniente de este, a partir de ajustes en el modelo térmico.
- 3 Se sintetiza un controlador predictivo basado en modelos térmicos del hotel que permite minimizar el consumo de energía y garantiza el confort, manipulando la temperatura de agua helada del chiller.
- 4 El modelo de predicción de carga térmica y la implementación del MPC permiten alcanzar importantes ahorros económicos.

Recomendaciones

- 1 Incluir un estudio del comportamiento de la dinámica de las ganancias internas de calor por ocupación en el modelado de cargas térmicas de hoteles.
- 2 Realizar pruebas de campo que permitan comparar los resultados obtenidos y poder identificar las pérdidas de energía.
- 3 Ejecutar una investigación donde se determine la relación entre los parámetros obtenidos por *grey-box* y las resistencias y capacitancias térmicas de los elementos constructivos de la edificación.
- 4 Profundizar en las características no-lineales del coeficiente global de transferencia de calor de los intercambiadores térmicos presentes en las edificaciones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (2011). Comportamiento de las variables meteorológicas. Cienfuegos, Instituto Provincial de Meteorología.
- Acuña, G. & E. Pinto (2006). "Development of a Matlab Toolbox for the Design of Grey-Box Neural Model." International Journal of Computers, Communications & Control **Vol. I** (2): 7-14.
- ANSI/ASHRAE (2001). Standard method of test for the evaluation of building energy analysis computer programs. Atlanta, Georgia, R. American Society of Heating, and Air-Conditioning and Engineers. **Standar 140-2001**.
- ASHRAE (1997). Fundamental Handbook. Atlanta, Georgia, USA.
- ASHRAE (2004). Thermal environmental conditions for human occupancy. Atlanta, Georgia.
- Bacher, P. & H. Madsen (2011). "Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings." Energy and Buildings **43**: 1511-1522.
- Balan, R., J. Cooper, et al. (2011). "Parameter identification and model based predictive control of temperature inside a house." Energy and Buildings **43**(748-758).
- Bausa, I. & A. Lussón (2011). Control Predictivo con Linealización Exacta por Realimentación. Convención de Ingeniería Eléctrica, Santa Clara, Cuba.
- Bermúdez, J. (2008). Estrategias de control multivariable para un sistema de compresión de vapor, Universidad Central Marta Abreu de Las Villas.
- Borrelli, F., M. Bemporad, et al. (2011). Predictive Control for linear and hybrid systems. Cambridge.
- Braun, J. & N. Chaturvedi (2002). "An inverse gray-box model for transient building load prediction." HVAC&R Research **8** (1): 73-99.
- Camacho, F. & C. Bordóns (1999). Model Predictive Control. New York, Springer.
- Castellanos, L. (2011). Modelado y Control Predictivo de una habitación hotelera, Universidad Central Marta Abreu de Las Villas.
- Castilla, M., J. Álvarez, et al. (2010) "Técnicas de Control de Confort en edificios." Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI.

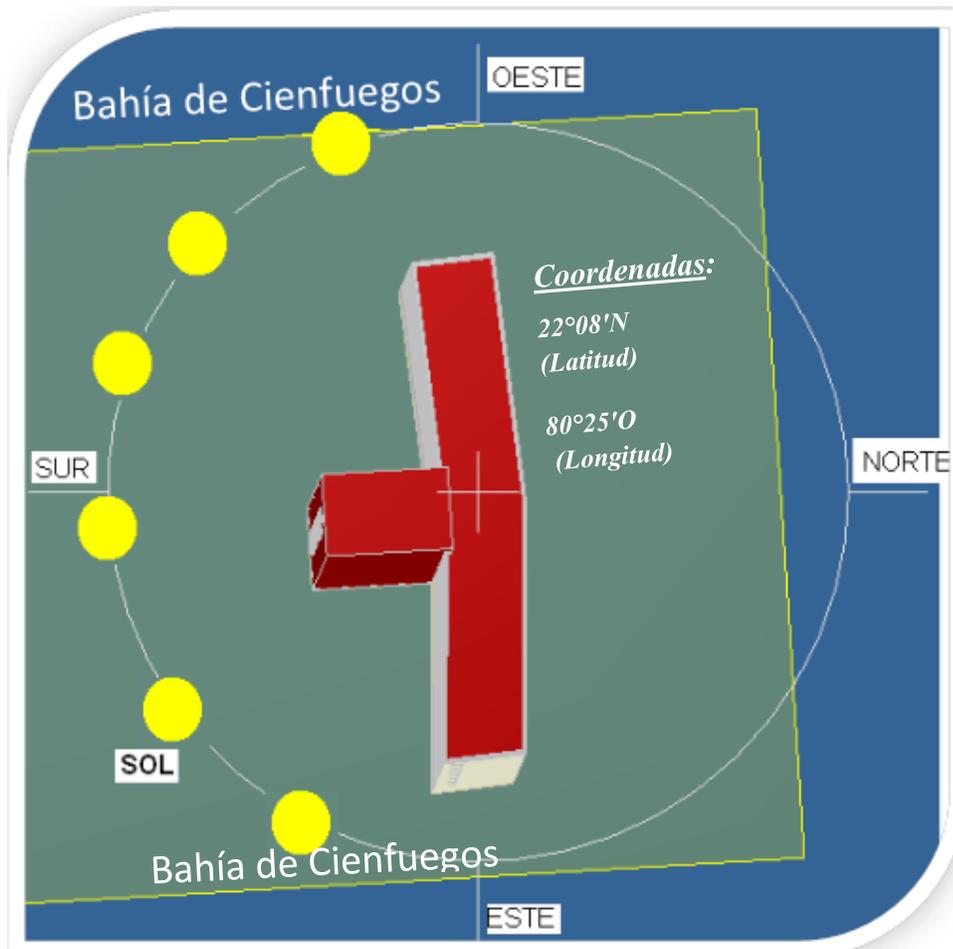
- Coffey, B., P. Haves, et al. (2010). Development and Testing of Model Predictive Control for a Campus Chilled. 2010 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings.
- Cuza, V. (2010). Estudio Energético del Sistema de Climatización del Hotel Jagua. Máster en Eficiencia Energética, Universidad Carlos Rafael Rodríguez.
- Dhar, A., T. Reddy, et al. (1999). "Generalization of the Fourier series approach to model hourly energy use in commercial buildings." Journal of Solar Energy Engineering **121**: 47-53.
- Espín, M. (2012). Modificaciones al esquema térmico del Hotel Jagua para incrementar la Eficiencia Energética, Universidad Carlos Rafael Rodríguez.
- Fernández, C. (2007). Control Predictivo Basado en Modelos (CPBM) robusto con BDU, Universidad Politécnica de Valencia.
- Ghiaus, C. & I. Hazyuk (2010). "Calculation of optimal thermal load of intermittently heated buildings." Energy and Buildings **42**: 1248-1258.
- Gwerder, M. (2007). Summary of Workshop in REHVA World Congress. Clima 2007. Enhanced Use of Weather Data and Forecasts to Improve the Energy Efficiency and Indoor Environment in Buildings
- Gwerder, M. & J. Tödtli (2005). Predictive Control for Integrated Room Automation. 8th REHVA World Congress for Building Technologies - CLIMA, Lausanne, Switzerland.
- Gyalistras, D. (2010a). Use of MPC for Building Control. Short Course on Model Predictive Control, ETH Zurich, Switzerland.
- Gyalistras, D. & M. Gwerder (2010b). Use of Weather and Occupancy Forecasts for Optimal Building Climate Control (OptiControl): Two Years Progress Report, Terrestrial Systems Ecology, ETH Zurich, Switzerland and Building Technologies Division, Siemens Switzerland Ltd., Zug, Switzerland.
- Haves, P., B. Hancey, et al. (2010). Model Predictive Control of HVAC Systems: Implementation and Testing at the University of California, Merced. Lawrence Berkeley National Laboratory, US DOE and CEC PIER.
- Hazyuk, I., C. Ghiaus, et al. (2012). "Optimal temperature control of intermittently heated buildings using Model Predictive Control: Part II - Control algorithm." Building and Environment **51**: 388-394.
- Hernández, L. (2006). Predicción del consumo energético del Hotel Jagua aplicando la simulación termodinámica y la inteligencia artificial. Máster en Ciencias Técnicas, Universidad Carlos Rafael Rodríguez.
- Karim, M., M. Musa, et al. (1995). Design procedure of stratified chilled water storage air-conditioning system. Malaysian Science and Technology Congress, Kuala Lumpur.
- Kawashima, M., C. Dorgan, et al. (1995). "Hourly thermal load prediction for the next 24 hours by ARIMA, EWMA, LR, and artificial neural network." ASHRAE Transactions **101** (1): 186-200.

- Kristensen, N. & H. Madsen (2003). Continuous Time Stochastic Modelling: Mathematics Guide. Technical University of Denmark, CTSM. **v.2.3**.
- Kwon, K. & S. Han (2005). Receding Horizon Control. MPC for State Models, Springer.
- Lee, K. & J. Braun (2008). "Development of methods for determining demand-limiting setpoint trajectories in buildings using short-term measurements." Building and Environment **43**: 1755-1768.
- Ljung, L. (2007b). System Identification Toolbox 7. User's Guide. The MathWorks.
- Ljung, L., Q. Zhang, et al. (2007a). Estimation of grey box and black box model for non-linear circuit datas. IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems, Stuttgart.
- Löfberg, J. (2004). A toolbox for modeling and optimization in MATLAB. CACSD Conference, Taipei, China.
- Ma, Y., F. Borrelli, et al. (2010). Model Predictive Control for the Operation of Building Cooling Systems. American Control Conference, Marriot Waterfront, Baltimore, MD, USA.
- Ma, Y., A. Kelman, et al. (2012). Predictive Control for Energy Efficient Buildings with Thermal Storage. Control System Magazine.
- Ma, Z. & S. Wang (2009). "An optimal control strategy for complex building central chilled water systems for practical and real-time applications." Building and Environment **44**: 1188-1198.
- Maciejowski, J. (2002). Predictive Control with Constraints, Prentice Hall.
- Mayne, D., J. Rawlings, et al. (2000). "Constrained Control and Estimation. An Optimisation Approach." Automatica **36**: 789-814.
- McKinley, T. & A. Alleyne (2008). Identification of building model parameters and loads using on-site data logs. Third National Conference of IBPSA-USA, Berkeley, California.
- Meteotest (2010). Handbook part II: Theory. METEONORM v6.1.
- Montelior, S. (2008). Reducción del consumo de energía en instalaciones con sistemas de climatización centralizados todo-agua a flujo constante, Universidad Carlos Rafael Rodríguez.
- Morari, M. (1995). Model Predictive Control: Multivariable Control Technique of Choice in the 1990s?
- O'Neill, Z., S. Narayanan, et al. (2010). Model-based thermal load estimation in buildings Fourth National Conference of IBPSA-USA, New York City, New York, USA.
- Oldewurtel, F., A. Parisio, et al. (2010). Energy Efficient Building Climate Control using Stochastic Model Predictive Control and Weather Predictions. American Control Conference, Marriott Waterfront, Baltimore, MD, USA.
- Pavlak, G. & R. Balaji (2011) "Comparison of Bayesian Parameter Estimation and Least Squares Minimization for Inverse Grey-Box Building Model Identification."

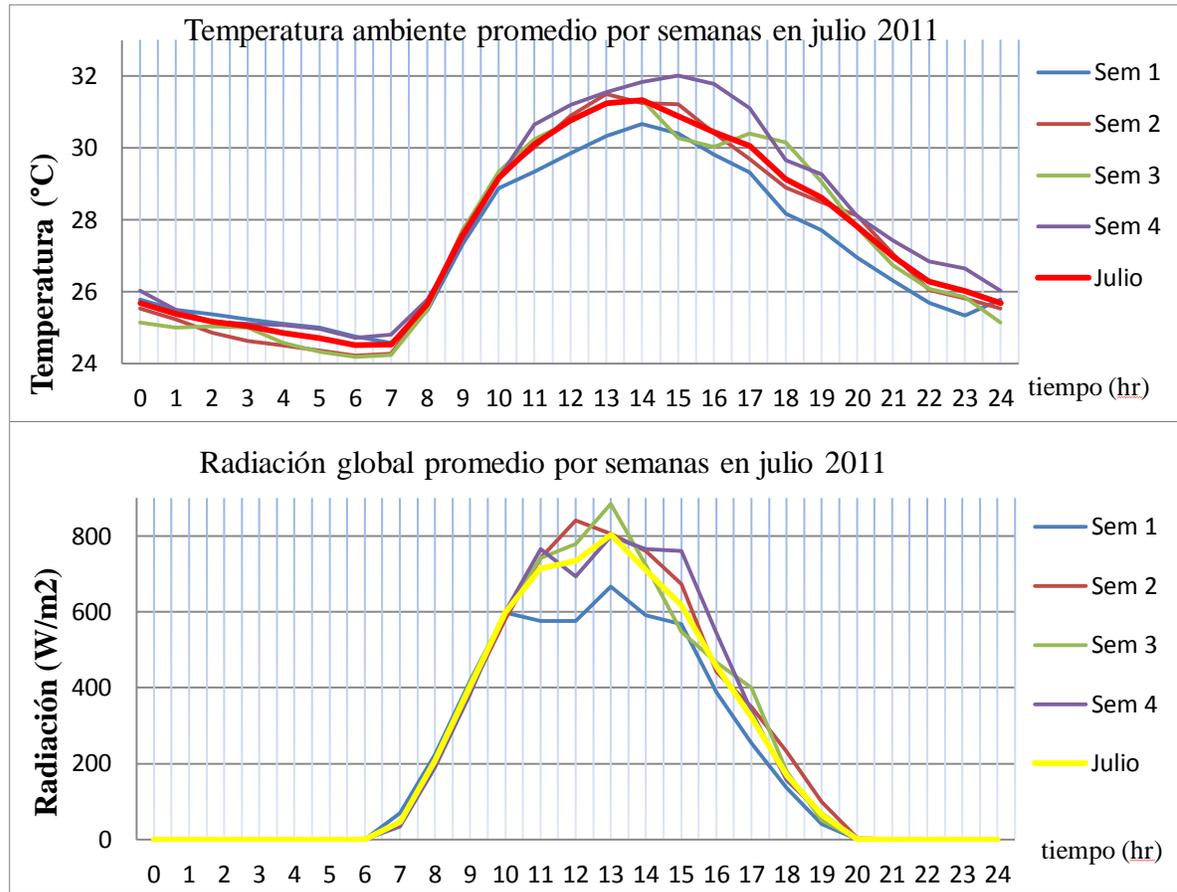
- Prívará, S., J. Siroký, et al. (2011c). "Model predictive control of a building heating system The first experience." Energy and Buildings **43**: 564-572.
- Prívará, S., Z. Vána, et al. (2011a). Role of MPC in Building Climate Control. 21st European Symposium on Computer Aided Process Engineering – ESCAPE 21, Elsevier B.V.
- Prívará, S., Z. Vána, et al. (2011b). Modeling and Identification of a Large Multi-Zone Office Building. Control System Magazine.
- Richalet, J. & D. O'Donovan (2009). Predictive Functional Control. Principles and Industrial Applications. New York, Springer.
- Rijksen, D., C. Wisse, et al. (2010). "Reducing peak requirements for cooling by using thermally activated building systems." Energy and Buildings **42**: 298-304.
- Sane, H., C. Haugstetter, et al. (2006). Building HVAC Control Systems - Role of Controls and Optimization. American Control Conference, Minneapolis, Minnesota, USA.
- Siroký, J., F. Oldewurtel, et al. (2011). "Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient building heating system." Applied Energy **88**: 3079-3087.
- Verhelst, C. (2012). Model Predictive Control of Ground Coupled Heat Pump Systems in Office Buildings, Katholieke Universiteit Leuven.
- Vetterli, J. & M. Benz (2012). "Cost-optimal design of an ice-storage cooling system using mixed-integer linear programming techniques under various electricity tariff schemes." Energy and Buildings.
- Wang, S. & X. Xu (2006). "Simplified building model for transient thermal performance estimation using GA-based parameter identification." International Journal of Thermal Sciences **45**: 419-432.
- Yoshida, H. & T. Inooka (1995). Rational operation of a thermal storage tank with load prediction scheme by ARX model approach, Kyoto University.
- Yu, F. & K. Chan (2006). "Economic benefits of improved condenser features for air-cooled chillers serving an air-conditioned hotel." Applied Thermal Engineering **26**: 1063-1073.
- Zhou, J., G. Wei, et al. (2005). Control Optimization for a Chilled Water Thermal Storage System Under a Complicated Time-of-Use Electricity Rate Schedule. ASHRAE.
- Zhou, Q., S. Wang, et al. (2008). "A grey-box model of next-day building thermal load prediction for energy-efficient control." International Journal of Energy Research **32**: 1418-1431.
- Zogou, O. & A. Stamatelos (2007). "Optimization of thermal performance of a building with ground source heat pump system (TRNSYS)." Energy Conversion & Management **48**: 2853-2863.

ANEXOS

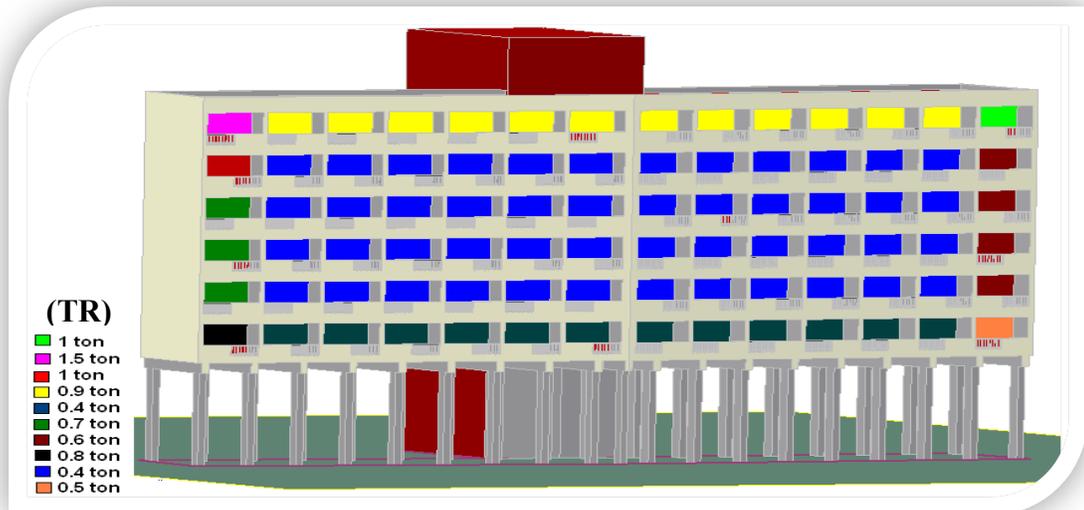
Anexo 1 Ubicación geoespacial del Hotel Jagua.



Anexo 2 Temperatura y Radiación global en Cienfuegos. Julio 2011.



Anexo 3 Esquema simplificado del hotel. Habitaciones tipo.



Anexo 4 Características principales de las habitaciones tipo.

| Locales | Habitación Tipo | Ganancia de calor | Carga Térmica Máx. |
|---------------------------|---|--|---------------------------|
| Edificio Principal | Nº 724 lado Este planta alta. | Soleamiento directo por el techo. Pared Sur y Este en la mañana. | 1 Ton (3.52 KW) |
| | Nº 702 lado Oeste planta alta. | Soleamiento directo por el techo. Pared Sur y Oeste en la tarde. | 1,5 Ton (5,28 kW) |
| | Nº 602 lado Oeste planta alta. | Soleamiento directo por la pared Sur y Oeste en la tarde. | 1 Ton (3,52 kW) |
| | Nº 712 intermedia planta alta. | Soleamiento directo por el techo. Sin ganancia por los muros Este y Oeste. | 0.9 Ton (3,17 kW) |
| | Nº 514 Centro del edificio. | Soleamiento directo por la pared Sur. Sin ganancia por los muros Este, Oeste, ni el techo. | 0.4 Ton (1,41 kW) |
| | Nº 401 lateral Oeste 4 ^{to} Piso. | Soleamiento pared Sur y Oeste en la tarde. | 0.7 Ton (2.46 kW) |
| | Nº 424 lateral Este 4 ^{to} Piso. | Soleamiento. Pared Sur y Este en la mañana. | 0.6 Ton (2.11 kW) |
| | Nº 201 lateral Oeste 2 ^{do} Piso, planta baja. | Soleamiento pared Sur y Oeste en la tarde. | 0.8 Ton (2.82 kW) |
| | Nº 212 intermedia 2 ^{do} Piso, planta baja. | Soleamiento directo por la pared Sur. Sin ganancia por los muros Este, Oeste, y techo. | 0.4 Ton (1,41 kW) |
| | Nº 224 lateral Este 2 ^{do} Piso, planta baja. | Soleamiento. Pared Sur y Este en la mañana. | 0.5 Ton (1,76 kW) |
| Cabañas | Cabaña lado Este Nº 114. | Soleamiento directo por el techo y pared Sur. Pared Este Sombra. | 1.2 Ton (4.22 kW) |
| | Cabaña lado Oeste Nº 101. | Soleamiento directo por el techo. Pared Sur y Oeste en la tarde. | 1.4 Ton (4.93 kW) |
| | Cabaña interior Nº 107. | Soleamiento directo por el techo y pared Sur. | 1 Ton (3.52 kW) |

Anexo 5 Funciones IDGREY, PEM y FPE.

- *Función IDGREY*

La forma más sencilla de representar la función es:

```
m_i = idgrey(MfileName,ParameterVector,CDmfile,T_muestreo)
```

Donde m_i es el modelo con los parámetros iniciales elegidos, *MfileName* es el nombre del fichero *.m donde está implementada la estructura del modelo. *ParameterVector* son los valores iniciales de los parámetros que se desean identificar en el modelo. Si no se posee un conocimiento aproximado de estos valores es más conveniente llevar las condiciones a cero. Por último *CDmfile* brinda la posibilidad de escoger si deseamos que el modelo sea continuo ('c') o discreto ('d'). En modelo discreto se asigna un período de muestreo *T_muestreo*.

- *Función PEM*

La función PEM es un estimador de parámetros de modelos y trabaja usando un método iterativo para minimizar el error de predicción. La principal utilidad es la estimación de modelos Grey-Box.

El modo más sencillo de representar en Matlab es:

```
data = iddata(Salidas,entradas,T_muestreo)
modelo = pem(datos,m_i);
```

Donde m_i es la estructura del modelo diseñada con *idgrey*; *data* contiene las salidas, entradas y el período de muestreo. El algoritmo usado por la función PEM es en esencia el mismo usado para ARMAX, con algunas modificaciones en el cálculo de la predicción del error (Ljung 2007b). La función PEM realiza una optimización para minimizar la función de costo, definida a continuación: $V_N(G, H) = \sum_{t=1}^N e^2(t)$

Donde $e(t)$ es la diferencia entre la salida medida y la predicha del modelo. Para modelos lineales, este error se define por la siguiente ecuación: $e(t) = H^{-1}(q)[y(t) - G(q)u(t)]$

El error $e(t)$ es un vector y la función de costo $V_N(G, H)$ es un valor escalar. El subíndice N indica que la función de costo es una función del número de datos muestreados y se vuelve más precisa para largos valores de N . Para modelos con múltiples salidas, la ecuación anterior se vuelve más compleja.

- *Función FPE*

Esta función analiza el Error de Predicción Final (FPE, en inglés). Mientras menor sea el valor mejor será la calidad del modelo. El valor se obtiene en Matlab por la función:

```
FPE = fpe (Nombre_del_Modelo_identificado)
```

El método matemático para determinar este valor es: $FPE = V \left(\frac{1+d/N}{1-d/N} \right)$

Donde V es una función determinada, d es el número de parámetros estimados y N es el número de los valores del conjunto de datos en la estimación.

El *toolbox* asume que el error de predicción final es asintótico para $d \ll N$ y utiliza la siguiente aproximación para calcular el FPE (Ljung 2007b): $FPE = V \left(1 + \frac{2d}{N} \right)$

La función V se define como: $V = \det \left(\frac{1}{N} \sum_1^N \varepsilon(t, \theta_N) (\varepsilon(t, \theta_N))^T \right)$

Donde θ_N representa el parámetro estimado.

Anexo 6 Identificación del modelo de carga térmica. Red de Braun.

```

%% Identificación del Modelo
load TambJ.mat; load GRadJ.mat; load DRadJ.mat;
load Tprbs.mat; % Temp generada con PRBS
Tamb = TambJ; % Temp ambiente en Julio
Qout = GRadJ; % Radiación Global en Julio
Qin = DRadJ; % Radiación Difusa
Tsp = Tprbs(1:744); % Temperatura de set-point
Tin = 24; Tout = 24; % Valores inic. del vector de estado
X0 = [Tin Tout]'; % Vector de Estado
U = [Tsp Qin Tamb Qout]; % Vector de Disturbios
T = (0:length(Tamb)-1)';
MfileName = 'MyFuncContinua'; % Sin restricciones en la identificación
ParameterVector = zeros(11,1); % Parámetros iniciales iguales a cero
CDmfile = 'c'; % Modelo Discreto
Tsample = 0;
m = idgrey(MfileName,ParameterVector,CDmfile,[],Tsample);
load CT_prbs;
CT1 = CT_prbs(1:744);
datos = iddata(CT1,U);
mc = pem(datos,m);
save mc.mat mc;
Campus_model_Continuo = ss(mc.A,mc.B,mc.C,mc.D);
save Campus_model_Continuo.mat Campus_model_Continuo;
Qload_predicted = lsim(Campus_model_Continuo,U,T,X0);
figure(1); plot(T,CT1);
hold on; plot(T,Qload_predicted,'r');
title('Identificación del modelo de Carga Térmica. Julio');
axis([1 length(Tamb) min(Qload_predicted) max(Qload_predicted)]);
xlabel('Tiempo [h]');
ylabel('Carga Térmica [KW]')

%% Validación del Modelo
load TambA.mat; load GRadA.mat; load DRadA.mat;
Tambn = TambA; Qoutn = GRadA; Qinn = DRadA;
Tspn = Tprbs(745:1488);
Un = [Tspn Qinn Tambn Qoutn];
Tn = [0:length(Tambn)-1]';
CT2 = CT_prbs(745:1488);
figure(2); plot(Tn,CT2);
Qload_predictedn = lsim(Campus_model_Continuo,Un,Tn,X0);
hold on; plot(T,Qload_predictedn,'r');
title('Validación del modelo de Carga Térmica. Agosto');
axis([1 length(Tambn) min(Qload_predictedn) max(Qload_predictedn)]);
xlabel('Tiempo [h]');
ylabel('Carga Térmica [KW]')
FPE = fpe(mc)

```

Anexo 7 Modelo de temperatura del edificio.

```

%% X_pto = [Tin_pto Tout_pto Tb_pto]';    X = [Tin Tout Tb]';
%% Y = [Tb Tr]';                          U = [Qinf Tambf Qoutf Th2o]';

%% Constantes y entradas
clear; clc;
load mc;      m = mc;
load TambJA.mat; load GRadJA.mat; load DRadJA.mat;
Fm = 29;      %% Kg/s      Flujo Másico
Cp = 4.18;    %% KJ/Kg*K   Calor específico
Cb = 19616;   %% Esta es la Capacitancia del edificio KJ/K
UA = 25;
Qinf = DRadJA;      %% Radiación Difusa
Tambf = TambJA;     %% Temperatura Ambiente
Qoutf = GRadJA;     %% Radiación Global
Th2o = 7.*ones(length(Tambf),1); %% Temperatura de suministro
Ts = 3600;

%% Reestructuración del Modelo
Uf = [Qinf Tambf Qoutf Th2o];
Af = [m.A, [m.B(1,1); m.B(2,1)]; m.C./Cb, (m.D(1,1)-UA)/Cb];
Bf = [m.B(1,2:4) 0; m.B(2,2:4) 0; m.D(2:4)/Cb UA/Cb];
Cf = [0 0 1; 0 0 UA/(Fm*Cp)];
Df = [0 0 0 0; 0 0 0 1-UA/(Fm*Cp)];
Cont_Model = ss(Af,Bf,Cf,Df);      %%Modelo Continuo
Disc_Model_c2d = c2d(Cont_Model,3600); %%Modelo Discreto
save Disc_Model_c2d.mat Disc_Model_c2d;

Tin = 24; Tout = 24; Tb = 24;
Xf = [Tin Tout Tb]';
Salidas = lsim(Disc_Model_c2d,Uf,[],Xf);

%% Salidas del Modelo
plot(Salidas(:,2))
hold on; plot(Th2o,'r');
xlabel('Tiempo [h]')
ylabel('Temperatura[C]')
title('Temperatura de Retorno en el mes de Agosto en lazo abierto');
axis([1 length(Tambf) min(Th2o) max(Salidas(:,2))]);

figure(2); plot(Salidas(:,1))
xlabel('Tiempo [h]')
ylabel('Temperatura [C]')
title('Temperatura del Edificio en el mes de Agosto en lazo abierto');
axis([1 length(Tambf) min(Salidas(:,1)) max(Salidas(:,1))]);

```

Anexo 8 Programación Lineal del MPC.

```

%% Cargando la licencia del CPLEX
setenv('ILOG_LICENSE_FILE', '/home/obel/SOLVES/cplexlic/access.ilm');
    %% Creando el Modelo para MPC
clear all; close all; clc;
load Disc_Model;
JaguaModel.A = Disc_Model.A;
JaguaModel.B = Disc_Model.B(:,end);
JaguaModel.E = Disc_Model.B(:,1:end-1);
JaguaModel.C = Disc_Model.C;
JaguaModel.D = Disc_Model.D(:,end);
JaguaModel.G = Disc_Model.D(:,1:end-1);
    %% Condiciones de Simulación y Predicción
% Horas de simulación
sim.simhor = 7*24;
% Estado inicial
sim.xinit = [24 22]';
% Horizonte de predicción
sim.predhor = 24;
% Horizonte en lazo abierto
sim.Tolc = 1;
    %% Restricciones
ucost = (1);
umin = (6.8);           %Entradas mínimas
umax = (10.3);         %Entradas máximas
ucost = repmat(ucost,sim.predhor,1);
umin = repmat(umin,sim.predhor,1);
umax = repmat(umax,sim.predhor,1);

ymin = [18.5 10]';     %Salidas mínimas
ymax = [24 13]';      %Salidas máximas
ymin_all = repmat(ymin,sim.simhor+sim.predhor,1);
ymax_all = repmat(ymax,sim.simhor+sim.predhor,1);
    %% Cargando los Disturbios
Temperature = load('RTambJ.mat','RTambJ');
Solar_Radiation = load('RGRadJ.mat','RGRadJ');
Temp = Temperature.RTambJ(24:end);
SolRad = Solar_Radiation.RGRadJ(24:end);
v = [Temp SolRad];
vPred_all = v;
    %% Matrices de Predicción
N = sim.predhor;
A = JaguaModel.A;
n = length(A);
I = eye(n);
AA = (I);
for i=1:N-1
    AA = [AA; A^i];
end;
BB = [];
B = JaguaModel.B;
for i=1:N
    BBtemp = [];
    for j=1:N
        if i==1

```

```

        temp = zeros(size(B));
        BBtemp = [BBtemp temp];
    elseif i>j
        temp = A^(i-j-1)*B;
        BBtemp = [BBtemp temp];
    else
        temp = zeros(size(B));
        BBtemp = [BBtemp temp];
    end;
end;
BB = [BB; BBtemp];
end;
E = JaguaModel.E;
EE = [];
for i=1:N
    EEtemp = [];
    for j=1:N
        if i==1
            temp = zeros(size(E));
            EEtemp = [EEtemp temp];
        elseif i>j
            temp = A^(i-j-1)*E;
            EEtemp = [EEtemp temp];
        else
            temp = zeros(size(E));
            EEtemp = [EEtemp temp];
        end;
    end;
    EE = [EE; EEtemp];
end;
C = JaguaModel.C;
CC = blkdiag(kron(eye(N),C));
D = JaguaModel.D;
DD = blkdiag(kron(eye(N),D));
G = JaguaModel.G;
GG = blkdiag(kron(eye(N),G));
    %% Cerrando el lazo con MPC
x = sim.xinit;
state = x;
output = [];
input = [];
costs = [];
for k = 1:sim.Tolc:sim.simhor
    vPred = vPred_all(k:k+sim.predhor-1,:);
    [u] = get_control_input_Jagua
(x, JaguaModel, sim, vPred, ymin, ymax, ucost, umin, umax, AA, BB, EE, CC, DD, GG);
    input = [input u];
    costs = [costs; ucost(1:sim.Tolc,:)];
    for i = k:1:k+sim.Tolc-1
        state = [state JaguaModel.A*x + JaguaModel.B*u + JaguaModel.E*v(k,:)'];
        output = [output JaguaModel.C*x + JaguaModel.D*u + JaguaModel.G*v(k,:)'];
        x = state(:,end);
    end;
end;
end;
clc;

```

Anexo 9 Función objetivo y solucionadores.

```
function u = get_control_input_Jagua
(xk, JaguaModel, sim, vPred, ymin, ymax, ucost, umin, umax, AA, BB, EE, CC, DD, GG);

N= sim.predhor;
Ymin = repmat(ymin, sim.predhor, 1);
Ymax = repmat(ymax, sim.predhor, 1);
[n,m] = size(JaguaModel.B);
[n,d] = size(JaguaModel.E);
[p,n] = size(JaguaModel.C);
Y = sdpvar(p*N, 1);
U = sdpvar(m*N, 1);
Z = sdpvar(m*N, 1);
X = sdpvar(n*N, 1);
Vn = [];
for q=1:N
    Vn = [Vn; vPred(q, :)'];
end;
V = Vn;
F = set(X == AA*xk + BB*U + EE*V);
    F = F + set(Y == CC*X + DD*U + GG*V);
F = F + set(umin<U<umax);
F = F + set(Ymin<=Y<=Ymax);
Obj_Fun = norm(U-Y(2:2:length(Y)), 1); % Función objetivo
    % options = sdpsettings('solver', 'cplex');
    options = sdpsettings('solver', 'sedumi');
    %options = sdpsettings('solver', 'quadprog');
sol = solvesdp(F, Obj_Fun, options);
u = double(U(1:m));
return;
```