



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERIA

# **CONTROL PREDICTIVO HÍBRIDO PARA GESTIÓN DE DEMANDA ELÉCTRICA**

**GABRIEL IGNACIO TEJEDA ALFONSO**

Tesis presentada a la Dirección de Investigación y Postgrado  
como parte de los requisitos para optar al grado de  
Magister en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:

**ALDO CIPRIANO ZAMORANO**

Santiago de Chile, Septiembre 2010

© MMX, GABRIEL IGNACIO TEJEDA ALFONSO



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERIA

# **CONTROL PREDICTIVO HÍBRIDO PARA GESTIÓN DE DEMANDA ELÉCTRICA**

**GABRIEL IGNACIO TEJEDA ALFONSO**

Miembros del Comité:

ALDO CIPRIANO ZAMORANO

HUGH RUDNICK VAN DE WYNGARD

KARINA ACOSTA BARBOSA

GONZALO CORTAZAR SANZ

Tesis presentada a la Dirección de Investigación y Postgrado  
como parte de los requisitos para optar al grado de  
Magister en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, Septiembre 2010

© MMX, GABRIEL IGNACIO TEJEDA ALFONSO

*A mi familia*

## **AGRADECIMIENTOS**

A mi familia por ser una fuente de apoyo, cariño y confianza incondicional. Agradezco también a mi profesor supervisor Aldo Cipriano por toda la experiencia y conocimiento compartido. Sin lugar a dudas, esta tesis no se podría haber realizado sin su apoyo.

Expreso también mi gratitud a todas las personas con que compartí la investigación y me ayudaron en los más diversos ámbitos, entre ellos: Prof. Sergio Vera, Prof. Juan de Dios Rivera, Abraham Palma, Felipe Núñez y Víctor Martínez.

A mis amigos por su apoyo y constante preocupación, así como a mis compañeros de oficina por todos sus consejos.

Finalmente, agradezco al programa de capital humano avanzado de CONICYT por el apoyo económico entregado.

## ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS . . . . .	IV
ÍNDICE DE FIGURAS . . . . .	VII
ÍNDICE DE TABLAS . . . . .	VIII
RESUMEN . . . . .	IX
ABSTRACT . . . . .	X
1. INTRODUCCIÓN . . . . .	1
1.1. Gestión de la demanda . . . . .	1
1.1.1. Respuesta de la demanda . . . . .	2
1.1.2. Requerimientos técnicos . . . . .	4
1.2. Motivación . . . . .	8
1.3. Objetivos . . . . .	8
1.4. Estructura del documento . . . . .	8
2. CONTROL DIRECTO DE CARGA . . . . .	10
2.1. Predictor de demanda . . . . .	13
2.2. Estimador de carga . . . . .	14
3. SISTEMA DE CONTROL . . . . .	16
3.1. Modelo térmico . . . . .	16
3.2. Modelo basado en tiempo de uso . . . . .	20
3.3. Efecto <i>payback</i> . . . . .	21
3.4. Control predictivo híbrido . . . . .	23
3.5. Propuesta de arquitectura para implementación . . . . .	28
4. RESULTADOS . . . . .	30
4.1. Caso base . . . . .	30

4.1.1. Modelo térmico . . . . .	31
4.1.2. Modelo tiempo de uso . . . . .	32
4.1.3. Modelo mixto . . . . .	32
4.2. Análisis de sensibilidad . . . . .	35
4.2.1. Parámetro $\tau$ . . . . .	35
4.2.2. Parámetro $c$ . . . . .	35
4.2.3. Ruido blanco en medición de temperatura . . . . .	36
4.2.4. Ruido blanco en medición de potencia . . . . .	37
4.2.5. Agrupación de consumos . . . . .	37
5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO . . . . .	40
BIBLIOGRAFÍA . . . . .	42
ANEXO A. MODELO HÍBRIDO EN HYSDEL . . . . .	46
A.1. Modelo térmico . . . . .	46
A.2. Modelo de tiempo de uso . . . . .	47
ANEXO B. LISTADO DE ABREVIACIONES . . . . .	48

## ÍNDICE DE FIGURAS

1.1. Curva de duración SIC 2009 . . . . .	4
1.2. Efecto del plan CDC en <i>U.S. Foodservice</i> . . . . .	6
2.1. Estructura optimizador–controlador–consumos . . . . .	12
3.1. Temperatura en habitación . . . . .	18
3.2. Temperatura promedio en habitación . . . . .	19
3.3. Modelo híbrido de temperatura y consumo . . . . .	23
3.4. Esquema controlador–consumos . . . . .	29
4.1. Consumo antes y después del plan CDC para modelo de temperatura . . . . .	31
4.2. Restricciones en variables caso base temperatura . . . . .	32
4.3. Consumo antes y después del plan CDC para modelo tiempo de uso . . . . .	33
4.4. Restricciones en variables caso base tiempo de uso . . . . .	33
4.5. Consumo antes y después del plan CDC para modelo mixto . . . . .	34
4.6. Restricciones en variables caso base mixto . . . . .	34
4.7. Variación en consumo y temperatura ante cambios en $\tau$ . . . . .	36
4.8. Variación en consumo ante cambios en $c$ . . . . .	36
4.9. Respuesta ante ruido en sensor de temperatura . . . . .	37
4.10. Respuesta ante ruido en sensor de consumo . . . . .	38
4.11. Evolución variables manipuladas ante errores en sensor de potencia . . . . .	38
4.12. Consumo antes y después del plan CDC . . . . .	39
4.13. Variables de control agrupadas . . . . .	39

## ÍNDICE DE TABLAS

4.1. Comparación en número de variables y tiempo de proceso . . . . .	30
4.2. Parámetros utilizados en el caso base . . . . .	31
4.3. Sensibilidad en $\tau$ : función objetivo . . . . .	35
4.4. Sensibilidad en sensor de temperatura: función objetivo . . . . .	37

## RESUMEN

La gestión de la demanda eléctrica concibe la existencia de una relación dinámica entre distribuidores y consumidores, en que cada actor se adecúa a las necesidades del otro. Un programa de gestión de la demanda realiza el control directo automático de la carga, entregando el poder a la distribuidora para manejar el consumo de los clientes del modo que estime conveniente, es decir, puede desconectar consumos el tiempo que sea necesario, siempre y cuando cumpla con las condiciones impuestas por el consumidor. Para llevar a cabo estos planes de manera satisfactoria, se necesita disponer de herramientas optimizadoras que funcionen en línea, lo cual implica instrumentación, algoritmos de optimización y sistemas de automatización.

El objetivo de esta investigación es resolver el problema de control directo de carga mediante control predictivo híbrido. Las cargas gestionadas consideradas corresponden a sistemas de calefacción y aire acondicionado, razón por la cual se modeló el comportamiento térmico de los consumos para que la temperatura ambiente no supere los límites establecidos. También se consideró el caso en que la restricción no está impuesta a la temperatura sino que al tiempo de desconexión del consumo.

Los resultados muestran que el control predictivo híbrido es una alternativa viable para resolver el problema de control directo de carga, capaz de gestionar la demanda eléctrica y respetar las restricciones de los consumidores. Las perspectivas de trabajo futuro incluyen utilizar programación multiparamétrica para encontrar solución explícita al problema de control, así como incorporar esta metodología en el despacho de centrales eléctricas o problemas de flujo de potencia óptimo.

**Palabras Claves:** Control directo de carga, Gestión de la demanda, Control predictivo híbrido.

## ABSTRACT

Demand side management conceives the existence of a dynamic relationship between electric utilities and customers, where each actor adapts to the needs of the other. A demand side management program performs automated direct load control providing the utility the ability to manage customer consumption as it is deemed appropriate; that is, consumption can be disconnected as it is necessary, provided that the disconnection complies with the requirements imposed by the consumer. To carry out these plans in a satisfactory manner, online tools are required, implying instrumentation, models, optimization algorithms and automation systems.

The objective of this study is to solve the direct load control problem by means of hybrid model predictive control. The loads considered are HVAC systems, thus the thermal performance of the consumption was modeled to consider the requirements established by the customer, i.e. to ensure the ambient temperature does not exceed the set limit. Also considered was the case in which the restriction is imposed on the time of usage rather than the temperature.

Results show that hybrid model predictive control is a viable alternative to solving the direct load control problem, and is able to manage electricity demand and observe restrictions set by consumers. Prospects for future studies include using multiparametric programming to find an explicit solution to the control problem, and thus incorporate this methodology in the unit commitment problem or in the optimal power flow problem.

**Keywords:** Direct Load Control, Demand side Management, Hybrid Model Predictive Control

## 1. INTRODUCCIÓN

La búsqueda por sistemas, métodos o soluciones que ayuden a la eficiencia energética es uno de los temas centrales para la sociedad moderna. En esta búsqueda, ha surgido el concepto de red inteligente o *Smart Grid* (SG), el cual concibe a la red eléctrica como un sistema que interactúa de forma dinámica con generadores, distribuidores y clientes.

La visión de SG se inició como una infraestructura de medición avanzada para mejorar la gestión de la demanda y la eficiencia energética, y servir como método de auto-cuidado dentro de la red eléctrica para que aumente la confiabilidad del suministro y responder ante desastres naturales o sabotajes malintencionados (Rahimi y Ipakchi, 2010). El concepto de fondo es considerar que todos los actores del sistema son entes dinámicos, capaces de reaccionar ante distintas eventualidades; por ejemplo, en el caso de incendio, la red debería ser lo suficientemente inteligente como para cortar el suministro energético al lugar. También ante una situación de demanda cercana a los límites de seguridad, los clientes reducen su consumo, manual o automáticamente, de tal forma de disminuir el riesgo de falla. Esta segunda situación corresponde a una de las posibilidades que ofrecen los planes de gestión de la demanda, que entregan características dinámicas al consumo eléctrico y de esa forma lo manipulan según sea conveniente para la red.

### 1.1. Gestión de la demanda

Gestión de la demanda aparece como una respuesta frente a la necesidad que tienen las distribuidoras eléctricas de mitigar el aumento constante que ha tenido el consumo y de esta forma entregar un servicio que no incremente constantemente los costos. Gellings (1985) define la gestión de la demanda como:

*“Gestión de la demanda incluye la planificación e implementación de actividades diseñadas por la distribuidora eléctrica para influir en el uso eléctrico de los consumidores, de manera que produzca el efecto deseado*

*en la curva de curva de consumo agregado, esto es, efectos en el patrón de tiempo y en la magnitud del consumo”.*

La definición anterior indica que existe una amplia gama de actividades que se puede realizar para incidir en el comportamiento de la demanda, entre ellas: reducir la demanda del cliente, administrar el costo de la electricidad, incorporar conceptos de eficiencia energética, sustituir combustibles, utilizar generación distribuida y gestión de carga.

En las siguientes subsecciones se describirán dos aspectos relevantes en gestión de la demanda eléctrica: la respuesta de la demanda y los requerimientos técnicos para llevar a cabo programas de respuesta automática de la demanda.

### **1.1.1. Respuesta de la demanda**

Un subconjunto de los planes de gestión de la demanda son los planes de respuesta de la demanda, que se puede definir como el control de los consumos de electricidad de los clientes en respuesta a las condiciones ofertadas por la distribuidora. Esta respuesta depende del tipo de plan, y el objetivo puede ser la reducción en los costos de la electricidad y/o la mejora en la confiabilidad del sistema (Yin et al., 2010).

En mercados en que el precio de la energía varía continuamente, la respuesta de la demanda constituye una alternativa atractiva para los consumidores debido a que en escenarios de precios altos, éstos se pueden proteger disminuyendo su consumo, y pueden verse beneficiados en la medida que desplacen su consumo a los períodos en que los precios se encuentren bajos. Sin embargo, Álamos (2008) plantea que en nuestro país los consumidores no pueden aprovechar estos incentivos debido a la estructura tarifaria vigente. Por parte de la distribuidora, los incentivos tampoco son los correctos, puesto que: *“Las tarifas fijadas por la autoridad se definen en un escenario en donde se busca rentabilizar las instalaciones definidas como óptimas en una empresa modelo (...). Sin cambios en la regulación en los que se reconozca la posibilidad de que la empresa modelo pueda gestionar*

*la demanda a través de planes como el que se proponen, no aparece viable la aplicación de ellos ”(Álamos, 2008).*

No obstante lo indicado anteriormente, para la distribuidora siguen existiendo beneficios en la aplicación de planes que minimicen la potencia máxima consumida y de esa forma se proteja a la empresa ante multas por sobreconsumo ante las empresas generadoras. Entre otros beneficios relacionados con estos planes, Rámila (2009) considera tres:

- **Disminución en inversiones:** Frente a la posibilidad de incluir nuevas centrales generadoras, líneas de transmisión y redes de distribución, estos planes son una alternativa hasta 6 veces menos costosa por kW de potencia (DRAM, 2002) capaces de aplazar inversiones en nuevas centrales (Florida Power & Light Company, 2006).
- **Disminución de precios:** Considerando que en las horas de máximo consumo las centrales más costosas son las que determinan el precio, y además de que las horas de máximo consumo son muy pocas en el año (1 % a 5 %, fig. 1.1), se puede evitar la utilización de estas centrales y por tanto reducir el costo asociado.
- **Mejora en la información al usuario y a la empresa:** Mediante el uso de medidores inteligentes las distribuidoras pueden conocer los patrones de consumo de los usuarios y de ésta forma generar planes para su modificación. Por su parte, los usuarios pueden adaptar su consumo para hacer uso de los planes.

Los planes de respuesta de la demanda se pueden clasificar de acuerdo a la señal manipulada: directa (consumo) o indirecta (precio). La característica principal de los primeros es que la distribuidora es quién determina si determinado consumo se desconecta o no. Dependiendo del tipo de plan, el aviso de desconexión, y posterior reconexión, se puede realizar sin previo aviso o con un día u horas de anticipación por parte de la distribuidora. Entre estos programas se encuentra: control directo de carga en que la distribuidora es quién realiza la acción de desconectar la carga (detalle en el próximo capítulo); servicios interrumpibles, en que el usuario debe reducir el consumo dada la señal de la distribuidora

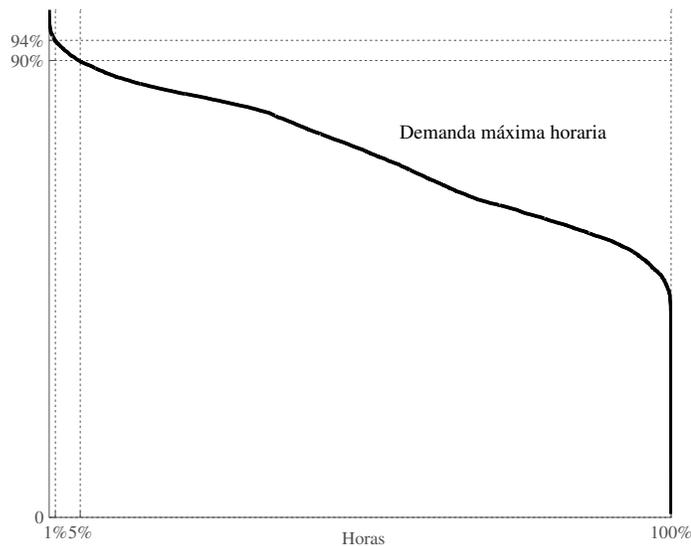


FIGURA 1.1. Curva de duración SIC 2009. Sólo el 1 % del tiempo la demanda máxima es superior a su 94 %

(en caso contrario es penalizado), y programas de ofertas de consumo, en que los grandes clientes ofertan un bloque de energía disponible a gestionar por parte de la distribuidora. Los planes que actúan mediante variaciones en el precio (señal indirecta) tienen por objetivo entregar al consumidor la información necesaria para que éste tome la mejor decisión de cómo gestionar su consumo; de esta forma, con la información del precio de la energía, cada cliente es libre de alterar su consumo. Existen planes que incorporan tarificación por bloques (típicamente punta y valle), en tiempo real y en hora punta, siendo esta última una tarifa base más un valor extra que se aplica cuando el sistema se encuentra en períodos críticos.

### 1.1.2. Requerimientos técnicos

La Comisión de Energía del estado de California, junto con el Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL), crearon el Centro de Investigación de Respuesta a la Demanda (DRRC, *Demand Response Research Center*)<sup>1</sup> cuyo objetivo es desarrollar, priorizar, conducir y difundir la investigación multidisciplinaria en torno a respuesta de la demanda. Entre los proyectos realizados por el Centro se encuentran los siguientes:

<sup>1</sup><http://drrc.lbl.gov/drcc.html>

- Control avanzado para respuesta a la demanda.
- Respuesta al precio crítico automático.
- Respuesta a la demanda automática para instalaciones.
- Respuesta a la demanda para industrias.
- Traslación de la demanda en consumos térmicos.
- Estándares de comunicación para respuesta a la demanda automática.
- Diseño de termostatos comunicables programables.
- Análisis de programa y tarifas.

Una de las áreas de estudio es respuesta a la demanda automática, que corresponde al grupo de acciones en que no hay intervención humana en lo que se refiere a encendido y apagado de los equipos, y al momento en que se realiza esta acción. La comunicación entre dispositivos se realiza a través de internet mediante respuestas programadas frente a la señal de precio de la energía.

A modo de ejemplo de los estudios que realiza el DRRC, en el año 2008 el Servicio de Alimentación de los EEUU (*U.S. Foodservice*) decidió participar en un programa de respuesta a la demanda automática (DRRC, 2008), en conjunto con la empresa *Pacific Gas and Electric* (PG&E) del estado de California. El programa tiene como objetivo reducir el consumo de la instalación que se encuentra entre 700 y 900 kW, de los cuales entre un 30 y 40 % lo realiza el congelador. La temperatura de éste se encuentra entre  $-18,3^{\circ}\text{C}$  y  $-17,2^{\circ}\text{C}$ . La estrategia para disminuir el consumo consistió en cortar el alimentador de aire del congelador y subir el nivel de los sistemas de ventilación. Los resultados indicaron que el consumo se redujo aproximadamente en un 25 %. Mientras se ejecutaba el segundo día de prueba, el consumo cayó en 330 kW (41 % de su consumo base, fig. 1.2). Es importante recalcar que al final de las pruebas, la temperatura en el congelador siempre se mantuvo en los rangos aceptables. Debido al consumo ahorrado el cliente recibió un pago por US\$ 71.000.

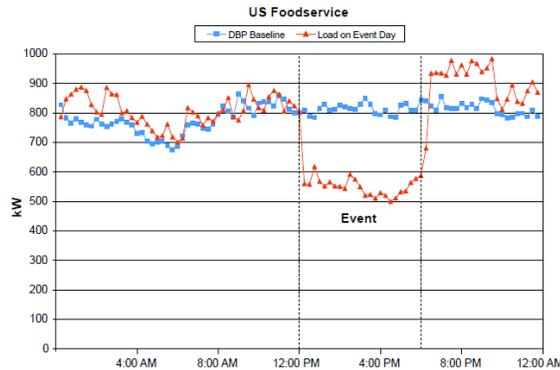


FIGURA 1.2. Efecto del plan CDC en *U.S. Foodservice* (DRRC, 2008)

Para el desarrollo de los planes de respuesta a la demanda automática se realizan las siguientes etapas en el proceso de comunicación:

1. LBNL define la señal de precio.
2. Ésta se publica en el servidor cuyo acceso está disponible a través de internet.
3. Los clientes piden la actualización de la señal cada minuto.
4. La lógica de cada sitio determina la acción determinada por el precio.
5. EMCS (*Energy Management Control System*) realiza el ajuste basado en la lógica.

El software necesario por parte de los consumidores en planes de respuesta de la demanda son los EMCS y EIS (*Energy Information System*). EMCS corresponde al software para realizar la acción acordada de acuerdo al plan; éstos típicamente actúan sobre sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado, aunque algunos también actúan sobre luminarias y acciones de control relacionadas con seguridad (incendio por ejemplo). Kiliccote et al. (2006) plantean que los ahorros por sistemas EMCS tienen el potencial de reducir la demanda punta en 10 a 15 %. Además, separa el nivel de automatización de los edificios en tres casos: avanzados, para edificios nuevos y con EMCS sofisticados; comunes, edificios de tamaño y edad promedio con EMCS de nivel estándar; y básicos para edificios pequeños con EMCS limitados. En la misma área de los EMCS se encuentran los EIS, que se refieren al software y hardware de adquisición de datos, y al sistema de comunicaciones que proveen información sobre los consumos energéticos al usuario; éstos son

capaces de monitorizar y almacenar datos energéticos; disponen de una interfaz accesible vía internet, visualización de datos en series de tiempo, y herramientas para entender las tendencias en los consumos y oportunidades de ahorro. Motegi et al. (2003) resumieron los aspectos técnicos de distintos sistemas de manejo energético, además de presentar un listado con productos comerciales.

Entre los avances que ha tenido el DRRC en tecnologías de comunicación para programas de respuesta de la demanda se encuentran (Kiliccote et al., 2006):

- En el año 2003 se utilizó un lenguaje de comunicaciones conocido como *Extensible Markup Language* (XML) en conjunto con servicios web para conectar a través de internet el centro y distintos edificios de prueba. Se transmitió una señal de precio de dos niveles a fin de ejecutar un plan de respuesta de demanda para cada precio. En esta prueba, todos los edificios contaban con EMCS y EIS.
- Posteriormente, en el año 2004 se realizó la conexión a través de LAN, WAN e IP con el objetivo de que el encendido y el apagado se realicen por medio de un relé conectado a internet. Debido al uso de este relé, no fue necesaria la utilización de EIS por parte de los clientes.
- Mediante un estudio realizado el año 2005 se puso a prueba un sistema de tarificación crítica a 12 clientes, el que de 12 pm a 3 pm triplicó el precio normal y de 3 pm a 6 pm lo quintuplicó. Para ejecutar el plan se desarrolló el: *Client & Logic with Integrated Relay box*, que conecta el EMCS con la señal de precio a través de una red LAN e Internet.

Desde el año 2007 en adelante comenzó la comercialización e implementación de estos programas. En el último informe de respuesta a la demanda automática (Kiliccote et al., 2010), se presentan los avances que han tenido estos programas en los últimos siete años de trabajo, destacando que sobre 250 clientes han participado en programas de respuesta de la demanda completamente automática, lo que ha logrado una reducción de 14 % en la demanda punta en edificios comerciales.

## **1.2. Motivación**

Un elemento importante para el buen funcionamiento de los planes de gestión de la demanda es que éstos deben ser capaces de funcionar de manera óptima, predictiva y con un tiempo de respuesta apropiado. Por ello esta investigación se centra en desarrollar una metodología para automatizar el proceso de control directo de carga con el objetivo de reducir la demanda en hora punta.

## **1.3. Objetivos**

El objetivo principal de la investigación es el desarrollo de una metodología que permita la implementación en línea de soluciones de respuesta automática de la demanda. Esta implementación se realizará a través de algoritmos de control, por lo que es necesario modelar dinámicamente las características térmicas y energéticas de los consumos. Para realizar esta labor de manera adecuada, es necesario alcanzar los siguientes objetivos intermedios:

- a) Formular un predictor de demanda eléctrica.
- b) Determinar un modelo para representar el comportamiento de consumos.
- c) Plantear una función objetivo y las correspondientes restricciones.
- d) Generar un ente despachador capaz de actuar de manera predictiva, preventiva, dinámica y óptima.

Este trabajo se centra en el desarrollo de los puntos b, c y d.

## **1.4. Estructura del documento**

La tesis se encuentra estructurada como se indica a continuación:

En el capítulo 2 se describen los sistemas de control directo de carga y se presenta una revisión bibliográfica con las diferentes técnicas que se han utilizado en la academia para

resolver el problema. Además, se describen dos módulos necesarios para la implementación del controlador.

El sistema de control propuesto se presenta en el capítulo 3. Se detalla la modelación térmica y energética de los consumos, y se describen fundamentos de control predictivo híbrido.

El capítulo 4 presenta los resultados obtenidos a través de simulación para un escenario en que se pretende disminuir la demanda punta de un conjunto de sistemas térmicos.

El capítulo 5 incluye las conclusiones de la tesis y perspectivas de trabajo futuro.

## 2. CONTROL DIRECTO DE CARGA

El Control Directo de Carga (CDC) tiene como objetivo manipular de forma remota el consumo de los usuarios para ajustar la demanda agregada a un perfil determinado. Nace frente a la necesidad de minimizar el consumo punta, lo que conlleva un aumento de la fiabilidad y una reducción en las inversiones destinadas a reforzar el sistema de distribución eléctrico. Los planes de CDC son llevados a cabo por la empresa distribuidora de energía y se aplican a distintos tipos de usuarios a cambio de un incentivo económico, típicamente, un pago por unidad de energía ahorrada. Dependiendo del tipo de mercado eléctrico, estos planes también se han utilizado para reducir la volatilidad del precio de la energía.

Una aplicación importante del CDC es el control de sistemas HVAC (*Heating, Ventilating and Air Conditioning*) debido a que representan un importante porcentaje del consumo eléctrico global de un edificio y al bajo impacto que tienen en el confort de los usuarios. Además, su consumo es pronosticable debido que éste se encuentra altamente correlacionado con el clima (Escrivá-Escrivá et al., 2010). Debido a estas razones es que esta investigación se centra en el control de estos sistemas, aunque la metodología presentada puede ser expandida a sistemas que no necesariamente tengan características térmicas.

El problema de gestionar qué consumo se conecta o desconecta en determinado tiempo ha sido resuelto por medio de distintos métodos. Cohen y Wang (1988) utilizan programación dinámica enfatizando el hecho que el método aplicado puede utilizarse para minimizar costos de producción o minimizar el consumo máximo sobre un período de tiempo. Kurucz et al. (1996) reducen la demanda punta utilizando programación lineal, teniendo como objetivo determinar las estrategias de corto y largo plazo; en el estudio se incluyeron tanto clientes comerciales como residenciales. LaMeres et al. (1999) utiliza estrategias basadas en lógica difusa para modificar la demanda eléctrica de un conjunto de calefactores por agua caliente. Molina et al. (2000) utilizan control predictivo para la resolución de CDC en aplicaciones industriales o residenciales; su estrategia considera separar los consumos

en 4 grupos de acuerdo a su nivel de uso y consumo diario. La acción de control tiene por objetivo acercar el consumo actual en el sistema al de una curva pre-establecida, determinando los ciclos de operación óptimos para los equipos. Yao et al. (2005) resuelven el problema mediante algoritmos genéticos modificados; su objetivo es no sólo entregar la política óptima de encendido y apagado, sino también maximiza las ganancias obtenidas. Lee et al. (2008) utilizan programación dinámica relajada para generar la planificación diaria de controles para consumos formados por equipos de aire acondicionado. Plantean que para minimizar la demanda punta del sistema, la función objetivo se divide en dos partes: la primera es para minimizar el efecto de las perturbaciones que el programa genera sobre los clientes; la segunda, es para maximizar el mínimo de los ahorros que se pueden generar producto del programa. Wu et al. (2010) utilizan programación dinámica para aplicar un enfoque de CDC a consumos de aire acondicionado, considerando el flujo de potencia correspondiente. La compensación monetaria a los clientes se realiza de acuerdo a un modelo de valoración de tasas para consumos interrumpidos, el que busca de minimizar el costo de operación del programa. El estudio estableció nuevas curvas de consumo de los equipos que logran mejorar significativamente la confiabilidad del sistema.

Uno de los resultados de un estudio de CDC que busca recortar el consumo punta es la potencia máxima que debe consumir el sistema. En esta investigación se plantea una solución para ejecutar la reducción de consumo diseñada por alguno de los métodos descritos en el párrafo anterior, de manera que el sistema pueda llegar al consumo deseado. Con el objetivo de implementar la solución en tiempo real es que ésta se plantea mediante técnicas de automatización y control. Debido a que en la industria de procesos el control predictivo se utiliza cada vez más frecuentemente como herramienta de control en línea de procesos, se ha optado por utilizarlo para resolver el problema de minimizar el consumo punta en CDC, dada una restricción de potencia agregada y sujeto a mantener los requerimientos en los consumos, que para sistemas térmicos corresponde a tener la temperatura en cierta banda y que en el caso general corresponde a cumplir con un tiempo de desconexión acotado. Producto de la naturaleza *on-off* de los consumos se optó por el empleo de control

predictivo híbrido (Bemporad y Morari, 1999), que nace del interés existente en controlar sistemas con presencia de variables continuas (temperatura, tiempo y consumo) y discretas (encendido/apagado). El diagrama de la figura 2.1 muestra la solución propuesta, en que el optimizador (bloque OPT) es el que determina la restricción de potencia agregada máxima ( $\bar{P}$ ) y mínima ( $\underline{P}$ ), y el controlador (bloque HMPC) se comunica con los consumos enviando la señal de encendido o apagado ( $u_i$ ) y recibiendo de éstos la información necesaria ( $\xi_i = \{\text{potencia, temperatura, } \dots\}$ ) para llevar a cabo la acción de control.

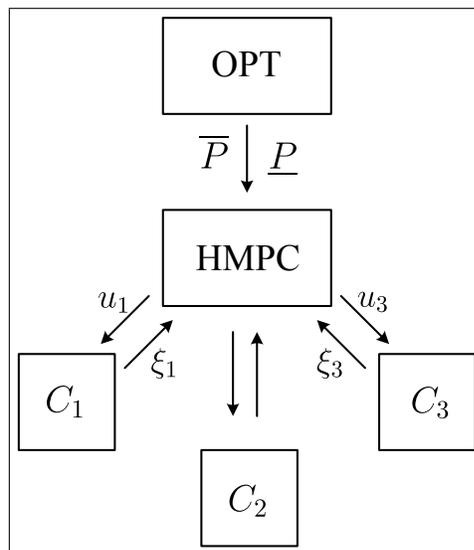


FIGURA 2.1. Estructura optimizador-controlador-consumos: El bloque OPT determina el monto de las restricciones impuestas al controlador, que a través de las señales de control ( $u_i$ ) manipula los consumos, recibiendo de éstos la información necesaria ( $\xi_i$ ) para respetar las restricciones ( $\bar{P}$ ) y ( $\underline{P}$ ).

Las siguientes secciones describen dos módulos necesarios para la implementación de un sistema de CDC. El primero es el predictor de carga, cuya función es obtener un pronóstico de cuánto va a ser el consumo agregado de determinada zona para así estimar el tamaño del plan CDC a implementar mediante las restricciones  $\bar{P}$  y  $\underline{P}$ . La segunda es el estimador de carga, correspondiente al proceso que se realiza fuera de línea para estimar el consumo eléctrico horario de cada sistema de calefacción para las condiciones del día en análisis.

## 2.1. Predictor de demanda

La predicción de demanda eléctrica utiliza modelos capaces de predecir o pronosticar el comportamiento del consumo eléctrico para distintos horizontes de tiempos (horario, diario, semanal, mensual y anual) en determinada región. El propósito de una adecuada predicción es contar con la información necesaria sobre el comportamiento de determinado sistema eléctrico, y así poder tomar una mejor decisión al respecto. Las predicciones a 10 años se utilizan para planificar las inversiones a realizar para expandir el sistema y los pronósticos semanales o mensuales tienen relación con planificar el despacho en el sistema.

En gestión de demanda eléctrica, el pronóstico de la demanda corresponde a una entrada clave del proceso, dado que mientras mejor sea la predicción, más certera va a ser la gestión. En esta investigación, el módulo predictor de demanda actuará con un día de anticipación y estará centrado en la predicción de consumos a nivel de subestaciones.

La predicción de demanda eléctrica es un problema ampliamente tratado en la literatura siendo el artículo publicado por Hooke (1955) uno de los primeros. En el último tiempo se han publicado dos resúmenes (Alfares y Nazeeruddin, 2002; Hahn, Meyer-Nieberg, y Pickl, 2009) que hacen una revisión de los principales modelos en uso. Alfares y Nazeeruddin siguen la clasificación clásica que divide en predicción de corto (STLF, *Short-Term Load Forecasting*), mediano (MTLF) y largo plazo (LTLF), si se considera un día, un día a un año y un año a diez años de predicción, respectivamente. Además, destacan la importancia de una adecuada predicción para gestionar ahorros mediante operaciones de control, y decisiones como despacho, pre despacho y análisis fuera de línea en redes eléctricas. También se menciona un estudio que cuantifica el valor económico de una predicción STFT: “una reducción de un 1 % en el error promedio de predicción puede ahorrar cientos de miles de dólares” (Hobbs et al., 1999). Hahn et al. (2009) en cambio, hacen uso de una división basada en el tipo de modelo ocupado: modelos y métodos que siguen un enfoque clásico,

por ejemplo, series de tiempo y métodos regresivos, y aquellos que ocupan técnicas de inteligencia computacional (redes neuronales, algoritmos genéticos entre otros). Mencionan la influencia que tiene la ubicación geográfica y el clima sobre los consumos, que la temperatura del aire es un factor preponderante (Hippert, Pedreira, y Souza, 2001); como en días cálidos el consumo aumenta debido al uso de aire acondicionado y en días fríos debido a los calefactores, se propone la forma de “U” para la relación entre demanda con respecto a temperatura. Además, según los análisis de Kyriakides y Polycarpou (2007) se propone el uso de tres tipos variables:

- Variables de temporada.
- Predicciones climáticas.
- Datos históricos de demanda.

## **2.2. Estimador de carga**

El objetivo de esta etapa es definir la potencia horaria disponible a gestionar por el plan para cada uno de los consumos. Cómo la investigación se centra en equipos HVAC, el objetivo es equivalente a encontrar la curva de requerimientos térmicos para cada edificio, la que en conjunto con la curva de eficiencia de los equipos, permite encontrar el consumo eléctrico en calefacción.

Los métodos para obtener la curva de requerimientos de calor se pueden agrupar en: ingenieriles, estadísticos, inteligentes y computacionales (Pedersen, 2007). Los primeros consideran la modelación fenomenológica del proceso ganancia y pérdida de calor. Modelos estadísticos son los obtenidos mediante procesos regresivos utilizando datos tanto de consumo como de variables climatológicas. Los sistemas inteligentes además de ocupar la información de los modelos estadísticos, emplean perfiles de ocupación, día de la semana, estación, entre otros. Estos últimos, conducen generalmente a un sistema basado en reglas en conjunto con lógica difusa o redes neuronales. Finalmente, los sistemas computacionales requieren detallada información de las características constructivas del edificio,

información de los equipos energéticos presentes, y perfiles de ocupación además de un extenso conjunto de datos climáticos.

### 3. SISTEMA DE CONTROL

En este capítulo se formulará el modelo ocupado para representar el comportamiento térmico de una habitación tipo y el modelo del efecto *payback*. Esta modelación se realizará de manera independiente, es decir, el consumo eléctrico que tiene el equipo cuando no se encuentra gestionado (sección 2.2) es modelado independientemente del comportamiento térmico. Esta simplificación tiene sentido para sistemas HVAC no residenciales, los cuales distribuyen su carga en las distintas unidades que poseen y el sistema completo se encuentra funcionando todo el tiempo (Álamos, 2008).

Con el propósito de comparar esquemas, se formulará el modelo para el caso en que la restricción impuesta sea por medio de tiempo de uso y no de temperatura. Ambos esquemas serán comparados al final del capítulo, incorporando elementos de control predictivo híbrido para aplicarlos al problema de CDC.

#### 3.1. Modelo térmico

El comportamiento térmico de una habitación ha sido un tema ampliamente estudiado mediante diversas metodologías, entre ellas: métodos ingenieriles (modelación fenomenológica), sistemas inteligentes (redes neuronales) y métodos regresivos. Desde el punto de vista de la distribuidora, el problema de los métodos ingenieriles es que para aplicar el plan en un conjunto grande de consumos, se necesita una base de datos con cada uno de los parámetros constructivos, mientras que para sistemas inteligentes o métodos regresivos se requiere una gran cantidad de mediciones para construir un modelo adecuado (Carvajal y Buskirk, 2008).

Debido a las razones expuestas en el párrafo anterior, se utilizó el modelo presentado por Ihara y Schweppe (1981) que representan el comportamiento térmico presente en una habitación, tanto para aire acondicionado como para calefacción, mediante la siguiente ecuación de primer orden:

$$\begin{aligned}\frac{dX}{dt} &= -AX + Bm + CV + DuQ \\ \theta &= H'X\end{aligned}\tag{3.1}$$

donde:

$\theta$  : temperatura de la habitación medida por el termostato.

$X$  : vector de varias temperaturas.

$m$  : vector con funciones no lineales de las entradas meteorológicas como temperatura exterior, radiación solar y velocidad del viento.

$Q$  : flujo de calor del calefactor.

$u$  : estado del termostato (1 o 0).

$V$  : vector de flujos internos de calor.

$A, B, C$  : matrices constantes dependientes de la construcción de la habitación.

$D, H$  : vectores constantes dependientes de la construcción de la habitación.

Se enfatiza que para llevar a cabo este modelo se necesita de una gran cantidad de datos, muchos ellos con características estocásticas, por lo que no es práctico hacer un modelo detallado cuando se estudia un alto número de consumos. Para evadir éstos aspectos, Ihara y Schweppe (1981) analizaron las características térmicas de la habitación desde el punto de vista del termostato. Éste se modela como un relé bajo histéresis, es decir, para un sistema de aire acondicionado el termostato cambia su estado de encendido ( $u = 1$ ) a apagado ( $u = 0$ ) si la temperatura llega al límite inferior permitido, correspondiente a la diferencia entre la temperatura de referencia ( $\theta_s$ ) y el error permitido ( $e$ );  $u$  cambia de apagado a encendido si la temperatura es superior a  $\theta_s + e$ , y se mantiene constante en la región intermedia ( $\theta_s - e < \theta < \theta_s + e$ ). De esta forma, el termostato contiene la información térmica de la habitación en dos variables  $d_0$  y  $d_1$ , en que la primera corresponde al tiempo que toma de pasar de apagado a encendido, y la segunda el caso inverso.

Con el uso de  $d_0$  y  $d_1$ , Ihara y Schweppe (1981) demostraron empírica y analíticamente que el modelo presentado en (3.1) se puede simplificar obteniéndose

$$\frac{d\theta}{dt} = -\frac{1}{\tau} (\theta - \theta_f - u\theta_g) \quad (3.2)$$

donde:

- $\tau$  : constante de tiempo térmica efectiva (promedio ponderado de todas las constantes de tiempo de la habitación).
- $\theta_f$  : temperatura a la cual converge la habitación si el equipo se encuentra apagado (dependiente del clima y ganancias internas).
- $\theta_g$  : ganancia de temperatura producto del sistema de calefacción (relativa a  $\theta_f$ ). En caso de aire acondicionado  $\theta_g$  es negativo.

La figura 3.1 muestra el comportamiento térmico para la operación normal del sistema de aire acondicionado para  $\tau = 1.1$  horas,  $\theta_f = 30^\circ\text{C}$ ,  $\theta_s = 25^\circ\text{C}$ ,  $\theta_g = -7^\circ\text{C}$  y  $e = 0.5^\circ\text{C}$ .

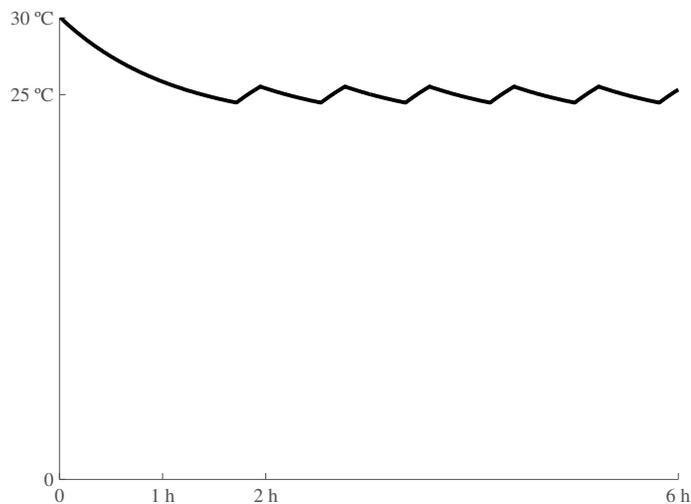


FIGURA 3.1. Temperatura en la habitación cuando el aire acondicionado se encuentra en funcionamiento. Se aprecia que el valor medio se mantiene en torno  $\theta_s$  y los tiempos de operación son constantes.

Ignorando el tiempo que toma el sistema en entrar al estado de régimen permanente, es posible demostrar que los tiempos de encendido y apagado están dados por:

$$d_0 = \tau \ln \left( 1 + \frac{2e}{\theta_f - (\theta_s + e)} \right) \quad (3.3)$$

$$d_1 = \tau \ln \left( 1 - \frac{2e}{\theta_f + \theta_g - (\theta_s - e)} \right) \quad (3.4)$$

Desde el punto de vista de la distribuidora, la temperatura de la habitación se encuentra en todo momento en torno a la referencia de temperatura  $\theta_s$ . En efecto, el valor medio de la temperatura cuando el equipo se encuentra en régimen está dado por

$$\bar{\theta} = \theta_f + \frac{d_1}{d_0 + d_1} \theta_g \quad (3.5)$$

De aquí, y reemplazando las expresiones para  $d_0$  y  $d_1$ , se obtiene  $\bar{\theta}$  como función no lineal de  $\theta_f$ ,  $\theta_g$ ,  $e$  y  $\theta_s$ . Ahora bien, haciendo variar  $\theta_f$  entre 28°C y 32°C,  $\theta_g$  en el rango -9°C y -4°C y  $e$  en el rango 0.2°C y 1°C, se obtiene la figura 3.2, de la cual se concluye que, para un amplio espectro de valores,  $\bar{\theta}$  y  $\theta_s$  son prácticamente iguales.

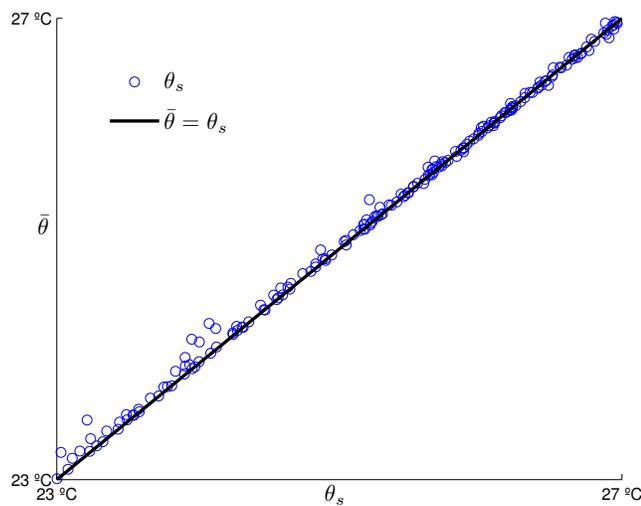


FIGURA 3.2. Relación entre la temperatura promedio en la habitación y  $\theta_s$  para distintos valores de  $\{\theta_s, \theta_f, \theta_g, e\}$ .

De esta forma, la distribuidora puede considerar que la temperatura en la habitación está la mayor parte del tiempo en su referencia ( $\theta_s$ ) y cuando se desconecta forzosamente al equipo, la temperatura se aproxima a la temperatura  $\theta_f$ , ambos procesos con constante de tiempo  $\tau$ . Así, el modelo equivalente de tiempo discreto queda descrito por

$$\theta(t+1) = \begin{cases} e^{-\frac{T_s}{\tau}} \theta(t) + \left(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau}}\right) \theta_s(t) & , u(t) = 1 \\ e^{-\frac{T_s}{\tau}} \theta(t) + \left(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau}}\right) \theta_f(t) & , u(t) = 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

donde  $T_s$  es el período de discretización.

Si bien el esquema propuesto se ha formulado para una sola habitación, la interconexión de distintos ambientes se puede realizar mediante el esquema de redes RC propuesto por Penman (1990).

### 3.2. Modelo basado en tiempo de uso

El modelo descrito en esta sección tiene por objetivo ampliar el uso de CDC a consumos que no necesariamente sean térmicos, teniendo éstos como restricciones de operación que el tiempo de desconexión esté acotado y que para una posterior desconexión haya que esperar un tiempo mínimo determinado (Yao et al., 2005; Wu et al., 2010). Si se designa como  $T^{on}$  y  $T^{off}$  el tiempo que el equipo lleva en marcha o detenido respectivamente, entonces el modelo dinámico es el siguiente:

$$\begin{aligned} T^{off}(t+1) &= \begin{cases} 0 & , u(t) = 1 \\ T^{off}(t) + T_s & , u(t) = 0 \end{cases} \\ T^{on}(t+1) &= \begin{cases} T^{on}(t) + T_s & , u(t) = 1 \\ 0 & , u(t) = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3.7)$$

Para la restricción de tiempo de espera entre desconexiones definiremos la siguiente variable lógica:

$$\delta(t) = 1 \iff T^{on}(t) + T_s \leq \underline{T} \quad (3.8)$$

siendo  $\underline{T}$  el tiempo mínimo entre desconexiones sucesivas. Notar que  $\delta(t) = 0 \Rightarrow T^{on}(t) + T_s > \underline{T} \Leftrightarrow T^{on}(t) \geq \underline{T}$ , que corresponde al requerimiento impuesto por el cliente (que el tiempo entre desconexiones sea superior a  $\underline{T}$ ). Luego, si el equipo se encuentra en marcha ( $u(t-1) = 1$ ) y el tiempo de espera para detenerlo no se ha cumplido ( $\delta(t) = 1$ ), entonces el equipo debe mantenerse encendido ( $u(t) = 1$ ). Escrito lógicamente y luego algebraicamente se debe cumplir que

$$\delta(t) \wedge u(t-1) \wedge \neg u(t) = 0 \quad (3.9)$$

$$\delta(t) + u(t-1) - u(t) \leq 1 \quad (3.10)$$

Incluyendo la restricción de tiempo máximo de desconexión ( $\overline{T}$ ), el modelo queda representado por (3.7), (3.8), (3.10) y (3.11), en que

$$T^{off}(t) \leq \overline{T} \quad (3.11)$$

### 3.3. Efecto *payback*

Una vez roto el equilibrio térmico existente debido a una acción de control, la habitación pierde temperatura hasta que el equipo vuelva a activarse. En ese momento, el consumo energético es mayor al que ocurre en equilibrio producto de que debe devolver la energía que el sistema perdió para así restablecer el equilibrio térmico. Este efecto es conocido como *payback*. Cohen y Wang (1988) consideran que la magnitud del efecto puede representarse por medio de una función por partes, que mientras el sistema está siendo

controlado, acumula la energía que no está consumiendo, tomando como límite la diferencia existente entre el máximo disponible a entregar por el equipo y el consumo que debiera tener en ese momento. En caso de terminar la acción de control, esta energía se agrega al sistema mediante un decaimiento exponencial. En otra línea, Hsu y Su (1991) asumen que el efecto se hace presente sólo en 3 períodos después de que haya terminado un período de control. El monto del efecto es proporcional a la potencia que consume en condiciones normales el equipo, lo que bajo ciertas condiciones se aproxima como un decaimiento exponencial. Yao et al. (2005) consideran que el monto del efecto es un ponderado de la capacidad de los consumos gestionados en los dos períodos anteriores.

En esta investigación el efecto se representará por medio de un sistema híbrido de primer orden, que toma en cuenta la caída exponencial existente cuando el sistema retorna de un período de control, y aumenta la magnitud del efecto hasta un límite dado por la potencia máxima que puede consumir el equipo. En (3.12) se representa este efecto siendo  $p_p(t)$  el monto del efecto en el instante  $t$ ,  $P_m$  la potencia máxima que consume el equipo, y  $v(t)$  el consumo que debiera tener el equipo si no estuviera bajo control (fig. 3.3), determinado por la curva de requerimientos de calor:

$$p_p(t+1) = \begin{cases} 0.5p_p(t) & , u(t) = 1 \\ cp_p(t) + (1-c)(P_m - v(t)) & , u(t) = 0 \end{cases} \quad (3.12)$$

De esta forma, el consumo total del equipo se representa en (3.13) a través de la suma de la potencia que se está consumiendo y el efecto *payback*:

$$P(t) = \begin{cases} v(t) + p_p(t) & , u(t) = 1 \\ 0 & , u(t) = 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

El modelo descrito en (3.12) no representa el comportamiento del equipo de manera precisa cuando éste se encuentra funcionando cerca de sus límites, i.e.  $v \approx P_m$  o  $v \approx 0$ , sin embargo, esta situación no es común en su operación real, pues según la norma

revisada ARI 550/590–98 del Instituto de Refrigeración Americano, sólo el 1 % del tiempo los equipos bajo operación normal funcionan al 100 % de la carga, mientras que el 87 % de las horas operacionales lo hacen entre un 50 % y 75 % de la carga, que corresponde al intervalo donde el modelo presentado aproxima el funcionamiento, como se puede observar en la figura 3.3 que representa el comportamiento híbrido, para consumo y temperatura, donde:  $c = 0.8$ ,  $\tau_1 = 1.1$  h.,  $\theta_f = 30$  °C,  $\theta_s = 25$  °C y  $T_s = 15$  min.

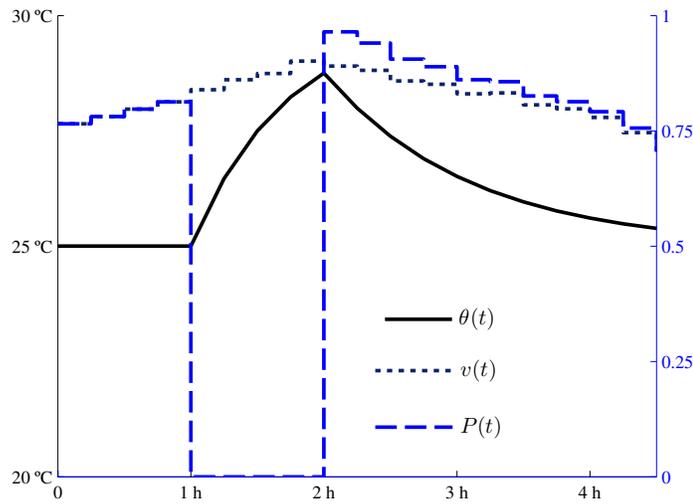


FIGURA 3.3. Temperatura en habitación (línea continua) y consumo de equipo (discontinua). Se aprecia el efecto *payback* después de un período de control.

Para el modelo basado en tiempo de uso, el efecto *payback* puede representarse de un modo similar.

### 3.4. Control predictivo híbrido

El control predictivo híbrido (HMPC, *Hybrid Model Predictive Control*) utiliza modelos híbridos caracterizados por la interacción entre comportamientos dinámicos, reglas lógicas y restricciones operacionales. Una aplicación de control predictivo híbrido para sistemas térmicos es un benchmark presentado por Larsen et al. (2008) y resuelto por Sarabia et al. (2009) y Ricker (2010). El objetivo de los trabajos es mantener la temperatura de un sistema de refrigeración dentro de límites de operación además de conservar la presión

inferior a determinado valor. La acción de control está dada por la puesta en marcha o detención de los compresores y la abertura o cierre de las válvulas de entrada del refrigerante.

El entorno MLD (*Mixed Logical Dynamical*) permite representar un sistemas híbridos mediante un conjunto de inecuaciones mixto-entero, i.e. inecuaciones que incluyen estados, entradas y variables auxiliares que pueden ser continuas y/o discretas (Bemporad y Morari, 1999). Un sistema con dinámica MLD queda completamente representado mediante el conjunto de ecuaciones

$$\begin{aligned}x(t+1) &= Ax(t) + B_1u(t) + B_2\delta(t) + B_3z(t) \\y(t) &= Cx(t) + D_1u(t) + D_2\delta(t) + D_3z(t) \\E_2\delta(t) + E_3z(t) &\leq E_1u(t) + E_4x(t) + E_5\end{aligned}\tag{3.14}$$

donde  $t$  es entero;

$$x = \begin{bmatrix} x_c \\ x_\ell \end{bmatrix}, \quad x_c \in \mathbb{R}^{n_c}, \quad x_\ell \in \{0, 1\}^{n_\ell}\tag{3.15}$$

es el estado del sistema que contiene elementos continuos  $x_c$  y lógicos  $x_\ell$ ;

$$y = \begin{bmatrix} y_c \\ y_\ell \end{bmatrix}, \quad y_c \in \mathbb{R}^{p_c}, \quad y_\ell \in \{0, 1\}^{p_\ell}\tag{3.16}$$

es el vector de salida;

$$u = \begin{bmatrix} u_c \\ u_\ell \end{bmatrix}, \quad u_c \in \mathbb{R}^{m_c}, \quad u_\ell \in \{0, 1\}^{m_\ell}\tag{3.17}$$

corresponde al vector de entrada;  $\delta \in \{0, 1\}^{r_\ell}$  y  $z \in \mathbb{R}^{r_c}$  representan las variables auxiliares lógicas y continuas respectivamente.

El traspaso de las ecuaciones presentadas en las secciones anteriores a la modelación MLD se puede realizar por medio de HYSDEL (Torrise et al., 2002), que es un software desarrollado específicamente para la modelación de sistemas híbridos que tiene como objetivo entregar las matrices del modelo MLD equivalente. El código utilizado para el traspaso del modelo térmico y de tiempo de uso se encuentra en el apéndice A.

El problema de control predictivo híbrido se puede plantear entonces como (Bemporad y Morari, 1999):

$$\begin{aligned} \min_{\{u_0^{T-1}, \delta_0^{T-1}, z_0^{T-1}\}} \sum_{k=0}^{T-1} & \|u(k) - u_e\|_{Q_1}^2 + \|\delta(k|t) - \delta_e\|_{Q_2}^2 + \\ & + \|z(k|t) - z_e\|_{Q_3}^2 + \|x(k|t) - x_e\|_{Q_4}^2 + \|y(k|t) - y_e\|_{Q_5}^2 \end{aligned} \quad (3.18)$$

sujeto a

$$x(T|t) = x_e$$

$$x(k+1|t) = Ax(k|t) + B_1u(k) + B_2\delta(k|t) + B_3z(k|t) \quad (3.19)$$

$$y(k|t) = Cx(k|t) + D_1u(k) + D_2\delta(k|t) + D_3z(k|t)$$

$$E_2\delta(k|t) + E_3z(k|t) \leq E_1u(k) + E_4x(k|t) + E_5$$

donde  $u_0^{T-1} = \{u(0), \dots, u(T-1)\}$ ;  $\delta_e, z_e$  e  $y_e$  corresponden a los puntos de equilibrio determinados por  $x_e$  y  $u_e$ ;  $Q_1 = Q'_1 > 0$ ;  $Q_2 = Q'_2 \geq 0$ ;  $Q_3 = Q'_3 \geq 0$ ;  $Q_4 = Q'_4 > 0$ ;  $Q_5 = Q'_5 \geq 0$ ;  $\|x\|_Q^2 = x'Qx$ ;  $x(k|t) \triangleq x(t+k, x(t), u_0^{k-1}, \delta_0^{k-1}, z_0^{k-1})$ , y  $\delta(k|t)$ ,  $z(k|t)$ ,  $y(k|t)$  están definidos de la misma forma. Asumiendo que la solución al problema existe, aplicando la estrategia de *receding horizon control* entonces  $u(t) = u^*(0)$ , lo cual deja sin considerar la secuencia óptima para tiempos futuros. A continuación se realiza el mismo procedimiento para  $t+1$ . EL problema de HMPC puede resolverse como uno de programación cuadrática entera-mixta (MIQP) considerando que

$$x(k|t) = A^k x_0 + \sum_{j=0}^{k-1} A^j [B_1 u(k-1-j|t) + B_2 \delta(k-1-j|t) + B_3 z(k-1-j|t)] \quad (3.20)$$

Añadiendo (3.20) en la función objetivo y en las restricciones, y definiendo los siguientes vectores:

$$\Omega \triangleq \begin{bmatrix} u(0) \\ \vdots \\ u(T-1) \end{bmatrix}, \Psi \triangleq \begin{bmatrix} \delta(0) \\ \vdots \\ \delta(T-1) \end{bmatrix}, \Xi \triangleq \begin{bmatrix} z(0) \\ \vdots \\ z(T-1) \end{bmatrix}, \mathcal{V} \triangleq \begin{bmatrix} \Omega \\ \Psi \\ \Xi \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

el problema formulado en (3.18) y (3.19) se puede reescribir como (Bemporad y Morari, 1999)

$$\begin{aligned} \min_{\mathcal{V}} \quad & \mathcal{V}' S_1 \mathcal{V} + 2(S_2 + x_0' S_3) \mathcal{V} \\ \text{s.a.} \quad & F_1 \mathcal{V} \leq F_2 + F_3 x_0 \end{aligned} \quad (3.22)$$

siendo  $S_i, F_i, i = 1, 2, 3$ , matrices constantes definidas de manera acorde.

Para el problema específico de control directo de carga, además de tener la formulación MLD de un conjunto de consumos, se debe considerar la restricción de que la potencia agregada, i.e. la suma de las potencias individuales determinadas por (3.13), debe ser menor que una potencia preestablecida de acuerdo a una política de ahorro del plan. Finalmente, la función objetivo se modifica para minimizar el hecho de encender y apagar los consumos, y de esa forma tener un control de bandas en la temperatura. La formulación entonces queda expresada por (3.23) y (3.24).

$$\min_{\{\Delta u_0^{T-1}, z_0^{T-1}\}} \sum_{k=0}^{T-1} \|\Delta u(k|t)\|_Q^2 \quad (3.23)$$

sujeto al:

modelo MLD agregado de temperatura

$$\begin{aligned} \underline{P}(t+k) \leq \sum_{i=1}^N P_i(t+k|t) \leq \overline{P}(t+k) \quad , k \in \{0, \dots, T-1\} \\ \theta_i(t+k|t) \leq \overline{\theta}_i \quad , i \in \{1, \dots, N\}, k \in \{0, \dots, T-1\} \end{aligned} \quad (3.24)$$

en que  $u(k) = [u_1(k), \dots, u_N(k)]'$ ,  $u_i$  es la variable de control del consumo  $i$ ,  $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ ,  $T$  es el horizonte de predicción y control (número de intervalos de 15 minutos),  $N$  el número de equipos en el plan,  $\overline{\theta}_i$  la temperatura máxima permitida en cada consumo,  $\overline{P}$  y  $\underline{P}$  la potencia máxima y mínima a consumir por el sistema agregado, respectivamente. El modelo MLD agregado corresponde a la agrupación de los modelos MLD de los consumos en uno solo.

En el caso del modelo de tiempo de uso, la formulación es la siguiente:

$$\min_{\{\Delta u_0^{T-1}, z_0^{T-1}, \delta_0^{T-1}\}} \sum_{k=0}^{T-1} \|\Delta u(k|t)\|_Q^2 \quad (3.25)$$

sujeto al:

modelo MLD agregado de tiempo de uso

$$\begin{aligned}
\underline{P}(t+k) &\leq \sum_{i=1}^N P_i(t+k|t) \leq \overline{P}(t+k) \quad , k \in \{0, \dots, T-1\} \\
\delta_i(t+k|t) - \Delta u_i(t+k|t) &\leq 1 \quad , i \in \{1, \dots, N\}, k \in \{0, \dots, T-1\} \\
T_i^{off}(t+k|t) &\leq \overline{T}_i \quad , i \in \{1, \dots, N\}, k \in \{0, \dots, T-1\}
\end{aligned} \tag{3.26}$$

### 3.5. Propuesta de arquitectura para implementación

La primera etapa para la implementación del sistema de control es la obtención de los modelos que utiliza el controlador. Para el modelo con restricciones térmicas, el parámetro  $\tau$  se puede encontrar mediante el método de la curva de reacción (Camacho y Bordons, 2004, cap. 5). El modelo de tiempo de uso no necesita identificación de parámetros. Por su parte, la modelación del consumo diario del equipo HVAC ( $v$ ) se puede obtener por alguno de los métodos presentados por Pedersen (2007), y con esta información, es posible obtener el parámetro  $c$  del efecto *payback* por medio del mínimo tiempo que el sistema debe estar apagado para que su consumo sea máximo en la próxima reconexión.

La solución propuesta considera que el controlador actualiza en cada iteración las variables medidas (fig. 3.4) y por medio del modelo predice las salidas futuras en un horizonte de tiempo  $T$ , por lo que para la implementación del modelo térmico y del algoritmo de optimización se necesita una red de sensores de temperatura de los consumos. En base a estas predicciones se minimiza la función objetivo en concordancia con respetar las restricciones. El algoritmo de optimización facilita la implementación en línea de la solución, producto que el controlador interactúa con las contingencias presentes durante la operación del plan de CDC. Un análisis de posibles contingencias es el objetivo de la sección 4.2 en la cual se verifica mediante simulación la robustez de la solución.

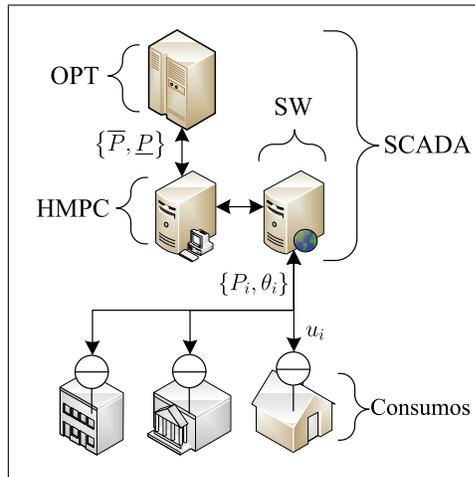


FIGURA 3.4. En cada iteración el controlador envía las señales de control ( $u_i$ ) y recibe información de interés de los consumos, potencia ( $P_i$ ) y temperatura ( $\theta_i$ ), para realizar el nuevo proceso de optimización. El bloque SW corresponde al servidor web para realizar la comunicación y el bloque OPT es el optimizador que determina las restricciones  $\bar{P}$  y  $\underline{P}$ .

## 4. RESULTADOS

Para presentar de manera didáctica los resultados, el escenario simulado toma en cuenta 6 consumos para un intervalo de tiempo de 5 horas, en que el controlador se mantuvo funcionando las primeras 3.5 horas. Cada consumo cuenta con distintas constantes térmicas ( $\tau_i$ ), tiempos máximos de desconexión ( $\overline{T}_i$ ), tiempos mínimos entre desconexiones ( $\underline{T}_i$ ), y distintas curvas de consumo en calefacción,  $v_i(t)$ . Para el sistema térmico se ocupó  $\theta_s = 24^\circ\text{C}$  y  $\theta_f = 30^\circ\text{C}$ . En ambos casos se consideró un periodo de predicción de 1 hora y un periodo de discretización de 15 minutos. La simulación se realizó en MATLAB mediante la utilización del solver MIQP de Cplex en un Pentium Dual-Core de 2.6 GHz. Los tiempos de cómputo promedio de la solución óptima para ambas situaciones fueron inferiores a los 5 segundos (tabla 4.1). El modelo de tiempo de uso tiene un mayor número de variables y restricciones producto de la inclusión de variables auxiliares binarias.

TABLA 4.1. Comparación en número de variables y tiempo de proceso para ambos modelos.

	Temperatura	Tiempo de uso
# Restricciones	480	732
# Variables	144	216
# Variables continuas	108	144
# Variables binarias	36	72
Tiempo cómputo medio (s)	0.3	2.6
Tiempo cómputo máx. (s)	0.5	23.2
Tiempo cómputo mín. (s)	0.2	0.2

### 4.1. Caso base

Con el objetivo de recortar el consumo punta, la restricción de potencia impuesta estipula que el consumo agregado no puede ser mayor que el 85 % del consumo máximo, ni menor que un 70 % de éste. Inicialmente se mostrarán los resultados para el sistema con restricciones térmicas, luego con restricciones en el tiempo de uso y finalmente para una combinación de ambos (modelo mixto). Todas las situaciones emplearon los parámetros de la tabla 4.2. Además, en cada caso se presenta el valor de la función objetivo (3.23),

que corresponde al número de veces que se cambio de estado (conectado a desconectado, o inverso).

TABLA 4.2. Parámetros utilizados en el caso base.

Consumo	$\tau$ (h)	$\bar{T}$ (h)	$\underline{T}$ (h)
1	0.84	0.25	0.5
2	0.80	0.25	0.5
3	1.01	0.25	0.5
4	1.12	0.25	0.5
5	1.16	0.5	1
6	1.06	0.5	1

#### 4.1.1. Modelo térmico

Los resultados muestran que el controlador es capaz de cumplir con los requerimientos de potencia (fig. 4.1), así como con la restricción de temperatura (fig. 4.2a). La evolución de la señal de control se muestra en la figura 4.2b, en la cual además se incluye, mediante texto, el tiempo que el equipo se mantiene desconectado. En la figura se puede observar que para llevar a cabo el plan se desconectaron 4 consumos.

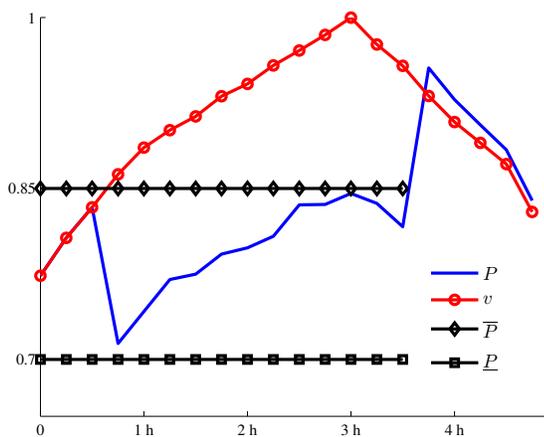


FIGURA 4.1. Consumo agregado antes ( $v$ ) y durante el plan de CDC, para el modelo de temperatura ( $P$ ), en conjunto de las restricciones de potencia máxima y mínima.

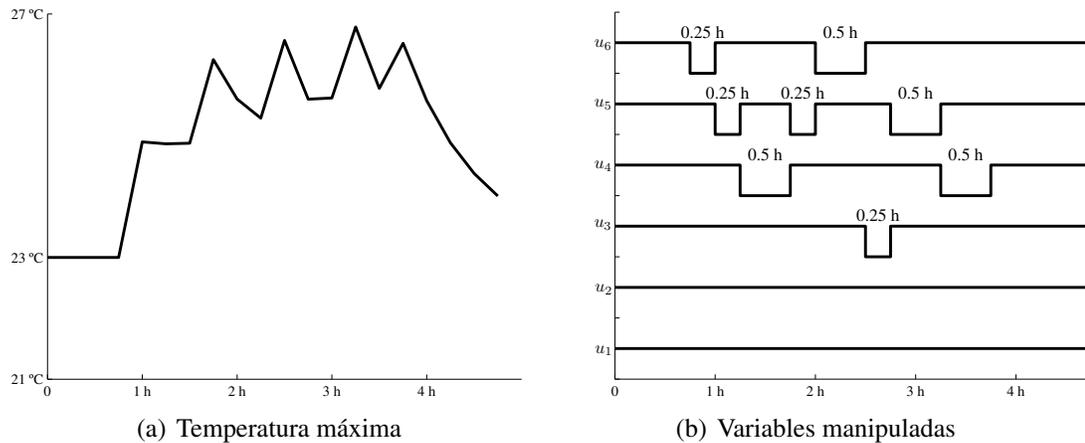


FIGURA 4.2. Temperatura máxima alcanzada y evolución de las variables manipuladas en conjunto con tiempos de desconexión (numeros ubicados sobre periodos de desconexión) durante el plan de CDC.

#### 4.1.2. Modelo tiempo de uso

Se simuló el caso base considerando el modelo de tiempo de uso de acuerdo a los parámetros establecidos anteriormente. La figura 4.3 muestra que la curva de consumo agregado para este modelo es similar a la obtenida a través de la utilización del modelo de temperatura. También se observa que todas las temperaturas se mantienen bajo el límite establecido aunque el controlador no considera esa restricción (fig. 4.4a). El valor de la función objetivo para el modelo basado en temperatura es 16, mientras que para el modelo de tiempo de uso es 14, lo que implica que hubo una desconexión y posterior reconexión menos. Además, en este caso se desconectaron 3 consumos y no 4 como en la situación anterior (fig. 4.4b).

#### 4.1.3. Modelo mixto

En este caso se considera la situación conjunta de los dos casos anteriores, es decir, el controlador modela los consumos 1, 3 y 5 térmicamente, mientras que los consumos pares mediante tiempo de uso. Se puede apreciar en la figura 4.5 que el consumo agregado para este caso es similar a los casos anteriores; sin embargo, el patrón de encendido y apagado

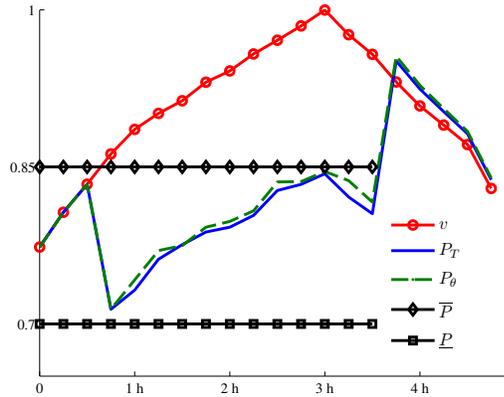


FIGURA 4.3. Consumo agregado antes ( $v$ ) y durante el plan de CDC, para el modelo de tiempo de uso ( $P_T$ ), en conjunto de las restricciones de potencia máxima y mínima y la potencia agregada del modelo de temperatura  $P_\theta$ .

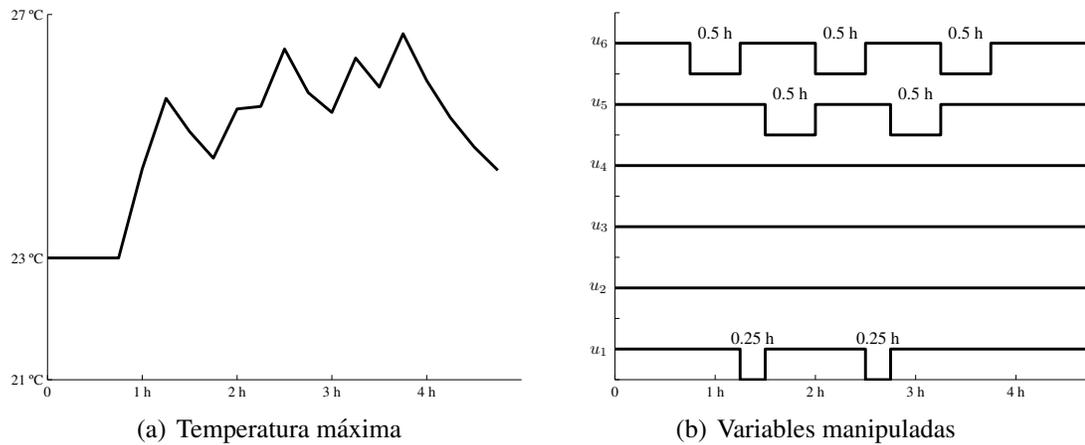


FIGURA 4.4. Temperatura máxima alcanzada y evolución de las variables manipuladas en conjunto con tiempos de desconexión durante el plan de CDC.

(fig. 4.6b) es distinto, pues se manipulan 5 consumos en vez de los 4 o 3 de los casos anteriores. El valor de la función objetivo es 16, al igual que para el primer caso. Para el modelo mixto las restricciones térmicas también se cumplen (fig. 4.6a), aunque el controlador sólo optimiza considerando esta restricción en tres consumos.

De los resultados se puede concluir que el controlador es capaz de responder adecuadamente ante los tres casos simulados. Si bien el valor de la función objetivo y el consumo

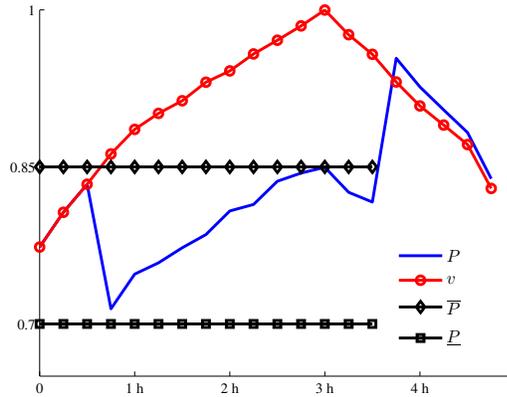


FIGURA 4.5. Consumo agregado antes ( $v$ ) y durante el plan de CDC, para el modelo mixto ( $P$ ), en conjunto de las restricciones de potencia máxima y mínima.

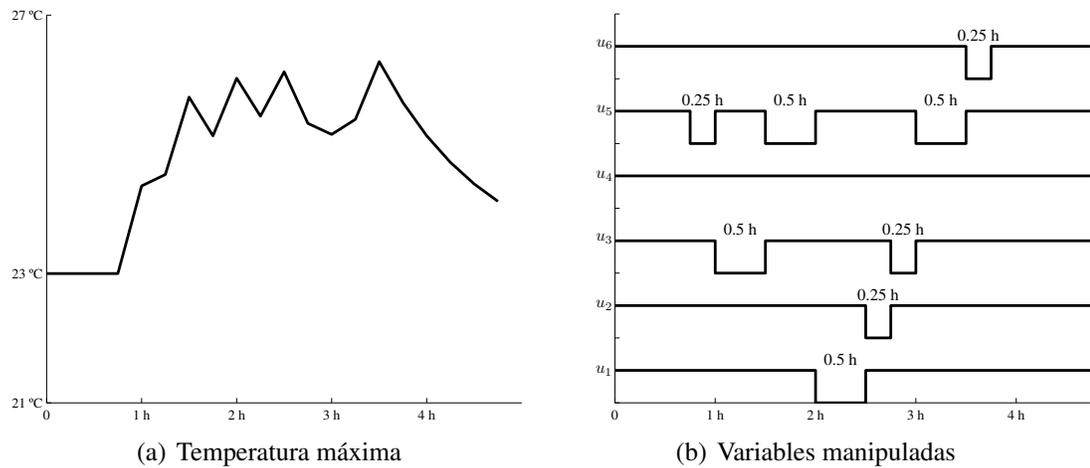


FIGURA 4.6. Temperatura máxima alcanzada y evolución de las variables manipuladas en conjunto con tiempos de desconexión durante el plan de CDC.

agregado no presentan grandes variaciones, el patrón de encendido y apagado en los consumos cambia considerablemente en los casos analizados, lo que se traduce en que el modelo mixto presenta una solución diversificada en los consumos, mientras que en el modelo de tiempo de uso, la solución se concentra en tres consumos. También se puede concluir que es posible respetar la restricción de temperatura máxima sin necesidad de utilizar un modelo térmico, sino que a través de tiempos de uso acordes a las características térmicas de cada consumo.

## 4.2. Análisis de sensibilidad

El objetivo de esta sección es estudiar la respuesta del controlador ante distintas situaciones. La primera corresponde a variaciones en el parámetro  $\tau$  del modelo térmico, mientras que el segundo caso considera cambios en el parámetro  $c$  del efecto *payback* en el modelo de tiempo de uso. En ambos casos, el parámetro de interés ( $\tau$  o  $c$ ) se dejó constante en el modelo del controlador, mientras que los consumos se simularon con una variación porcentual de éste. El tercer y cuarto escenario muestran como influye la presencia de ruido en las mediciones de temperatura y potencia respectivamente. Finalmente, se analiza el efecto que tiene agrupar consumos para así hacer accesible la metodología a planes con mayor número de consumos.

### 4.2.1. Parámetro $\tau$

En esta situación se consideró que los consumos tienen una constante térmica  $\tau_i$  que difieren en un rango inferior y superior de 20 % con respecto a la utilizada por el modelo del controlador. Los resultados muestran que el controlador responde de manera adecuada, manteniendo la demanda agregada similar al caso base (fig. 4.7), aunque se presentan variaciones en el patrón de encendido y apagado lo que produce cambios en el valor de la función objetivo (tabla 4.3), siendo éste menor cuando las constantes térmicas son mayores, lo que implica que la temperatura aumenta a una tasa menor.

TABLA 4.3. Cambios en el valor de la función objetivo ante variaciones en  $\tau$ .

	-20 %	-10 %	0 %	10 %	20 %
F.O.	16	14	16	12	12

### 4.2.2. Parámetro $c$

El parámetro  $c$  indica la tasa con que se acumula energía el efecto *payback*; mientras menor es  $c$ , más rápido se acumula ésta. En la figura 4.8 se puede apreciar el efecto de  $c$  en el consumo agregado. En ninguna de estas situaciones el patrón de encendido y apagado cambia, por consiguiente, el valor de la función objetivo se mantiene.

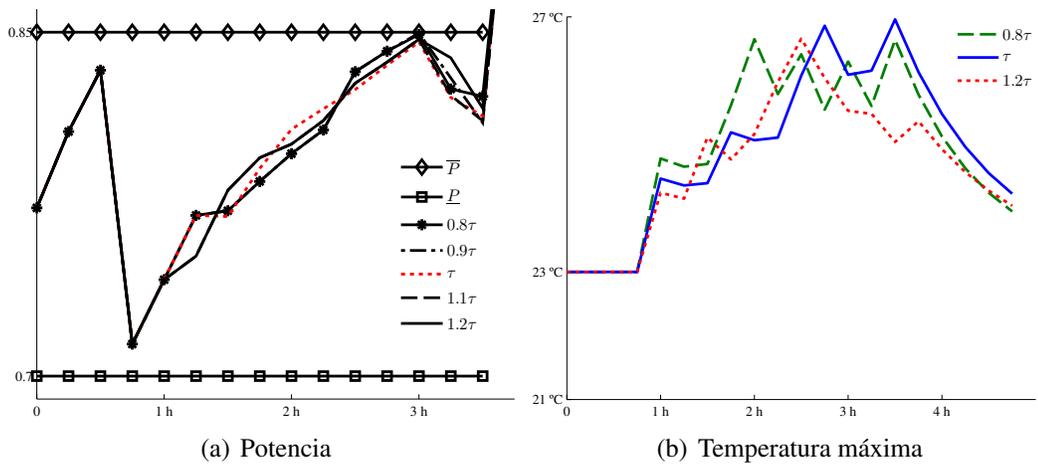


FIGURA 4.7. Consumo agregado y temperatura ante variaciones en  $\tau$ .

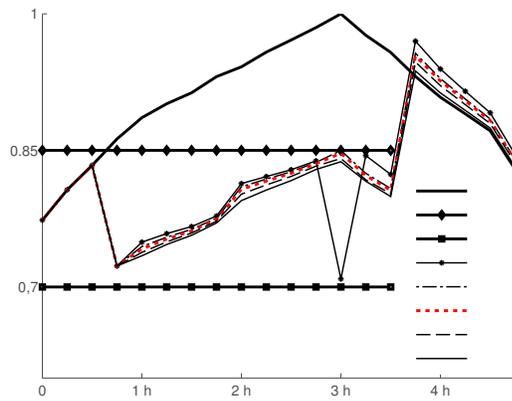


FIGURA 4.8. Consumo agregado ante variaciones en constante  $c$  del efecto *payback*.

### 4.2.3. Ruido blanco en medición de temperatura

Con el objetivo de analizar la respuesta del controlador ante ruido en el sensor de temperatura, se agregó un elemento de ruido blanco a la salida del sensor de varianza  $\sigma^2$ . Los resultados muestran que para los rangos ocupados no se presentan diferencias significativas con respecto al caso base (fig. 4.9, tabla 4.4). Es importante destacar que el caso simulado con mayor intensidad en el ruido corresponde a aquel en que el 99.7% de los datos tienen un error de precisión menor a 1 °C, lo que es superior al error de los sensores disponibles en el mercado.

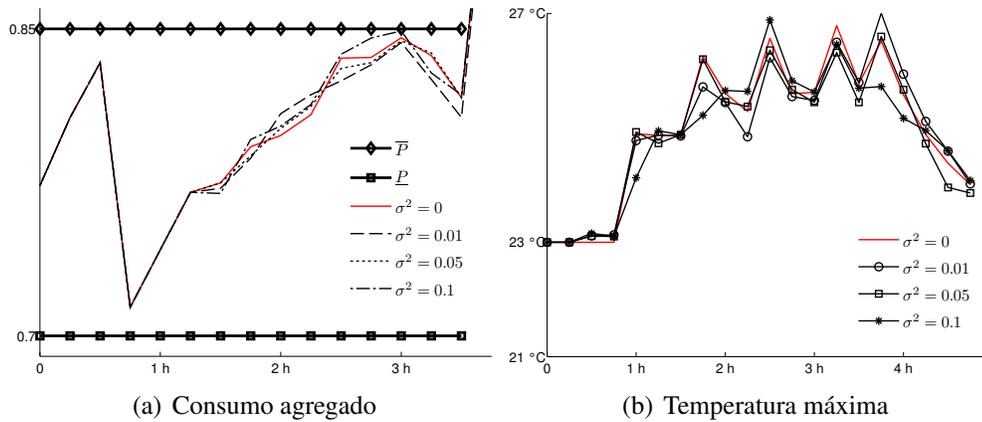


FIGURA 4.9. Respuesta del controlador ante ruido blanco en sensor de temperatura.

TABLA 4.4. Cambios en el valor de la función objetivo ante variaciones en el nivel de ruido en el sensor de temperatura.

	$\sigma^2 = 0$	$\sigma^2 = 0.01$	$\sigma^2 = 0.05$	$\sigma^2 = 0.1$
F.O.	14	14	16	16

#### 4.2.4. Ruido blanco en medición de potencia

En este caso se analizó la respuesta del controlador ante errores en el sensor de potencia, para el modelo de tiempo de uso. La intensidad de ruido ocupada corresponde a un error en la precisión del sensor de 0.5 %, 1 % y 5 % del máximo de cada consumo. La figura 4.10 muestra los cambios existentes en la demanda agregada producto del error en el sensor. Además se aprecia como el control responde ante la situación de mayor ruido en el sensor, desconectando  $u_2$  y conectando  $u_4$  (fig. 4.11). Finalmente, cabe destacar que para todos los niveles de ruido el valor de la función objetivo se mantuvo constante.

#### 4.2.5. Agrupación de consumos

Debido a insuficiencia de memoria del sistema operativo utilizado, el número máximo de consumos que el controlador puede gestionar para el modelo de tiempo de uso es  $N = 12$ . Con el fin de incluir una mayor cantidad de consumos se puede utilizar un procesador y sistema operativo de mayor capacidad o en su defecto agrupar los consumos mediante el criterio de tiempo de desconexión similar. Para analizar esta última posibilidad,

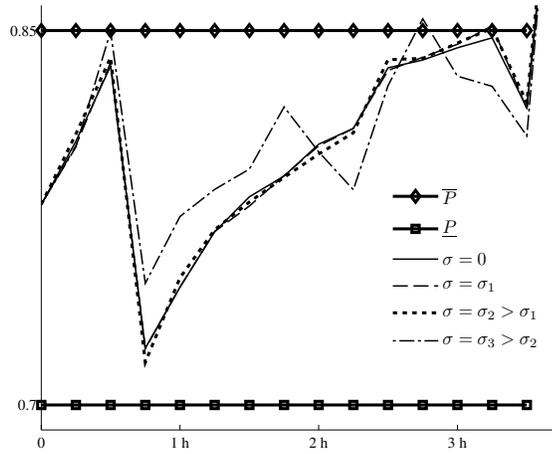


FIGURA 4.10. Respuesta del controlador ante ruido blanco en sensor de consumo eléctrico.

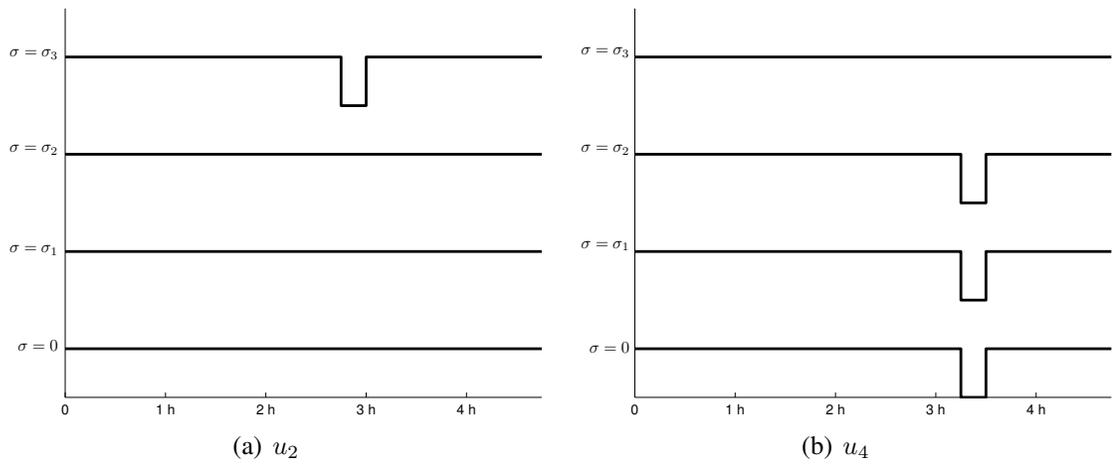


FIGURA 4.11. Evolución de las variables manipuladas  $u_2$  y  $u_4$  ante errores en sensor de potencia, se aprecian cambios ante situaciones de más ruido ( $\sigma_3 > \sigma_2 > \sigma_1$ ).

se consideró un escenario con 12 consumos para agruparlos en 3 grupos de 4. El primer grupo tiene un tiempo máximo de desconexión de 30 minutos y de espera entre desconexiones de 30 minutos, el segundo de 45 min. y 60 min. respectivamente, mientras que el tiempo máximo de desconexión en el último es de 60 minutos y 75 minutos de espera para la posterior reconexión. La figura 4.12 muestra la pérdida en precisión producto de unir los consumos, mientras que la figura 4.13 presenta la evolución de las variables de control en

el tiempo; se aprecia como las variables siguen un patrón similar, tomando el caso  $N = 12$  y readecuándolo para  $N = 3$ . El valor de la función objetivo, dividida por el número de consumos, es 2.5 para  $N = 12$  y 3.3 para  $N = 3$ . Finalmente, se destaca que esta es una alternativa viable, dependiente del grado de precisión que se busque.

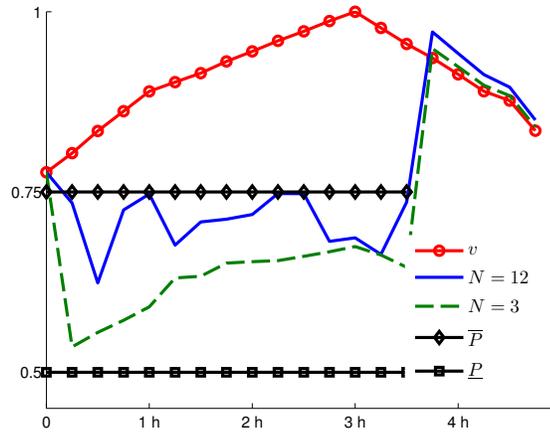


FIGURA 4.12. Consumo agregado antes ( $v$ ) y durante el plan de CDC, para un 12 consumos y 3 grupos de 4 consumos cada uno.

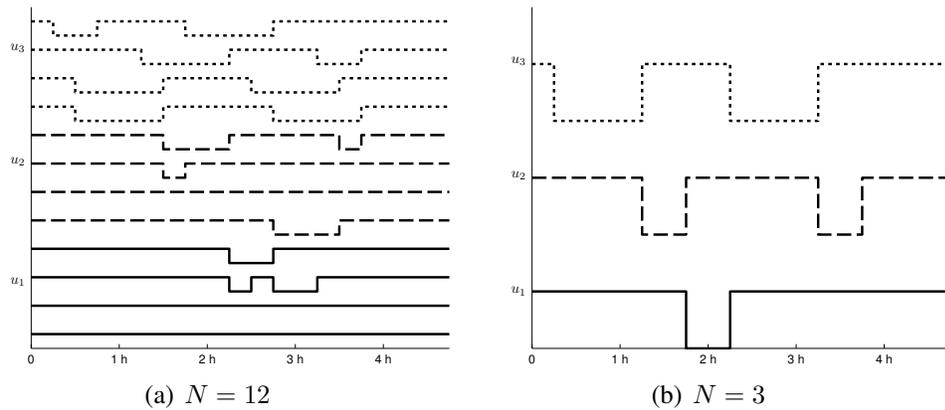


FIGURA 4.13. Evolución de las variables manipuladas durante el plan de CDC para consumos agrupados

## 5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En esta investigación se realizó una modelación híbrida del comportamiento térmico y energético de los consumos para aplicaciones de respuesta a la demanda automática. El enfoque utilizado propone que el comportamiento térmico en los consumos se mantenga en torno a la temperatura de diseño cuando el sistema se encuentra funcionando en condiciones normales. Cuando el sistema se encuentra bajo una acción de control, i.e. se apaga forzosamente el equipo de calefacción, la temperatura decrece con cierta constante de tiempo hasta que el equipo se vuelve a conectar y regresa al equilibrio. El comportamiento energético, por su parte, está determinado por la curva de requerimientos de calor del edificio y la eficiencia de los equipos instalados; de esta forma, cuando el edificio se encuentre bajo una acción de control, su consumo será nulo y la energía que no se le entrega al sistema térmico se acumula para luego entregarla mediante un decaimiento exponencial en conjunto con la energía que debió haber entregado para ese período. Con el objetivo de realizar una comparación entre distintas metodologías, se modeló también a los consumos mediante restricciones impuestas en el tiempo de permanencia bajo control, es decir, sin considerar efectos térmicos, sólo mediante el tiempo que el consumo se encuentra desconectado y el tiempo que pasa entre desconexiones.

De los resultados obtenidos se concluye que un controlador predictivo híbrido es una alternativa viable para la implementación de respuesta a la demanda automática para sistemas que incluyen restricciones térmicas o de tiempo de uso. Además, se concluye que el controlador es robusto en su operación frente a las perturbaciones simuladas y también frente a incertezas en sus parámetros.

Si bien ambos casos entregan resultados en potencia agregada satisfactorios, la metodología que utiliza restricciones de tiempo de uso destaca como más atractiva para su aplicación pues no se necesita recolectar datos que representen las características térmicas de los consumos; son estos mismos, en base a su conocimiento, los que determinan cuanto

están dispuestos a participar en estos planes. Además, producto de que el tiempo de uso es independiente de la naturaleza del consumo, es posible agrupar un conjunto de clientes, aumentando el número de participantes gestionados por el controlador.

Entre las líneas de trabajo futuro se encuentra la posibilidad de expandir el modelo con la inclusión de radiación y otras variables externas para mejorar el modelo de temperatura. También, pueden incluirse elementos programación multiparamétrica para encontrar solución explícita al cálculo de la ley de control. El punto anterior permite agregar un nivel supervisor sobre el controlador híbrido para que el controlador manipule las restricciones de tal forma de considerar también objetivos económicos.

Finalmente como línea de investigación se proponen incluir elementos de control predictivo híbrido como solución para problemas de planificación de sistemas como es el despacho eléctrico, así como también problemas de flujo óptimo de potencia.

## BIBLIOGRAFÍA

- Álamos, O. (2008). *Gestion de la demanda orientada a optimización de activos: Aproximación vía algoritmos genéticos*. Tesis de Magister en Ciencias de la Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago, Chile.
- Alfares, H. K., y Nazeeruddin, M. (2002). Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. *International Journal of Systems Science*, 33(1), 23.
- Bemporad, A., y Morari, M. (1999). Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, 35(3), 407 - 427.
- Camacho, E., y Bordons, C. (2004). *Model Predictive Control* (second ed.). Springer.
- Carvajal, J., y Buskirk, R. V. (2008). *High time resolution appliance energy use monitoring & residential climate dependant end-uses analysis* (Fourth year Internship Report). Lawrence Berkeley National Laboratory.
- Cohen, A., y Wang, C. (1988). An optimization method for load management scheduling. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 3(2), 612-618.
- DRAM. (2002). *Demand response and advanced metering factsheet* (Inf. Téc.). Demand Response and Advanced Metering Coalition.
- DRRC. (2008). *U.S. FoodService, Industrial Demand Response Case Studies* (Casos de estudio). Demand Response Research Center.
- Escrivá-Escrivá, G., Segura-Heras, I., y Alcázar-Ortega, M. (2010). Application of an energy management and control system to assess the potential of different control strategies in hvac systems. *Energy and Buildings, In Press, Corrected Proof*, -.

Florida Power & Light Company. (2006). *Fpl files proposal to enhance energy conservation programs*. Retrieved July 20, 2010, from FPL Web site: <http://www.fpl.com/news/2006/contents/06032.shtml>.

Gellings, C. (1985, oct.). The concept of demand-side management for electric utilities. *Proceedings of the IEEE*, 73(10), 1468 - 1470.

Hahn, H., Meyer-Nieberg, S., y Pickl, S. (2009). Electric load forecasting methods: Tools for decision making. *European Journal of Operational Research*, 199(3), 902-907.

Hippert, H., Pedreira, C., y Souza, R. (2001, Feb). Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 16(1), 44-55.

Hobbs, B., Jitprapaikulsarn, S., Konda, S., Chankong, V., Loparo, K., y Maratukulam, D. (1999, nov). Analysis of the value for unit commitment of improved load forecasts. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 14(4), 1342 -1348.

Hooke, R. G. (1955, jan). Forecasting the demand for electricity. *Power Apparatus and Systems, Part III. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, 74(3), 993 -1008.

Hsu, Y.-Y., y Su, C.-C. (1991, aug). Dispatch of direct load control using dynamic programming. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 6(3), 1056 -1061.

Ihara, S., y Schweppe, F. (1981, sept.). Physically based modeling of cold load pickup. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, PAS-100(9), 4142 -4150.

Kiliccote, S., Piette, M. A., y Hansen, D. (2006). Advanced controls and communications for demand response and energy efficiency in commercial buildings. En *Proc. of second carnegie mellon conference in electric power systems: Monitoring, sensing, software and its valuation for the changing electric power*. Pittsburgh, PA.

Kiliccote, S., Piette, M. A., Mathieu, J., y Parrish, K. (2010). Findings from seven years of field performance data for automated demand response in commercial buildings. En *Proc. of aceee summer study on energy efficiency in buildings*. Pacific Grove, CA.

Kurucz, C., Brandt, D., y Sim, S. (1996). A linear programming model for reducing system peak through customer load control programs. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 11(4), 1817-1824.

Kyriakides, E., y Polycarpou, M. (2007). Short term electric load forecasting: A tutorial. *Trends in Neural Computation*, 1, 391-418.

LaMeres, B., Nehrir, M., y Gerez, V. (1999, DEC 1). Controlling the average residential electric water heater power demand using fuzzy logic [Article]. *Electric Power System Research*, 52(3), 267-271.

Larsen, L. F., Izadi-Zamanabadi, R., Wisniewski, R., y Sonntag, C. (2008). *Supermarket refrigeration system – A benchmark for the optimal control of hybrid system*. HYCON WP2 Benchmark in [http://astwww.bci.tu-dortmund.de/hycon4b/index.php?p=8-HYCON\\_WP2\\_Benchmark&wp=4b](http://astwww.bci.tu-dortmund.de/hycon4b/index.php?p=8-HYCON_WP2_Benchmark&wp=4b).

Lee, T.-F., Cho, M.-Y., Hsiao, Y.-C., Chao, P.-J., y Fang, F.-M. (2008, May). Optimization and implementation of a load control scheduler using relaxed dynamic programming for large air conditioner loads. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 23(2), 691-702.

Molina, A., Gabaldon, A., Fuentes, J., y Canovas, F. (2000). Approach to multivariable predictive control applications in residential hvac direct load control. En *Power engineering society summer meeting, 2000. IEEE* (Vol. 3, p. 1811-1816 vol. 3).

Motegi, N., Piette, M. A., Kinney, S., y Herter, K. (2003). *Web-based Energy Information System for Energy Management and Demand Response in Commercial Buildings* (Inf. Téc.). Demand Response Research Center.

- Pedersen, L. (2007). Use of different methodologies for thermal load and energy estimations in buildings including meteorological and sociological input parameters. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 11(5), 998 - 1007.
- Penman, J. (1990). Second order system identification in thermal response of a working school. *Building and Environment*, 25(2), 105 - 110.
- Rahimi, F., y Ipakchi, A. (2010). Demand response as a market resource under the smart grid paradigm. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(1), 82 -88.
- Rámila, P. (2009). *Nuevos sistemas de medición en el mercado eléctrico chileno*. Tesis de Magister en Ciencias de la Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago, Chile.
- Ricker, N. L. (2010). Predictive hybrid control of the supermarket refrigeration benchmark process. *Control Engineering Practice*, 18(6), 608 - 617.
- Sarabia, D., Capraro, F., Larsen, L. F., y Prada, C. de. (2009). Hybrid nmpc of supermarket display cases. *Control Engineering Practice*, 17(4), 428 - 441.
- Torrise, F. D., Bemporad, A., Bertini, G., Hertach, P., Jost, D., y Mignone, D. (2002). *Hybrid system description language (hysdel)*.
- Wu, Q., Wang, P., y Goel, L. (2010). Direct load control (dlc) considering nodal interrupted energy assessment rate (niear) in restructured power systems. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 25(3), 1449 -1456.
- Yao, L., Chang, W.-C., y Yen, R.-L. (2005, aug.). An iterative deepening genetic algorithm for scheduling of direct load control. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 20(3), 1414 - 1421.
- Yin, R., Xu, P., Piette, M. A., y Kiliccote, S. (2010). Study on auto-dr and pre-cooling of commercial buildings with thermal mass in california. *Energy and Buildings*, 42(7), 967 - 975.

## ANEXO A. MODELO HÍBRIDO EN HYSDEL

### A.1. Modelo térmico

```
SYSTEM modelo_temperatura {  
  
INTERFACE {  
    STATE { REAL x [0,30];  
            REAL pb [0,1];  
            REAL v [0,1];  
            REAL Ta [0,30]; }  
  
    INPUT { BOOL u; }  
  
    OUTPUT{ REAL T; REAL p;}  
  
    PARAMETER{ REAL a,c,xmax,Tr; }  
    }  
IMPLEMENTATION {  
    AUX { REAL z1;REAL z2;REAL z3;}  
  
    DA { z1 = {IF u THEN a*x+(1-a)*Tr  
            ELSE a*x+(1-a)*Ta };  
        z2 = {IF u THEN 0.5*pb  
            ELSE c*pb+(1-c)*(1-v) };  
        z3 = {IF u THEN pb+v  
            ELSE 0}; }  
  
    CONTINUOUS { x = z1; pb = z2;  
                v = v; Ta = Ta;}  
  
    OUTPUT { T = x; p=z3; }  
  
    MUST { x<=xmax; }  
    }  
}
```

## A.2. Modelo de tiempo de uso

```
SYSTEM tiempo_de_uso{

INTERFACE {
    STATE { REAL xof [0,100];
           REAL xon [0,100];
           REAL pb  [0,1];
           REAL v   [0,1];}

    INPUT { BOOL u; }

    PARAMETER{ REAL Tmax,Tmin,c; }

    OUTPUT { REAL y1,y2,P; BOOL yd; }
    }
IMPLEMENTATION {
    AUX { REAL z1,z2,z3,z4; BOOL d; }

    AD { d = xon+1 <= Tmax; }

    DA { z1 = {IF u THEN 0
              ELSE xof+1};
        z2 = {IF u THEN xon+1
              ELSE 0};
        z3 = {IF u THEN 0.5*pb
              ELSE c*pb+(1-c)*(1-v)};
        z4 = {IF u THEN pb+v
              ELSE 0}; }

    CONTINUOUS { xof = z1; xon = z2;
                pb = z3; v = v;}

    OUTPUT { y1=xof; y2=xon; P=z4; yd=d;}

    MUST { z1<=Tmin; }
    }
}
```

## ANEXO B. LISTADO DE ABREVIACIONES

CDC	Control Directo de Carga.
EIS	<i>Energy Information System.</i>
EMCS	<i>Energy Management Control System.</i>
HMPC	<i>Hybrid Model Predictive Control.</i>
HVAC	<i>Heating, Ventilating and Air Conditioning.</i>
HYSDEL	<i>HYbrid System DEscription Language.</i>
LBNL	<i>Lawrence Berkeley National Laboratory.</i>
MLD	<i>Mixed Logical Dynamic.</i>
$\theta$	Temperatura ambiente.
$\theta_s$	Temperatura de referencia.
$\theta_g$	Temperatura a la cual converge la temperatura ambiente sin control.
$\bar{\theta}$	Temperatura máxima permitida.
$T^{on}$	Tiempo que lleva el sistema encendido.
$T^{off}$	Tiempo que lleva el sistema apagado.
$\bar{T}$	Tiempo máximo de desconexión.
$\underline{T}$	Tiempo mínimo entre desconexiones.