

PLANIFICADOR ÓPTIMO PARA UNA PLANTA DE FRÍO INDUSTRIAL MEDIANTE REGULARIZACIÓN BINARIA

Manuel G. Satue^a, Manuel J. Vasallo^b, Manuel G. Ortega^a, Manuel R. Arahal^a

^aDepartamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla

^bDepartamento de Ingeniería Electrónica, Sistemas Informáticos y Automática, Universidad de Huelva
mgarrido16@us.es, manuel.vasallo@diesia.uhu.es, {arahal,mortega}@us.es

Resumen

En este artículo se presenta un planificador óptimo para decidir tanto el nivel de carga instantáneo como el estado encendido/apagado de una serie de máquinas enfriadoras que funcionan en paralelo para abastecer la demanda de frío de una gran instalación. El optimizador tiene un objetivo doble: minimizar el consumo eléctrico de las enfriadoras manteniendo el número de conmutaciones lo más bajo posible. La principal novedad es el uso del concepto de regulación binaria en la función de coste del optimizador. Para seleccionar los valores más adecuados de los pesos de ponderación asociados a los distintos términos de la función de coste se ha realizado un estudio de las posibles soluciones mediante una batería de simulaciones.

Palabras clave: carga óptima de enfriadoras, secuenciación óptima de enfriadoras, regularización binaria

1 INTRODUCCIÓN

El diseño de las plantas de enfriamiento suele incluir varias máquinas enfriadoras para disponer de capacidad de reserva, flexibilidad de operación, facilidad de mantenimiento y también reducir el consumo eléctrico durante el arranque de la planta [9]. Las plantas de enfriamiento se diseñan teniendo en cuenta la carga térmica pico, sin embargo, durante la operación normal la demanda de frío suele estar bastante por debajo del límite por diseño y por tanto el operador de la planta tiene cierto margen de libertad para asignar la carga que suplirá cada una de las máquinas.

En este contexto, se han propuesto varios enfoques para tratar el problema de control de las plantas de producción de frío. Por ejemplo, el reparto óptimo de carga (Optimal Chiller Loading, OCL) trata de satisfacer la demanda de frío con el mínimo coste (por ejemplo, la electricidad que consumen las enfriadoras) [5]. En el caso en que las enfriadoras tengan distintas características, surge un problema de optimización no convexo haciéndose necesario el uso de algoritmos

intensivos en tiempo de cómputo de la solución [16]. En el contexto del OCL, se ha venido utilizando el *ratio de carga parcial* (Part Load Ratio, PLR) de cada enfriadora como variable de decisión. Sin embargo, el PLR es una variable que resulta de la combinación de caudales máscos y temperaturas que deben regular controladores de bajo nivel. Debido a esto, los investigadores han puesto su atención en otras variables de decisión distintas del PLR. En particular, se han considerado el caudal máscico de agua que circula por cada enfriadora así como la referencia de la temperatura de salida del agua enfriada [11, 19, 12, 6].

Otro enfoque para el control de alto nivel de las plantas de producción de frío multi-enfriadora, es el denominado *secuenciación óptima de enfriadoras* (Optimal Chiller Sequencing, OCS). A diferencia del OCL, en este caso las enfriadoras también pueden ser desconectadas y reconectadas en ciertos intervalos de tiempo siempre que las que permanezcan encendidas puedan satisfacer la carga demandada. Las estrategias más básicas de OCS arrancan las enfriadoras inactivas en el momento en que las activas sobrepasan un porcentaje de su capacidad [11]. Este esquema de funcionamiento no garantiza la minimización de la energía eléctrica consumida. En [12] se utilizó un método de optimización basado en un enjambre de partículas (particle swarm optimization) para calcular la temperatura de agua enfriada, la temperatura del agua de condensación y la secuencia de enfriadoras óptima.

Es importante darse cuenta de que el encendido y apagado de las máquinas enfriadoras para acomodar una demanda de frío variable a lo largo del día puede tener efectos negativos. Es conocido que el proceso de arranque de una enfriadora consume energía y requiere una cantidad de tiempo significativa durante la cual la máquina prácticamente no produce frío, pero sí consume energía eléctrica. Esto es particularmente importante en los casos en que la energía eléctrica tiene una tarifa variable según la hora del día y los arranques se producen en los periodos punta [18]. Los ciclos de encendido y apagado de máquinas contribuyen al desgaste de las mismas, lo cual se traduce en problemas de

mantenimiento.

En el pasado se han propuesto varias formas de mitigar este problema. Un enfoque típico utilizado en aplicaciones de energía es el uso de restricciones de operación, como por ejemplo el uso de rampas limitadas para las variables de control [8]. En [18] el número de encendidos y apagados de las máquinas se reduce imponiendo restricciones adicionales en cada franja temporal de la planificación para un caso simplificado convexo. También se han usado restricciones en la tasa de cambio del PLR de las enfriadoras en [2], junto con un algoritmo de optimización basado en un enjambre de partículas con el objetivo de reducir el consumo eléctrico. En otros estudios se han aplicado unos tiempos mínimos de conexión y desconexión para evitar que se produzcan excesivas conmutaciones arranque/paro [14]. En [6] se utilizan restricciones de uso por unidad para limitar el número de unidades (enfriadoras, bombas, etc.) activas y límites de flujo para limitar el caudal en las enfriadoras. En [13] se usan modelos de predicción ARX para estimar en cada instante de muestreo la tendencia (ascendente o descendente) de la demanda de frío. El encendido/apagado de máquinas se realiza considerando tanto la tendencia estimada para la carga como la carga real demandada. En [15] se introduce el coste asociado al encendido de cada enfriadora como un término adicional en la función de coste. Después se realiza una optimización en dos etapas para obtener en primer lugar la secuencia y posteriormente el reparto de la carga. En [1] también se utiliza el coste asociado al encendido de cada enfriadora como un término adicional en la función de coste y además se considera un conjunto de variables de decisión extendido en el problema de optimización del consumo de energía.

Otra herramienta distinta para tratar el problema de la operación de plantas con múltiples enfriadoras es el control predictivo basado en modelo o MPC (Model predictive Control) [3]. Aquí se utiliza una ventana temporal deslizante que proporciona un marco futuro en el que elegir los valores de las acciones de control que minimizan un funcional, como en [4] y [17]. Después de resolver el problema de optimización que incluye acciones de control y estados futuros, solo se aplica la primera acción de control calculada y se repite el procedimiento en el siguiente periodo de muestreo. La estrategia OCS se puede plantear como un único paso de un MPC tras el cual se aplican todas las acciones de control calculadas en la ventana de tiempo.

En este trabajo, se utiliza la regularización binaria en un esquema de optimización OCS con el obje-

tivo de reducir los costes (y otros inconvenientes) asociados a la conmutación entre los estados encendido/apagado de las enfriadoras. La estrategia utilizada se basa en el novedoso diseño de control predictivo basado en modelo (Model Predictive Control, MPC) presentado en [10], el cual utiliza como función de pérdida mínimos cuadrados regularizados con norma ℓ_1 . Así, se aplica la norma cuadrática a algunos términos de la función de coste y la norma ℓ_1 a otros. Esta técnica ha sido aplicada en problemas de *machine learning*, selección de características (*feature selection*) y también en el campo del control de sistemas relacionados con la energía [20, 7]. La idea principal es que la norma ℓ_1 aplicada a las señales de control impone unos costes elevados para los procesos de arranque, evitando que las enfriadoras conmuten su estado con demasiada frecuencia. Además, la estrategia OCS utilizada hace uso del modelo de la planta, de forma que se corresponde con un paso de optimización de un esquema de re-planificación con MPC.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera: en la Sección 2 se describen las características de la planta de producción de frío, en la Sección 3 se presenta la formulación del problema de optimización para minimizar el consumo eléctrico de las máquinas enfriadoras así como el número de conmutaciones de las mismas, en la Sección 4 se realiza un estudio para seleccionar los pesos de ponderación óptimos de la función de coste y por último en la Sección 5 se proporcionan las conclusiones.

2 DESCRIPCIÓN DE LA PLANTA

El sistema de producción de frío considerado consiste en 4 enfriadoras refrigeradas por aire correspondientes a los modelos RTAC 400, RTAC 300, RTAC 250 y RTAA 125 del fabricante TRANE. Sus respectivas potencias máximas de enfriamiento son 1400, 1060, 834 y 365 kW térmicos. En estas condiciones de plena carga, el valor de COP (*Coefficient Of Performance*, cociente entre la potencia térmica producida y la potencia eléctrica consumida) de todos los modelos RTAC es de 2.8, mientras que el modelo RTAA tiene un COP de 3.1. Estos valores de COP aumentan hasta 5.8, 5.33 y 6.06 para los modelos RTAC y 4.48 para el modelo RTAA cuando las máquinas funcionan a un 25% de su capacidad. Estas máquinas disponen de un controlador que permite mantener la temperatura del agua enfriada a la salida del evaporador en la referencia especificada, siendo [5, 9] °C el rango de temperatura de operación nominal. El caudal de agua

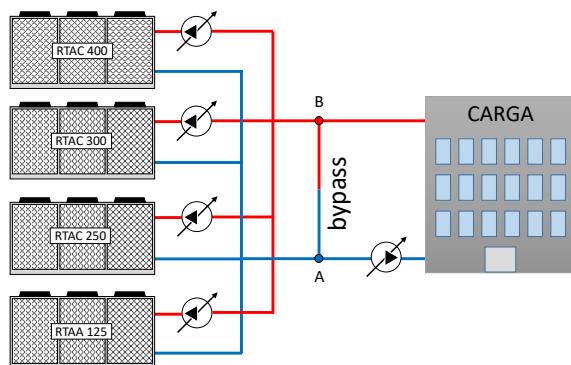


Figura 1: Diagrama de la planta de producción de frío. De izquierda a derecha: enfriadoras, bombas, bypass, bomba del secundario e instalación.

que circula por una máquina es regulado por una bomba externa de caudal variable.

La carga térmica demandada es impuesta por una instalación. La carga varía en función del grado de ocupación de la instalación y de las condiciones climatológicas.

La función del *bypass* es la adaptación del rango de caudales que la instalación puede demandar al rango de caudales en que puede operar el conjunto de enfriadoras en paralelo.

3 OPERACIÓN DE LA PLANTA COMO PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

El vector de variables de decisión es

$$u = (u_m, u_T, \dot{m}_s, u_\beta)^t \tag{1}$$

donde u_m , u_T , y u_β son vectores de dimensión N (número de enfriadoras) que contienen las variables asociadas a cada enfriadora de la planta:

$$u_m = (\dot{m}_1, \dot{m}_2, \dots, \dot{m}_N)^t \tag{2}$$

$$u_T = (T_1^o, T_2^o, \dots, T_N^o)^t \tag{3}$$

$$u_\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^t \tag{4}$$

donde \dot{m}_i es el caudal másico que circula por la máquina i -ésima y \dot{m}_s el que circula por el secundario, T_i^o es la temperatura de salida de agua enfriada en la máquina i -ésima y β_i es una variable binaria que indica si la máquina i -ésima está encendida o apagada. En la Tabla 2 se puede consultar la nomenclatura utilizada.

Para facilitar la notación, el vector u se va a descomponer en dos partes: una que contiene

las variables continuas (u_c) y otra que contiene solo las variables binarias (u_b). En notación matemática

$$u_c = (u_m, u_T, \dot{m}_s)^t \tag{5}$$

$$u_b = u_\beta \tag{6}$$

Tabla 1: Límites de las variables de decisión continuas.

u_c	u_c	\bar{u}_c	unidades
\dot{m}_1	34.0	105.0	kg/s
\dot{m}_2	20.0	68.0	kg/s
\dot{m}_3	15.0	47.0	kg/s
\dot{m}_4	9.5	28.4	kg/s
\dot{m}_s	9.5	268.4	kg/s
T_1^o	5.0	9.0	°C
T_2^o	5.0	9.0	°C
T_3^o	5.0	9.0	°C
T_4^o	5.0	9.0	°C

3.1 Consumo de energía

La potencia eléctrica que consume la máquina enfriadora i -ésima se define en función de su COP según la ecuación (7). El fabricante de las enfriadoras proporciona datos consistentes en valores de potencia térmica refrigeración y COP para diferentes valores de la temperatura de agua enfriada a la salida del evaporador, temperatura del aire a la entrada del condensador (temperatura ambiente) y también para diferentes valores del ratio de carga de la máquina o PLR. El ratio de carga es el cociente entre la potencia térmica que está suministrando la máquina y la potencia nominal de la misma (ecuación 8). La ecuación (9) expresa esta dependencia de forma matemática. El COP se ha obtenido mediante interpolación a partir de los datos que proporciona el fabricante. La Figura 2 muestra los valores del COP obtenidos mediante interpolación para el modelo de enfriadora RTAC 400 funcionando a plena carga ($PLR = 1$) en función de la temperatura de salida del agua enfriada y de la temperatura de aire a la entrada del condensador (temperatura ambiente).

$$P_i = \frac{\dot{Q}_i}{COP_i} \tag{7}$$

$$PLR_i = \frac{\dot{Q}_i}{\dot{Q}_i^{nom}} \tag{8}$$

$$COP_i = f(T_i^o, T_i^a, PLR_i) \tag{9}$$

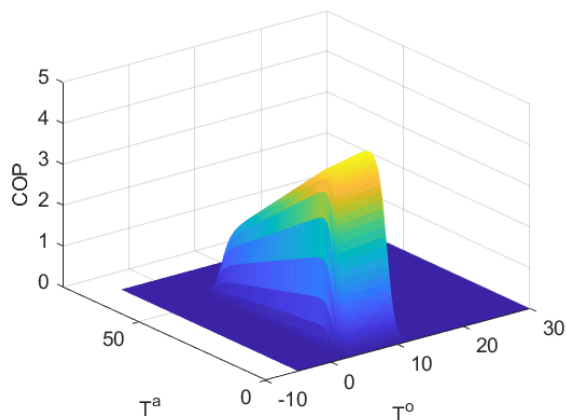


Figura 2: COP del modelo RTAC 400 a plena carga en función de la temperatura de salida del agua del evaporador T^o y de la temperatura ambiente T^a .

El valor de COP incluye potencias consumidas por los sistemas auxiliares de la máquina (ventiladores y electrónica).

3.2 OCS con regularización binaria

Para una ventana de tiempo compuesta por H intervalos iguales que empieza en el instante k y termina en el instante $k + H - 1$, se proporcionan las siguientes definiciones.

$$U_c = [u_c(k), u_c(k + 1), \dots, u_c(k + H - 1)]^t \tag{10}$$

$$U_b = [u_b(k), u_b(k + 1), \dots, u_b(k + H - 1)]^t \tag{11}$$

$$A = [\hat{T}^a(k), \hat{T}^a(k + 1), \dots, \hat{T}^a(k + H - 1)]^t \tag{12}$$

$$D = [\hat{D}(k), \hat{D}(k + 1), \dots, \hat{D}(k + H - 1)]^t \tag{13}$$

$$C = [c(k), c(k + 1), \dots, c(k + H - 1)]^t \tag{14}$$

donde U_c es el vector de acciones de control continuas, U_b es el vector de acciones de control binarias, A es un vector de temperatura ambiente predicha, D es un vector de demanda de frío predicha y C es un vector que contiene los costes asociados con a las acciones de control, el cual se calcula como

$$c(k) = \sum_{i=1}^N P_i(k) \Delta t \tag{15}$$

donde P es la potencia eléctrica consumida por

una enfriadora y Δt es el intervalo de tiempo (1 hora).

La función de coste regularizada con norma ℓ_1 se define como

$$J = \|C\|_2^2 + \lambda_c \|\Delta U_c\|_2^2 + \lambda_b \|\Delta U_b\|_1 \tag{16}$$

donde ΔU_c es un vector que contiene los incrementos de las acciones de control continuas en la ventana de tiempo considerada: $\Delta U_{c,j} = u_c(k + j - 1) - u_c(k + j)$.

De igual forma, el vector ΔU_b contiene los incrementos de las acciones de control binarias: $\Delta U_{b,j} = u_b(k + j - 1) - u_b(k + j)$. Los parámetros λ_c y λ_b son pesos de ponderación de los términos de la función de coste.

El problema de minimización planteado para OCS se define como

$$\begin{aligned} \min_U \quad & J \\ \text{s.a.} \quad & \dot{Q}(U) = \dot{Q}_D \\ & \underline{U} \leq U \leq \bar{U} \\ & \underline{g} \leq G(U) \leq \bar{g} \end{aligned} \tag{17}$$

donde la primera restricción asegura que se satisfará la demanda de frío, la segunda restricción acota las variables de decisión a los límites físicos impuestos por la planta (ver Tabla 1), y la tercera expresión denota un conjunto de restricciones expresadas en términos de funciones de U que permiten incluir otros requerimientos de operación como por ejemplo el salto de temperatura máximo y mínimo en cada enfriadora.

3.3 Optimizador

Dada la naturaleza del problema de optimización (no disponibilidad del Jacobiano analítico del sistema, número elevado de variables de decisión, uso de variables de decisión continuas y binarias y probable existencia de múltiples mínimos locales) se ha utilizado un algoritmo genético de codificación real a medida para resolver el problema. El algoritmo utiliza el operador de cruce BLX- α y selección por torneo.

4 SELECCIÓN DE LOS PESOS DE LA FUNCIÓN DE COSTE

La elección de los pesos λ_c y λ_b de la función de coste regularizada no es una cuestión trivial debido a que, entre otras cuestiones, los vectores implicados generalmente no serán similares en magnitud. Por este motivo se ha procedido a realizar una batería de simulaciones barriendo los

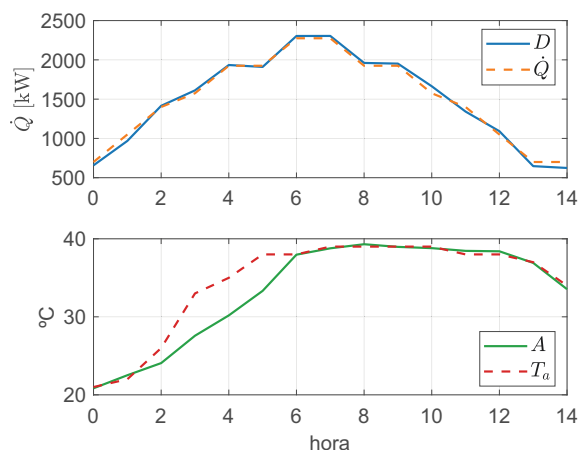


Figura 3: Perfiles de demanda de frío y temperatura ambiente (reales y predicciones).

parámetros λ_c y λ_b con el objetivo de localizar una zona en la cual se minimice tanto la energía eléctrica consumida por las enfriadoras como el número de conmutaciones de estado de las mismas.

Las simulaciones se han realizado utilizando un perfil de demanda de frío tipo *meseta* con una ventana de tiempo de 15 horas, correspondientes a las horas centrales del día.

El optimizador utiliza una estimación de la carga térmica demandada real así como una estimación de la temperatura ambiente real. Estos perfiles reales y estimados se muestran en la Figura 3 en trazo discontinuo y continuo respectivamente.

La Figura 4 muestra la energía eléctrica consumida por el conjunto de las enfriadoras en función de los pesos de la función de coste. Cada punto de la gráfica se corresponde con una simulación. Se puede observar cómo el consumo de energía eléctrica varía con λ_c , existiendo además un mínimo. Los valores más cercanos al mínimo se dan para λ_c en el intervalo $[10, 10^3]$. La variación de la energía eléctrica es prácticamente constante con el parámetro λ_b , existiendo una zona con cierta variación para valores pequeños de λ_c .

La Figura 5 complementa a la Figura 4 mostrando el número de conmutaciones, NC , del conjunto de las máquinas en cada una de las simulaciones realizadas. Este número oscila entre entre 6 y 14 para el caso estudiado. Hay que tener en cuenta que el valor de NC de la Figura 5 se ha calculado considerando que al inicio de la simulación todas las máquinas están apagadas. En la Figura 6 se puede observar cómo efectivamente existe una región (en color magenta) en el plano $\lambda_c - \lambda_b$ en la cual se logran los menores consumos de energía eléctrica junto con el menor número de conmuta-

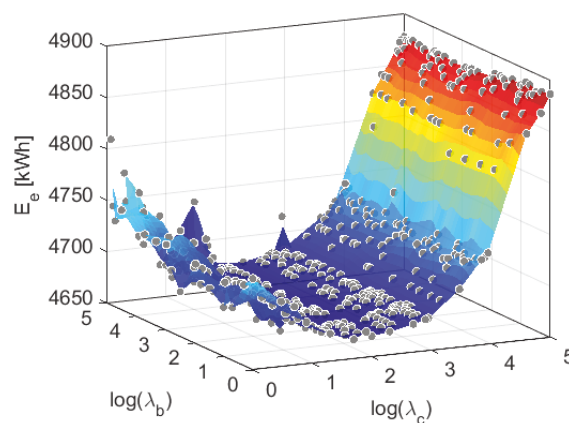


Figura 4: Superficie de la energía eléctrica consumida en función de los parámetros de la función de coste regularizada λ_c y λ_b .

ciones. La región queda definida como en conjunto de los puntos en la intersección de las bandas $B_c = [10, 10^3]$ y $B_b = [10^3, 10^5]$.

Por último, en la Figura 7 se muestran los resultados obtenidos al simular el sistema con valores de los pesos de ponderación de la función de coste iguales a $\lambda_c = 10^2$ y $\lambda_b = 10^4$, es decir, en el centro de la región óptima. Se puede observar que la enfriadora RTAA 125 (la de menor capacidad) permanece encendida durante toda la simulación, mientras que la enfriadora RTAC 400 se apaga en la hora 13, la RTAC 300 comienza a funcionar en la hora 1 y se apaga en la hora 11 y la RTAC 250 se enciende en la hora 2 y se mantiene operativa hasta el final de la simulación.

Los caudales que circulan por las enfriadoras son cercanos a los límites inferiores para todas las máquinas (ver Tabla 1). Concretamente, el mode-

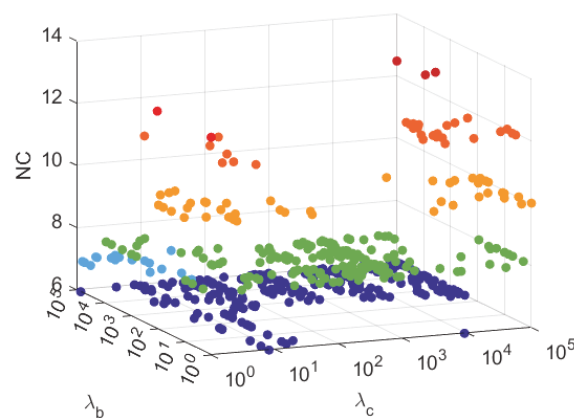


Figura 5: Número de conmutaciones de las máquinas enfriadoras en función de los parámetros λ_c y λ_b .

lo RTAC 400 funciona todo el tiempo a su caudal mínimo. Funcionar con un caudal menor se traduce en una disminución del ratio de carga parcial de la máquina para cualquier salto de temperatura en el agua del evaporador, según la ecuación (8), lo cual lleva a un aumento del COP y por tanto a una disminución del consumo eléctrico de la máquina.

En cuanto a las temperaturas de salida del agua enfriada, el optimizador las lleva al límite superior (9 °C) para prácticamente toda la duración de la ventana de tiempo de la optimización, lo que tiene sentido dado que el COP crece cuando aumenta esta temperatura para todos los valores de la temperatura ambiente (ver Figura 2).

Los COP se mantienen siempre por encima de 4 para todas las enfriadoras, haciéndose más cercanas a este valor mínimo en las horas centrales de la ventana de tiempo considerada, que es cuando la demanda de frío es más elevada.

5 CONCLUSIONES

La función de coste propuesta permite satisfacer el doble objetivo de minimizar el consumo eléctrico del conjunto de las máquinas enfriadoras y minimizar el número de conmutaciones (arranque/parada y parada/arranque) de las mismas. Los pesos de ponderación de los distintos términos de la función objetivo juegan un papel clave para lograr el objetivo planteado. De la realización de una batería de cientos de simulaciones que barren las combinaciones de valores de los pesos de ponderación se puede concluir que la energía eléctrica consumida por el conjunto de las máquinas enfriadoras varía sustancialmente con el peso λ_c y poco con el peso λ_b . También se puede con-

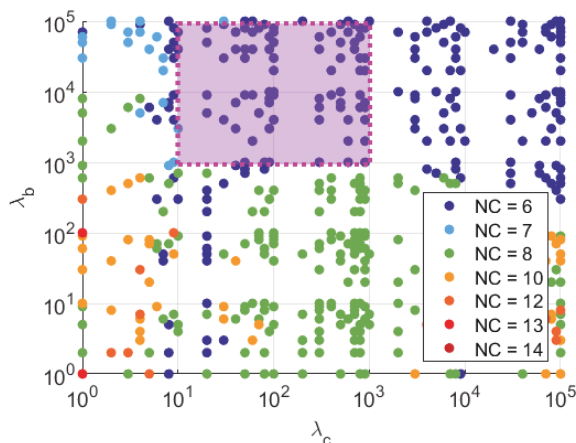


Figura 6: Región en la que se producen los menores consumos eléctricos junto con un menor número de conmutaciones de las enfriadoras (rectángulo de color magenta).

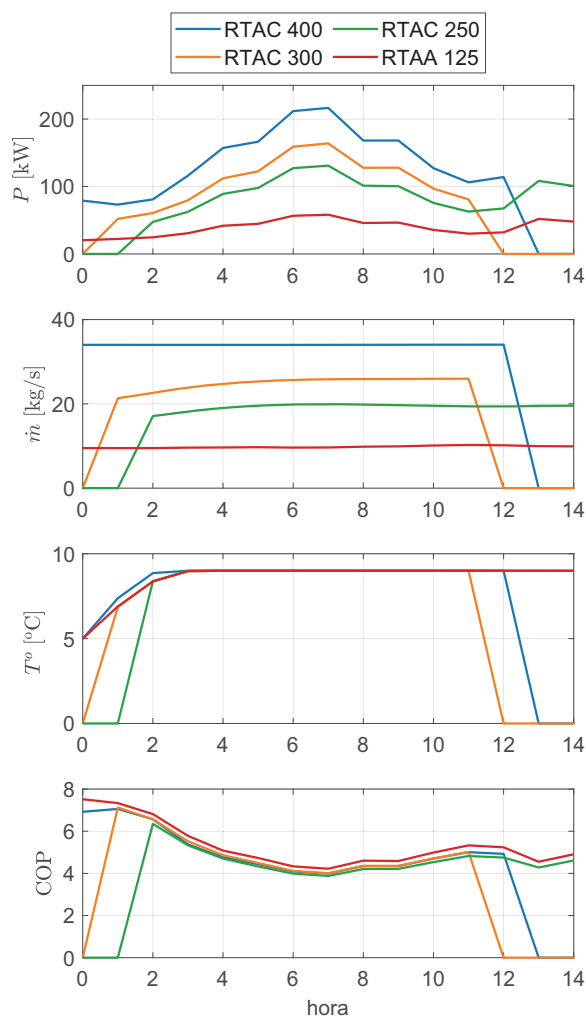


Figura 7: Resultado de la simulación con $\lambda_c = 10^2$ y $\lambda_b = 10^4$.

cluir que existen *clusters* para los distintos valores obtenidos de NC en el plano $\lambda_c - \lambda_b$. Por último, se ha localizado una región que solapa las zonas de menor consumo eléctrico con el *cluster* asociado al menor número de conmutaciones. Es probable que al utilizar perfiles de carga y temperatura diferentes, los resultados difieran y la región óptima en el espacio de los pesos de ponderación cambie. Siguiendo la misma filosofía de selección de pesos de ponderación óptimos, sería necesario entonces realizar más baterías de simulaciones con perfiles representativos de cada estación del año con el objetivo de asociar (si existen) regiones a estaciones y diseñar un mecanismo de adaptación de los pesos de ponderación en función del tipo de perfil esperado. Este trabajo también sirve como estudio preliminar para extender la estrategia de planificación al estilo de un MPC, es decir, con una ventana temporal de optimización deslizante que permita la replanificación continua, ya que un OCS puede entenderse como un paso de un MPC.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada como Proyecto RTI2018-101897-B-I00 por FEDER / Ministerio de Ciencia e Innovación – Agencia Estatal de Investigación.

English summary

OPTIMAL PLANNER FOR A COOLING PLANT USING BINARY REGULARIZATION

Abstract

This article presents an optimal scheduler to decide both the instantaneous part load and the on/off status of a series of chillers which work in parallel to supply the cold load demand of a large installation. The optimizer has a double objective: to minimize the electrical consumption of the chillers while keeping the number of commutations as low as possible. The main novelty is the use of the concept of binary regulation in the cost function of the optimizer. In order to select the most appropriate values of the weighting factors associated with the different terms of the cost function, a study of the possible solutions has been carried out using a battery of simulations.

Keywords: Optimal Chiller Loading, Optimal Chiller Sequencing, binary regularization.

Referencias

[1] M. R. Arahal, M. G. Satué, M. G. Ortega, Optimal chiller loading including transients, Energy and Buildings, Volume 253, (2021) pp. 111527.
 [2] A. Beghi, L. Cecchinato, G. Cosi, M. Rampazzo, A pso-based algorithm for optimal multiple chiller systems operation, Applied Thermal Engineering 32 (2012) 31–40.
 [3] E. F. Camacho, C. Bordons, Model predictive control, Springer, 2013.
 [4] J. Candanedo, V. Dehkordi, M. Stylianou, Model-based predictive control of an ice storage device in a building cooling system, Applied Energy 111 (2013) 1032–1045.

Tabla 2: Nomenclatura.

Cantidades	Descripción
H	Número de intervalos de tiempo de la ventana de optimización
N	Número de enfriadoras
NC	Número de conmutaciones
Variables	Descripción
COP	Coefficient of Performance
E_e	Energía eléctrica consumida (kWh)
J	Función objetivo
\dot{m}	caudal másico (kg/s)
\dot{Q}	Potencia térmica (W)
P	Potencia eléctrica (W)
PLR	Part Load Ratio
T	Temperatura (°C)
u	Vector de variables de decisión
U	Vector de vectores de variables de decisión
β	Variable binaria
λ	Peso de ponderación
Subíndices	Descripción
b	Binario
β	Binario
c	Continuo
i	Índice de enfriadora
k	Instante de tiempo
m	Caudal (másico)
s	Secundario
T	Temperatura
Superíndices	Descripción
a	Ambiente
o	Salida del evaporador

[5] Y.C. Chang, A novel energy conservation method—optimal chiller loading, Electric Power Systems Research 69 (2-3)(2004) 221-226.
 [6] Z. Chiam, A. Easwaran, D. Mouquet, S. Fazlollahi, J. V. Millás, A hierarchical framework for holistic optimization of the operations of district cooling systems, Applied energy 239 (2019) 23–40.
 [7] E. G. Cojocar, J. M. Bravo, M. J. Vasallo, D. Marín, A binary regularization-based model predictive control applied to generation scheduling in concentrating solar power plants, Optimal Control Applications and Methods 41 (1) (2020) 215–238.

- [8] R. Dominguez, L. Baringo, A. Conejo, Optimal offering strategy for a concentrating solar power plant, *Applied Energy* 98 (2012) 316–325.
- [9] R. J. Dossat, *Principles of refrigeration*, John Wiley & Son, 1961.
- [10] M. Gallieri, *Lasso-MPC–Predictive Control with l1-Regularised Least Squares*, Springer, 2016.
- [11] S. Huang, W. Zuo M. D. Sohn, Amelioration of the cooling load based chiller sequencing control, *Applied Energy* 168 (2016) 204–215.
- [12] M. Karami, L. Wang, Particle swarm optimization for control operation of an all-variable speed water-cooled chiller plant, *Applied Thermal Engineering* 130 (2018) 962–978.
- [13] Y. Liao, G. Huang, A hybrid predictive sequencing control for multi-chiller plant with considerations of indoor environment control, energy conservation and economical operation cost, *Sustainable Cities and Society* 49 (2019) 101616.
- [14] C.C. Lo, S.H. Tsai, B.S. Lin, Economic dispatch of chiller plant by improved ripple bee swarm optimization algorithm for saving energy, *Applied Thermal Engineering* 100 (2016) 1140–1148.
- [15] Y. Lu, S. Wang, Y. Sun, C. Yan, Optimal scheduling of buildings with energy generation and thermal energy storage under dynamic electricity pricing using mixed-integer nonlinear programming, *Applied Energy* 147 (2015) 49–58.
- [16] E. Salari, A. Askerzadeh, A new solution for loading optimization of multi-chiller systems by general algebraic modeling system, *Applied Thermal Engineering* 84 (2015) 429–436.
- [17] M. G. Satué, M. R. Arahall, L. F. Acedo, M. G. Ortega, Economic versus energetic model predictive control of a cold production plant with thermal energy storage, *Applied Thermal Engineering*, Volume 210, (2022) 118309.
- [18] M. S. Soler, C. C. Sabaté, V. B. Santiago, F. Jabbari, Optimizing performance of a bank of chillers with thermal energy storage, *Applied Energy* 172 (2016) 275–285.
- [19] S.R. Thangavelu, A. Myat, A. Khambadkone, energy optimization methodology of multi-chiller plant in commercial buildings, *Energy* 123 (2017) 64–76.
- [20] T. Zhang, H. Gooi, Hierarchical mpc-based energy management and frequency regulation participation of a virtual power plant, in: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Europe*, IEEE, 2014, pp. 1–5.



© 2022 by the authors.
Submitted for possible
open access publication
under the terms and conditions of the Creative
Commons Attribution CC-BY-NC 4.0 license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).