

INFLUENCIA DEL NÚMERO DE DÍAS TIPO EN LA OPTIMIZACIÓN DE PLANTAS TÉRMICAS CENTRALIZADAS

DOMÍNGUEZ MUÑOZ, Fernando; CARRILLO ANDRÉS, Antonio;

CALLEJA RODRÍGUEZ, Gloria; RODRÍGUEZ GARCÍA, Eduardo A.

fdominguezm@uma.es

Universidad de Málaga, ETS Ingenieros Industriales, Calle Doctor Ortiz Ramos s/n, 29071 Málaga

RESUMEN

Centralizar la producción térmica de un conjunto de edificios plantea numerosos problemas de interés técnico. Uno de ellos es la selección óptima de los equipos que componen la planta: tecnologías, potencias, conexionado y control. Este problema puede resolverse satisfactoriamente utilizando modelos de programación lineal-entera, pero su coste computacional suele ser elevado, especialmente cuando las demandas de calefacción y de refrigeración vienen dadas como series horarias anuales. La opción más habitual para reducir el tiempo de cálculo consiste en identificar un conjunto reducido de “días tipo” que representen la demanda original con suficiente exactitud. La configuración de la planta se resuelve entonces ejecutando el modelo de optimización para los días tipo en lugar de para el año completo.

En un trabajo anterior, los autores de esta comunicación propusieron un método objetivo para identificar días tipo a partir de series detalladas de demanda. El objetivo de la presente comunicación es analizar el efecto del número de días tipo sobre los resultados de la optimización de un sistema centralizado típico. En primer lugar, se compara la serie de demanda original con la que se obtiene sustituyendo la demanda de cada día por la de su día tipo. En segundo lugar, se comparan los resultados de la optimización de una planta de producción térmica según el número de días tipo utilizados. Los cálculos se realizan para un caso de estudio concreto, que consiste en una instalación centralizada que presta servicio de calefacción y refrigeración a un parque tecnológico, con uso predominante de oficinas.

La conclusión para el caso de estudio es que basta con utilizar entre 12 y 20 días tipo para obtener buenos resultados, y que las cotas que se fijan estudiando únicamente las series de demanda son esencialmente las mismas que se obtienen ejecutando el modelo de optimización. Esta conclusión puede variar para otras aplicaciones, pero el procedimiento de análisis sigue siendo válido.

Palabras clave: Días tipo, Sistemas de Distrito, Optimización, Calefacción, Refrigeración

1. Introducción

En un trabajo anterior [1], los autores de esta comunicación propusieron un método para identificar secuencias representativas dentro de series temporales. Este método se aplicó al problema de seleccionar “días tipo” a partir de demandas horarias anuales de calefacción y refrigeración. El interés práctico de los días tipo es reducir el tiempo de cálculo de los modelos de programación lineal–entera que se utilizan para optimizar el diseño de centrales de producción térmica con acumulación diaria (o sin acumulación), tales como las que se encuentran habitualmente en las redes de distrito. En las referencias [2] y [3] pueden encontrarse ejemplos interesantes sobre este tipo de modelos.

En esta comunicación se profundiza en el efecto que tiene reemplazar una demanda anual completa (365 días) por un número reducido de días tipo (< 50 días). Este análisis puede realizarse a dos niveles. En primer lugar, comparando la serie original de demanda con la que se obtiene al sustituir cada día por su correspondiente día tipo. Esta comparación muestra con claridad la pérdida de información que tiene lugar al introducir los días tipo. En segundo lugar, ejecutando el modelo de optimización para un número creciente de días tipo hasta que los resultados converjan. Este análisis muestra la sensibilidad de cada variable (función de coste, potencias de equipos, etc.) al nivel de detalle con el que se describen las demandas.

Es difícil establecer cotas generales sobre el número de días tipo a utilizar, ya que la respuesta depende de la variabilidad de la demanda y de la sensibilidad del sistema. En esta comunicación se considera un caso de estudio particular, aunque relativamente típico de la operación de un sistema de distrito: una planta central que produce agua caliente y fría para un conjunto de edificios de oficinas, servicios comunes, e industria de baja intensidad energética.

2. Método de selección de días tipo

A continuación se revisa brevemente el método de selección de días tipo propuesto en [1]. La idea se ilustra en la Figura 1 para un problema bidimensional: el problema consiste en agrupar un conjunto de objetos en un número de grupos definido de antemano, eligiendo para cada grupo un único objeto representativo. Este objeto, que se denomina *medoide*, ocupará una posición central dentro del grupo al que pertenece. La característica principal del medoide es que minimiza la suma de distancias con los restantes objetos de su grupo. El problema de localizar los medoides es equivalente a decidir la ubicación de k almacenes de distribución en otras tantas ciudades, de manera que se minimicen los recorridos por carretera con las ciudades vecinas.

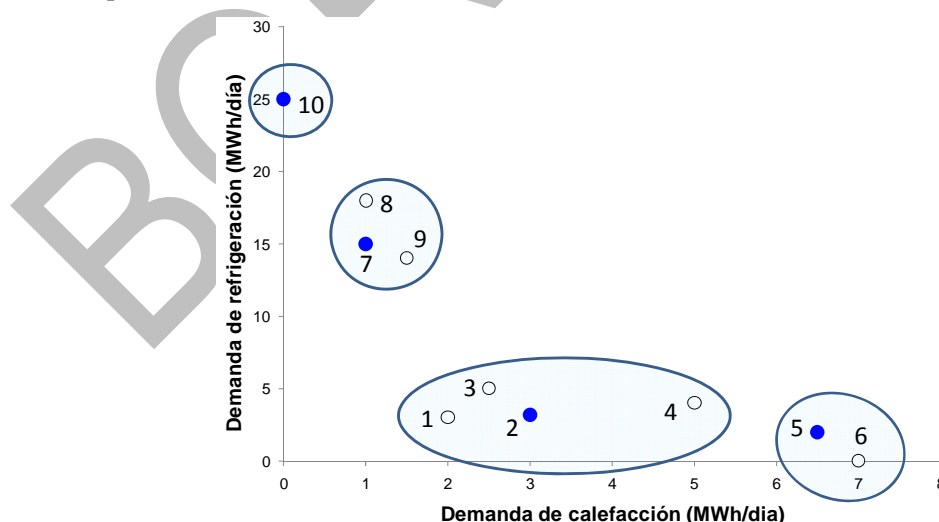


Figura 1: Ejemplo bidimensional para ilustrar la partición de un conjunto de datos en 4 grupos. El medoide de cada grupo se marca con un círculo relleno. Nótese que los ejes no tienen la misma escala

En nuestro caso, los objetos son los días del año y la distancia d entre cualesquiera dos de ellos (i, j) se define a partir de las demandas térmicas horarias de calefacción y refrigeración:

$$d(i, j) = \sqrt[r]{\sum_{h=1}^{48} |L(i, h) - L(j, h)|^r}, \quad r \geq 1 \quad (1)$$

En la ecuación anterior, r es el orden de la distancia (= 2 para distancia Euclídea) y $L(i, h)$ es la carga del día i (1...365) en la hora h (1...48). Nótese que el vector de cargas L tiene 48 componentes para cada día, correspondiendo las 24 primeras a la carga de calefacción y las 24 restantes a la de refrigeración. Las cargas deben separarse de esta manera para poder diferenciarlas y evitar cancelaciones. El conjunto de distancias (1) puede ordenarse en una “matriz de desemejanza”:

$$D = \begin{bmatrix} d(1,1) & \dots & d(1,365) \\ & \ddots & \vdots \\ \text{sim} & & d(365,365) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Los componentes de (2) son tanto mayores cuando más distantes son los días i y j en términos de demanda térmica. La matriz (2) es simétrica, y sus elementos diagonales son nulos porque la distancia de un objeto a sí mismo es igual a cero.

Definidas las distancias, es sencillo agrupar los días del año en k grupos resolviendo el siguiente problema de optimización:

$$\text{minimizar } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d(i, j) z_{i,j} \quad (3)$$

Sujeto a:

$$\sum_{i=1}^n z_{i,j} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$z_{i,j} \leq y_i, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n y_i = k, \quad k = \text{número de grupos} \quad (6)$$

$$y_i, z_{i,j} \in \{0, 1\}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

En las ecuaciones anteriores: n es el número de días a clasificar, y_i es una variable binaria igual a 1 si y sólo si el día i se designa como medoide de alguno de los k grupos, y $z_{i,j}$ es una variable binaria igual a 1 si y sólo si el día j se asigna al grupo del cual el día i es medoide. La función objetivo a minimizar (3) es la suma de distancias desde todos los días a sus respectivos medoides. La restricción (4) establece que cada día j pertenecerá a un único grupo. La restricción (5) impone que cada día j podrá asignarse al día i si y sólo si el día i ha sido designado como medoide. La restricción (6) establece que se seleccionarán exactamente k medoides. Por último, la restricción (7) establece que las variables y_i y $z_{i,j}$ son binarias. El modelo formado por las Ecs. (3) a (7) puede resolverse fácilmente utilizando algún programa de optimización (GAMS, LINGO, NAG FORTRAN Libraries, etc.). Los datos de entrada que aporta el usuario son la matriz de desemejanzas (2) y el número de grupos en que se desea particionar los datos (k).

El método se completa con dos pasos importantes:

- Los días punta (los que contienen las cargas máximas) deben preservarse sin modificaciones. Antes de ejecutar el modelo (3–7), los días punta se retiran del conjunto de días del año, para después añadirlos al resultado como grupos independientes,
- La demanda total anual debe preservarse. Los medoides elegidos por el algoritmo de selección se re-escalan posteriormente para conservar la energía del grupo de días al que pertenecen.

3. Caso de estudio

Los resultados de los siguientes apartados se han obtenido utilizando el caso de estudio que se describe en las referencias [1] y [4]. Se trata de la ampliación de un parque tecnológico, con una superficie total construida de 99,240 m² y uso mayoritario de oficina. Las cargas de calefacción y refrigeración se estimaron definiendo un conjunto de edificios tipo, simulándolos con Energy-Plus, y agregando las demandas según las superficies totales por uso [4]. La demanda agregada anual es de 2984 MWh/año para calefacción y 6584 MW/año para refrigeración, y las cargas punta simultáneas son de 7,78 MW (78,4 W/m²) para calefacción y 12,2 MW (122,9 W/m²) para refrigeración.

4. Comparación de series de demanda

El primer paso para cuantificar el efecto del número de días tipo es estudiar la fidelidad con la que pueden reproducir la serie temporal a la que pretenden reemplazar.

El proceso es el siguiente. Los datos de partida son las cargas horarias agregadas de calefacción y refrigeración (8760 valores para cada tipo de carga). Aplicando el algoritmo de selección, se identifican el número deseado de días tipo. Entonces se reemplaza la demanda de cada día del año por la correspondiente a su día tipo, obteniéndose las “series equivalentes” de demanda. La información perdida en estos reemplazos puede cuantificarse comparando las series original y equivalente.

De las diversas opciones que existen para comparar series temporales, hay dos especialmente convenientes para el problema que nos ocupa: comparar las curvas de duración de demanda y comparar los espectros de densidad de potencia de las series. En la Figura 2 se representan las curvas de duración de demanda original (línea gruesa) y equivalente (línea punteada) para diferente número de días tipo. En todos los casos se han reservado dos días tipo para las cargas punta, usando los restantes para describir el resto de las series.

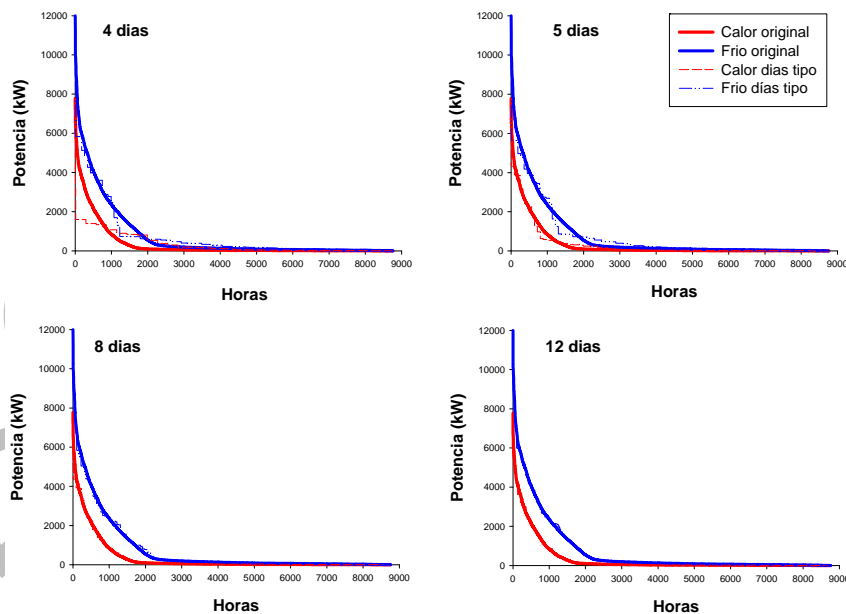


Figura 2: Curvas de duración de demanda para diferente número de días tipo

En la Figura 3 se representa el error en la curva de duración de demanda (*ECDD*), que se ha definido como:

$$ECDD = \frac{\sum_{t=1}^{8760} |CDD_{orig}(t) - CDD_{equiv}(t)|}{\sum_{t=1}^{8760} CDD_{orig}(t)}, \quad (8)$$

donde $CDD(t)$ es el valor de la curva de duración de demanda en la hora t , y los subíndices hacen referencia a los datos originales (*orig*) o recompuestos con días tipo (*equiv*).

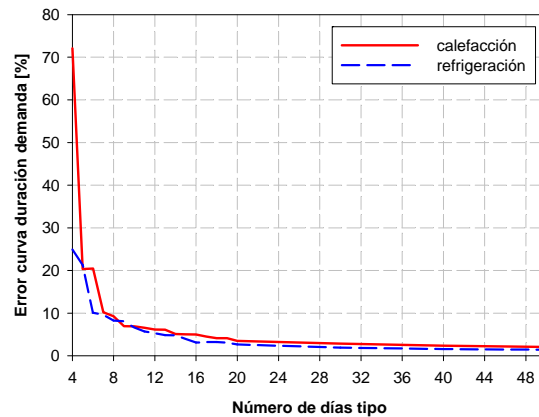


Figura 3: Descuadre de energía (%) en la curva de duración de demanda para diferentes valores de k

Los resultados siguen la tendencia que cabía esperar: a medida que se añaden días tipo, la descripción de las curvas va mejorando. Lo interesante es que el error cae muy rápidamente, y que a partir de entre 12 y 20 días tipo, según la precisión que se desee, se obtiene una descripción bastante buena de los 365 días del año. El motivo radica en que hay patrones que se repiten a lo largo de todo el año y que el algoritmo consigue identificar. Por ejemplo, todos los fines de semana y días de fiesta presentan demandas similares, de manera que no es necesario diferenciarlos. Lo mismo sucede con los días de baja demanda en estaciones intermedias (primavera y otoño). Los días con demanda también pueden clasificarse en unas pocas categorías: demanda moderada de calefacción, intensa de refrigeración, etc., siendo escasas las diferencias entre días del mismo tipo. Estos patrones se observan en el calendario de la Figura 4, elaborado con 10 días tipo (2 punta + 8).

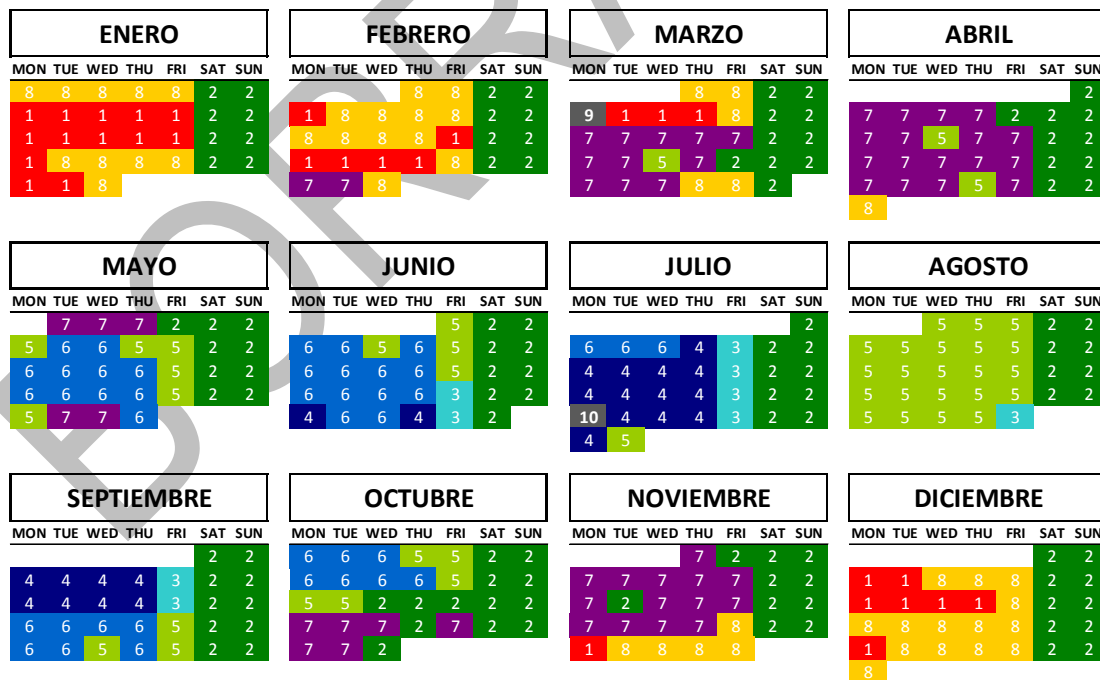


Figura 4: Partición del año en 10 días tipo (para las demandas de calefacción y refrigeración del caso de estudio)

La densidad espectral de potencia de las series aporta información adicional para esclarecer el tipo de información que se gana al ir añadiendo días tipo. En la Figura 5 se representan los espectros de densidad de potencia para diferentes series de demanda de calefacción: original y compuestas con 4, 6

y 12 días tipo. Los espectros para la demanda de refrigeración son parecidos, por lo que no se muestran.

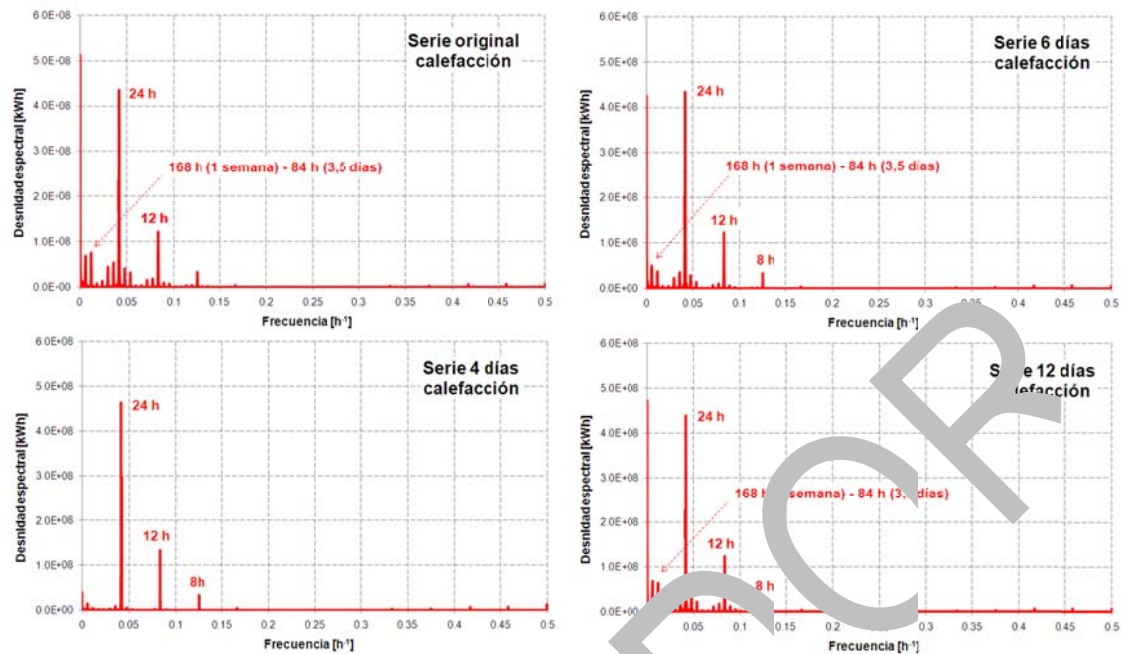


Figura 5: Espectros de densidad de potencia para la demanda de calefacción y diferentes valores de k . La potencia de la serie original se concentra en las frecuencias que se debía esperar: 12 horas (día/noche), 24 horas (diario), 84 y 168 horas (semanal). Existen componentes de menor intensidad a otras frecuencias cercanas, que se superponen a los componentes principales hasta completar los detalles de la serie. Cuando se utilizan tan sólo 4 días para describir la demanda, se pierde toda la información a nivel semanal y únicamente se retienen las componentes vinculadas a los propios días que se están utilizando (12h y 24h), si bien con error en la amplitud. Nótese que también desaparecen casi por completo las restantes componentes de menor intensidad. A medida que se utilizan más días, va siendo posible captar las variaciones semanales y otros detalles más finos, de manera que el espectro de potencias se va aproximando al real.

En la Figura 6 se ha representado el error en la densidad espectral de potencia, calculado restando los espectros de las señales equivalente y original, sumando los valores absolutos de la diferencia en cada hora, y dividiendo el resultado por la potencia total del espectro de la señal original. De nuevo, el error es muy elevado cuando se utilizan pocos días tipo, pero cae muy rápidamente, y a partir de unos 12 días se obtienen descripciones bastante fidedignas de los espectros originales.

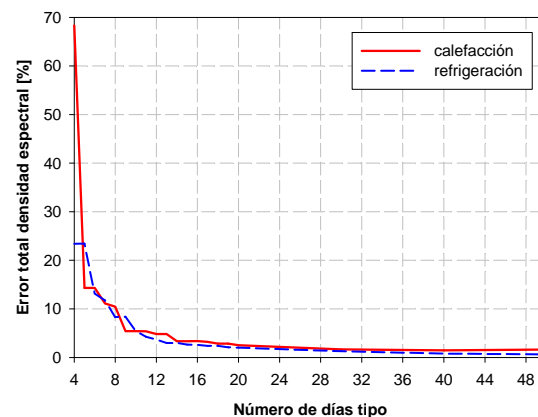


Figura 6: Error relativo en el espectro de densidad de potencia

5. Efecto sobre la optimización de la planta

El segundo paso para cuantificar el efecto del número de días tipo es estudiar la sensibilidad de los resultados del modelo de optimización de la central de producción.

Para ello se considerará la configuración de planta representada en la Figura 7. Consiste en una central que produce agua caliente y agua fría para satisfacer las necesidades de los edificios y compensar las pérdidas/ganancias de calor en la red de tuberías de distribución. Lo que se muestra en la figura es la “superestructura” de la planta; el modelo de optimización elegirá los componentes que finalmente se instalen y la potencia de cada uno de ellos en función de los costes de inversión, operación y mantenimiento.

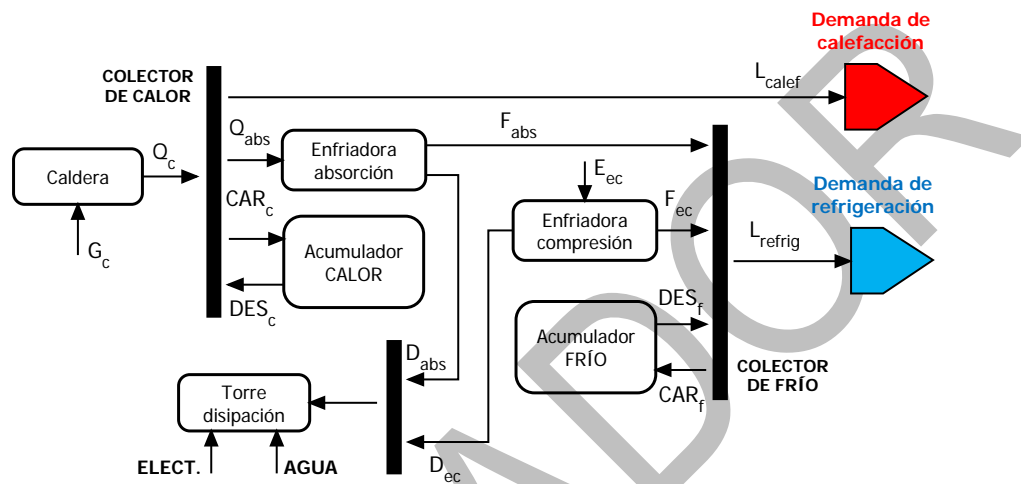


Figura 7: Esquema de principio de la planta de producción

Por razones de espacio, no se detallarán las ecuaciones del modelo utilizado, pero esencialmente son las mismas que las planteadas en la referencia [2] para una planta de trigeneración (eliminando el motor). El modelo se ha mejorado introduciendo correctores que modifican la capacidad y la eficiencia de los equipos en función de las temperaturas de operación. El diseño óptimo, que se ha determinado minimizando el coste anualizado, se recoge en la Tabla 1. Estos resultados se han obtenido utilizando las series de demanda completas (365 días), y podrían revisarse de cara a un diseño final (por ejemplo eliminando el acumulador caliente).

Tabla 1. Valores óptimos para el ejemplo considerado

Coste fijo anual [€/año]	135737
Coste variable anual [€/año]	203194
Potencia enfriadora compresión [kW]	7500
Potencia enfriadora absorción [kW]	0
Potencia caldera gas natural [kW]	7200
Energía acumulador agua fría [kWh]	22000
Energía acumulador agua caliente [kWh]	600
Torre de refrigeración [kW]	10000

Las Figuras 8 (costes) y 9 (equipos de frío) muestran cómo cambian los resultados cuando se utilizan días tipo en lugar de la demanda original.

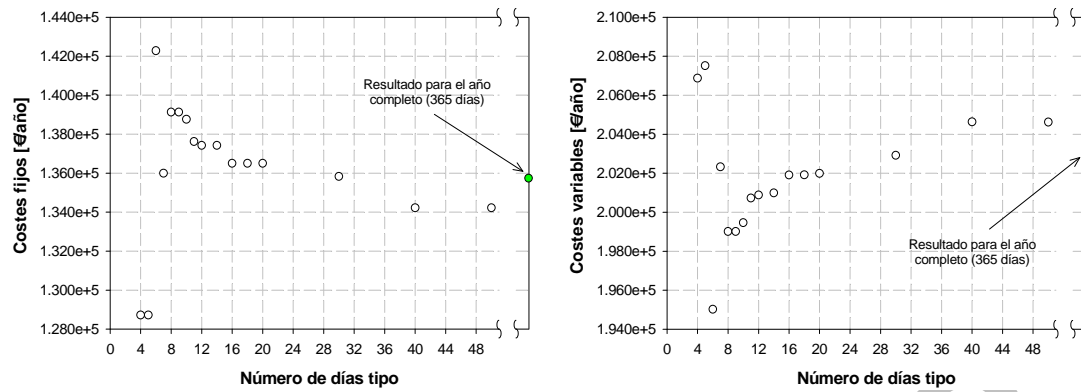


Figura 8: Sensibilidad de los costes fijo y variable

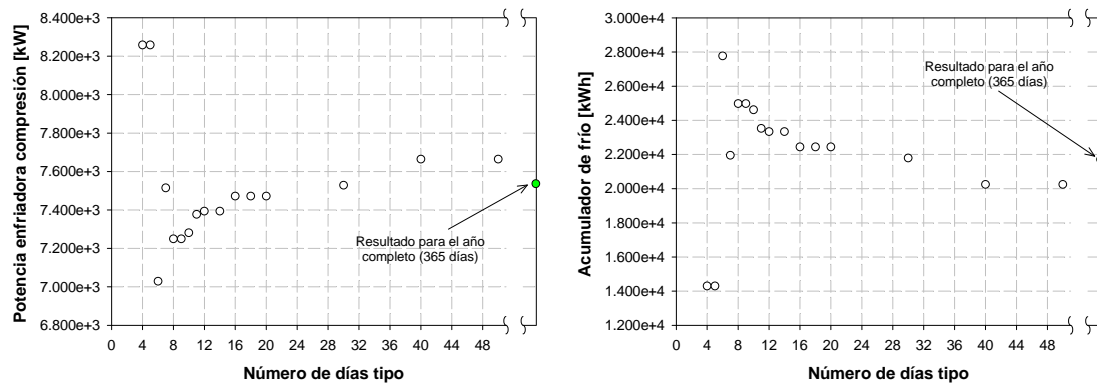


Figura 9: Sensibilidad de la potencia de la enfriadora de compresión y del tamaño del acumulador de frío

De nuevo, utilizar menos de entre 12 y 20 días tipo aumenta significativamente el error en los resultados. No obstante, en este caso la evolución de los errores no es monótona, y existen combinaciones particulares que reducen el error con independencia de ninguna cota. Por ejemplo, los resultados con 7 días son excelentes y mejores que con 40 o 50. En todo caso, a partir de 12 días, los errores entran en un margen razonable: $< 1,5\%$ para los costes, $< 7,5\%$ para el volumen del acumulador frío, y $< 2\%$ para la potencia de las máquinas.

6. Conclusiones

Los resultados del caso de estudio indican que basta con utilizar entre 12 y 20 días tipo para obtener buenos resultados, y que las cotas que se fijan estudiando únicamente las series de demanda son esencialmente las mismas que se obtienen ejecutando el modelo de optimización. Esta conclusión puede variar para otras aplicaciones, en cuyo caso puede repetirse el procedimiento aquí seguido.

7. Referencias

- [1] DOMÍNGUEZ MUÑOZ, F. y col. *Selection of typical demand days for CHP optimization*. Energy and Buildings, 2011, vol. 43, pp. 3036-3043.
- [2] LOZANO, M.A. y col. *Cost optimization of the design of CHCP (combined heating, cooling and power) systems under legal constraints*. Energy, 2010, vol. 35, pp. 794-805
- [3] SÖDERMAN, J. y col. *Structural and operational optimisation of distributed energy systems*. Applied Thermal Engineering, 2006, vol. 26, pp. 1400-1408.
- [4] INSTITUTO ANDALUZ DE TECNOLOGÍA. *Análisis de la demanda de energía térmica para la ampliación del PTA*. Informe técnico, 2011.