

Control predictivo por desacoplo con compensación de perturbaciones para el benchmark de control 2009-2010

I. Fernández C. Rodríguez J. L. Guzmán M. Berenguel

Departamento de Lenguajes y Computación, Universidad de Almería, Ctra.
Sacramento s/n 04120 España (e-mail: ifernandez@ual.es, karlos.rc@ual.es,
joguzman@ual.es, beren@ual.es)

Resumen: Este artículo presenta la metodología utilizada para abordar los problemas de modelado y control de una caldera industrial propuesta en el benchmark de ingeniería de control de 2009-2010. La estrategia de control resultante se basa en una combinación de varios algoritmos de control predictivo generalizado monovariables con compensación por desacoplo para la interacciones entre variables y uso externo de compensadores por adelanto para el rechazo de perturbaciones medibles. Además, se presenta el diseño de diversos filtros, internos e externos al algoritmo de control predictivo, para aumentar la robustez del algoritmo de control y mejorar la atenuación del ruido en las señales. Copyright © 2011 CEA.

Palabras Clave: Control por desacoplo, Control por Adelanto, Control Predictivo Generalizado, Benchmark, Caldera Industrial.

1. INTRODUCCIÓN

La organización de propuestas de benchmarks por parte del grupo de Ingeniería de Control de CEA ha mostrado un gran interés por parte de la comunidad de la Automática durante los últimos años, existiendo un gran número de aportaciones (García-Sanz and Elso., 2007; Alfaro *et al.*, 2009; Reynoso-Meza *et al.*, 2009). Este tipo de propuestas permiten la participación conjunta de investigadores experimentados y de estudiantes de grado y postgrado, donde se trata de aplicar técnicas de control a un problema determinando, fundamentalmente con carácter industrial. En la propuesta de la convocatoria 2009-2010, se planteó el problema de control de una caldera industrial que forma parte de procesos de calefacción y generación de energía eléctrica. Dicho sistema es altamente rico en problemas de control siendo un sistema multivariable con tres entradas (combustible, aire y agua) y tres salidas (presión de vapor, oxígeno en exceso y nivel de agua en el calderín), con perturbaciones medibles y no medibles, ruido en las señales y restricciones de proceso tanto de amplitud como de velocidad de variación en las entradas y salidas.

Este artículo describe las etapas llevadas a cabo para realizar el modelado y control de este proceso industrial, siendo esta propuesta de estrategia de control la ganadora en el concurso planteado para este benchmark de 2009-2010. Aunque existe un gran abanico de técnicas de control para poder abordar este problema, se planteó el uso del algoritmo de control predictivo generalizado (GPC) debido a la experiencia que el grupo de Automática, Electrónica y Robótica de la Universidad de Almería posee en este campo. La estrategia de control planteada se basa en el uso de varios controladores predictivos monovariables con filtrado interno para el aumento de la robustez del algoritmo de control y atenuar el ruido de la señales, así como el uso de compensación externa de perturbaciones medibles e interacción en-

tre variables. Es necesario destacar que el problema de control se podría haber abordado con un algoritmo de control predictivo generalizado multivariable e incluyendo la compensación interna de perturbaciones medibles. Sin embargo, el problema de control se planteó comenzando por el planteamiento de estrategias de control sencillas y se fue aumentando su complejidad de manera progresiva. En este sentido, la estrategia de control finalmente presentada en este trabajo obtuvo resultados satisfactorios para los objetivos planteados en el benchmark y por tanto no se optó por usar otras estrategias de control más avanzadas tales como las anteriormente mencionadas. Como se mostrará a lo largo del artículo, la metodología de trabajo finalmente desarrollada se basa en seguir las etapas clásicas (de carácter didáctico) que se suelen llevar a cabo de manera experimental para realizar los problemas de modelado y control de cualquier problema industrial.

El artículo se encuentra organizado de la siguiente forma. La sección 2 describe brevemente las principales características del proceso industrial planteado en el benchmark de control. Posteriormente, en la sección 3 se muestran los ensayos realizados para extraer información del proceso y poder obtener el modelo del mismo, así como de las interacciones entre sus variables y las perturbaciones medibles. A continuación, en el apartado 4, se desarrolla una metodología para el diseño del esquema de control propuesto y su sintonía en base a las especificaciones planteadas en el benchmark. Finalmente, se muestran los resultados obtenidos y se describen las conclusiones derivadas de la realización de este trabajo.

2. DESCRIPCIÓN DEL BENCHMARK DE CONTROL

El benchmark de control propuesto por el grupo temático de Ingeniería de Control de CEA para el año 2010 se basa en un proceso que reproduce con pequeñas modificaciones el

modelo de caldera propuesto por (Pellegrinetti and Bentsman, 1996). Se trata de la caldera número 2 de la Planta de Abbott en Champaign, IL. La caldera forma parte de una unidad de cogeneración usada para calefacción y generación de energía eléctrica diseñada para suministrar un caudal de vapor de 22,10 K_g/s a una presión de 2,24 MP_a. Este proceso se muestra esquemáticamente en la figura 1 y se encuentra ampliamente detallado en (Morilla, 2010).

El agua que se introduce en el calderín es convertida en vapor mediante la transferencia de calor a través del metal de los tubos. El aire y el combustible se mezclan y queman en la cámara de combustión, que suele estar formado por paredes de tubos de agua que reciben el calor radiante de la llama y es por tanto donde se produce la máxima transferencia de calor. Los gases de combustión, como resultado de esta pérdida de calor, se enfrián y abandonan dicha cámara.

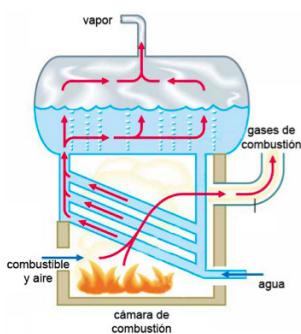


Figura 1. Planta industrial de generación de vapor

Por tanto, el problema reside en controlar las tres salidas del sistema (presión de vapor, exceso de oxígeno y nivel de agua) por medio de las entradas disponibles (combustibles, aire y agua) y teniendo en cuenta la perturbación medible del sistema, la demanda de vapor.

El punto de operación de la caldera está determinado por los siguientes valores de entrada y de salida: combustible (35.21%), aire (36.01%), agua (57.57%), demanda de vapor (46.36%), presión de vapor (60 %), exceso de oxígeno (50 %) y nivel de agua (50 %).

Sobre este punto de operación se han analizado las respuestas a cambios bruscos en todas y cada una de las entradas, llegando a las siguientes conclusiones (Morilla, 2010):

- El caudal de aire sólo influye en el exceso de oxígeno en los gases.
- El exceso de oxígeno sólo está afectado por los caudales de combustible y de aire, y más concretamente por su proporción.
- La presión de vapor presenta un comportamiento estable para los dos caudales (combustible y agua) que le afectan y para la demanda de vapor.
- El nivel en el calderín tiene carácter integrador para los dos caudales (combustible y agua) que le afectan y para la demanda de vapor. A éste se le añade un comportamiento de fase no mínima para el caudal de combustible y para la demanda de vapor (propio de los fenómenos de esponjamiento y de contracción). Este comportamiento de fase no mínima se tendría también que presentar, si el modelo fuera más realista, para el caudal de agua.

Este análisis permite postular un modelo lineal en el punto de operación descrito por la siguiente ecuación matricial (1) entre las funciones de transferencia de las entradas y de las salidas:

$$\begin{bmatrix} Y_1(s) \\ Y_2(s) \\ Y_3(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & 0 & G_{13}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) & 0 \\ G_{31}(s) & 0 & G_{33}(s) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} U_1(s) \\ U_2(s) \\ U_3(s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{1d}(s) \\ 0 \\ G_{3d}(s) \end{bmatrix} \cdot D(s) \quad (1)$$

donde $Y_i(s)$ es la salida i -ésima del sistema ($Y_1(s)$ es la presión de vapor, $Y_2(s)$ es el exceso de oxígeno e $Y_3(s)$ es el nivel de agua), $U_i(s)$ es la entrada i -ésima del sistema ($U_1(s)$ es el combustible, $U_2(s)$ el aire y $U_3(s)$ el agua), $G_{ij}(s)$ es la función de trasferencia para la dinámica capturada que relaciona la salida i con la entrada j , $D(s)$ es la perturbación del sistema (demanda de vapor) y $G_{id}(s)$ es la función de transferencia que expresa la dinámica que se produce en la salida i por la demanda del sistema. El emparejamiento de las variables ya viene preestablecido en el benchmark siendo la salida $Y_1(s)$ con la entrada $U_1(s)$, la salida $Y_2(s)$ con la entrada $U_2(s)$ y la salida $Y_3(s)$ con la entrada $U_3(s)$.

El principal objetivo del benchmark de control es plantear un problema de control muy conocido en el mundo industrial, “el control de una caldera”, a disposición de las actuales metodológicas de control multivariable. Por tanto, se propone diseñar cualquier tipo de estrategia de control que permita operar eficientemente la caldera teniendo prevista cuatro tipos de evaluaciones:

- Evaluación en el punto de operación.
- Evaluación frente a cambios bruscos y simultáneos de las consignas.
- Evaluación frente a demanda de vapor cambiante en el tiempo.
- Evaluación con variaciones en las características del combustible.

Para cada evaluación a la que se someta el sistema de control utilizando, C_c , se computará el índice relativo de funcionamiento J_e dado por (5). Este índice penaliza desviaciones excesivas en las tres variables controladas respecto a sus respectivas consignas y los cambios elevados en las tres señales de control. En el índice intervienen con el mismo peso (unitario) las integrales de los valores absolutos de las tres señales de error (IAE_i) dadas por (2), las integrales ponderadas en el tiempo de los valores absolutos de las señales de error para las salidas cuyas consignas hayan cambiado ($ITAE_i$), también con peso unitario y dadas por (3); y con menos peso (0,25), las integrales de los valores absolutos de las derivadas de las tres señales de control ($IADU_i$) dadas por (4). Además, todas las integrales que aparecen en (5) están divididas por los valores que tendrían si se hubiera utilizado el controlador de referencia C_r , de manera que al sumarlas y dividir por la suma de los pesos utilizados se obtiene un índice relativo, cuyo valor, si está por debajo de la unidad, mostrará la bondad del controlador para esa evaluación concreta.

En las integrales, $e_i(t)$ representa el error instantáneo en la i -ésima variable controlada, $u_i(t)$ es la i -ésima variable manipulada, $tiempo$ es la duración de la simulación, $tipo_i$ es cero

salvo que la consigna de la i -ésima variable controlada haya cambiado, en ese caso vale uno, y t_{cambio} es el instante de tiempo en el que se ha provocado el correspondiente cambio en las consignas, en la demanda de vapor o en las características del combustible.

$$IAE_i = \int_0^{tiempo} |e_i(t)| dt \quad (2)$$

$$ITAE_i = \int_{t_{cambio}}^{tiempo} (t - t_{cambio}) |e_i(t)| dt \quad (3)$$

$$IADU_i = \int_0^{tiempo} \left| \frac{du_i(t)}{dt} \right| dt \quad (4)$$

$$J_e(C_c) = \frac{\sum_{i=1}^3 \left(\frac{IAE_i(C_c)}{IAE_i(C_r)} + tipo_i \frac{ITAE_i(C_c)}{ITAE_i(C_r)} + 0,25 \frac{IADU_i(C_c)}{IADU_i(C_r)} \right)}{3 + \sum_{i=1}^3 tipo_i + 0,75} \quad (5)$$

3. MODELADO DEL PROCESO

La primera etapa que se llevó a cabo como paso previo al diseño del sistema de control fue la identificación de los distintos modelos del sistema, con el fin de obtener las diferentes funciones de transferencia mostradas en (1). Para ello, se observaron las respuestas del sistema ante diferentes entradas en escalón entorno al punto de operación establecido. Se aplicaron escalones del 10 % para cada una de las entradas, manteniendo las demás invariantes. Este proceso también se realizó con la perturbación medible del proceso a estudiar.

Para el cálculo de los distintos modelos se hizo uso combinado del método de la curva de reacción, para el caso de los sistemas sencillos, y del método de los mínimos cuadrados. Las siguientes subsecciones muestran los ensayos realizados y las distintas funciones de transferencia obtenidas que capturan las dinámicas presentes en (1).

3.1 Modelos para la entrada de combustible

Manteniendo las demás entradas y la perturbación medible entorno al punto de operación, se realizó un cambio del 10 % en la entrada de combustible en el instante de tiempo 100 segundos, produciendo los resultados mostrados en las figuras 2, 3 y 4.

Figura 2. Salida presión de vapor ante cambio del 10 % en la entrada de combustible

Figura 3. Salida exceso de oxígeno ante cambio del 10 % en la entrada de combustible

Figura 4. Salida nivel de agua ante cambio del 10 % en la entrada de combustible

Se puede observar cómo la dinámica resultante de las salidas de presión y de exceso de oxígeno se pueden aproximar con funciones de transferencia de primer orden con retardo, mientras que la dinámica del nivel de agua en el calderín se puede aproximar por un sistema de segundo orden, con efecto integrador, fase no mínima y retardo.

Los modelos que se obtuvieron para presión de vapor, exceso de oxígeno y nivel de agua, son los que se muestran en las ecuaciones (6), (7) y (8), respectivamente.

$$G_{11}(s) = \frac{0,355}{24,75s + 1} e^{-6,75s} \quad (6)$$

$$G_{21}(s) = \frac{-6,36}{5,5s + 1} e^{-5,5s} \quad (7)$$

$$G_{31}(s) = \frac{0,9263s - 0,005733}{21,74s^2 + s} e^{-2,45s} \quad (8)$$

3.2 Modelos para la entrada de aire

Al igual que en el apartado anterior, para observar la respuesta del sistema ante cambios en la entrada de aire, se realizaron cambios del 10 % en dicha entrada en el instante $t = 100$ segundos, dejando constantes el resto de entradas y manteniendo la perturbación medible entorno a su punto de referencia. El resultado produjo cambios sólo en la salida de exceso de oxígeno del sistema, tal y como se observa en la figura 5.

Figura 5. Salida exceso de oxígeno ante cambio del 10 % en la entrada de aire

Este sistema se puede aproximar por medio de una función de transferencia de primer orden con retardo como se muestra en (9).

$$G_{22}(s) = \frac{5,86}{6s + 1} e^{-7s} \quad (9)$$

3.3 Modelos para la entrada de agua

Manteniendo las demás entradas y la perturbación medible en torno al punto de operación especificado, se realizó un cambio del 10 % en la entrada a los 100 segundos de simulación, obteniendo los cambios en las salidas de presión de vapor y de nivel de agua en el calderín que se muestran en las figuras 6 y 7, respectivamente.

Figura 6. Salida presión de vapor ante cambio del 10 % en la entrada de agua

Se puede observar cómo la salida en la presión de vapor tiene un efecto que se puede asemejar a una función de transferencia de primer orden, mientras que el efecto para la salida del nivel del calderín se aproxima a un integrador con retardo, tal y como se expresa en las ecuaciones (10) y (11), respectivamente.

$$G_{13}(s) = \frac{-0,1737}{149,6s + 1} \quad (10)$$

$$G_{33}(s) = \frac{0,01052}{s} e^{-17,3s} \quad (11)$$

Figura 7. Salida nivel de agua ante cambio del 10 % en la entrada de agua

3.4 Modelos para la demanda (perturbación medible)

En este caso, todas las entradas se mantuvieron constantes y sólo se realizaron cambios en la demanda del sistema (perturbación medible) en el instante $t = 300$ segundos. Este ensayo produjo cambios en las salidas de presión de vapor y de nivel de agua en el calderín, tal y como se observa en las figuras 8 y 9.

Figura 8. Salida presión de vapor ante cambio del 10 % en la demanda de vapor del sistema

Figura 9. Salida nivel de agua ante cambio del 10 % en la demanda de vapor del sistema

Se puede apreciar cómo la dinámica referente a las salida de presión de vapor se puede aproximar a una función de transferencia de primer orden, mientras que la dinámica referente a

la salida del nivel de agua en el calderín viene dada mediante una función de transferencia de segundo orden, con efecto integrador, fase no mínima y retardo. Dichos modelos quedan recogidos en las ecuaciones (12) y (13), respectivamente.

$$G_{1d}(s) = \frac{-0,712}{195,8s + 1} \quad (12)$$

$$G_{3d}(s) = \frac{0,154s - 0,001441}{14,36s^2 + s} e^{-5,32s} \quad (13)$$

Finalmente se validaron todos los modelos obtenidos, verificando de esta forma que los modelos se ajustan de manera satisfactoria a la dinámica del proceso que se desea controlar, tal y como se muestra en color rojo en las figuras 2-9.

4. METODOLOGÍA DE CONTROL

Para el control del sistema propuesto se ha utilizado un controlador GPC monovariable para cada una de las variables, con el fin de utilizar las capacidades de predicción de dicho algoritmo a la hora de alcanzar las consignas planteadas, así como poder utilizar sus propiedades para el tratamiento óptimo de las restricciones de proceso. Además, se ha hecho uso del filtro T para aumentar robustez del algoritmo y disminuir a su vez el ruido presente en las variables (Camacho and Bordons, 2004b). Por otro lado, se han diseñado varios controladores por adelanto para tener en cuenta las perturbación de demanda así como la interacción entre variables. En la figura 10 se muestra el esquema en Simulink de control desarrollado.

Figura 10. Esquema de control

4.1 Controlador Predictivo Generalizado

El algoritmo GPC consiste en encontrar la secuencia de señales de control que minimizan una función de coste multipaso. El índice a minimizar es una función cuadrática que mide por un lado la distancia entre la salida predicha del sistema y una cierta trayectoria de referencia hasta el horizonte de predicción, y por otro el esfuerzo de control necesario para obtener dicha salida, (Camacho and Bordons, 2004a):

$$\begin{aligned} J = & \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j)[y(k+j|t) - w(k+j)]^2 + \\ & + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j)[\Delta u(k+j-1)]^2 \end{aligned} \quad (14)$$

donde $y(k+j|t)$ es una secuencia de predicción óptima de la salida del sistema computada con datos conocidos hasta el instante k , $\Delta u(k+j-1)$ es la secuencia de incrementos de control futuros obtenida de la minimización de la función de coste con $\Delta = (1-z^{-1})$, N_1 y N_2 son los valores del horizonte de predicción mínimo y máximo, N_u es el horizonte de control, y $\delta(j)$ y $\lambda(j)$ son secuencias de ponderación que penalizan los errores de seguimiento futuros y los esfuerzos de control, respectivamente, a lo largo de los horizontes (habitualmente $\delta(j) = 1$ y $\lambda(j) = \lambda$ para todo el horizonte). Tanto los horizontes como las secuencias de ponderación son parámetros de diseño usados para sintonizar el controlador. La trayectoria de referencia $w(k+j)$ puede ser tomada como el valor de consigna o como una aproximación suavizada desde el valor actual de la salida del sistema $y(k)$ hacia el valor de referencia conocido por medio de una función de transferencia de primer orden (Camacho and Bordons, 2004b).

Las técnicas de control predictivo permiten incluir al controlador restricciones de control en la fase de diseño, siendo las más habituales aquellas relacionadas con límites en la amplitud de la señal de control $u(t)$, en la variación de la misma $\Delta u(t)$ y en la amplitud de la señal de salida $y(t)$, descritas como:

$$u_{min} \leq u(t) \leq u_{max}, \forall t \geq 0 \quad (15)$$

$$\Delta u_{min} \leq u(t) - u(t-1) \leq \Delta u_{max}, \forall t \geq 0 \quad (16)$$

$$y_{min} \leq y(t) \leq y_{max}, \forall t \geq 0 \quad (17)$$

donde u_{min} , u_{max} son los límites mínimo y máximo para la amplitud de la señal de control, Δu_{min} , Δu_{max} , son los límites mínimo y máximo de la variación de la señal de control, e y_{min} , y_{max} son los límites mínimo y máximo de la salida del sistema.

En la ecuación (14), la predicción de la salida del sistema en el paso j con información hasta el instante k , $y(k+j|t)$, es computada haciendo uso del siguiente modelo incremental de la planta (modelo CARIMA):

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})\Delta u(t-1) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta} \quad (18)$$

como una función de las predicciones hasta el tiempo de retardo y donde $u(t)$, $y(t)$ y $e(t)$ son las secuencias de entrada, salida y ruido del sistema, respectivamente, d es el tiempo de retardo en número de muestras, y $A(z^{-1})$, $B(z^{-1})$ y $C(z^{-1})$ son polinomios en el operador de retroceso unitario z^{-1} tal como se especifican a continuación:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_{n_a}z^{-n_a} \quad (19)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_{n_b}z^{-n_b} \quad (20)$$

$$C(z^{-1}) = c_0 + c_1z^{-1} + c_2z^{-2} + \dots + c_{n_c}z^{-n_c} \quad (21)$$

donde en la formulación original de GPC, $C(z^{-1}) = 1$.

El problema consiste en minimizar la ecuación (14) simulando las salidas futuras del sistema con la ecuación (18). De esta forma, la función de coste puede ser descrita como:

$$J = (y - w)^T (y - w) + \lambda \Delta u^T \Delta u \quad (22)$$

siendo y la secuencia de predicciones futuras definida por la respuesta forzada y libre, $y = G\Delta u + f$, donde la matriz G contiene los coeficientes de la respuesta del sistema ante un escalón en bucle abierto, y f contiene términos dependiendo de las salidas actual y pasadas, y de las entradas pasadas de la planta. Sustituyendo en la función de coste la secuencia de señales futuras se obtiene:

$$J = \frac{1}{2} \Delta u^T H \Delta u + b^T \Delta u + f_0 \quad (23)$$

La solución óptima para el caso sin restricciones sería la siguiente:

$$\Delta u = -H^{-1}b \quad (24)$$

con $H = 2(G^T G + \lambda I)$, $b^T = 2(f - w)^T G$ y $f_0 = (f - w)^T (f - w)$.

Si se tienen en cuenta las restricciones, es necesario utilizar un algoritmo de optimización, pudiendo formular el problema como uno de programación cuadrática (QP) (Camacho and Bordons, 2004b). La figura 19 muestra el esquema típico de un controlador GPC.

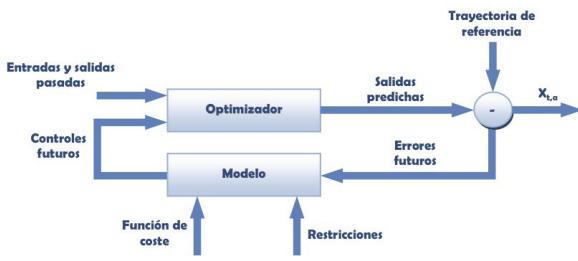


Figura 11. Estructura GPC

4.2 Diseño por adelanto para la perturbación medible

Para contrarrestar el efecto producido por la perturbación medible del sistema, se han diseñado diferentes controles por adelante clásicos, (Aström and Wittenmark, 1997), cuya acción del control complementará a las dos salidas de los controladores GPC que quedan afectadas por el efecto de la demanda, la presión de vapor y nivel de agua en el calderín. Para ello, el cálculo de cada control por adelante se realizará de la siguiente forma:

$$G_{ff}(s) = \frac{-G_p(s)}{G_s(s)} \quad (25)$$

donde $G_p(s)$ es la función de transferencia que contiene la dinámica del efecto de la perturbación sobre la salida del proceso y $G_s(s)$ es la función de transferencia del proceso que relaciona la salida del sistema con la entrada de control manipulable.

Por tanto, es necesario el diseño de dos controladores por adelante, uno para el efecto de la demanda sobre la presión de vapor y otro para el efecto de la demanda sobre el nivel de agua. De esta forma, considerando el emparejamiento de

variables anteriormente mencionado, dichos controladores por adelante se obtienen relacionando las dinámicas del efecto de la perturbación (12) y (13) con las dinámicas de las salidas correspondientes, (6) y (11), respectivamente.

Debido a la presencia de retardo y de dinámicas de fase no mínima en las funciones de transferencia de la presión de vapor, $G_{11}(s)$, y la del nivel de agua, $G_{33}(s)$, se procedió a obviar dichos términos a la hora del diseño de los controladores por adelante con el fin de evitar diseños de compensadores no causales o inestables. La ganancia resultante del controlador por adelante fue ajustada empíricamente con el fin de compensar las simplificaciones realizadas y mejorar el comportamiento de rechazo a perturbaciones. Finalmente, los controladores resultaron en las siguientes funciones de transferencia:

$$G_{ff,1d}(s) = \frac{0,33(24,7s + 1)}{195,8s + 1} \quad (26)$$

$$G_{ff,3d}(s) = \frac{0,4}{14,36s + 1} \quad (27)$$

4.3 Diseño de controladores por adelante para la interacción entre variables

Para contrarrestar el efecto de las interacciones entre las variables del sistema, se ha planteado el uso de una estrategia de control por desacoplo, donde la idea es utilizar diferentes controles por adelante con el fin de compensar el efecto que tienen las variables del sistema entre sí. Tal y como se comentó anteriormente, este diseño se podría haber enfocada haciendo uso de un controlador predictivo multivariable. Sin embargo, la solución a este problema de control se desarrolló de forma incremental partiendo de propuestas sencillas con el fin de evaluar su comportamiento. De esta forma, debido a que los resultados obtenidos con la estrategia por desacoplo aportaron resultados aceptables en comparación con el sistema base aportado en el benchmark, se optó por dejar esta propuesta como válida.

Tras analizar el comportamiento del proceso, se concluyó finalmente en compensar el efecto de la primera salida del sistema, la entrada de combustible, sobre las salidas de exceso de oxígeno y nivel de agua en el calderín, debido a que esta entrada es la que influía de forma más significativa en la dinámica del proceso resultante.

Como resultado, se diseñaron dos funciones por adelante utilizando las dinámicas de las distintas variables obtenidas tras el proceso de modelado y se obtuvieron las siguientes funciones de transferencia para ambos compensadores:

$$G_{ff,12}(s) = \frac{0,8(6s + 1)}{24,75s + 1} \quad (28)$$

$$G_{ff,13}(s) = \frac{0,33}{24,7s + 1} \quad (29)$$

Nótese que al igual que en el caso del diseño de los controladores por adelante para la compensación de la perturbación medible, fueron necesarias realizar diferentes simplificaciones para evitar problemas de causalidad e inestabilidad, así como ajustar la ganancia de los compensadores para conseguir una mejor reducción de las interacciones, que era una de las especificaciones planteadas en el planteamiento del benchmark.

4.4 Diseño de los filtros

La última fase en el diseño del esquema de control se basa en el aumento de robustez de los controladores predictivos y de la atenuación del ruido en las salidas del sistema, buscando como objetivo suavizar las señales de control.

Este objetivo se consiguió incorporando el conocido como polinomio T en el diseño del control GPC. Para ello, se modifica el último término del modelo CARIMA (18), cambiando el polinomio $C(z^{-1})$, que en el diseño original es igual a 1, por un nuevo polinomio denominado $T(z^{-1})$. Este polinomio es bien conocido en el ámbito del control GPC y actúa como un prefiltrado en el controlador aumentando la robustez del mismo (Camacho and Bordons, 2004b; Robinson and Clarke, 1991). Su diseño suele ser establecido atendiendo a análisis en frecuencia y técnicas heurísticas (Robinson and Clarke, 1991):

- Heurística, considerar $T(z^{-1}) = (1 - 0,8z^{-1})^n$ con $n \in N$, donde a mayor valor de n se consigue una señal más filtrada.
- Banda de altas frecuencias, en este caso, la selección del polinomio T depende del tipo del sistema así como de la función de transferencia en tiempo discreto y de otros factores tales como el tiempo de retardo. Para el caso de sistemas con retardo, se considera $T(z^{-1}) = A(z^{-1})(1 - \tau z^{-1})^n$, con n igual al grado del polinomio $A(z^{-1})$, y con un valor de τ tal que la banda de las altas frecuencias sea el 50 % de la ganancia del sistema.

En este trabajo se han evaluado ambas reglas de diseño y finalmente se observaron mejores resultados para la segunda de ellas. Los polinomios resultantes para los controladores GPC de las salidas de presión de vapor y oxígeno en exceso son los siguientes:

$$T_1(z^{-1}) = 1 - 25,672z^{-1} + 22,82z^{-2} \quad (30)$$

$$T_2(z^{-1}) = 1 - 6,967z^{-1} + 5,80z^{-2} \quad (31)$$

Para el caso de la tercera variable, nivel de agua, debido a que la dinámica del sistema venía dada por un proceso integrador, no se obtuvieron resultados satisfactorios tras el diseño del polinomio T . Por ello, se planteó el filtrar la señal del sistema de forma externa al controlador mediante el uso de un filtro paso bajo con la siguiente función de transferencia (con un tiempo de muestreo de 0,2 segundos):

$$F_3(z^{-1}) = \frac{0,05}{z - 0,95} \quad (32)$$

5. RESULTADOS SIMULACIONES

Como paso previo a la prueba en simulación de la estrategia de control propuesta, se requiere realizar la sintonía de los tres controladores predictivos implementados. Una de las técnicas más utilizadas para la sintonización de los parámetros del controlador predictivo consiste en fijar el valor de los horizontes de control y predicción en función de un único horizonte valor común, N :

$$\begin{aligned} N_1 &= d + 1 \\ N_2 &= N + d \\ N_u &= N \end{aligned} \quad (33)$$

Tabla 1. Parámetros de ajuste para los distintos parámetros de los controladores predictivos

	Vapor	Oxígeno	Nivel
N	36	7	5
λ	10	5	8

dejando como parámetros de ajuste dicho horizonte y el factor de ponderación λ , y siendo d es el tiempo de retardo del sistema en muestras.

La tabla 1 muestra el resultado de la sintonía de los diferentes controladores predictivos, donde dichos valores fueron obtenidos tras analizar un batería de diversas pruebas de ajuste de los mismos. El tiempo de muestreo utilizado fue el establecido originalmente en el benchmark, siendo de 0,2 segundos.

A continuación, se muestran los resultados obtenidos, los cuales pretenden demostrar cómo la estrategia de control propuesta mejora a la presentada en el benchmark como caso de referencia. La estrategia propuesta por el bechmark consiste en una estrategia descentralizada, donde tres controladores PID monovariables se encargan independientemente de controlar cada una de las variables controladas sin necesidad de conocer la demanda de vapor. El primer PID se encarga de controlar la salida 1 (presión de vapor) manipulando la entrada 1 (caudal de combustible), el segundo se encarga de controlar la salida 2 (oxígeno en exceso) manipulando la entrada 2 (caudal de aire) y el tercero se encarga de controlar la salida 3 (nivel de agua en el calderín) manipulando la entrada 3 (caudal de agua de alimentación).

Tal y como se comentó anteriormente, se ha seguido el mismo emparejamiento de variables utilizado en el controlador de referencia, centrándose el ajuste de los controladores en la minimización de la compensación de la perturbación del sistema y la disminución del ruido. Aunque también se obtuvieron mejoras en el seguimiento de referencias, éstas no fueron tan significativas como las obtenidas para los otros objetivos planteados.

5.1 Resultados ante cambio en la demanda

Para el desarrollo de este ensayo se realizó un cambio del 10 % en la demanda de vapor del sistema, manteniendo el resto de entradas entorno a sus valores de referencia. Los resultados de la simulación se muestran en la figura 12.

En esta prueba se puede observar cómo la respuesta del controlador diseñado en este artículo mejora claramente el propuesto en el benchmark. La respuesta ante el cambio en la demanda es bastante mas rápida en las tres salidas a controlar, especialmente en la presión de vapor y nivel en el calderín, reduciendo el efecto de la perturbación y obteniendo como resultado global una estimación de la función a optimizar de $J_e = 0,1674$. Nótese que gracias al esquema por desacoplamiento, se consigue a su vez mejorar la respuesta del sistema sobre la salida de oxígeno en exceso.

5.2 Resultados ante cambio en las referencias

Para este análisis, se realizaron tres simulaciones ante cambios en las referencias de las tres variables de salida del sistema. Los cambios producidos fueron de un 10 % respecto a sus valores de operación, donde estos cambios se realizaron de forma independientemente, es decir, en cada simulación sólo

se realizó un cambio en una de las variables dejando al resto constantes en los valores del punto de operación.

En la primera simulación se varió la salida de presión de vapor, obteniendo los resultados mostrados en la figura 13 y resultando en un índice relativo de $J_e = 0,5388$. Por simple observación, se comprueba que la respuesta del controlador propuesto mejora la respuesta del controlador a comparar, mejora la velocidad de respuesta ante el cambio en la entrada de combustible y disminuye el efecto de esta variable sobre el resto de salidas del sistema. Como desventaja, estas mejoras se obtienen a expensas de un comportamiento más oscilatorio.

La segunda simulación consistió en un cambio en la variable de oxígeno en exceso, obteniendo como respuesta del sistema la mostrada en la figura 14 y como índice relativo a optimizar $J_e = 0,5719$. Se puede observar cómo se aumenta la velocidad en la respuesta en el cambio de consigna de oxígeno y se disminuyen el ruido en las señales (especialmente en la señales de control) debido al uso de los filtros en el algoritmo planteado.

Por último, en la tercera simulación se varió el nivel en el calderín obteniendo los resultados mostrados en la figura 15 y un índice relativo de $J_e = 0,7129$. De nuevo, se vuelve acelerar la respuesta del sistema, aunque obteniendo una reacción más agresiva y oscilatoria que el caso de referencia. En cualquier caso, a pesar de esta respuesta oscilatoria, al conseguir disminuir la integrales de error absoluto por conseguir respuestas más rápidas, se permite obtener un índice relativo bastante aceptable.

6. CONCLUSIÓN

En este artículo se ha presentado una estrategia de control predictivo basado en modelo que mejora los resultados iniciales del benchmark de control 2009-2010. Dichas mejoras se han conseguido, gracias a una aceptable identificación del modelo del sistema, y a la potencia del controlador predictivo para el manejo de restricciones. Además, la inclusión de los compensadores para atenuar el efecto de la interacción entre las variables y de la perturbación medible, junto con el filtrado realizado mediante el polinomio T , aportan mayor robustez al controlador y disminuyen las oscilaciones producidas en las salidas del proceso.

Nótese que se podría haber utilizado un único bloque de controlador predictivo multivariable para tratar el problema en el que se incluyera internamente la interacción entre las variables del sistema, pudiendo predecir de forma más fiable las salidas futuras y sus interacciones. Además, si se añadiera en este controlador predictivo la perturbación medible del sistema (demanda) como un parámetro más del modelo de predicción, se ayudaría a mejorar el control al favorecer, de igual manera que en el caso anterior, la obtención de una mejor predicción de la realidad con un modelo más adecuado de la misma. Estas ideas serán consideradas por los autores como trabajos futuros.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado con el Proyecto del Plan Nacional DPI2007-66718-C04-04 del Ministerio de Ciencia e Innovación y Fondos FEDER, y con el proyecto de cooperación interuniversitaria PHB2009-0008 financiado por el Ministerio de Educación.

REFERENCIAS

- Alfaro, V.M., O. Arrieta and R. Vilanova (2009). Control de dos-grados-de-libertad aplicados al benchmark de sistemas para controladores pid. *RIAI, Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* **6**(2), 59–67.
- Aström, K.J. and B. Wittenmark (1997). *Computer controlled systems: Theory and design*. Prentice Hall.
- Camacho, E. F. and C. Bordons (2004a). Control predictivo: Pasado, presente y futuro. *RIAI, Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* **1**(3), 5–28.
- Camacho, E. F. and C. Bordons (2004b). *Model predictive control (second edition)*. Springer-Verlag.
- García-Sanz, M. and J. Elso. (2007). Resultados del benchmark de diseño de controladores para el cabeceo de un helicóptero. *RIAI, Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* **4**(4), 117–120.
- Morilla, F. (2010). Benchmark 2010: Grupo temático de ingeniería de control de cea, control de una caldera. http://www.dia.uned.es/~fmorilla/benchmark09_10/.
- Pellegrinetti, G. and J. Bentzman (1996). Nonlinear control oriented boiler modeling - a benchmark problem for controller design. *IEEE Transactions on Control System Technology* **4**(1), 57–64.
- Reynoso-Meza, G., X. Blasco and J. Sanchis (2009). Diseño multiobjetivo de controladores pid para el benchmark de control 2008-2009. *RIAI, Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* **6**(4), 93–103.
- Robinson, B.D. and D.W. Clarke (1991). Robustness effects of a prefilter in generalised predictive control. *IEE Proceedings-D* **138**(1), 2–8.

Figura 12. Resultados Simulación: (a) Presión de vapor y consigna (%), (b) Oxígeno en exceso y consigna (%), (c) Nivel en el calderín y consigna (%), (d) Caudal de combustible (%), (e) Caudal de aire (%), (f) Caudal de agua de alimentación (%).

Figura 13. Resultados Simulación: (a) Presión de vapor y consigna (%), (b) Oxígeno en exceso y consigna (%), (c) Nivel en el calderín y consigna (%), (d) Caudal de combustible (%), (e) Caudal de aire (%), (f) Caudal de agua de alimentación (%).

Figura 14. Resultados Simulación: (a) Presión de vapor y consigna (%), (b) Oxígeno en exceso y consigna (%), (c) Nivel en el calderín y consigna (%), (d) Caudal de combustible (%), (e) Caudal de aire (%), (f) Caudal de agua de alimentación (%).

Figura 15. Resultados Simulación: (a) Presión de vapor y consigna (%), (b) Oxígeno en exceso y consigna (%), (c) Nivel en el calderín y consigna (%), (d) Caudal de combustible (%), (e) Caudal de aire (%), (f) Caudal de agua de alimentación (%).