

# CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO DE UN GRUPO CALDERA TURBINA

Antonio Javier Gallego Len  
Camino de los descubrimientos s/nº 41092 Sevilla,  
e-mail: gallegolen@hotmail.com

Eduardo F. Camacho  
Camino de los descubrimientos s/nº 41092 Sevilla  
e-mail: eduardo@esi.us.es

## Resumen

*En este trabajo se aborda el control de un grupo 3x3 caldera turbina, el cual es multivariable, no lineal y posee fuerte interacción entre sus variables, así como fuertes restricciones en la amplitud y variación de las señales de control. Se propone abordar el problema de una manera distribuida, asociando cada variable de control a una variable física del sistema. La estrategia a utilizar es el control predictivo, tanto por su capacidad para tratar las restricciones en la fase de diseño del controlador, como por la facilidad en extender el problema del ámbito centralizado al distribuido. La efectividad y buen comportamiento del controlador quedan demostrados en simulación, logrando buen seguimiento a referencias y error en régimen estacionario nulo tanto en pequeñas variaciones en torno a un punto de trabajo como en grandes cambios en el mismo, siempre respetando las restricciones impuestas en la señal de control. Los resultados se comparan con dos controladores basados en técnicas de optimización y control robusto, comprobándose un comportamiento similar y en algunos casos mejor.*

**Palabras Clave:** grupo caldera turbina, control predictivo, control distribuido.

## 1 INTRODUCCIÓN

El grupo caldera turbina es un proceso 3x3 que presenta dinámicas no lineales con fuerte interacción entre sus variables, así como un amplio rango de puntos de trabajo [3]. Actualmente, el grupo caldera turbina es un sistema bastante utilizado debido a que se pueden lograr respuestas rápidas a la demanda de potencia eléctrica [4].

Para obtener un buen rendimiento en el control del sistema, se deben utilizar técnicas de control multivariable, con el fin de minimizar la interacción entre las distintas variables a controlar. Sin embargo las técnicas de control multivariable, en general, no

son sencillas de aplicar. El control del sistema caldera turbina ha sido ampliamente estudiado en la literatura:

1. Control lineal [14];
2. Control por tabla de ganancias [13];
3. Control no lineal [10].

Una de las técnicas más utilizadas es el control por desacoplo junto con un diseño que optimice algún funcional, es decir, diseñar un bloque de desacoplo, que colocado en serie con el sistema resulte un sistema completamente desacoplado [15]. Una vez se tenga el sistema desacoplado, se puede proceder a diseñar  $n$  controladores monovariantes, uno para cada pareja de entrada-salida que se hayan escogido. El problema que presentan estas estrategias de control es precisamente la existencia de dicho bloque de desacoplo, ya que en general no es sencillo de hallar, ni tampoco está asegurada su existencia, por lo que habría que decantarse por otras técnicas de control. Además estas estrategias suelen dar controladores muy complejos, los cuales para simplificar y aproximarlos por PI o PID se utilizan técnicas de respuesta en frecuencia [15]. Por último cabe destacar la necesidad de utilizar técnicas antiwindup por acondicionamiento [15] y [16] para mejorar la respuesta del control ante saturaciones.

Precisamente, una de las ventajas del control predictivo, es que el control multivariable es tratado de manera natural, además de tratar de manera natural el tema de las restricciones en las variables de control, asegurando que nunca se superen sus límites [6] y [7]. La estructura del artículo es la siguiente: En primer lugar se describe el modelo matemático del sistema. En segundo lugar se describe la estrategia de control utilizada. En tercer lugar se muestran los resultados comparándolos con dos otros dos controladores. Por último se desarrollan las conclusiones obtenidas a lo largo de todo este trabajo.

## 2 MODELO DEL GRUPO CALDERA TURBINA

El modelo usado en este trabajo es el desarrollado en los trabajos de Bell y Aström [3]. Es un sistema de tercer orden multivariable no lineal y altamente acoplado, con duras restricciones en las señales de control. La dinámica del sistema viene dada por las expresiones:

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= -0.0018u_2x_1^{9/8} + 0.9u_1 - 0.15u_3 \\
 \dot{x}_2 &= (0.073u_2 - 0.016)x_1^{9/8} - 0.1x_2 \\
 \dot{x}_3 &= (141u_3 - (1.1u_2 - 0.19)x_1)/85 \quad (1) \\
 y_1 &= x_1 \\
 y_2 &= x_2 \\
 y_3 &= 0.05(0.13073x_3 + 100a_{cs} + qe/9 - 67.975)
 \end{aligned}$$

Donde las variables de estado son  $x_1$ ,  $x_2$  y  $x_3$  que representan la presión de la caldera ( $kg/cm^2$ ), la potencia de salida en MW y la densidad del fluido en ( $kg/m^3$ ). Las señales de control son las entradas  $u_1$ ,  $u_2$  y  $u_3$  que son las posiciones de las válvulas para el flujo de combustible, el control de vapor y flujo de agua respectivamente. La salida  $y_3$  es el nivel de agua del colector de caldera (m) respecto al nivel de referencia para el punto de operación nominal y por lo tanto, puede tomar valores positivos o negativos. Las variables  $a_{cs}$  y  $qe$  son la calidad de vapor y la velocidad de evaporación en (kg/s). Las expresiones para las variables vienen dadas por:

$$\begin{aligned}
 a_{cs} &= \frac{(1 - 0.001538x_3)(0.8x_1 - 25.6)}{x_3(1.0394 - 0.0012304x_1)} \\
 qe &= (0.854u_2 - 0.147)x_1 + 45.59u_1 - 2.514u_3 - 2.096 \quad (2)
 \end{aligned}$$

Como se puede observar el sistema completo es bastante complejo y muy acoplado.

Como ha sido comentado anteriormente, las señales de control poseen fuertes restricciones, tanto de amplitud, como de variación: Las restricciones que se consideran en este artículo son:

$$\begin{aligned}
 0 &\leq u_i \leq 1 \quad (i=1,2,3) \\
 |u_1| &\leq 0.007 \\
 -2 &\leq u_2 \leq 0.02 \\
 |u_3| &\leq 0.05
 \end{aligned} \quad (3)$$

Una vez tenemos el modelo y las restricciones, el siguiente paso es diseñar el controlador. Como el control que se va a diseñar es lineal es necesario tener un modelo lineal del proceso en un punto de operación dado aunque el control predictivo es capaz de trabajar con sistemas no lineales de forma natural, esto dificulta mucho la resolución del problema de optimización asociado [12]. El grupo caldera turbina tiene múltiples puntos de funcionamiento [15]. El punto de funcionamiento elegido es :

$$\begin{aligned}
 x^0 &= [108 \ 66.65 \ 428]^T \\
 u^0 &= [0.34 \ 0.69 \ 0.433]^T \quad (4) \\
 y^0 &= [108 \ 66.65 \ 0]^T
 \end{aligned}$$

Linealizando el sistema, las matrices en el espacio de estados continuo son las siguientes:

$$\begin{aligned}
 A &= \begin{bmatrix} -0.0025 & 0 & 0 \\ 0.0694 & -0.1 & 0 \\ -0.0067 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
 B &= \begin{bmatrix} 0.9 & -0.349 & -0.15 \\ 0 & 14.155 & 0 \\ 0 & -1.398 & 1.659 \end{bmatrix} \\
 C &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0.0063 & 0 & 0.0047 \end{bmatrix} \\
 D &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.253 & 0.512 & -0.014 \end{bmatrix} \quad (5)
 \end{aligned}$$

### 3 CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELO

El control predictivo basado en modelo es una estrategia de control que calcula la señal de control para que un sistema siga una referencia deseada minimizando un funcional, usando un modelo del mismo para predecir la futura evolución del mismo [8]. En general el problema del control predictivo trata de minimizar el funcional que penaliza el error de seguimiento y el incremento en la señal de control:

$$J = \min_u \sum_1^{N1} (y - \text{ref})^T (y - \text{ref}) + \lambda \sum_1^{N2} u^2 \quad (6)$$

Donde  $N1$  es el horizonte de predicción,  $N2$  el horizonte de control y  $\lambda$  es un parámetro que pondera la penalización del incremento de la señal de control. Para calcular la salida  $y$ , existen varios algoritmos de control predictivo : DMC, Espacio de estados, GPC etc. En este trabajo se usará el control predictivo generalizado (Clarke et al. 1987) o GPC.

Un modelo CARIMA de un proceso lineal SISO tiene la siguiente estructura:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + \frac{1}{\Delta} C(z^{-1})e(t) \quad (7)$$

Haciendo manipulaciones se demuestra que la salida se puede poner como [6]:

$$y = Gu + f \quad (8)$$

Donde  $f$  es la respuesta libre, que solo depende de valores pasados de la entrada y de la salida y el término  $Gu$  es la denominada respuesta forzada.

Introduciendo (8) en (6) y si no hay restricciones en la señal de control, ni en la variable a controlar, el problema tiene solución cerrada. Si se poseen restricciones, el problema no tiene solución cerrada y hay que resolverlo mediante algoritmos numéricos. En [5] se estudia la optimalidad y convexidad del problema. Si el modelo es lineal y las restricciones son lineales, el problema tiene solución, y además existen múltiples algoritmos para resolverlo eficientemente [6].

#### 3.1 CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO

En el presente trabajo se va a abordar el problema de manera distribuida, es decir, dividir el problema centralizado en partes, emparejando cada salida con una entrada y resolviendo un problema de competición entre agentes, para lograr que la

solución final que a la que se llegue sea la mejor posible para todos los agentes.

En [11], se proporciona una visión general del problema, así como un estado del arte y las vías actuales de investigación que se están llevando a cabo. En [9] se presenta el problema del control predictivo distribuido, con el estudio de la optimalidad y condiciones de convergencia para los algoritmos y se aborda el problema de la cooperación multiagente.

El objetivo del control predictivo distribuido es, como ya se ha comentado, dividir el problema en  $n$  subproblemas. La meta de esta división es, fundamentalmente, que la resolución de cada problema por separado es mucho menos costosa que la del problema completo. De esta manera, cada agente solo tiene en cuenta a los agentes que comparte recursos consigo mismo, obviando el resto.

La desventaja que tiene el planteamiento anterior del problema es, aparte de asegurar la convergencia del algoritmo de optimización, asegurar la optimalidad de la solución obtenida [1] y [2]. Como cada agente optimiza su función de coste, trata de hacer lo mejor para sí mismo. Para tratar de obtener un óptimo de pareto en lugar de un óptimo de Nash [1], es necesario tener en cuenta la cooperación entre los agentes.

Otro problema es el de emparejamientos entrada-salida, es decir, que entrada va a controlar cada variable. Existen varios métodos y criterios, tales como el método de Bristol. En este caso, y por significado físico, se ha elegido que la salida  $y_1$ , que es la presión de la caldera se controle con la entrada  $u_1$  que es el flujo de combustible, la salida  $y_2$  que es la potencia en MW, se controle con la entrada  $u_2$  que es la presión de vapor, y la tercera salida  $y_3$  que es el nivel de agua (m), se controle con  $u_3$  que es la entrada de agua. En este caso como se puede comprobar, el emparejamiento es bastante intuitivo.

#### 3.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y COOPERACIÓN MULTIAGENTE.

Como se ha comentado en 3.1, para lograr una solución óptima cercana al óptimo global (solución de pareto), es necesario tener en cuenta el efecto que tienen los otros agentes sobre el agente cuya función de coste se está optimizando. En [1], se aborda este problema en el espacio de estados, y se propone un algoritmo que es el que se va a utilizar aquí. Sin embargo, aquí se va a tratar mediante la formulación

$$M(z) = \begin{bmatrix} \frac{8.888}{z-0.9752} & \frac{-3.447}{z-0.9752} & \frac{-1.481}{z-0.9752} \\ \frac{2.278z+1.622}{z^2-1.343z+0.3588} & \frac{88.6z-87.89}{z^2-1.343z+0.3588} & \frac{-0.3797z-0.2704}{z^2-1.343z+0.388} \\ \frac{0.2533z^2-0.4453z+0.1892}{z^2-1.975z+0.9752} & \frac{0.5124z^2-0.1099z+0.5863}{z^2-1.975z+0.9752} & \frac{-0.01397z^2-0.09649z+0.0801}{z^2-1.975z+0.9752} \end{bmatrix}$$

Tabla 1: Matriz de funciones de transferencia

GPC. Dado que la formulación que tenemos es en discreto y el modelo del sistema es en continuo, se elige un periodo de muestreo de 10 segundos. La Tabla 1 muestra la matriz de funciones de transferencia.

Este modelo en el espacio de estados, se pasa a matriz de funciones de transferencia y se puede trabajar con el GPC.

Teniendo un proceso multivariable con la forma (7), donde A y B son matrices, se puede demostrar (Camacho y Bordons [6]), que la expresión para cada salida  $Y_i$ , viene dada por:

$$Y_i = G_{i1}u_1 + G_{i2}u_2 + \dots + G_{in}u_n + f \quad (9)$$

Si se ha elegido que la salida Y venga controlada por  $u_1$ , el resto se pueden considerar parte de la respuesta libre, y por lo tanto la expresión queda:

$$Y_i = G_{i1}u_1 + f_{\text{mod}} \quad (10)$$

Para cada agente en la iteración p, el problema viene dado por la expresión :

$$u_i^p(k) \in \arg(PC_i), \text{ Donde}$$

$$PC_i = \min_{u_i} w_i \sum_{i=1}^M \phi_i(u_i, u_{j \neq i}^{p-1})$$

$$s.a \quad u_i(j|k) \in \Omega \quad k \leq j \leq k + N_2 - 1 \quad (11)$$

$$u_i(j|k) = 0 \quad k + N_2 \leq j$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, M$$

$$\sum w_i = 1$$

Donde

$$\phi_i = \min_{u_i} \sum_1^{N1} (y_i - ref)^T Q (y_i - ref) + R \sum_1^{N2} u_i^2 \quad (12)$$

$$y_i = Gu_i + f_{\text{mod}}$$

Una vez planteado el problema, hay que proponer un algoritmo para resolverlo. En efecto en [11], se estudian múltiples algoritmos para resolver problemas distribuidos. Existen muchas aproximaciones para abordar estos problemas: El método de Newton con restricciones, el método de los multiplicadores de Lagrange etc. En este caso se utiliza una adecuación del algoritmo presentado en [2] pasando de la formulación en el espacio de estados a la formulación en modelo CARIMA. La prueba de convergencia y estabilidad del algoritmo se encuentra en [1] y [2].

A continuación en el siguiente cuadro, se presenta el algoritmo en forma de instrucciones de programación:

Dadas unas condiciones iniciales  $(u_i^0, y_i^0)$ , una tolerancia deseada para la solución  $\rho_i$ , y un número máximo de iteraciones R:

#### Algoritmo 1:

mientras  $tol_i > \rho_i$  para algún i y  $p < R$

hacer  $\forall i \in (1 \dots M)$

$u_i^{p*} \in \arg(PC_i)$

fin(hacer)

para cada i  $\in (1 \dots M)$

$u_i^p = w_i u_i^{p*} + (1 - w_i) u_i^{p-1}$

propagar las  $u_i^p$  a los agentes a los cuales afectan.

$\rho_i = \|u_i^p - u_i^{p-1}\|$

fin(para)

$p = p + 1$

fin(mientras)

La convergencia de este algoritmo, si la función objetivo es cuadrática, el modelo lineal, y las restricciones son lineales, está asegurada.

### 3.2.1 Cálculo de la respuesta libre no lineal.

En este apartado se va a exponer una forma de incorporar información de la dinámica no lineal del proceso a la resolución del problema de control predictivo.

Aunque el control predictivo puede trabajar con el modelo no lineal para tratar de optimizar, el inconveniente principal es que se pierden todas las buenas propiedades que se tienen cuando se trabajan con modelos lineales: convexidad, existencia de solución global etc. Aunque, el control lineal da buenos resultados en pequeñas variaciones en torno a un punto de equilibrio, si queremos que el control trabaje bien en puntos muy alejados de aquel en el cual se ha obtenido el modelo lineal, se debe incorporar información de la dinámica no lineal.

Después de haber hecho varias simulaciones y un estudio de la respuesta del sistema, la primera y segunda salida, tienen un comportamiento bastante lineal en todo el rango de funcionamiento. Sin embargo, y tal como se desprende de las ecuaciones, la tercera salida (el nivel de agua de la caldera), tiene una dinámica mucho más compleja. La estrategia es calcular la respuesta forzada con el modelo linealizado, y la respuesta libre con el modelo no lineal. Esto se realiza por la propia definición de respuesta libre, dejando las entradas constantes constante a lo largo de horizonte de predicción. Este método se utiliza en [8] para el control de un lazo de colectores cilindro-parabólicos en una planta de energía solar, y proporciona una mejora considerable en el seguimiento de referencias en la tercera salida. Como inconveniente es que el tiempo de computación es mayor que si se hiciera todo con el modelo lineal.

Como se comprobará en las simulaciones, proporciona un buen resultado.

## 4 RESULTADOS

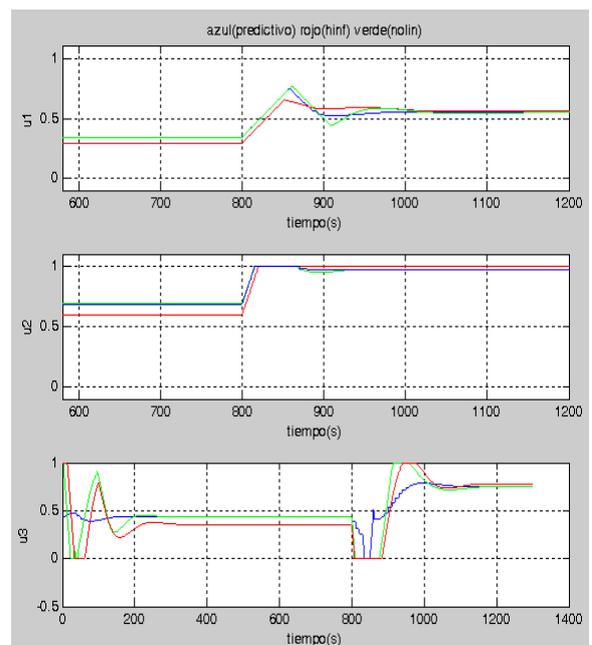
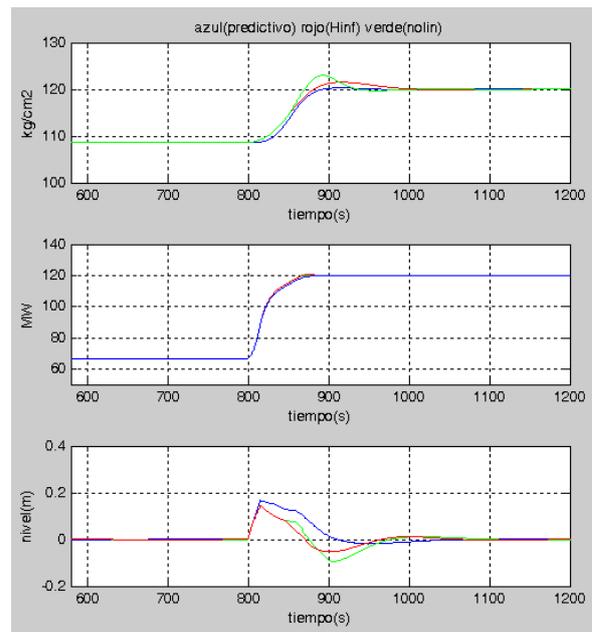
En este apartado se muestran los resultados del control diseñado. A continuación se muestra una tabla con el ajuste de los parámetros las variables que se han utilizado para cada salida. Q y R son los valores de la ponderación entre el error y el incremento de la señal de control, N1 es el horizonte de predicción y N2 es el horizonte de control.

	Y1	Y2	Y2
<b>Q</b>	7e3	4e3	1e3
<b>R</b>	2.4	.4	1500
<b>N1</b>	20	20	40
<b>N2</b>	20	20	40

Tabla 2: Parámetros del control

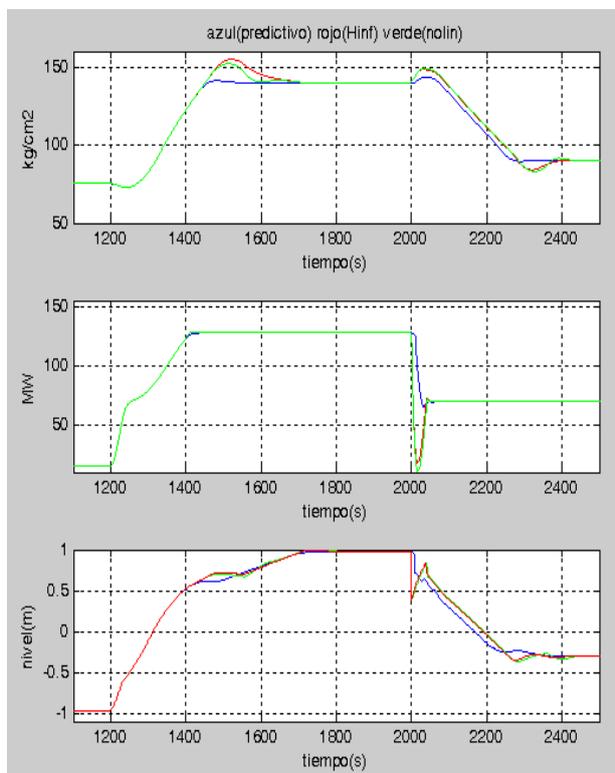
Los otros dos controladores son el controlador basado en optimización  $H_{\infty}$  [15] y otro es control basado en técnicas no lineales [16]. En azul se muestra el resultado del controlador predictivo, en rojo el de  $H_{\infty}$  y en verde el controlador no lineal.

La primera prueba que se va a realizar es un pequeño cambio en torno al punto de funcionamiento. La primera salida el cambio es entre 108 a 120  $kg/cm^2$ , la demanda de potencia cambia de 66.65 a 120 MW y el nivel de agua se mantiene a 0 m. Los resultados se muestran a continuación:

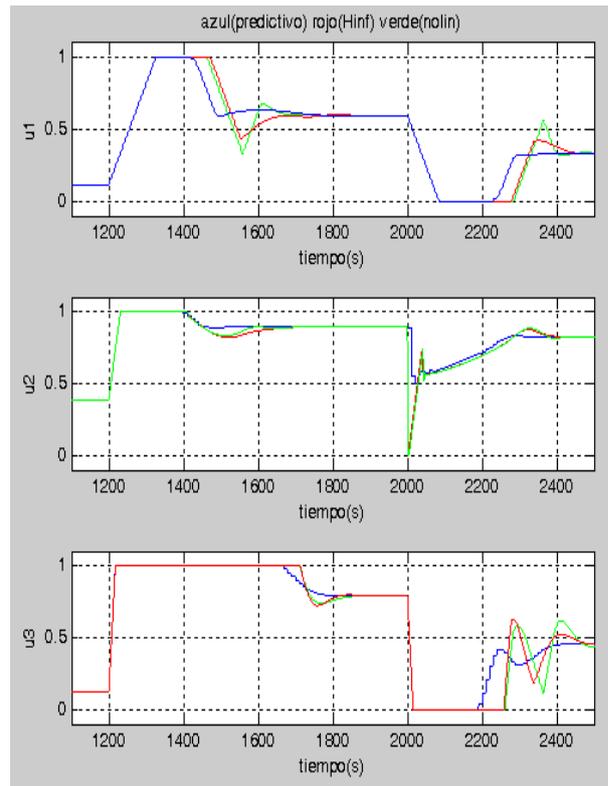


Como se muestra el comportamiento es muy similar, aunque el comportamiento en el control predictivo es un poco menos rápido, también es menos exigente con las señales de control que son más suaves, y además en la salida número 1, sobreoscila menos.

La siguiente prueba que se va a realizar, es un gran cambio en las variables. La primera salida variable cambia desde 75.6 a 140 y posteriormente a  $90 \text{ kg/cm}^2$ , la segunda salida cambia el suministro de potencia desde 15.3 a 128 MW y posteriormente a 70 MW y el nivel de referencia del agua, cambia desde -0.97 a 0.98 m y por último a -0.2 m. Los resultados se muestran a continuación.



Como se puede observar el control predictivo sigue comportándose de una manera muy robusta. En la presión de la caldera, a pesar del fuerte cambio, la sobreoscilación es prácticamente nula y se asienta muy rápidamente, mientras que los otros controladores sobreoscilan mucho más y tardan más tiempo en asentarse. En la segunda salida se observa el beneficio del tratamiento de las restricciones, donde los controladores Infinito y no lineal, no pueden evitar en la bajada pegar un pico muy fuerte, sobreoscilando en torno al 100%, mientras que el controlador predictivo no produce sobresoscilación. Con respecto a la tercera salida, la evolución es muy parecida en cuanto a rapidez, pero se observa que la evolución de la salida del control predictivo es más suave, evitando cambios muy bruscos.



## 5 CONCLUSIONES

En este trabajo se ha desarrollado un control predictivo distribuido para un grupo caldera turbina. Para mejorar el comportamiento se ha utilizado el cálculo de la respuesta libre para la tercera variable, utilizando el modelo no lineal. Como han demostrado las simulaciones comparándolas con otros dos controladores basados en técnicas de optimización  $H_\infty$  y un controlador no lineal, trabaja de manera parecida en torno al punto de linealización, pero su comportamiento es bastante mejor a la hora de trabajar con variaciones mayores.

## Agradecimientos

Agradecemos a la Comisión Europea y a al MEC que han financiado este trabajo con los proyectos Hierarchical and distributed model predictive control HD-MPC (200899900949906) del 7 programa Marco y DPI 2008-05818 y por la beca FPU que disfruta el primer autor.

## Referencias

- [1] Aswin N.Venkat, Distributed Model Predictive Control, Tesis Doctoral, 2006.
- [2] Aswin N. Venkat, James B. Rawlings and Stephen J. Wright, Stability and optimality of distributed model predictive control, 44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control 2005, 6680-6685.
- [3] Aström, K.J., Bell, R. D.; (1987) “Dynamic models for boiler-turbine-alternator units: data logs and parameter estimation for a 160 MW unit”, Report TFRT-3192, Lund Institute of Technology, Suecia.
- [4] Dimeo, R. M.; Lee, K. Y., (1994) “Genetics-based control of a boiler-turbine plant”, Proceedings of the 33rd Conference on Decision and Control, pp 3512-3517.
- [5] D.Q Mayne, J.B Rawlings, C.V Rao, P.M.O Scokaert, Constrained Model Predictive Control: Stability and optimality, *Automática*36 (2000), 789-814.
- [6] E.F Camacho, C.Bordons, Model Predictive Control, 2º Edición, Ed:Springer-Verlag 2005.
- [7] E.F Camacho, C.Bordons, Model Predictive Control in the process industry, Ed:Springer-Verlag 1995.
- [8] E.F Camacho, F.R Rubio, M. Berenguel, Advanced Control of Solar Plants, Springer-Verlag, 1997, 1º Edición.
- [9] E. Camponogara, Dong Jia, Bruce Krogh, S. Talukdar, Distributed Model Predictive Control, *IEEE Control System Magazine* 2002, 44-52.
- [10] F. Fang, J. Liu, W. Tan, Nonlinear internal model control for boiler-turbine coordinated systems of power unit (in chinese), *Proc. CSEE* 24 (4) (2004) 195–199.
- [11] J.Zeng, D. Xue, D.Yuan, Research and development Trend of Distributed Model Predictive Control, 2008 Fourth International Conference on Natural Computation. 417-421.
- [12] M. Diehl, H.J. Ferreau, H. Haverbeke, Efficient Numerical Computation for Nonlinear MPC and Moving Horizon Estimation, 2009.
- [13] P.C.Chen, J.S. Shamma, Gain-scheduled 11-optimal control for boiler-turbine dynamics with actuator saturation, *J. Process Control* 14 (2004) 263–277.
- [14] W.H. Kwon, S.W. Kim, P.G. Park, On the multivariable robust control of a boiler-turbine system, in: *IFAC Symposium on Power Systems and Power Plant Control*, Seoul, Korea, 1989, pp. 219–223.
- [15] W.Tan, Horacio J .Márquez, T.Chen, J. Liu ,Analysis and control of a nonlinear boiler-turbine unit. *Journal of Process Control* 15(2005), 883-891.
- [16] W.Tan, F. Fang,, J.Liu, Output Tracking Control of a nonlinear boiler-turbine unit. 43<sup>rd</sup> Conference on Decision and Control, 2004.