

# Grupo Temático de Ingeniería de Control de CEA

Control de una caldera (versión: febrero 2010)

28 de junio de 2010

I. Fernández y C. Rodríguez

Grupo de Automática, Electrónica y Robótica

Universidad de Almería

ifs398@alboran.ual.es y rcc139@ual.es

## 1. Introducción

En este documento se presentan los pasos realizados para el modelado y control del benchmark de este año 2010. El proceso elegido reproduce con pequeñas modificaciones el modelo de caldera propuesto por G. Pellegrinetti y J. Bentsman en 1996. Se trata de la caldera nº 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 kg/s a una presión de 2.24 MPa. Este proceso se muestra esquemáticamente en la figura 1.

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 el hogar, 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 resultante de esta pérdida de calor, se enfría en y abandonan el hogar.

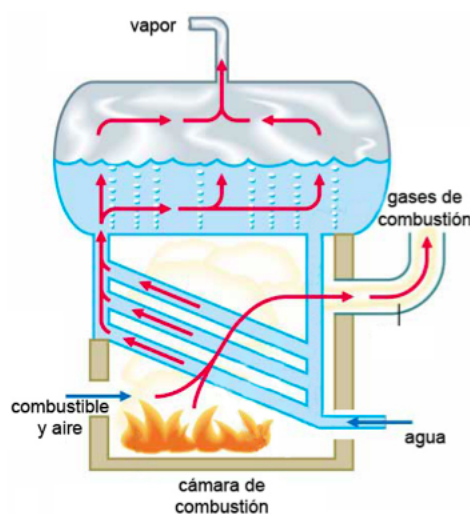


Figura 1: Planta industrial de generación de vapor

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 combustible, aire y agua, teniendo en cuenta la perturbación medible del sistema, la demanda de vapor.

## 2. Identificación y validación de modelos

### 2.1. Identificación

Para la identificación de los modelos se observaron las respuestas del sistema ante diferentes entradas en escalón, se mantuvieron las entradas entorno a su nivel de referencias y se llevaron a cabo escalones del 10% de su valor de referencia para cada una de las entradas, manteniendo las demás invariantes. Este proceso también se llevo a cabo con la perturbación manipulable del sistema.

Para hallar los modelos se utilizó el método de la curva de reacción y la herramienta “ident” de Matlab que, por medio del método de mínimos cuadrados, se utilizó para los sistemas mas complejos que disponían de fase no mínima. Por tanto se realizaron 4 ensayos principalmente:

#### 2.1.1. Entrada en escalón en la entrada de Combustible:

Manteniendo las demás entradas y la perturbación medible entorno a su nivel de referencia, se realizó un cambio del 10% en la entrada de Combustible:

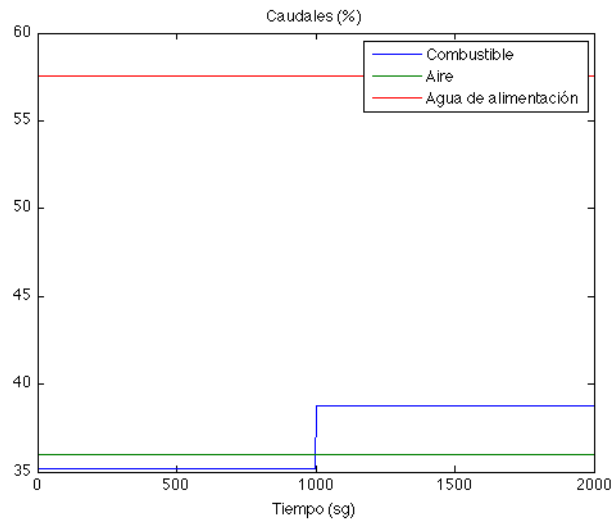


Figura 2: Cambio escalón del 10% en la entrada de combustible

El resultado produjo cambios en las tres salidas del sistema:

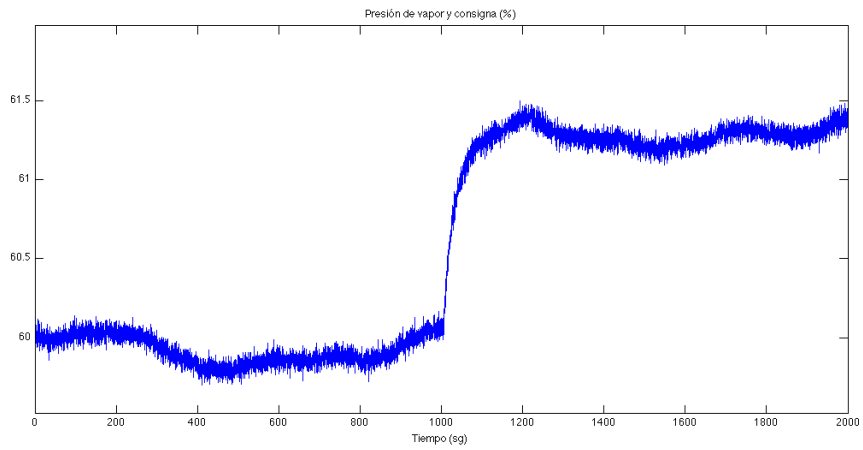


Figura 3: Salida presión de vapor

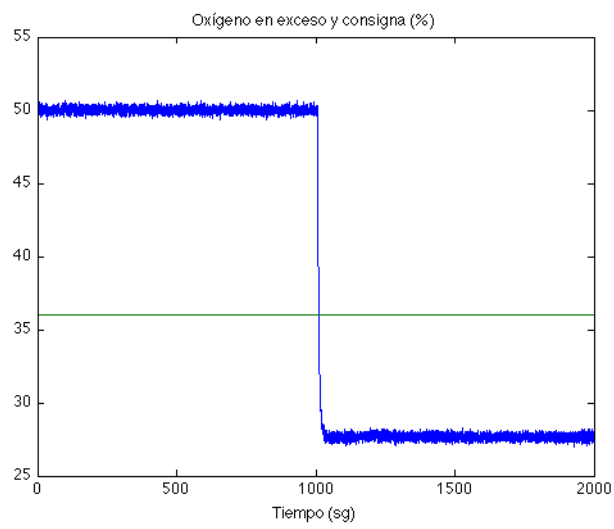


Figura 4: Salida exceso de oxígeno

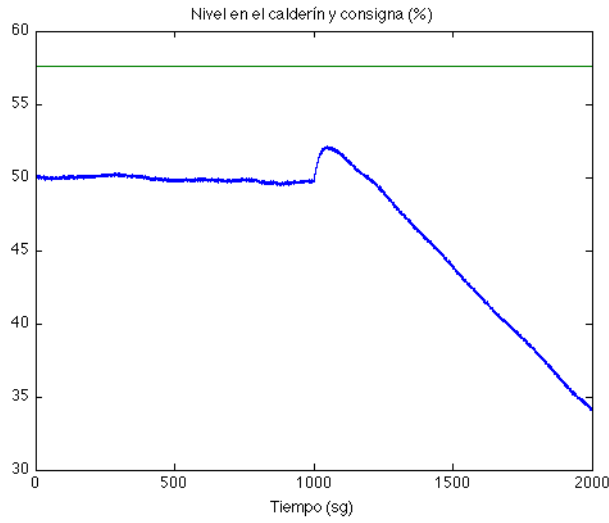


Figura 5: Salida Nivel de Agua

Se puede observar como la dinámica resultante de las salidas de presión y de exceso de oxígeno se puede aproximar con funciones de primer orden, mientras que la dinámica del nivel de agua en el calderín las podemos aproximar por una dinámica integradora con fase no mínima.

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

$$G_{21}(s) = \frac{-6,36}{5,5s + 1} e^{-5,5s} \quad (2)$$

$$G_{31}(s) = \frac{0,9263s - 0,005733}{21,74s^2 + s} e^{-2,45s} \quad (3)$$

### 2.1.2. Entrada en escalón en la entrada de Aire:

Manteniendo las demás entradas y la perturbación medible entorno a su nivel de referencia, se realizó un cambio del 10% en la entrada de Aire:

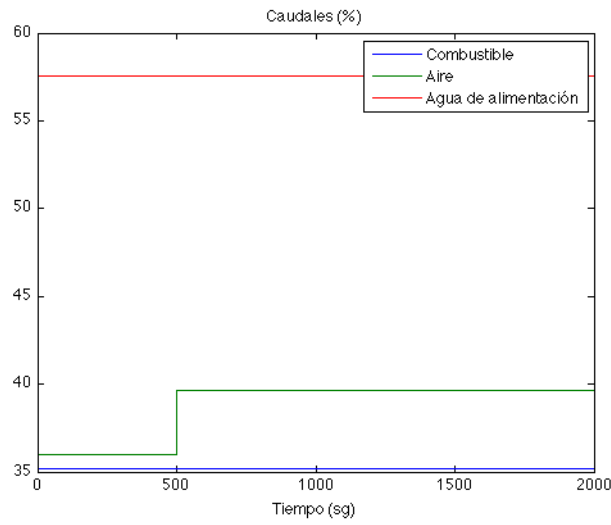


Figura 6: Cambio escalón del 10% entrada de Aire

El resultado produjo cambios solo en la salida de exceso de oxígeno del sistema:

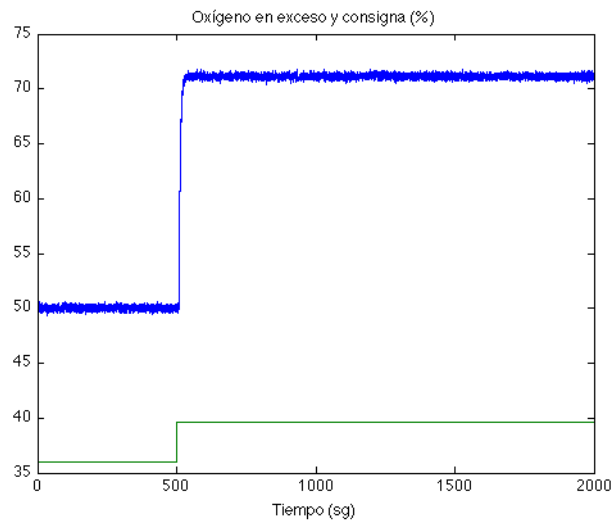


Figura 7: Salida exceso de oxígeno

Este sistema se puede aproximar por medio de una función de primer orden con retardo.

$$G_{22}(s) = \frac{5,86}{6s + 1} e^{-7s} \quad (4)$$

### 2.1.3. Entrada en escalón en la entrada de Agua:

Manteniendo las demás entradas y la perturbación medible entorno a su nivel de referencia, se realizó un cambio del 10 % en la entrada de Agua:

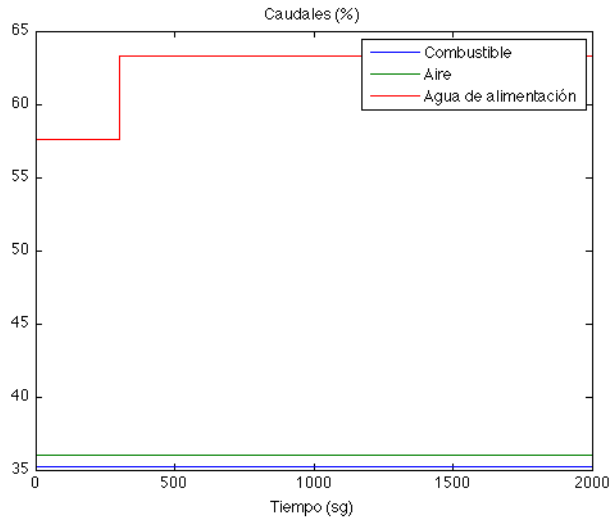


Figura 8: Cambio escalón del 10 % en la entrada de Aire

El resultado produjo cambios en las salidas de presión de vapor y de nivel de agua en el calderín:

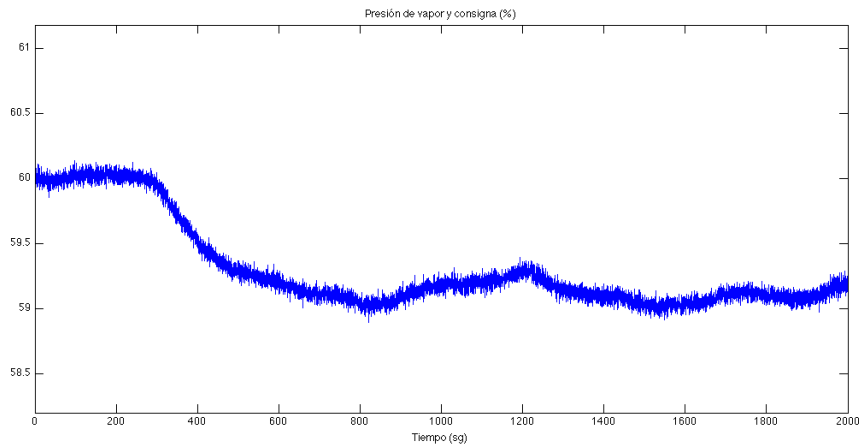


Figura 9: Salida presión de vapor

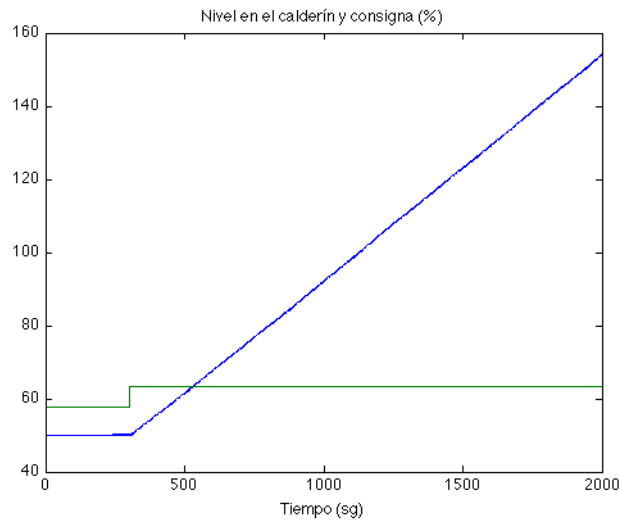


Figura 10: Salida nivel de agua

Se observa como la salida en la presión de vapor tiene un efecto que se puede asemejar con una función de primer orden con retardo, mientras que el efecto para la salida del nivel del calderín se aproxima a un integrador.

$$G_{13}(s) = \frac{-0,1737}{149,6s + 1} \quad (5)$$

$$G_{33}(s) = \frac{0,01052}{s} e^{-17,3s} \quad (6)$$

#### 2.1.4. Entrada en escalón en la Demanda (Perturbación Medible):

Manteniendo las demás entradas entorno a su nivel de referencia, se realizó un cambio del 10 % en la demanda del sistema (Perturbación medible):

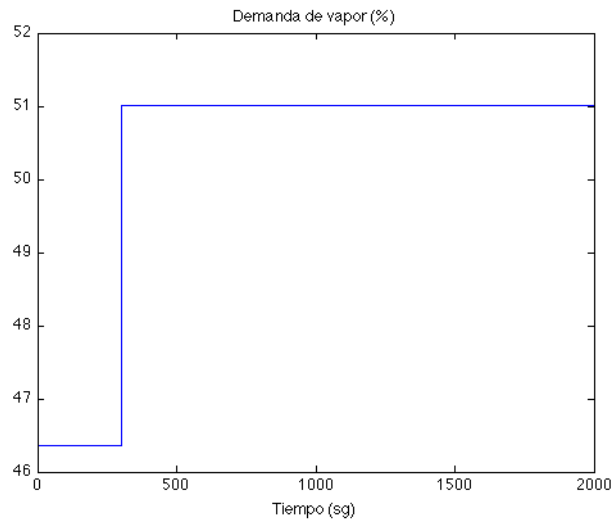


Figura 11: Cambio escalón del 10% en la demanda de sistema (Perturbación medible)

El resultado produjo cambios en las salidas de presión de vapor y de nivel de agua en el calderín:

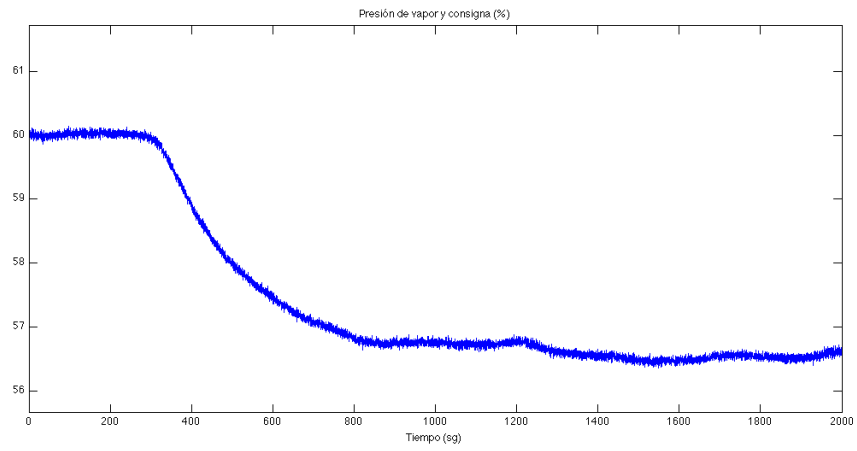


Figura 12: Salida presión de vapor



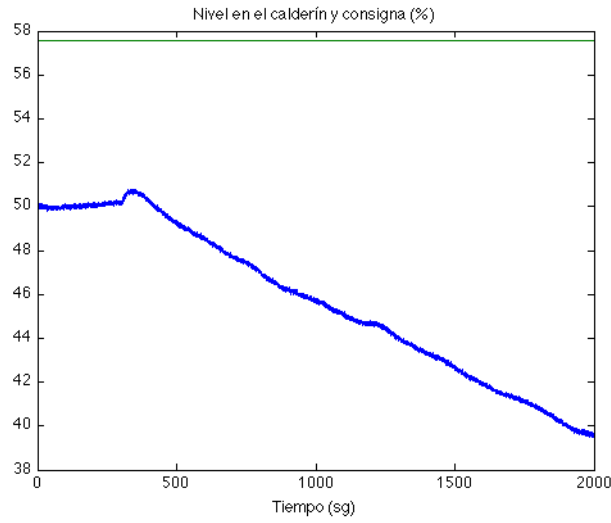


Figura 13: Salida nivel de agua

Se puede apreciar como la dinámica referente a las salida de presión de vapor se aproxima a una función de primer orden, mientras que la dinámica referente a la salida del nivel de agua en el calderín mediante una función integradora de fase no mínima.

$$G_{1d}(s) = \frac{-0,712}{195,8s + 1} \quad (7)$$

$$G_{3d}(s) = \frac{0,154s - 0,001441}{14,36s^2 + s} e^{-5,32s} \quad (8)$$

## 2.2. Validación de los modelos

A continuación se validaron los modelos obtenidos en los ensayos realizados previamente, obteniendo los siguientes resultados:

### 2.2.1. Entrada en escalón en la Demanda (Perturbación Medible):

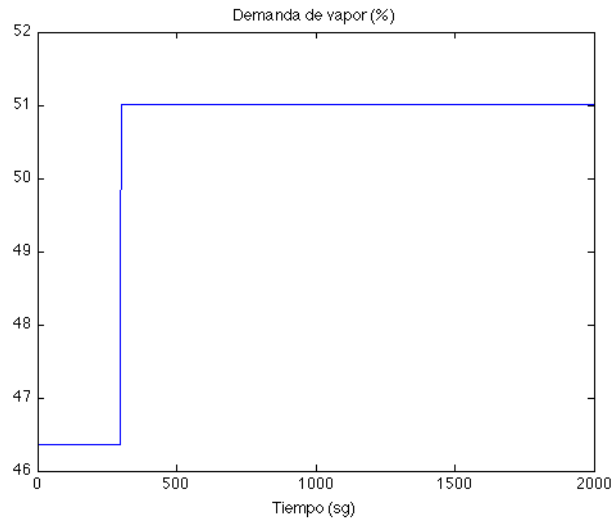


Figura 14: Cambio escalón del 10% en la demanda del sistema

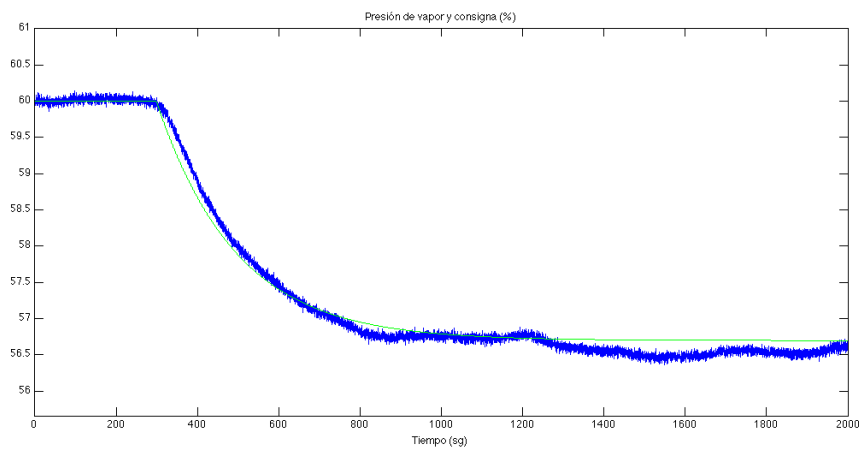


Figura 15: Salida presión de vapor

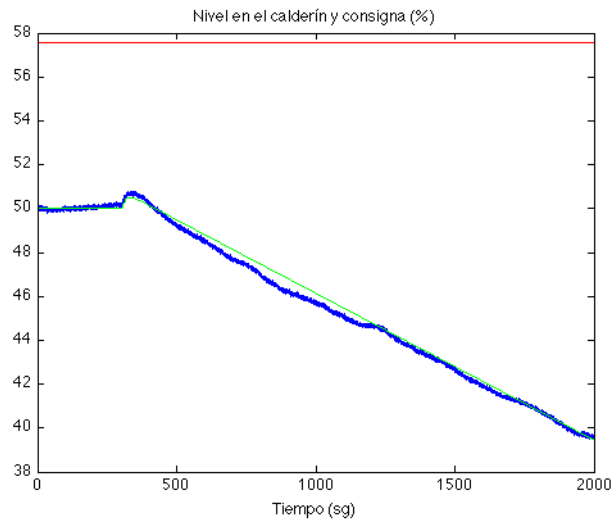


Figura 16: Salida exceso de oxígeno

**2.2.2. Entrada en escalón en la entrada de combustible:**

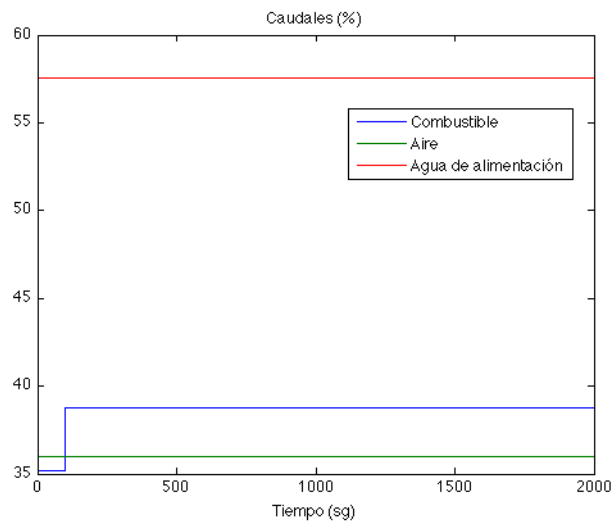


Figura 17: Cambio escalón del 10% de la entrada de combustible

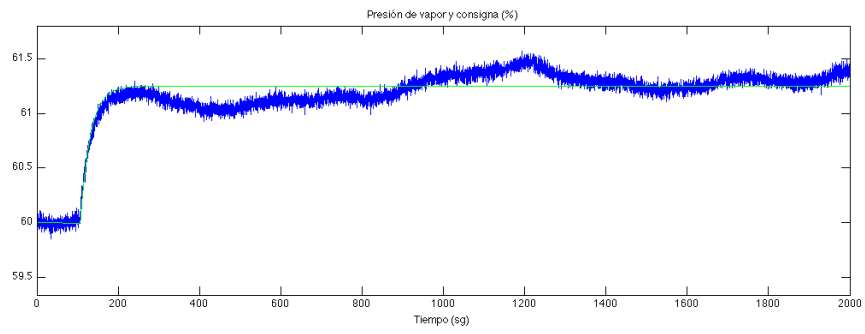


Figura 18: Salida presión de vapor

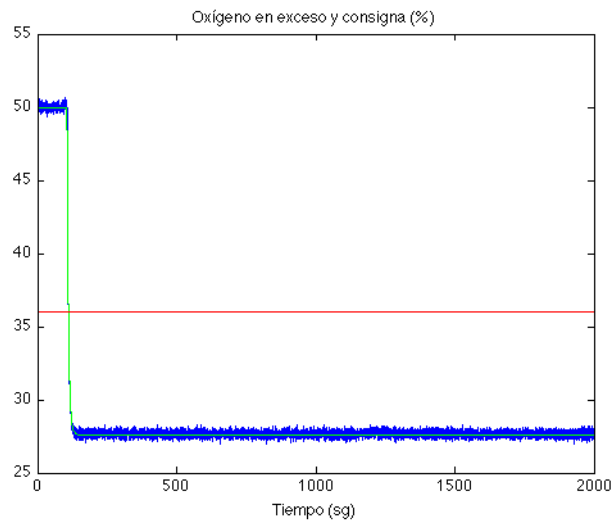


Figura 19: Salida exceso de oxígeno

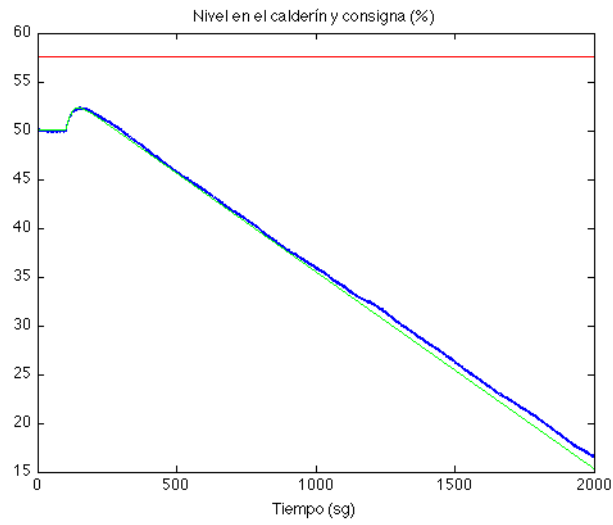


Figura 20: Salida nivel de agua

**2.2.3. Entrada en escalón en la entrada de aire:**

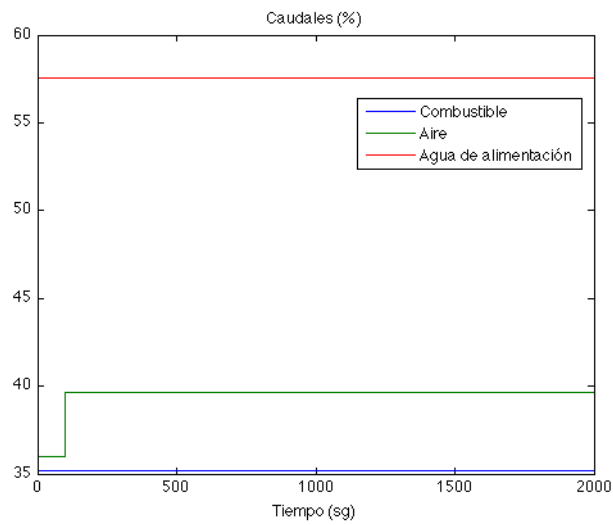


Figura 21: Cambio escalón del 10% en la entrada de aire

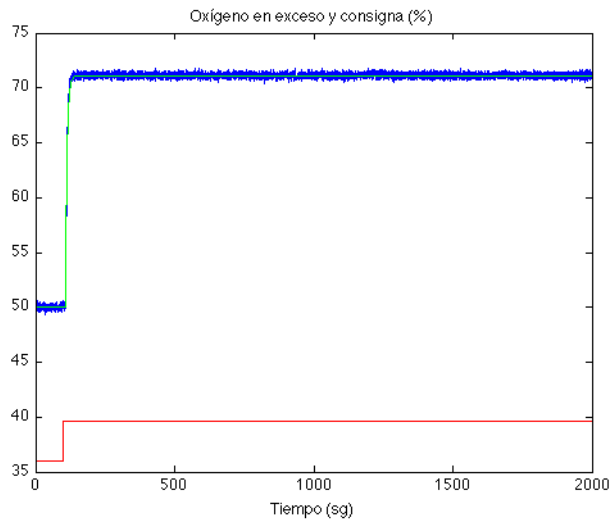


Figura 22: Salida de exceso de oxígeno

**2.2.4. Entrada en escalón en la entrada de agua:**

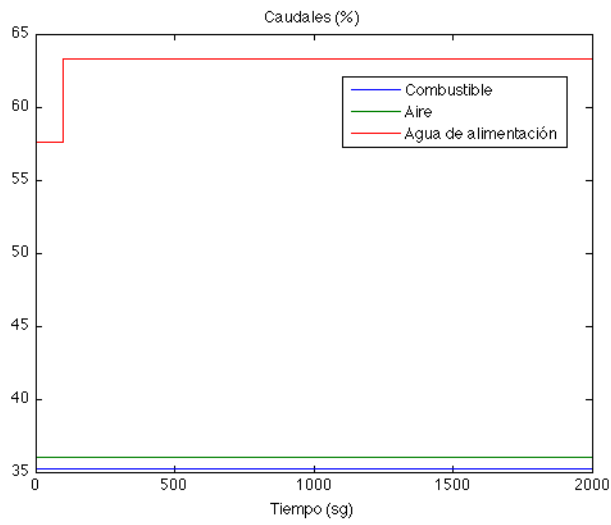


Figura 23: Cambio escalón del 10% en la entrada de agua

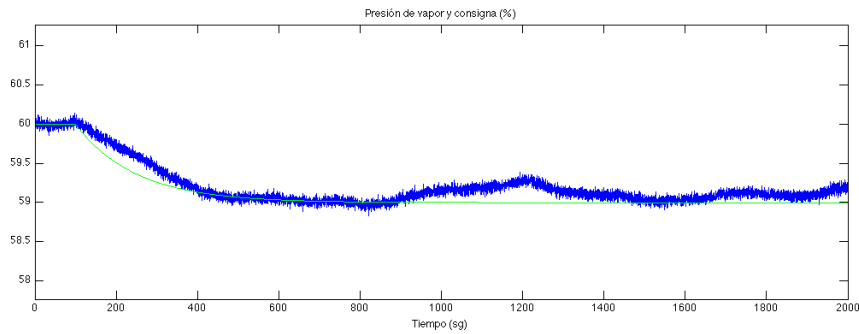


Figura 24: Salida presión de vapor

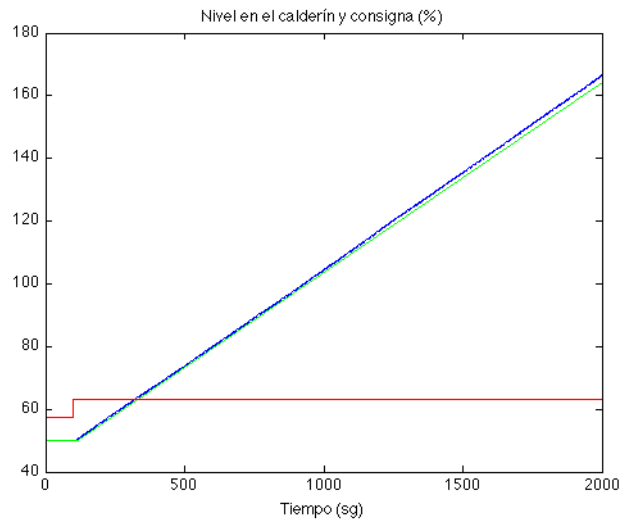


Figura 25: Salida nivel de agua

Se puede observar que en todos los ensayos realizados para la validación de los modelos, los modelos obtenidos se ajustan de forma satisfactoria a la dinámica del proceso que se quiere controlar.

### 3. Diseño de la estrategia de control

Aunque en el pasado se pueda considerarse que el objetivo del control consista en mantener una operación estable del proceso, actualmente las industrias se enfrentan a un mercado cambiante y difícil de predecir, lo que les obliga a operar sus procesos productivos en consonancia con la evolución del mercado para poder mantenerse competitivas y rentables.

Actualmente los sistemas de control en la industria de procesos deben satisfacer criterios económicos, asociados con el mantenimiento de las variables de proceso en sus referencias minimizando dinámicamente una función de coste de operación, criterios de seguridad y medioambientales, y de calidad en la producción, la cual debe satisfacer ciertas especificaciones sujetas a una demanda

1983 (%)	1989 (%)	1995 (%)
Retardo 24	Retardo 23	Interaccin 24
Perturbaciones 21	Interaccin 16	Perturbaciones 22
Interaccin 17	Perturbaciones 15	Retardo 21
Respuesta 16	Cambios 12	Cambios 14
Estabilidad 11	No lineal 10	No lineal 7

Cuadro 2: Principales problemas del control

normalmente variable.

El amplio abanico de metodologías actuales de control de procesos se enfrenta al cumplimiento de este objetivo. La diferencia entre las diversas técnicas radica básicamente en los compromisos hechos en la formulación matemática de los criterios de funcionamiento y en la elección de la manera de representar el proceso. La representación matemática de muchos de estos criterios se lleva a cabo en la forma de funciones objetivo dinámicas y de restricciones mientras que el proceso se representa como un modelo dinámico con incertidumbres asociadas. La importancia de las incertidumbres está siendo cada vez más reconocida y por tanto incluida explícitamente en la formulación de los controladores.

Las técnicas de Control Predictivo Basado en Modelo (Model Based Predictive Control, MPC) parecen constituir unas poderosas herramientas para afrontar estos retos. MPC, en su forma más general, acepta cualquier tipo de modelos, funciones objetivo o restricciones, siendo la metodología que actualmente puede reflejar más directamente los múltiples criterios de funcionamiento relevantes en la industria de procesos. Quizás sea esta la principal razón del éxito de estas técnicas en numerosas aplicaciones de la industria de procesos, unida a que es la forma más general de formular el problema de control en el dominio del tiempo, de manera que puede resultar fácil de aceptar por el personal de la industria.

Resulta interesante intentar cuantificar la evolución futura de las distintas técnicas. Para ello, la Figura 3.14 intenta mostrar las posibilidades técnicas y las expectativas despertadas por cada una de ellas. Posibilidad técnica se refiere a la facilidad de implementación y expectativas al efecto esperado de uso de cada técnica. El punto de partida de cada flecha es la media de todas las respuestas a la encuesta, mientras que su extremo corresponde a la media de las 15 plantas consideradas líderes en temas de control. Se interpreta la flecha como tendencia futura. Según esto, el PID avanzado, compensación de retardo, borroso, desacoplo y MPC serán técnicas ampliamente usadas con grandes expectativas. El control neuronal despierta grandes expectativas pero tiene ciertas dificultades de implementación, mientras que el Autoajuste se implementa con facilidad pero pierde expectativas. Las técnicas como LQR, filtro de Kalman,  $H_\infty$  o adaptativo se mantienen como "sin demasiadas expectativas y no fácilmente implementables" [2].



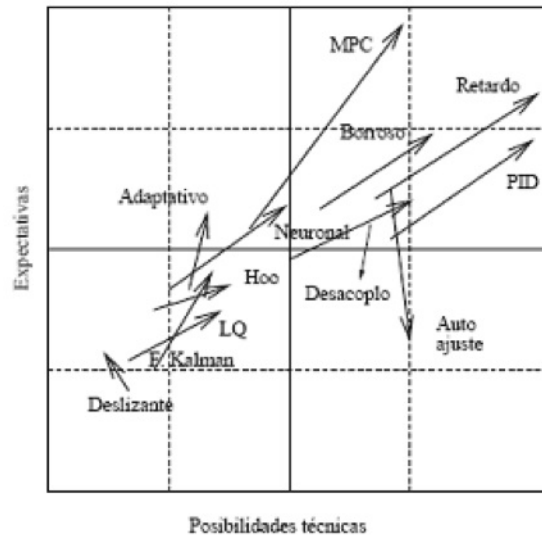


Figura 26: Expectativas y posibilidades técnicas

Este estado actual y futuras tendencias en el campo del control de procesos industriales indican que el Control Predictivo Basado en Modelo se puede considerar una tecnología suficientemente introducida en la industria y que además sigue despertando muchas expectativas.

Para el benchmark se ha utilizado un GPC monovariable para cada una de las variables, tratando de corregir el error en régimen permanente haciendo uso de las capacidades del GPC e incluyendo restricciones, además de incluir el filtro T para aumentar robustez y disminuir el ruido. Por otro lado, se han diseñado varios controladores por adelantado para tener en cuenta las perturbación de demanda así como la interacción entre variables. A continuación se muestra el esquema de control llevado a cabo:

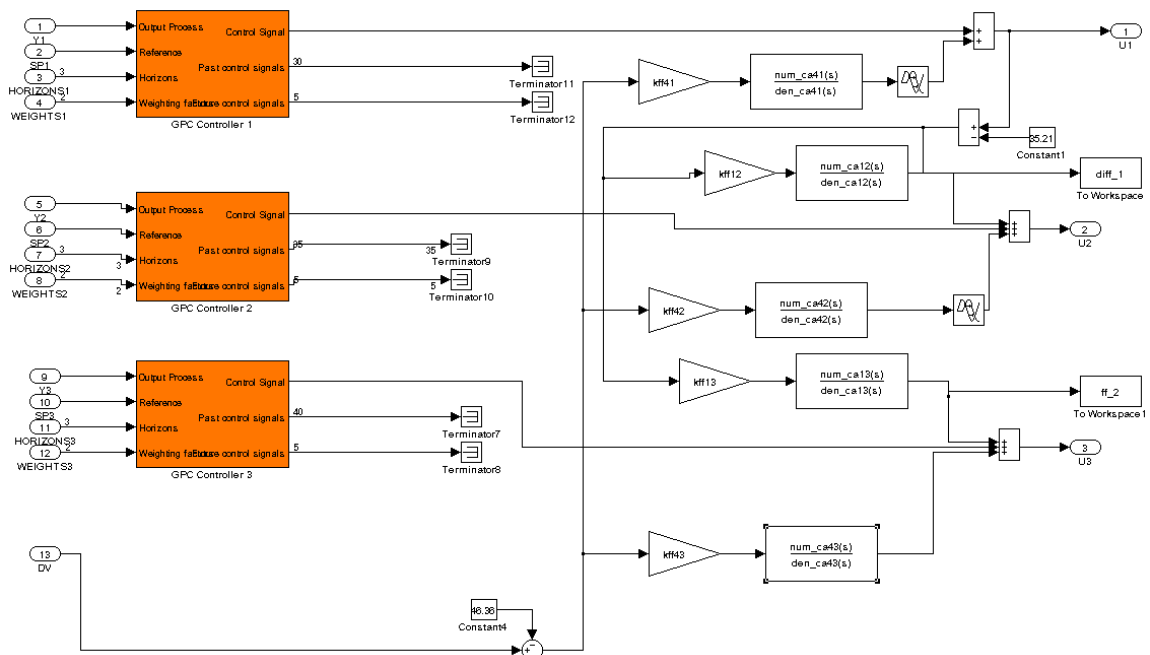


Figura 27: Esquema de control GPC monovariante con controladores por adelanto

#### 4. Control Predictivo Generalizado (GPC)

Para el proceso de la caldera se han tenido que diseñar tres controladores predictivos, uno por cada entrada del sistema, que han sido implementados utilizando el algoritmo de Control Predictivo Generalizado (GPC) y técnicas heurísticas para la sintonización de los parámetros de cada controlador.

La estructura básica de una Controlador Predictivo basado en Modelo se muestra en la Figura 28:

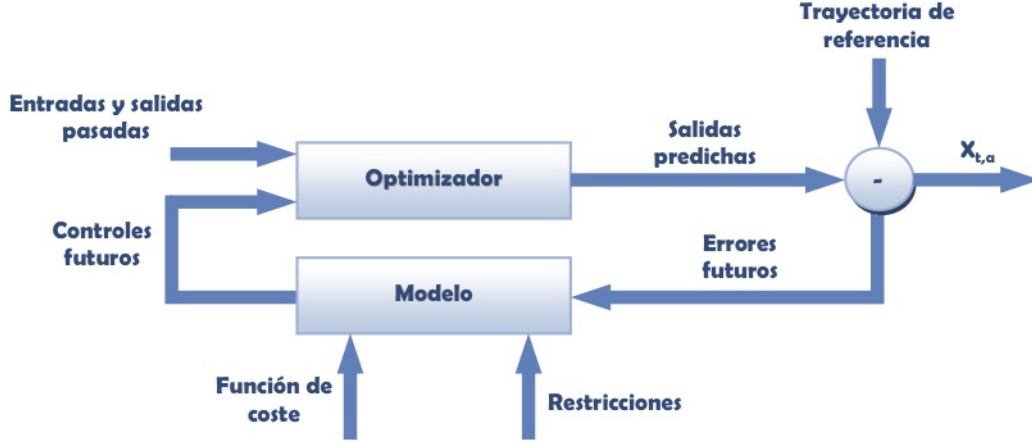


Figura 28: Estructura bsica de un MPC

La idea básica del GPC es calcular una secuencia de futuras acciones de control de tal forma que minimice una función de coste multipaso [5]. 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 [2] y [3].

En este caso, el modelo utilizado por el GPC es el denominado CARIMA (Controlled Auto-Regressive Integrated Moving Average) que presenta la siguiente forma:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})z^{-d}u(t-1) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta} \quad (9)$$

Por otro lado, la función de coste a optimizar es:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (10)$$

donde  $y(t+j|t)$  es la predicción óptima  $j$  pasos hacia delante de la salida del proceso con datos conocidos hasta el instante  $t$ ,  $N_1$  y  $N_2$  son los horizontes mínimo y máximo de coste,  $N_u$  es el horizonte de control y  $\delta(j)$  y  $\lambda(j)$  son las secuencias de ponderación mientras que  $w(t+j)$  es la futura trayectoria de referencia. En muchas situaciones se considera  $\delta(j)$  igual a 1 y  $\lambda(j)$  constante.

Por tanto, el diseño de los Controladores Predictivos basados en Modelo una vez determinados los modelos internos de predicción en el punto 2 reside en obtener los valores óptimos de los horizontes de predicción y de control, así como de los factores de ponderación, que en este caso son considerados constantes en el horizonte.

De manera heurística, llevando a cabo simulaciones y evaluaciones en base a los criterios del benchmark, se han determinado los siguientes valores óptimos para cada controlador predictivo. Los parámetros de los controladores GPC fueron adaptados heurísticamente al problema con el fin de optimizar el control:

$$N_1 = 1 + d_{11}, N_2 = d_{11} + 5, N_u = 5, \delta = 1, \lambda = 5 \quad (11)$$

$$N_1 = 1 + d_{22}, N_2 = d_{22} + 5, N_u = 5, \delta = 1, \lambda = 10 \quad (12)$$

$$N_1 = 1 + d_{33}, N_2 = d_{33} + 5, N_u = 5, \delta = 1, \lambda = 8 \quad (13)$$

donde  $d_{11}, d_{22}, d_{33}$  son los retardos de los modelos  $G_{11}, G_{22}, G_{33}$ , que relacionan las salidas de presión de vapor, exceso de oxígeno y nivel de agua, con las entradas combustible, aire y agua, respectivamente.

Otra de las ventajas que posee esta familia de controladores es que permite tratar las restricciones en el sistema de manera intrínseca, convirtiendo al problema en uno de programación cuadrática (QP) en el que se trata de optimizar una función de coste sujeta a restricciones lineales [4].

Finalmente, se han tenido en cuenta las restricciones dadas por la descripción del sistema y que afectan tanto a la amplitud de la señal de control como a su variación en el caso de la entrada del aire. En las siguientes ecuaciones se expresan las restricciones analíticamente:

$$u_{min} \leq u(k) \leq u_{max} \quad (14)$$

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{max} \quad (15)$$

donde  $u_{min} = 0\%$  y  $u_{max} = 100\%$  para cada entrada del sistema (combustible, aire y agua) y teniendo en cuenta que  $\Delta u_{min} = -1 \frac{\%}{s} \times T_m = -0,2\%$  y  $\Delta u_{max} = 1 \frac{\%}{s} \times T_m = 0,2\%$  para la entrada de aire.

#### 4.1. Diseño de filtros

La última mejora propuesta para el esquema de control tratar de eliminar el ruido en las salidas del sistema, así como de suavizar las señales de control aportadas por los controladores predictivos. Esto se puede conseguir haciendo uso del polinomio del último término del modelo CARIMA (denominado  $C(z^{-1})$  en (9)). Este polinomio es comúnmente denominado polinomio T y su valor suele ser establecido atendiendo a análisis en frecuencia y técnicas heurísticas [4].

Para este problema, se han realizado pruebas haciendo uso de dos criterios:

- *Heurístico*: considerar  $T(z^{-1}) = (1 - 0,8z^{-1})^n$  con  $n \in \mathbb{N}$ , 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  $\tau$  tal que la banda de las altas frecuencia sea el 50% de la ganancia del sistema [6].

## 5. Diseño de los controladores por adelanto

Con la finalidad de eliminar en cierto grado el efecto de las interacciones entre variables y el de la perturbación medible (demanda), se añaden al esquema de control por desacoplo con controladores predictivos, unos controladores por adelanto o prealimentación ponderados por ciertas ganancias [1].

### 5.1. Diseño de controladores por adelanto para la perturbación de la demanda

Para contrarestar el efecto producido por la perturbación medible del sistema se ha diseñado un control por adelanto, en cual se sumará a la dos salidas de los controladores GPC que quedan afectadas por el efecto de la demanda, presión de vapor y nivel de agua en el calderín, para ello se calculará la función del sistema por adelanto de la siguiente forma:

$$Gff(s) = \frac{-Gp(s)}{Gs(s)} \quad (16)$$

Debido a que los sistemas resultantes son no-causales por la forma que tiene las funciones de transferencia de los modelos, se optó por calcular la función por adelanto de la siguiente manera:

$$Kff(s) = \frac{-Kp(s)}{Ks(s)} \quad (17)$$

Además se ponderaron el efectos de estas funciones por medio de dos ganancias, debido al ajuste y a la sensibilidad en los parámetros de sintonización que caracterizan a los controladores GPC. Como resultado se obtuvieron los siguientes valores:

$$Kd1 = 0,33 \quad (18)$$

$$Kd3 = 0,4 \quad (19)$$

### 5.2. Diseño de controladores por adelanto para la interacción entre variables

Para contrarestar el efecto de las interacciones entre las variables del sistema se desarrollaron diferentes pruebas donde se utilizaron funciones por adelanto como en el caso de la perturbación, pero esta vez intentando contrarestar el efecto que tiene las variables del sistema entre si.

Se realizaron diferentes pruebas ajustando las ganancias de estos sistemas, y se concluyó finalmente en utilizar el rechazo de la primera variable 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 adelanto utilizando las ganancias del sistema como se mostró en el anterior apartado y se ajusto dos ganancias que ponderaban este control por adelanto a los siguientes valores:

$$K21 = 0,8 \quad (20)$$

$$K31 = 0,3 \quad (21)$$

## 6. Resultados

Los resultados obtenidos pretenden demostrar como la estrategia de control propuesta mejora, en los términos expuestos en el benchmark, los resultados iniciales obtenidos con controladores PI desacoplados.

El diseño de los controladores se ha realizado centrado en la compensación de la perturbación del sistema, y por ello el resultado frente a cambios de referencia no esta tan bueno como el obtenido en el caso de cambio en la demanda del sistema.

### 6.1. Resultados ante cambio en la demanda

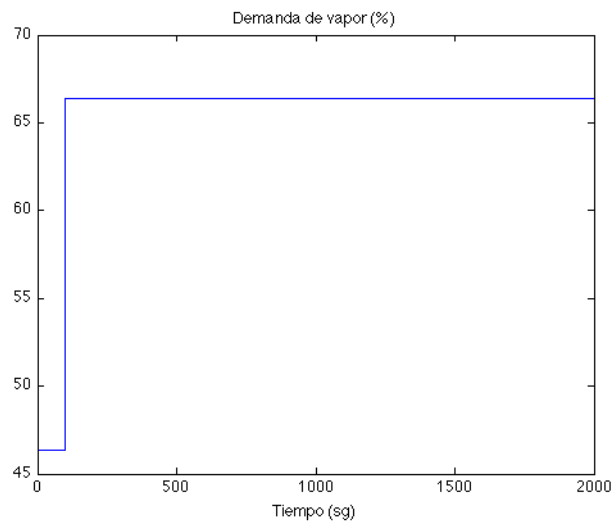


Figura 29: Cambio en escalón del 10% en la demanda del sistema

Salidas del sistema:

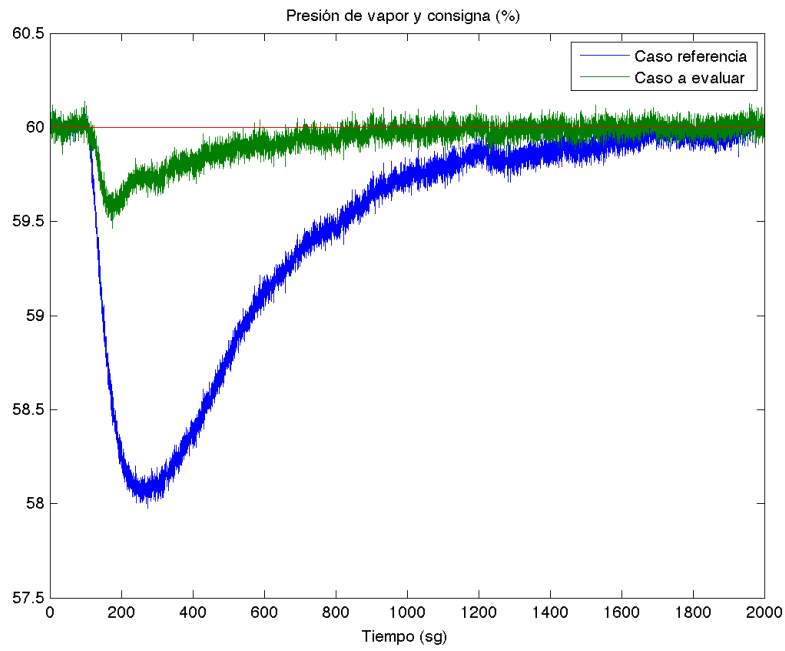


Figura 30: Respuesta de la presión de vapor del sistema

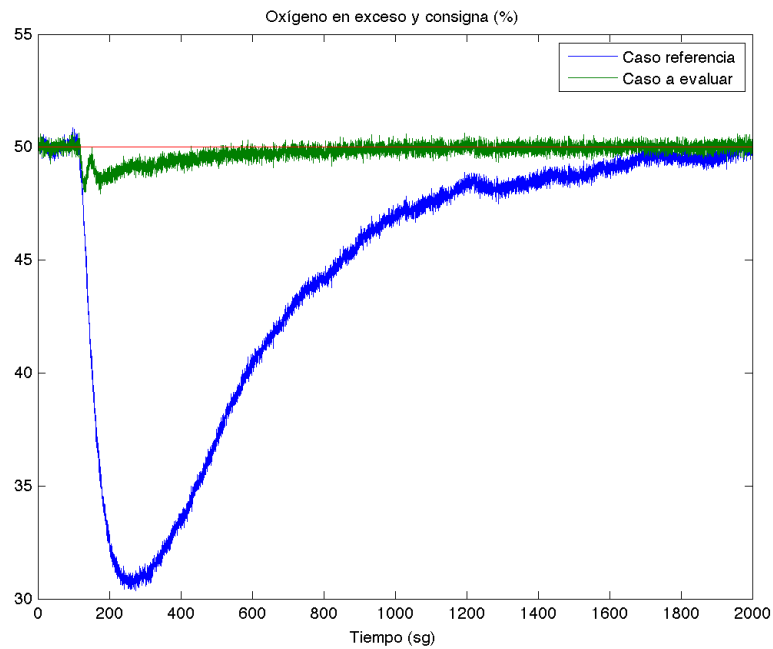


Figura 31: Respuesta exceso de oxígeno del sistema

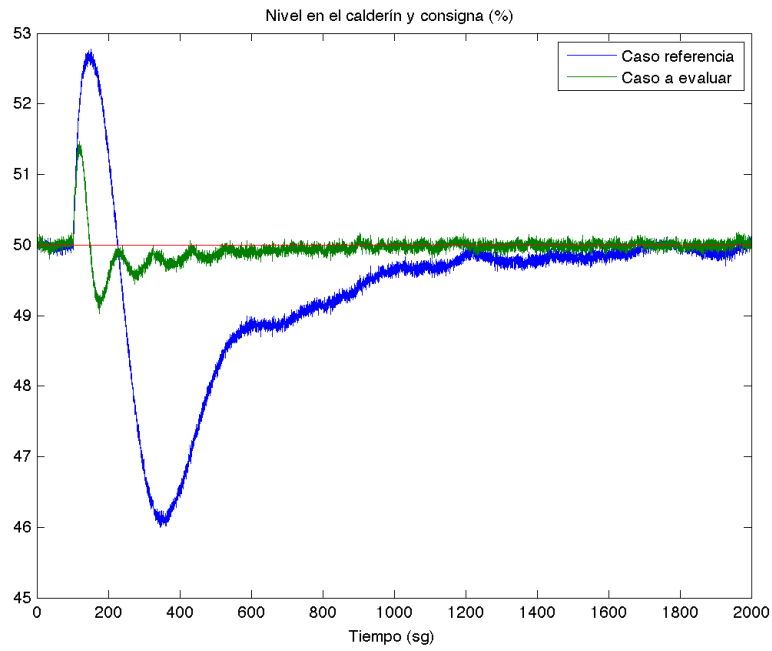


Figura 32: Respuesta nivel de agua del sistema

Entradas del sistema:

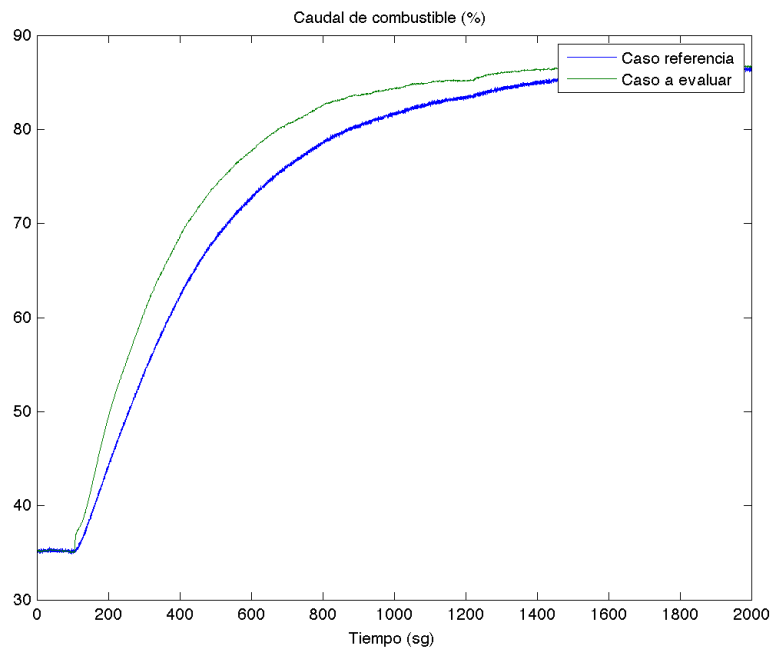


Figura 33: Entrada de combustible



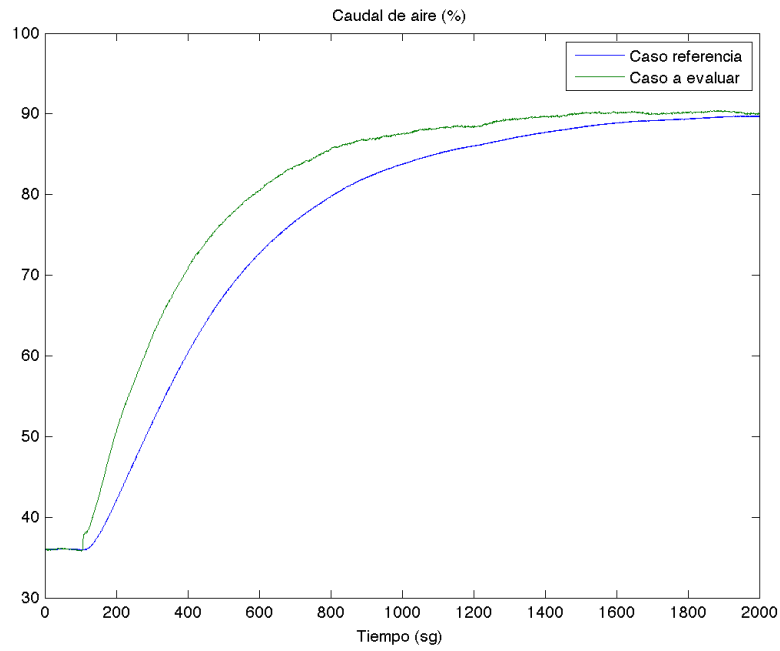


Figura 34: Entrada de Aire

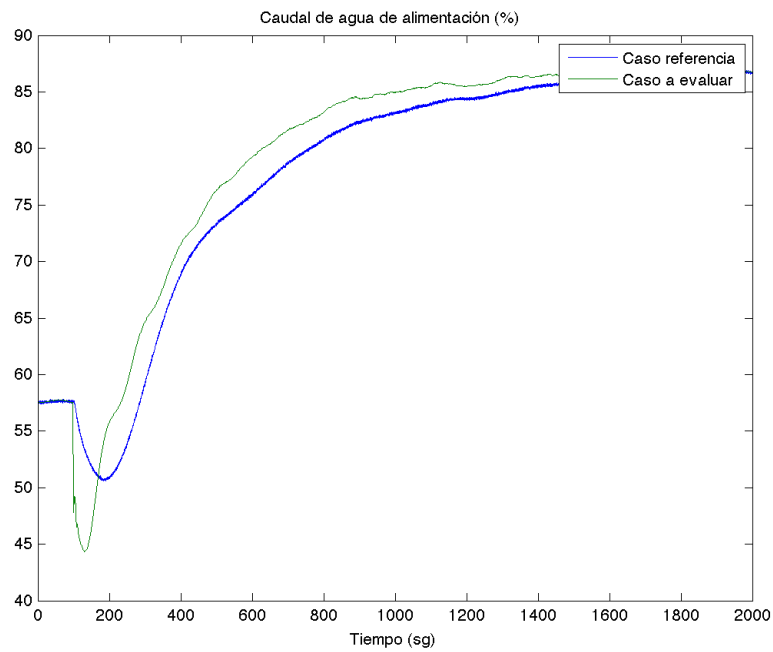


Figura 35: Entrada de Agua

La estimación de la función a optimizar fue la siguiente:

$$J = 0,1673 \quad (22)$$

## 6.2. Resultados ante cambio en las referencias

### 6.2.1. Resultados ante cambio en la referencia de presión de vapor

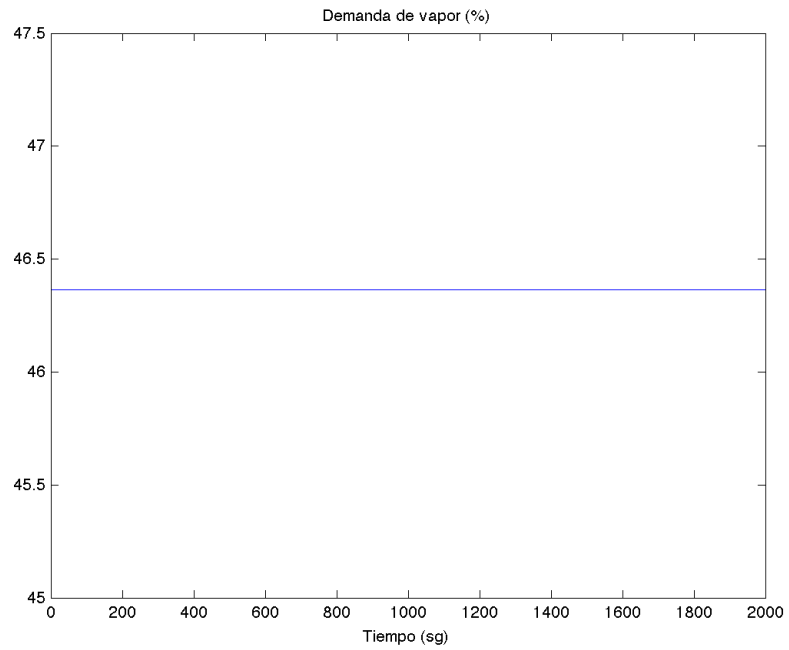


Figura 36: Demanda del sistema

Salidas del sistema:

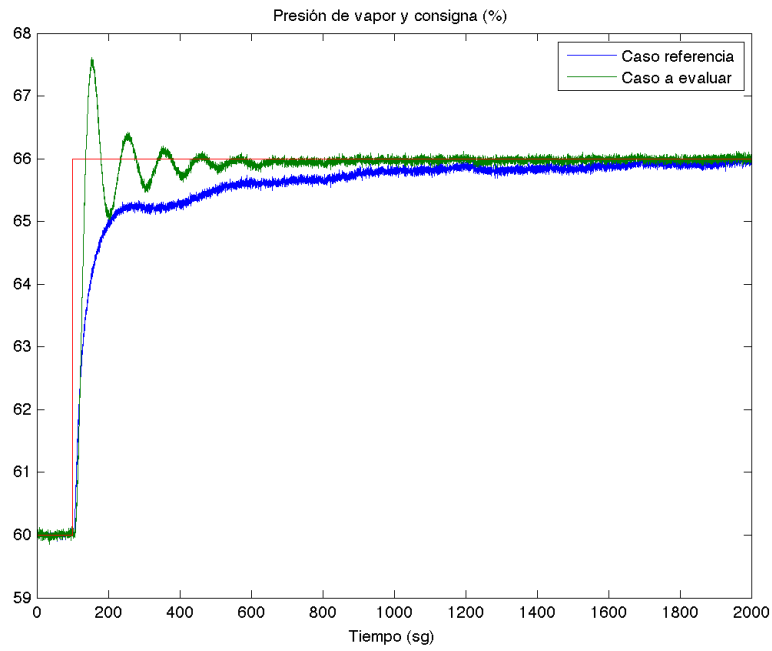


Figura 37: Respuesta de la presión de vapor del sistema

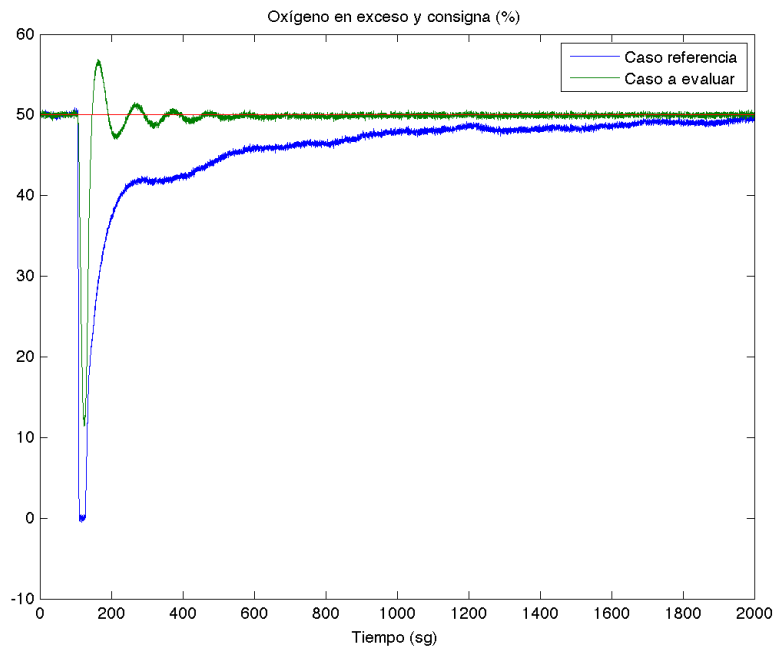


Figura 38: Respuesta exceso de oxígeno del sistema

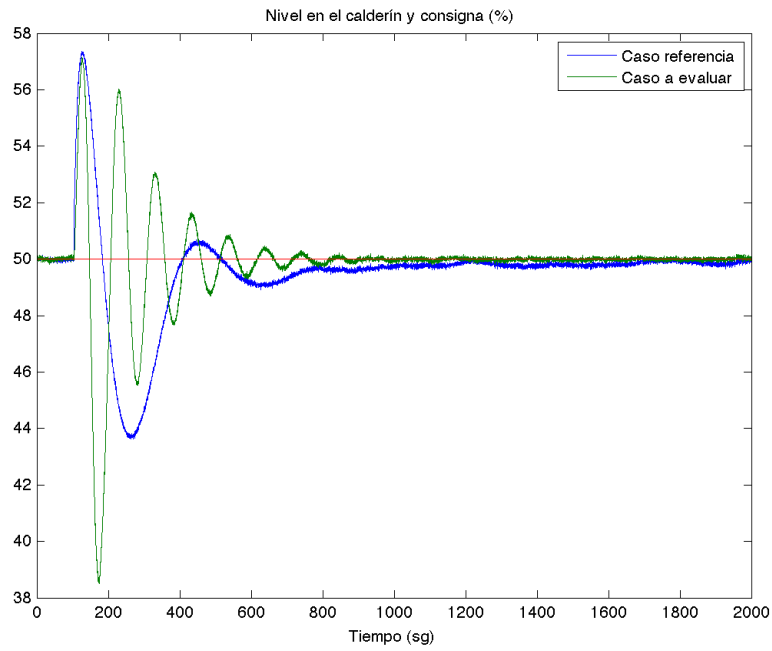


Figura 39: Respuesta nivel de agua del sistema

Entradas del sistema:

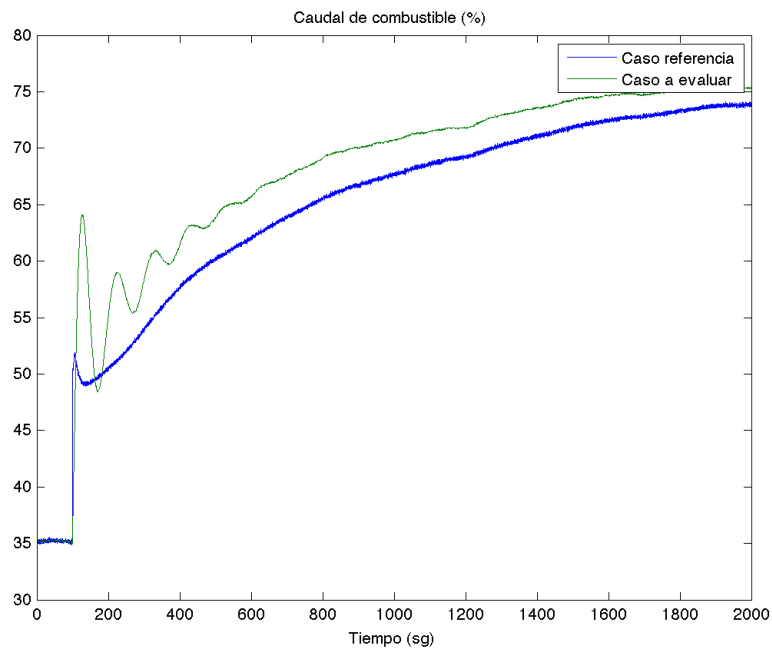


Figura 40: Entrada de combustible

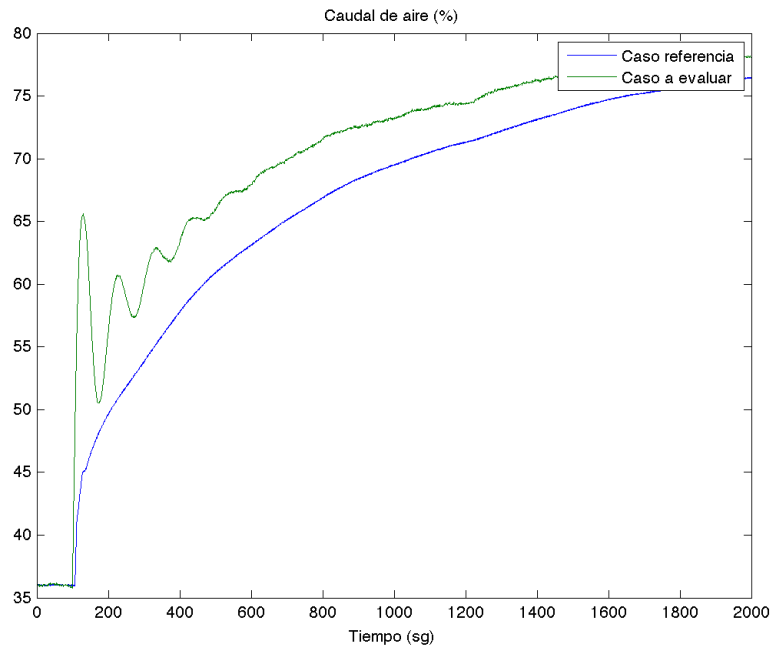


Figura 41: Entrada de Aire

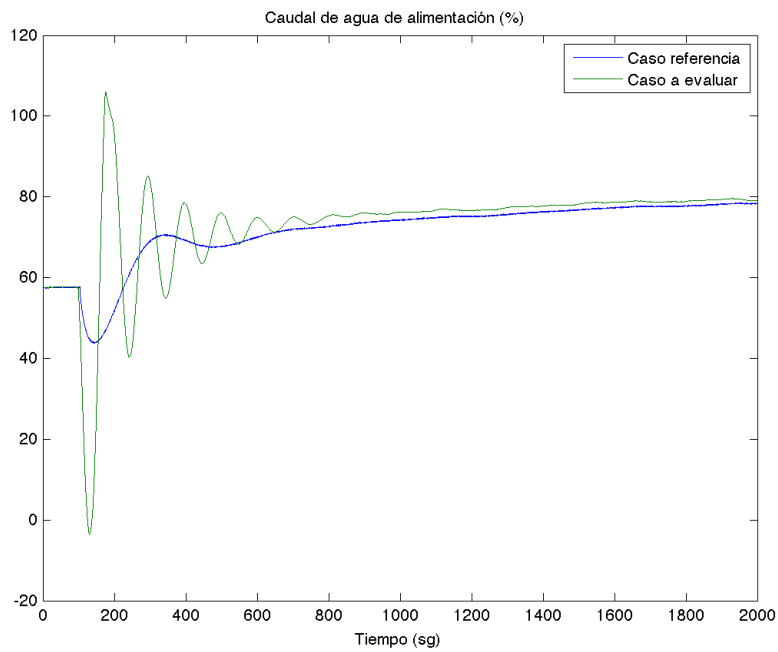


Figura 42: Entrada de Agua

La estimación de la función a optimizar fue la siguiente:

$$J = 0,5388 \quad (23)$$

### 6.2.2. Resultados ante cambio en la referencia de exceso de oxígeno

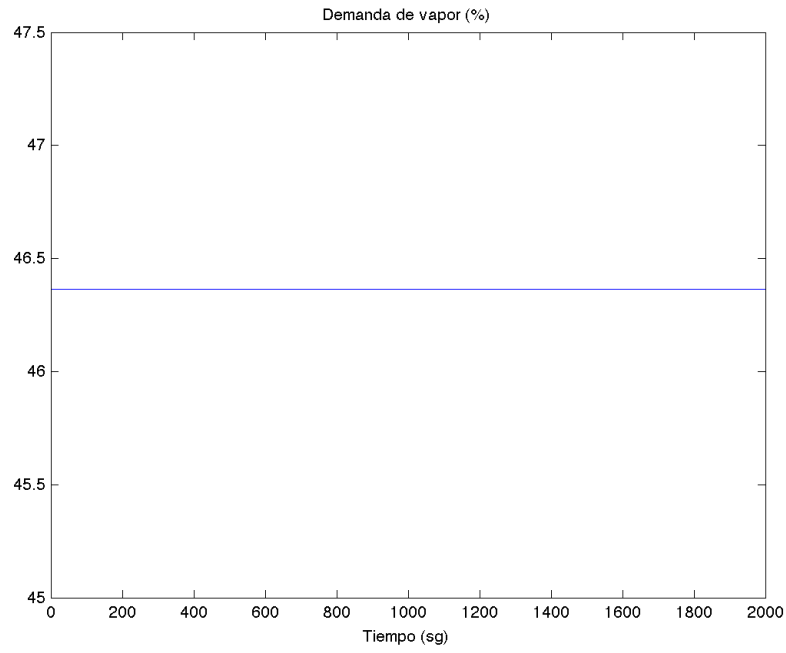


Figura 43: Demanda del sistema

Salidas del sistema:

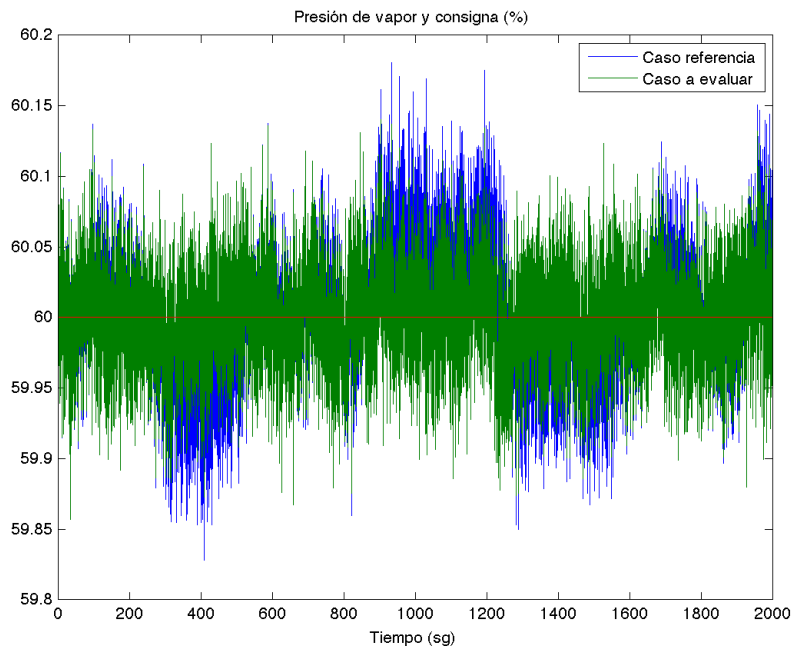


Figura 44: Respuesta de la presión de vapor del sistema

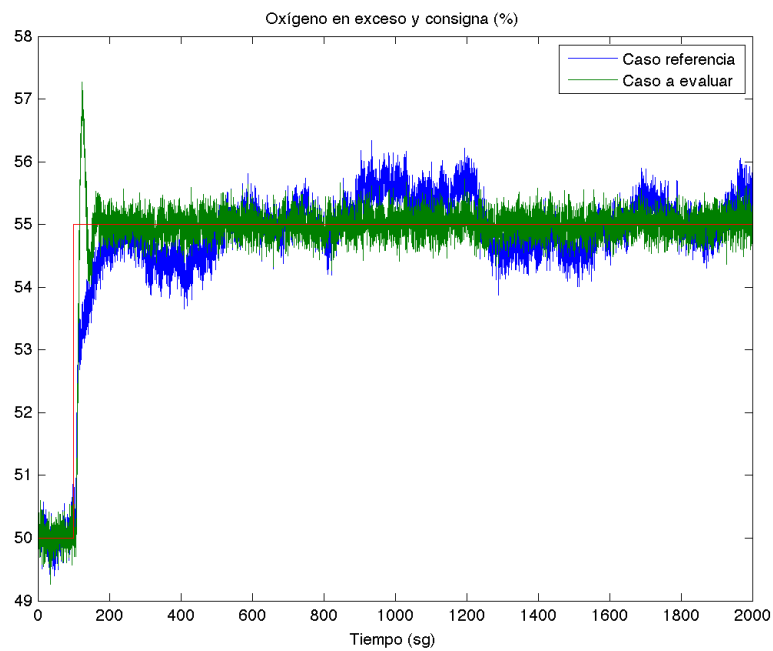


Figura 45: Respuesta exceso de oxígeno del sistema

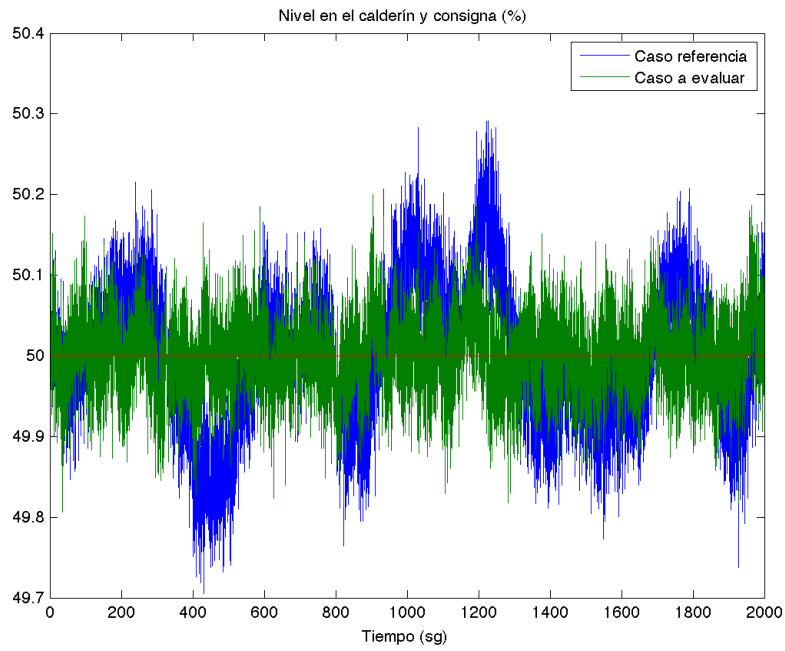


Figura 46: Respuesta nivel de agua del sistema

Entradas del sistema:

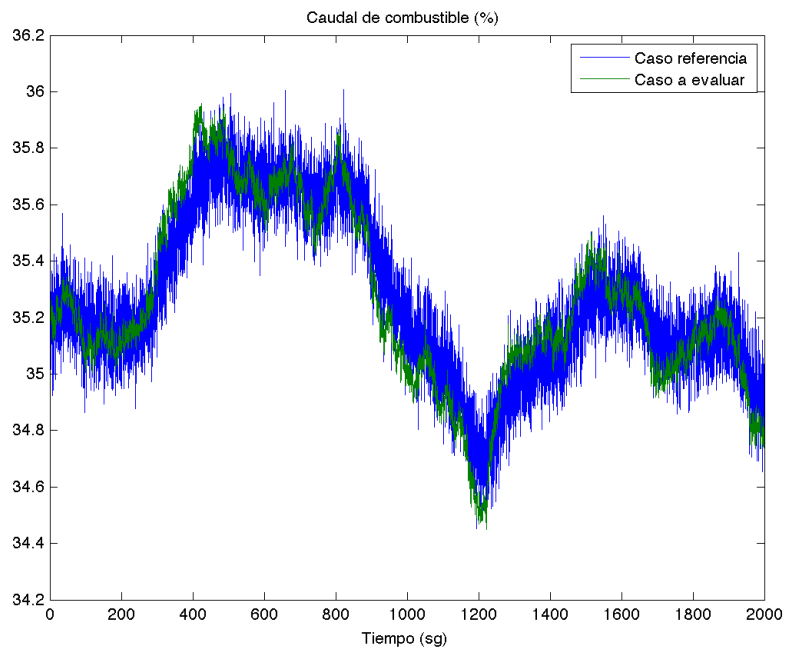


Figura 47: Entrada de combustible



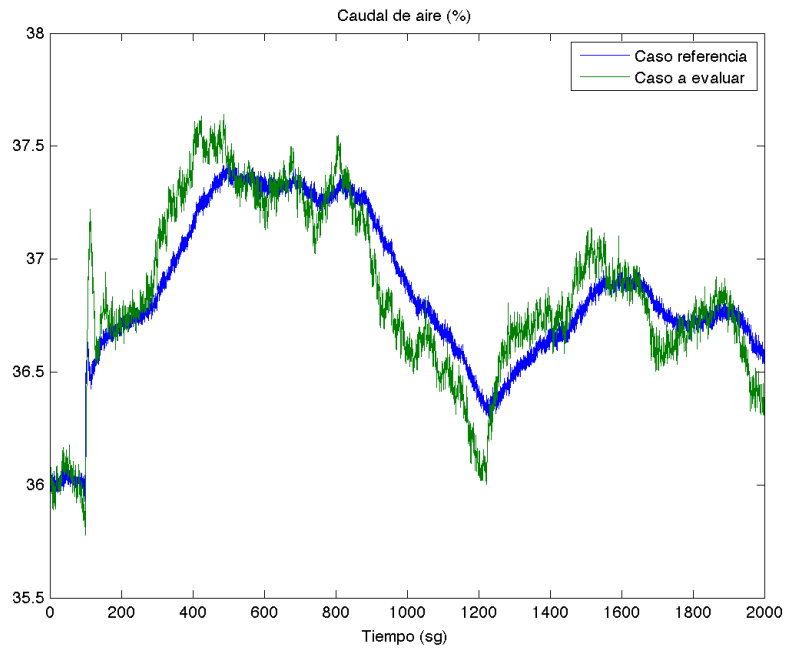


Figura 48: Entrada de Aire

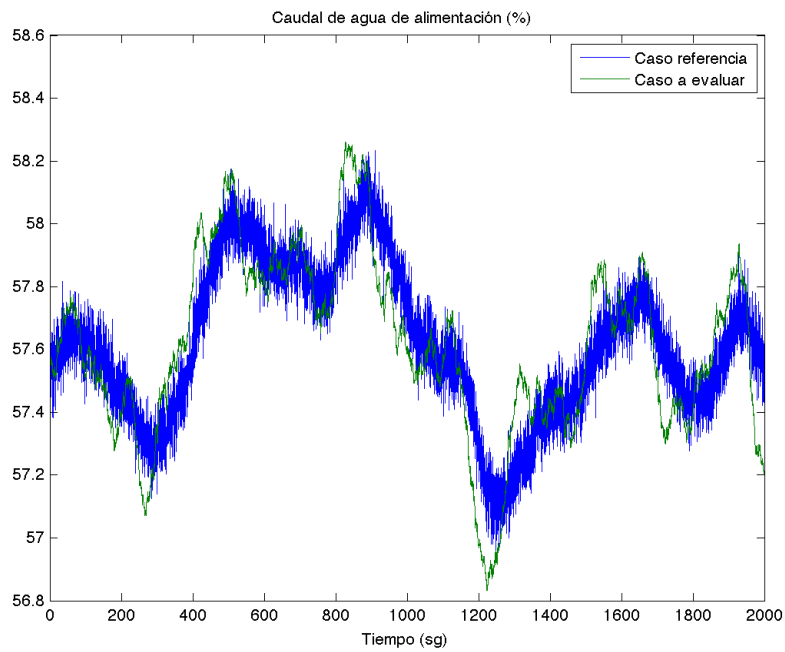


Figura 49: Entrada de Agua

La estimación de la función a optimizar fue la siguiente:

$$J = 0,5720 \quad (24)$$

### 6.2.3. Resultados ante cambio en la referencia de nivel de agua

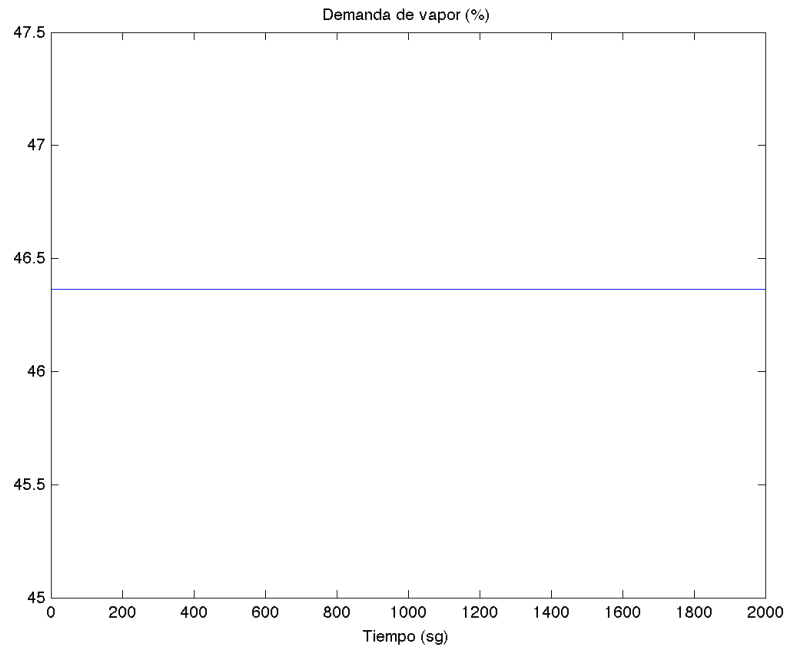


Figura 50: Demanda del sistema

Salidas del sistema:

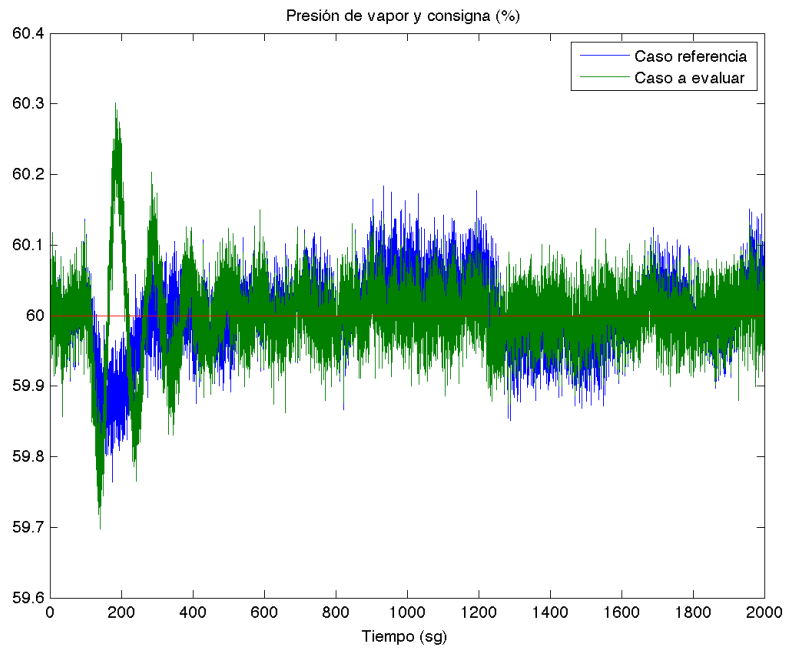


Figura 51: Respuesta de la presión de vapor del sistema

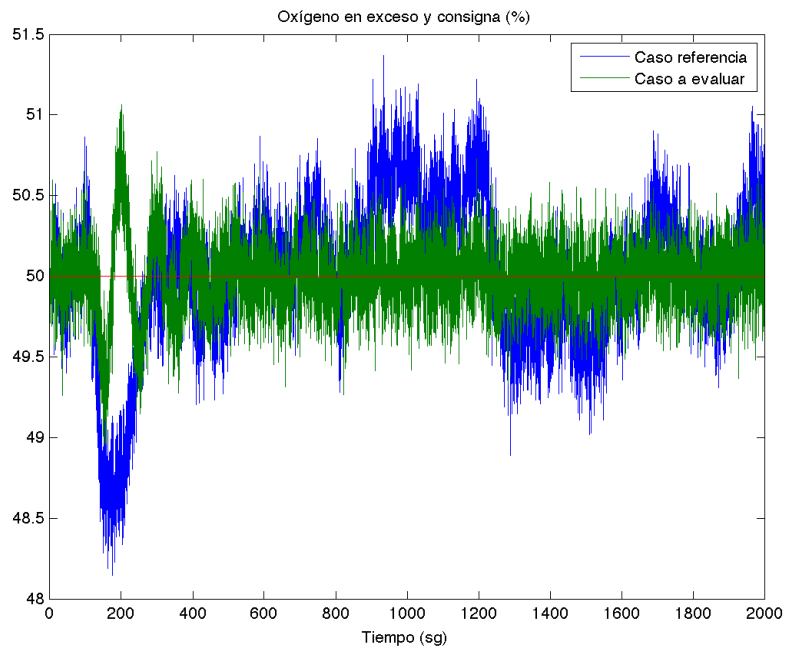


Figura 52: Respuesta exceso de oxígeno del sistema

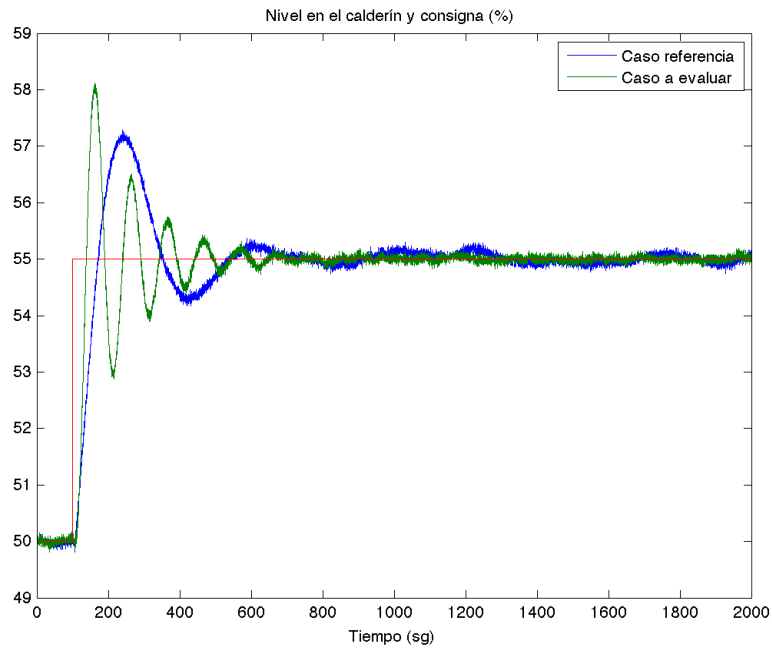


Figura 53: Respuesta nivel de agua del sistema

Entradas del sistema:

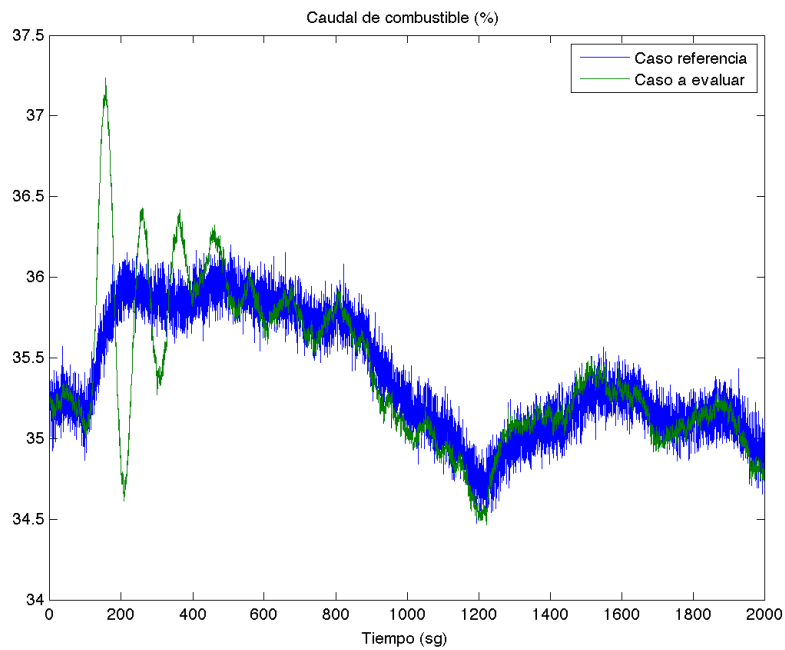


Figura 54: Entrada de combustible

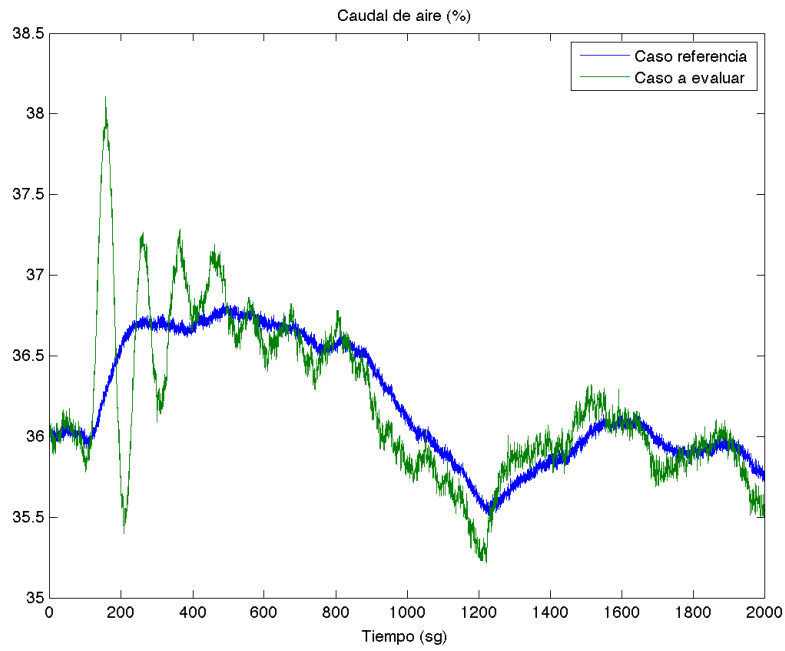


Figura 55: Entrada de Aire

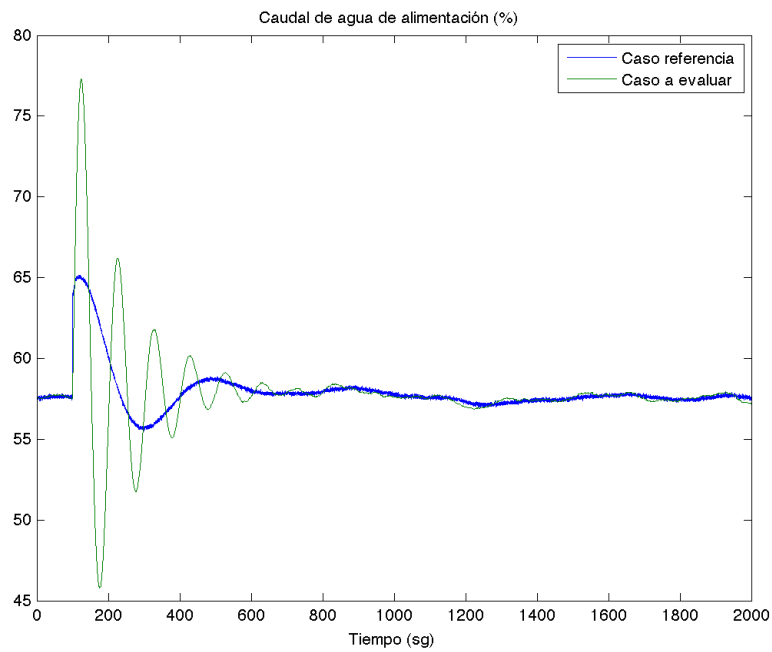


Figura 56: Entrada de Agua

La estimación de la función a optimizar fue la siguiente:

$$J = 0,7130 \quad (25)$$

## Referencias

- [1] K.J. Astrm and B. Wittenmark. Computer controlled systems: Theory and design. *Prentice Hall*, 1997.
- [2] C. Bordons. I curso de especializacion en automatica. *Departamento de Ingenieria de Sistemas y Automatica. Universidad de Sevilla. Agudulce, Almeria*, 2000.
- [3] E. F. Camacho and C. Bordons. Control predictivo: Pasado, presente y futuro. *RIAI, Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial*, 2004.
- [4] E. F. Camacho and C. Bordons. Model predictive control (segunda edicion). *Springer-Verlag*, 2004.
- [5] D.W. Clarke, C. Mohtadi, and P.S. Tuffs. Generalized predictive control. part i. the basic algorithm. *automatica*. 1987.
- [6] B.D. Robinson and D.W. Clarke. Robustness effects of a prefilter in generalised predictive control. *IEE Proceedings-D*, 1991.