

CONTROL PREDICTIVO NO LINEAL DE UN LAZO DE COLECTORES CILINDRO-PARABÓLICOS

A.J. Gallego, E. F. Camacho

Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela Superior de Ingenieros, Universidad de Sevilla
Camino de los Descubrimientos s/n 41092 Sevilla, España.

gallegolen@hotmail.com, eduardo@cartuja.us.es

Resumen

El avance en el diseño y estudio de los sistemas de energía termosolar, ha experimentado un gran auge en los últimos 30 años. Existen varios tipos de tecnología en plantas solares, la más común es la tecnología cilindro-parabólica. En este tipo de plantas, el objetivo es controlar la temperatura de salida de un fluido, generalmente un aceite térmico, para generar energía eléctrica. Es un sistema bastante interesante desde el punto de vista del control, por sus fuertes no linealidades, así como múltiples fuentes de perturbaciones como la Irradiación, temperatura de entrada etc, lo que hace que un control lineal simple sea, en general, insuficiente. En este trabajo se propone un control predictivo no lineal que hace uso de un filtro de Kalman unscented para estimar la eficiencia global del campo, generalmente muy difícil de estimar por la cantidad de parámetros que la afectan. Esta estrategia será probada con datos tomados de la planta solar de Almería, comparándola con un control predictivo lineal con tabla de ganancias.

Palabras Clave: Energía solar, tecnología cilindro parabólica, control predictivo, filtro de Kalman.

1 INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el uso de fuentes de energía renovables ha llegado a ser muy importante, por la necesidad de encontrar fuentes de energías que sean inagotables y limpias, de modo que se reduzca el impacto de las energías fósiles en el medio ambiente [6]. Una de las principales fuentes de energías es la solar, la cual ha experimentado un gran auge en los últimos 30 años, desde la planta experimental de ACUREX (Almería, España) la cual puede producir hasta 1.25 MW térmicos de potencia pico [8], hasta la planta de Nevada en USA, la cual produce 64 MW de potencia eléctrica. Actualmente, está en proyecto la planta solar más grande del mundo en Arizona (USA), la cual será capaz de producir hasta 280 MW de potencia.

El control de plantas solares ha sido abordado utilizando muchas técnicas de control, desde control PID, hasta estrategias avanzadas como control predictivo o control robusto. En [4] y [5], se realiza una investigación en estrategias de control avanzadas, las cuales han sido implementadas en la planta ACUREX. En [10] se desarrolla un controlador no lineal basado en funciones de Lyapunov. En [11] se presenta un control predictivo robusto para tracking. En [15] se presenta un control por lógica difusa.

Desde el punto de vista del control automático, un campo de colectores cilindro-parabólicos es un sistema bastante interesante. La dinámica de la planta es fuertemente no lineal, dependiente de muchos factores, además de múltiples fuentes de perturbación: Temperatura de entrada del fluido, temperatura ambiente, eficiencia del campo, la cual es afectada por: reflectividad de los espejos, absortancia del tubo de metal, factores de sombra, factores de interceptación etc, La radiación solar, que es la fuente de energía de la planta, es considerada como una perturbación, y además la más importante, siendo la señal de control el caudal del fluido. Todo ello hace que, para mejorar el rechazo a perturbaciones, un control feedforward sea de gran ayuda [7]. El feedforward hace uso de las medidas de las perturbaciones, así como de la eficiencia global del campo, la cual es muy difícil de estimar, ya que como ha sido comentado incluye muchos factores, algunos que no se conocen y otros que solo se pueden medir de manera local, como la reflectividad de los espejos.

En este trabajo se presenta un control predictivo no lineal que hace uso de un filtro de Kalman unscented para estimar la eficiencia global del campo, así como los perfiles de temperatura del metal y del fluido para el modelo no lineal de predicción. Esta estrategia será validada mediante simulación con datos tomados del campo ACUREX y comparada con una estrategia de control predictivo con tabla de ganancias.

El artículo está organizado de la siguiente manera: En la siguiente sección se presenta el modelo matemático del campo. En la sección 3 se presenta la estrategia de control predictivo no lineal (en adelante

NMPC). En la sección 4 se describe el filtro de Kalman unscented. En la sección 5 se presenta simulaciones y resultados y en la sección 6 se muestran las conclusiones del trabajo.

2 MODELO MATEMÁTICO

En esta sección, se describe el modelo matemático de un lazo de colectores cilindro-parabólicos, correspondiente al campo ACUREX. El campo completo puede ser modelado añadiendo lazos en paralelo. Hay dos modelos que son usados: el modelo de parámetros distribuidos y el modelo de parámetros concentrados. Para simulación se usará el modelo de parámetros distribuidos. El modelo ha sido ajustado y validado con datos del campo [6] y [8].

2.1 MODELO DE PARÁMETROS DISTRIBUIDOS

Cada uno de los lazos de ACUREX consiste en 48 colectores conectados en serie. Cada lazo mide 172 metros de longitud, 142 metros de parte activa y 30 metros de parte pasiva [6]. El modelo es descrito por el siguiente par de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales:

$$\begin{aligned} \rho_m C_m A_m \frac{dT_m}{dt} &= IK_{opt} noG - HIG(T_m - T_a) - LHt(T_m - T_f) \\ \rho_f C_f A_f \frac{\partial T_f}{\partial t} + \rho_f C_f q \frac{\partial T_f}{\partial x} &= LHt(T_m - T_f) \end{aligned} \quad (1)$$

Donde el subíndice m se refiere al metal el subíndice f, se refiere al fluido. Los parámetros del modelo y sus unidades están representados en la siguiente tabla:

Tabla 1: parámetros y unidades

Símbolo	descripción	Unidades
t	Tiempo	s
x	Espacio	m
ρ	Densidad	kg/m ³
C	Calor específico	J/°C Kg
A	Área transversal	m ²
T(x,y)	Temperatura	°C
q	caudal	m ³ /s
I	radiación solar	W/m ²
no	eficiencia geométrica	sin unidad
K_{opt}	eficiencia óptica	sin unidad
Ta	Temperatura ambiente	°C
Hl	Coefficiente de pérdidas térmicas	W/m ² °C
Ht	Coefficiente transmisión de calor metal-fluido	W/m ² °C
L	longitud de la circunferencia exterior de la tubería.	m

La densidad ρ , el calor específico del fluido C, el coeficiente de pérdidas global dependen de la temperatura, y el coeficiente de transmisión de calor de la temperatura y del caudal [6]. La eficiencia geométrica depende del ángulo horario, del día juliano y de la hora solar, así como de la declinación, latitud y las dimensiones del colector [8]. Por último la eficiencia óptica, depende de la reflectividad de los espejos, la absorción del tubo de metal, el factor de sombra e interceptación, además de otros factores difícilmente modelables o medibles. Para resolver las ecuaciones, un modelo de diferencias finitas ha sido programado, considerando cada segmento de 1 metro de longitud [8].

2.1 MODELO DE PARÁMETROS CONCENTRADOS

El modelo de parámetros concentrados, proporciona una descripción general del campo. Considerando una descripción concentrada, la variación en la energía interna del fluido puede ser descrita por la ecuación:

$$C \frac{dT_{out}}{dt} = InoK_{opt}SI - qPcp(T_{out} - T_{in}) - Hl(T_m - T_a) \quad (2)$$

Donde Tout es la temperatura de salida, I es la radiación solar, S es la superficie total del campo, Tin la temperatura de entrada, Pcp es un término que tiene en cuenta propiedades térmicas y geométricas del lazo, Hl el coeficiente de pérdidas térmicas, Ta es la temperatura ambiente y Tm es la temperatura media entre la salida y la entrada.

El modelo de parámetros concentrados no tiene en cuenta la transmisión de calor metal-fluido, ni la distribución espacial de las temperaturas.

3 CONTROL PREDICTIVO NO LINEAL

En esta sección se describe el problema de control predictivo no lineal utilizado en este trabajo.

El control predictivo basado en modelo (MPC) es una estrategia de control que usa un modelo matemático de la planta para predecir su evolución y con ello calcular una secuencia de acciones de control que minimicen una función de coste [3]. El MPC utiliza una estrategia de horizonte deslizante, esto es, la señal de control es recalculada en cada periodo de muestreo y solo se aplica el primer elemento del conjunto de acciones de control obtenidas.

Una de las grandes ventajas del control predictivo es la capacidad de incluir restricciones en las acciones

de control y en las salidas en el proceso de cálculo de la señal de control. Si el modelo de predicción es lineal, las restricciones son lineales y la función de coste es cuadrática, el problema se transforma en un problema de optimización QP, cuya solución global está garantizada y existen algoritmos muy eficientes para resolverlo [13].

Sin embargo en el caso que nos ocupa, el modelo de predicción es no lineal, por ello la estrategia se denomina control predictivo no lineal. El problema de control predictivo no lineal viene dado por la expresión (3), donde U es la amplitud máxima de la señal de control, Δu es el incremento de la señal de control, f y g son dos funciones no lineales que proporcionan la evolución de los estados y las salidas del sistema, Q y R son dos matrices de ponderación que penalizan el error en la salida y la actuación de la señal de control respectivamente.

$$J(\Delta u, y(t)) = \min_{\Delta u} \sum_{k=0}^{N1} (y_{t+k|t} - ref_{t+k})^T Q (y_{t+k|t} - ref_{t+k}) + \sum_{k=0}^{N2} \Delta u_{t+k}^T R \Delta u_{t+k}$$

s.a:

$$\begin{aligned} y_{\min} &\leq y_{t+k|t} \leq y_{\max}, k=1, \dots, N1 \\ U_{\min} &\leq U_{t+k} \leq U_{\max}, k=1, \dots, N2 \\ \Delta u_{\min} &\leq \Delta u_{t+k} \leq \Delta u_{\max}, k=1, \dots, N2 \\ X &= f(X, U), k=1, \dots, N1 \\ Y &= g(X), k=1, \dots, N2 \end{aligned} \quad (3)$$

El uso de modelos de predicción no lineal, da lugar a que el problema de optimización se convierta en un problema de programación no lineal, lo que puede producir que la convexidad garantizada en el caso lineal se pierda, la obtención de la solución global no esté garantizada, y el algoritmo de resolución del problema se complica, necesitando más tiempo para resolverlo [12]. La gran ventaja es que proporciona esta estrategia es que captura la no linealidad de la planta.

El modelo de predicción no lineal que se usará es una simplificación de la ecuación (1). En lugar de considerar 172 trozos, solo se considerarán 8 trozos para la temperatura del fluido y 8 para la temperatura del metal. La temperatura de estos trozos serán estimadas junto con la eficiencia global mediante el filtro de Kalman unscented que se describirá en la siguiente sección. Esto es debido a que solo son medibles la temperatura de entrada y la temperatura de salida, el resto de temperaturas interiores deben ser estimadas.

Solo se van a considerar como restricciones en el problema de optimización la amplitud de la señal de

control, es decir, el caudal de entrada que está entre 0.2 l/s y 1.2 l/s. El tiempo de muestreo se escogerá como 36 segundos, suficiente para no trabajar en alta frecuencia y excitar los modos antiresonantes de la planta [14]. Para resolverlo se usará el toolbox de optimización de Matlab, usando un algoritmo de puntos interiores [2].

4 ESTIMACIÓN DE LOS PERFILES DE TEMPERATURA METAL-FLUIDO Y DE LA EFICIENCIA GLOBAL: EL FILTRO DE KALMAN UNSCENTED.

El filtro de Kalman es una herramienta que ha tenido bastante uso en la estimación de estados en sistemas lineales. Cuando se trata de sistemas no lineales, hay varias extensiones del filtro de Kalman lineal, tales como el filtro de Kalman (EKF) extendido o el filtro de Kalman de segundo orden. Estas extensiones tienen el problema de que usan aproximaciones del sistema no lineal, usando Jacobianos y Hessianos que pueden ser difíciles de calcular o, en algunos casos, no existir [9].

El filtro de Kalman unscented (UKF en inglés), no usa una aproximación del modelo no lineal, si no que utiliza directamente el modelo no lineal para estimar la media y la covarianza de las variables a estimar. Para aproximar la distribución de probabilidad se usan unos puntos de muestra para capturar la covarianza y la media de la distribución, propagándolos por el modelo no lineal. La aproximación da, para variables gaussianas, hasta una aproximación de 3º orden, y para variables no gaussianas de 2º orden, para cualquier no linealidad. Para lograr esto, utiliza la transformación unscented [1].

Supongamos la siguiente estructura general para sistemas no lineales:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F(x_k, u_k, v_k) \\ y_k &= H(x_k, n_k) \end{aligned} \quad (4)$$

Donde x_k representa el vector de estados no observados, u_k es la entrada del sistema, y_k es la salida de la planta y v_k , n_k representan los ruidos del proceso y la observación. Se asumen F y H conocidas. Para calcular el estadístico de las variables aleatorias se usa la transformación unscented [1]. Consideramos una variable aleatoria de dimensión L , la cual se propaga a través de una función no lineal $y=g(x)$. Asumimos que x tiene media \bar{x} y covarianza P_x . Para calcular el estadístico

de y , formamos una matriz X de $2L+1$ vectores sigma (con sus correspondientes pesos W_i de acuerdo con las expresiones siguientes:

$$\begin{aligned}
X_0 &= \bar{x} \\
X_i &= \bar{x} + \left(\sqrt{(L+\lambda)Px} \right)_i \quad i=1,\dots,L \\
X_i &= \bar{x} - \left(\sqrt{(L+\lambda)Px} \right)_i \quad i=L+1,\dots,2L \\
W_0^m &= \lambda / (L+\lambda) \\
W_0^c &= \lambda / (L+\lambda) + (1-\alpha^2 + \beta) \\
W_i^m &= W_i^c = 1 / (2(L+\lambda)) \quad i=1,\dots,2L
\end{aligned} \tag{5}$$

Donde $\lambda = \alpha^2(L+k) - L$ es un parámetro de escalado, α determina el ancho de los puntos sigma alrededor de la media y es normalmente puesto a un valor pequeño y positivo ($1e-3 \dots 1e-4$), k es un parámetro secundario de escalado que se suele poner a 0 y β es usado para incorporar conocimiento de la distribución de probabilidad, para distribuciones gaussianas, se puede demostrar que β óptimo es $2 \cdot \left(\sqrt{(L+\lambda)Px} \right)_i$ es la fila i de la matriz raíz cuadrada.

He aquí el gran problema de este algoritmo que es calcular la matriz raíz cuadrada. Si se dispone de una función para calcular factorizaciones de Cholesky, se puede mejorar su tiempo de computación [9]. Una vez tenemos los puntos sigma calculados, estos se propagan por la función no lineal:

$$Y_i = H(X_i) \quad i=0,\dots,2L \tag{6}$$

La media y la covarianza de y son aproximadas usando los puntos ponderados de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
\bar{y} &\approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^m Y_i \\
Py &\approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^c \left[Y_i - \bar{y} \right] \left[Y_i - \bar{y} \right]^T
\end{aligned} \tag{7}$$

El filtro de Kalman unscented es una extensión directa de la transformación unscented [9]. Como se ha comentado, no es necesario ni calcular Jacobianos ni Hessianos. El algoritmo se muestra en la siguiente tabla:

Inicializar

$$\hat{x}_0 = E[x_0], \quad P_0 = E[(x - \hat{x}_0)(x - \hat{x}_0)^T]$$

for $k=1 \dots \infty$

Calcular los sigma point

$$X_{k-1} = \left[\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} \pm \sqrt{[L+\lambda]P_{k-1}} \right]$$

Actualización

$$X_{k|k-1} = F(X_{k-1}, U_{k-1})$$

$$\hat{x}_k = \sum_{i=0}^{2L+1} W_i^{(m)} X_{i,k|k-1}$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^c \left[X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^- \right] \left[X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^- \right]^T + Qe$$

$$Y_{k|k-1} = G(x_k, W_{k|k-1})$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^m Y_{i,k|k-1}$$

Calcular matrices de covarianza

$$P_{y_k y_k}^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^c \left[Y_{i,k|k-1} - \bar{y}_k^- \right] \left[Y_{i,k|k-1} - \bar{y}_k^- \right]^T + Re$$

$$P_{x_k y_k}^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^c \left[X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^- \right] \left[Y_{i,k|k-1} - \bar{y}_k^- \right]^T$$

Calcular ganancia de kalman y actualizar

$$K_k = P_{x_k y_k}^- (P_{y_k y_k}^-)^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k \left[y_{medida} - \hat{y}_k^- \right] \tag{8}$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{y_k y_k}^- K_k^T$$

$$k = k + 1$$

Donde Qe representa la matriz de covarianza del ruido en los estados y Re representa la matriz de covarianza de la salida. Una vez descrito el algoritmo del filtro de Kalman unscented se muestran los resultados obtenidos.

5 SIMULACIONES Y RESULTADOS

En este apartado se describen las simulaciones y los resultados obtenidos en simulación con el modelo de parámetros distribuidos. El control predictivo no lineal se comparará con un predictivo lineal con tabla de ganancias. El predictivo lineal se ha diseñado, identificando la planta en 4 puntos de funcionamiento de caudal 0.3, 0.58, 0.8 y 1.05 l/s, dado que la dinámica de la misma está, principalmente, dictada por el caudal. Para mejorar el rechazo a perturbaciones se ha usado un esquema feedforward serie [6].

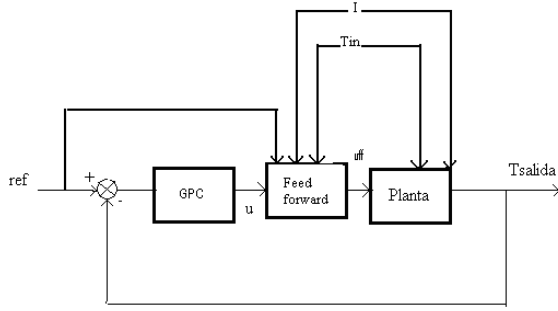


Figura 1: Feedforward serie con GPC

Los modelos que se han obtenido tienen la forma:

$$G(z^{-1}) = \frac{b_0 * z^{-1} + b_1 * z^{-2}}{1 - a_1 * z^{-1}} \quad (9)$$

Tabla 2: parámetros GPC con tabla de ganancias

q\param	b0	b1	a1
0.3 l/s	0.868e-1	-6.125e-2	-9.731e-1
0.58 l/s	1.051e-1	-7.005e-1	-9.652e-1
0.8 l/s	1.427e-1	-6.739e-2	-9.208e-1
1.05 l/s	2.175e-1	-6.012e-2	-8.322e-1

La metodología del controlador por tabla de ganancias es la siguiente: una vez medimos el caudal, calculamos una función de transferencia asociada a dicho nivel de caudal, interpolando linealmente entre valores de caudal, y ese es el modelo lineal que se usará para predecir en el GPC.

Con respecto al control predictivo no lineal, el algoritmo de control es el siguiente:

Para cada periodo de muestreo

1. Medir radiación, temperatura de entrada, de salida, ambiente y caudal.
2. Estimar mediante el filtro UKF los perfiles de temperatura del metal y del fluido, así como la eficiencia global del campo, es decir, K_{opt} , ya que no se puede calcular.
3. Proporcionar estos estados al optimizador NMPC, y resolver el problema. Dado que esto puede llevar mucho tiempo, se limitará el número de iteraciones y el tiempo máximo de computación a 10 segundos (el periodo de muestreo es 36 segundos).
4. Aplicar el primer elemento de Δu calculado.
5. Esperar al siguiente periodo de muestreo.

Los parámetros usados para cada controlador son: para el GPC por tabla de ganancias, horizonte de predicción N1 de 9 y un horizonte de control de 7. La matriz Q ha sido escogida como la matriz identidad y R=6. Con respecto al control predictivo

no lineal, el horizonte de predicción ha sido escogido como N1=7, pero el horizonte de control ha sido escogido como N2=2, dado que el algoritmo de optimización incrementa mucho su tiempo de cómputo con el número de variables de decisión. El parámetros de penalización de la señal de control ha sido escogido como R=4.

Antes de realizar las comparaciones, hay que hacer notar, que el filtro de Kalman actúa como un integrador, es decir, estima la eficiencia y los perfiles de temperatura de modo que el modelo de predicción se ajuste a los datos de la planta. Así el error en régimen permanente que se obtendría por una errónea estimación de la eficiencia o por las diferencias entre el modelo y la planta real desaparece. Esto se puede ver más claro en la siguiente figura, donde en un caso se ha estimado la eficiencia y en otro se ha supuesto como 0.6:

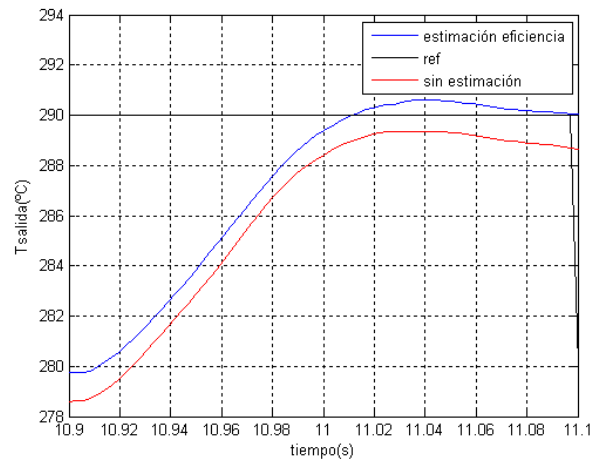


Figura 2: Comparación entre el uso de eficiencia estimada por UKF o no.

A continuación se muestran algunas pruebas. En la siguiente figura se muestra un día claro. En la tercera gráfica, se puede observar como el filtro de kalman estima la eficiencia, no de la planta real, si no la eficiencia que hace que la salida del modelo sea la misma que la de la planta. En la primera gráfica, se observa la ventaja del control predictivo no lineal. No solo es más rápido, si no que además funciona muy bien tanto en cambio de set-point hacia arriba o hacia abajo, es decir tanto subiendo como bajando caudal, sin embargo el GPC por tabla de ganancias, cuando se trata de bajar temperatura tarda más en alcanzar el set-point que cuando se trata de subir temperatura. El predictivo no lineal alcanza un tiempo de subida de entre 5 y 6 minutos, lo cual es muy buen desempeño para este tipo de sistemas. En la segunda gráfica se muestra la irradiancia en magenta y el caudal (multiplicado por 1000), de entrada de cada controlador.

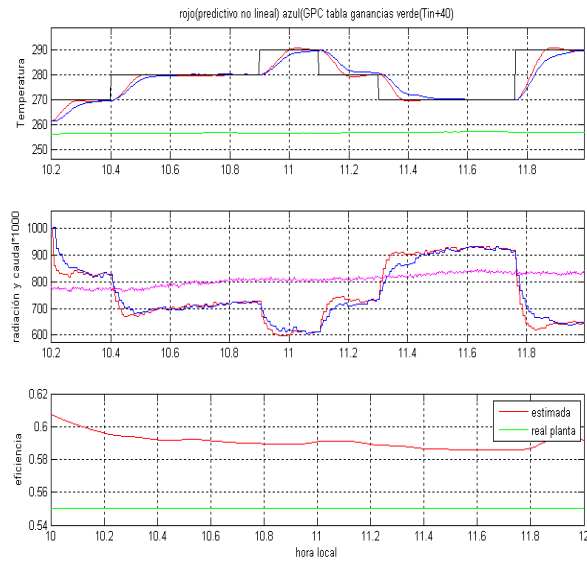


Figura 3: Simulación de un día claro.

En el siguiente experimento se simulará un día con perturbaciones.

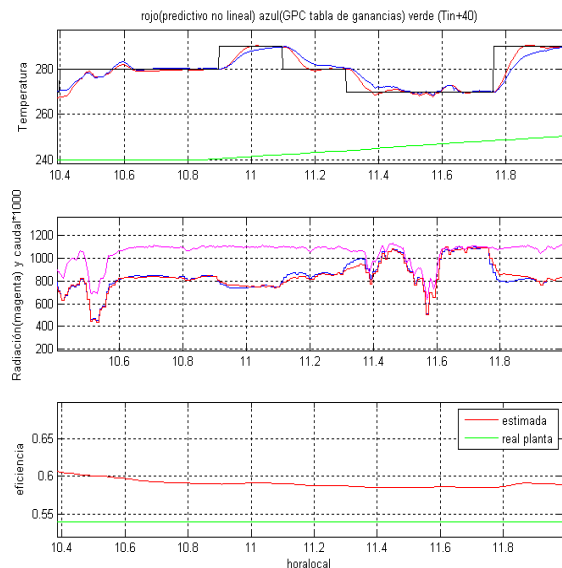


Figura 4: Simulación con perturbaciones (1)

Se observa que ambos controladores funcionan bien, ante las perturbaciones de irradiación solar. El predictivo no lineal, sigue siendo más rápido, sobre todo ante grandes cambios en la referencia, como puede ser observado en el cambio de 20 °C que se produce en las 11.75 horas.

En esta última prueba se le va a someter al sistema a perturbaciones fuertes en la temperatura de entrada y en la irradiación. Además se le va a someter a un gran cambio en el set-point.

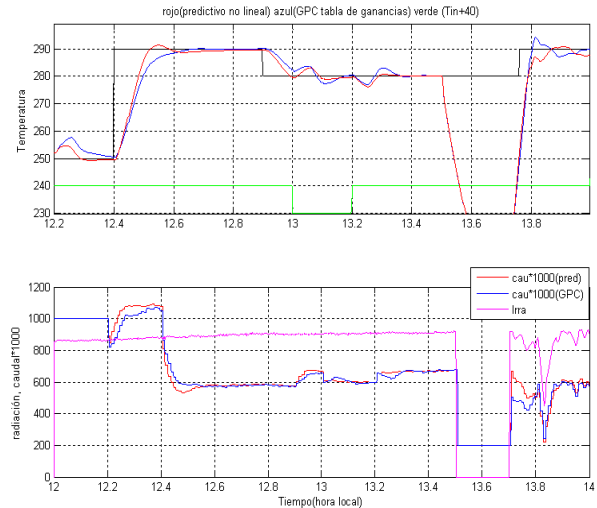


Figura 5: Simulación con perturbaciones (2)

El comportamiento sigue la pauta descrita en los anteriores experimentos. El predictivo no lineal se comporta más rápido. Además se puede observar un mejor rechazo a perturbaciones, ya que se aleja menos de la referencia y sobre oscila menos en la recuperación.

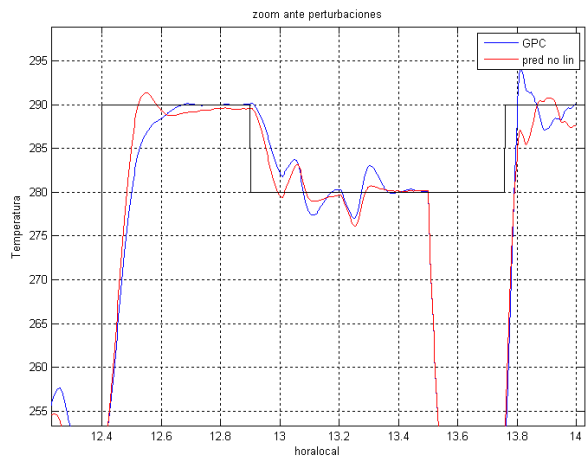


Figura 6: Rechazo a perturbaciones, zoom.

6 CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado una comparativa entre dos controladores: Un controlador predictivo no lineal y GPC con tabla de ganancias. Además se ha hecho uso de un filtro de Kalman unscented para estimar la eficiencia global del sistema, la cual es difícil de estimar debido a que está afectada de muchos factores, algunos solo se pueden medir localmente y otros se desconocen, así como los perfiles de temperatura del metal y del fluido.

Los resultados han mostrado un superior desempeño del predictivo no lineal, el cual trabaja muy bien tanto bajando como subiendo temperatura, superando al GPC en rapidez, y logrando unos tiempos de

subida de entre 5 y 6 minutos, lo cual está muy bien en este tipo de sistemas. El precio que hay que pagar es que hay que resolver un problema de programación no lineal, el cual es más complicado de resolver y más costoso computacionalmente.

Agradecimientos (10 pts, negrita)

Los autores quieren agradecer a la comisión Europea por el proyecto DPI 2008-05818 y a la junta por el proyecto P07-TEP-02720 que han financiado este trabajo, así como al MEC por la beca FPU del primer autor.

Referencias (10 pts, negrita)

- [1] Angrisani, L.; D'Apuzzo, M.; Lo Moriello, R.S. 2005. The unscented transform: a powerful tool for measurement uncertainty evaluation. *Advanced Methods for Uncertainty Estimation Measurements*. Proceedings of the 2005 IEEE International Workshop. ISBN: 0-7803-8979-4. Págs: 27-32.
- [2] Bertsekas, D.P, Abril 2003. *Convex Analysis and Optimization*, 1ª Edición, Athena Scientific.
- [3] Camacho, E.F, Bordons, C. 2004. *Model Predictive Control 2ª Edición*. Springer-Verlag.
- [4] Camacho, E.F., Rubio, F.R., Berenguel.M, Valenzuela., L., 2007. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. Part 1: Modelling and basis control approaches. *Solar Energy* 81, 1240-1251.
- [5] Camacho, E.F., Rubio, F.R., Berenguel.M, Valenzuela., L., 2007. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. Part 2: Advanced control approaches. *Solar Energy* doi:10.1016/j.solener.2007.01.001.
- [6] Camacho, E.F, Rubio F., M.Berenguel, 1997. *Advanced Control of Solar Plants*. 1º Edición, Springer-Verlag.
- [7] Camacho, E.F, Rubio, F., Hughes, F., 1992. Self-tuning control of a solar power plants with a distributed collector field. /E. *Control Systems* 0272-1708/92/, 72-78.
- [8] Carmona, R. 1985. *Análisis, modelado y control de un campo de colectores solares distribuidos con sistema de seguimiento en un eje*. Tesis Doctoral, Universidad de Sevilla.
- [9] Haykin, S., 2001. *Kalman Filtering and Neural Networks*. A Wiley-Interscience Publications.
- [10] Igreja, J., Lemos, J., Barao, M., Silva, R., 2003. Adaptive nonlinear control of a distributed collector field. In: *Proceedings of the European Control Conference ECC03*.
- [11] Limón, D., Alvarado, I., Álamo, T., Ruíz, M., Camacho, E.F. Robust control of the distributed solar collector field acurex using mpc for tracking. *Proceedings of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control*, 958.963, 2008.
- [12] Magni, L., Raimondo, D. M., Allgöwer, F., 2009. *Nonlinear Model Predictive Control: Towards New Challenging Applications*. Springer-Verlag.
- [13] Mayne, D., Rawlings, J., Rao, C., Scokaert, P., 2000. Constrained model predictive control: Stability and Optimality, *Automatica* 36, 789-814.
- [13] Meaburn, A., Hughes, F. M., 1993. Resonance characteristics of distributed solar collector fields. *Solar Energy* Vol 51. No.3, 215–221.
- [15] Rubio, F.R, Berenguel, M., Camacho, E.F, 1995, Fuzzy logic control of a Solar power plant. *IEEE Transactions on fuzzy Systems*. Vol 3. No.4, 459-468.