

5 CONTROL DEL LAZO DE COLECTORES

En este apartado se detallarán los controladores desarrollados para el control del lazo de colectores cilindro-parabólicos de ACUREX. Aunque en el campo comercial el objetivo es mantener la temperatura del fluido a la salida lo más alto posible, no siempre será posible debido principalmente a las condiciones ambientales, la irradiación mas concretamente. Si la irradiación no es suficientemente alta no se podrán conseguir temperaturas elevadas y el set-point o referencia de la temperatura del fluido a la salida se disminuirá.

En las estructuras de control que se presentan se utilizará un FeedForward en serie [3] ya que servirá de ayuda para la anticipación ante perturbaciones medibles como por ejemplo en la radiación y en la temperatura de entrada.

5.1 CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELO (MPC)

El control predictivo basado en modelo (MPC) es un algoritmo de control que computa una secuencia temporal discreta de las variables manipulables a futuro con el objetivo de optimizar el comportamiento de la planta o proceso a controlar. Actualmente se puede encontrar en el control de plantas químicas, plantas de potencia, metalúrgicas, automotriz, robótica etc.

El control predictivo es un campo muy amplio de métodos de control desarrollados en torno a ciertas ideas comunes:

- Uso explícito de un modelo para predecir la salida del proceso en futuros instantes de tiempo (horizonte).
- Cálculo de las señales de control minimizando una cierta función objetivo.
- Estrategia deslizante. El horizonte se va desplazando hacia el futuro.

Entre las principales ventajas asociadas al uso de estrategias de control MPC se tienen:

- Facilidad de extensión de las ecuaciones del caso monovariable al caso multivariable
- Minimización de costos
- Maximización del rendimiento
- Consideración de las limitaciones físicas en los actuadores actuadores
- Operación cerca de las restricciones de las variables controladas de la planta
- Compensación de retardo
- Muy útil cuando se conocen las futuras referencias referencia

Una de las desventajas del MPC es el coste computacional. El tiempo de optimización del problema puede llegar a ser un problema en caso de ser lento pues no se podrían hacer los cálculos on-line.

Aunque muchos procesos son no lineales, se usa MPC basado en modelo lineal por varias razones:

- Relativamente fácil identificar modelos lineales a partir de datos del proceso
- Modelos lineales funcionan bien al operar cerca del punto de trabajo nominal.
- Modelo lineal + J cuadrática: problema convexo QP.

Aunque existen múltiples formulaciones de control predictivo como DMC, MPA, MPC en el espacio de estados, en este trabajo se utilizarán controladores GPC y NMPC (control predictivo no lineal) [2], [4] y [5].

5.2 CONTROL PREDICTIVO GENERALIZADO (GPC)

El Control Predictivo Generalizado GPC fue propuesto por Clarke et. al. [6] en 1987 y se ha convertido en uno de los métodos mas populares en el ámbito del Control Predictivo tanto en el mundo industrial como en el académico. Se ha implantado con éxito en numerosas aplicaciones industriales, mostrando buenas prestaciones a la vez que un cierto grado de robustez frente a errores cometidos en la parametrización y otras variables como los retardos.

La idea del GPC es calcular una secuencia de futuras acciones de control de tal forma que minimice una función objetivo (o de coste). El índice a minimizar es la esperanza matemática de una función objetivo (generalmente cuadrática) que mide tanto la desviación entre la salida predicha del sistema y la referencia o set-point hasta el horizonte de predicción, como el esfuerzo de control necesario para obtener dicha salida.

El Control Predictivo Generalizado, en ausencia de restricciones, es capaz de proporcionar una solución analítica y puede trabajar con procesos inestables o de fase no mínima. Además incorpora el concepto de horizonte de control así como la consideración en la función objetivo de la ponderación de los incrementos en las acciones de control.

1. FORMULACIÓN DEL GPC

En la mayoría de procesos de una sola entrada y una sola salida más conocidos como SISO (single input, single output), tras ser considerados en un punto de operación y linealizados, pueden describirse de la siguiente forma:

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t-1) + C(z^{-1})e(t) \quad (5.1)$$

donde $u(t)$ e $y(t)$ son la señal de control y la salida del proceso, $e(t)$ es un ruido blanco de media cero, d es un retardo puro asociado al proceso y A , B y C son polinomios en z^{-1} :

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n_a} \quad (5.2)$$

$$B(z^{-1}) = b_o + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_nz^{-n_b} \quad (5.3)$$

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + c_nz^{-n_c} \quad (5.4)$$

Este modelo es conocido como autorregresivo de media móvil o CARMA (Controller Auto-Regressive Moving-Average CARMA). Aunque en muchas ocasiones, si las perturbaciones son

no estacionarias, puede resultar más conveniente integrarlas en un modelo CARMA integrado. Este modelo de perturbaciones integradas se conoce como CARIMA y viene descrito por:

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta} \quad (5.5)$$

donde $\Delta = 1 - z^{-1}$.

Por simplicidad se tomará el polinomio $C(z^{-1})$ igual a 1. Es el caso en el que el ruido es blanco. Al polinomio $C(z^{-1})$ se conoce como polinomio de color. El algoritmo del Control Predictivo Generalizado consiste en el cálculo de una secuencia de señales de control de forma que minimicen una función objetivo dada por la siguiente expresión:

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j)[y(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j)[\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (5.6)$$

donde:

- $y(t+j|t)$ es la predicción óptima del paso j hacia adelante de la salida.
- N_1 , N_2 y N_u son el retardo y los horizontes de predicción y control.
- $\delta(j)$ y $\lambda(j)$ son los pesos de la referencia y señal de control.
- $w(t+j)$ es la secuencia de referencias futuras.

Para resolver el problema de la secuencia óptima de control se comienza con la siguiente ecuación diofántica:

$$1 = E_j(z^{-1})\tilde{A}(z^{-1}) + z^{-j}F_j(z^{-1}) \quad (5.7)$$

donde $\tilde{A}(z^{-1}) = \Delta A(z^{-1})$.

Los polinomios E_j and F_j están únicamente definidos con grados $j-1$ y n_a respectivamente. Se pueden obtener dividiendo 1 entre $\tilde{A}(z^{-1})$ hasta que el resto pueda ser factorizado como $z^{-j}F_j(z^{-1})$. El cociente de la división es entonces el polinomio $E_j(z^{-1})$.

Multiplicando la ecuación (5.5) por $\Delta E_j(z^{-1})z^j$ se obtiene:

$$\tilde{A}(z^{-1})E_j(z^{-1})y(t+j) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E_j(z^{-1})e(t+j) \quad (5.8)$$

Teniendo en cuenta (5.7), la ecuación (5.8) queda:

$$(1 - z^{-j}F(z^{-1}))y(t+j) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E_j(z^{-1})e(t+j) \quad (5.9)$$

La cual puede ser escrita como:

$$y(t+j) = F(z^{-1})y(t) + E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E_j(z^{-1})e(t+j) \quad (5.10)$$

Como el grado del polinomio $E_j(z^{-1})$ es $j-1$, los términos del ruido en la ecuación (5.10) están todos en el futuro por lo que la predicción se puede escribir como:

$$y(t+j|t) = G_j(z^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + F_j(z^{-1})y(t) \quad (5.11)$$

donde $G_j(z^{-1}) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})$.

Los polinomios E_j y F_j se pueden obtener dividiendo 1 entre $\tilde{A}(z^{-1})$ hasta que el resto de la división se pueda factorizar como $z^{-j}F_j(z^{-1})$.

$$F_j(z^{-1}) = f_{j,o} + f_{j,1}z^{-1} + \dots + f_{j,n_a}z^{-n_a} \quad (5.12)$$

$$E_j(z^{-1}) = e_{j,o} + e_{j,1}z^{-1} + \dots + e_{j,j-1}z^{-(j-1)} \quad (5.13)$$

Para obtener los polinomios $E_j(z^{-1})$ y $F_j(z^{-1})$ se necesita hacer otro paso de división:

$$E_{j+1}(z^{-1}) = E_j(z^{-1}) + e_{j+1,j}z^{-j} \quad (5.14)$$

con $e_{j+1,j} = f_{j,o}$.

Los coeficientes del polinomio F_{j+1} se pueden expresar como:

$$f_{j+1,i} = f_{j,i+1} - f_{j,0}\tilde{a}_{i+1} \quad i = 0 \dots n_a - 1 \quad (5.15)$$

El polinomio G_{j+1} se puede obtener recursivamente:

$$G_{j+1} = E_{j+1}B = (E_j + f_{j,o}z^{-j})B \quad (5.16)$$

$$G_{j+1} = G_j + f_{j,o}z^{-j}B \quad (5.17)$$

Los primeros j coeficientes de G_{j+1} serán idénticos a los de G_j y el resto vendrán dados por:

$$g_{j+1,j+i} = g_{j,j+i} + f_{j,o}b_i \quad i = 0 \dots n_b \quad (5.18)$$

Una vez se tienen calculados todos los coeficientes la salida puede escribirse como:

$$\mathbf{y} = \mathbf{G}\mathbf{u} + F(z^{-1})y(t) + \mathbf{G}'(z^{-1})\Delta u(t-1) \quad (5.19)$$

Los últimos términos de esta ecuación solo dependen del pasado y se pueden agrupar en un término $\mathbf{f}$ al que se conoce como “respuesta libre” del sistema:

$$\mathbf{y} = \mathbf{G}\mathbf{u} + \mathbf{f} \quad (5.20)$$

Finalmente la función objetivo (o de coste) se puede escribir como:

$$J = (\mathbf{G}\mathbf{u} + \mathbf{f} - \mathbf{w})^T(\mathbf{G}\mathbf{u} + \mathbf{f} - \mathbf{w}) + \lambda \mathbf{u}^T \mathbf{u} \quad (5.21)$$

La cual, puede ser reescrita como:

$$J = \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \mathbf{H} \mathbf{u} + \mathbf{b}^T \mathbf{u} + f_o \quad (5.22)$$

donde:

- $\mathbf{H} = 2(\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I})$
- $\mathbf{b} = 2(\mathbf{f} - \mathbf{w})^T \mathbf{G}$
- $f_o = (\mathbf{f} - \mathbf{w})^T (\mathbf{f} - \mathbf{w})$

Si no existen restricciones se puede encontrar la secuencia de control óptima de forma explícita haciendo que la derivada de J sea igual a cero, lo que lleva a:

$$u = -\mathbf{H}^{-1} \mathbf{b} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{G}^T (\mathbf{w} - \mathbf{f}) \quad (5.23)$$

Llamando K a la primera fila de la matriz $(\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{G}^T$ y tomando el primer elemento del vector $\mathbf{u}$ dado por: $\Delta u(t) = \mathbf{K}(\mathbf{w} - \mathbf{f})$, el esquema final de control será el siguiente:

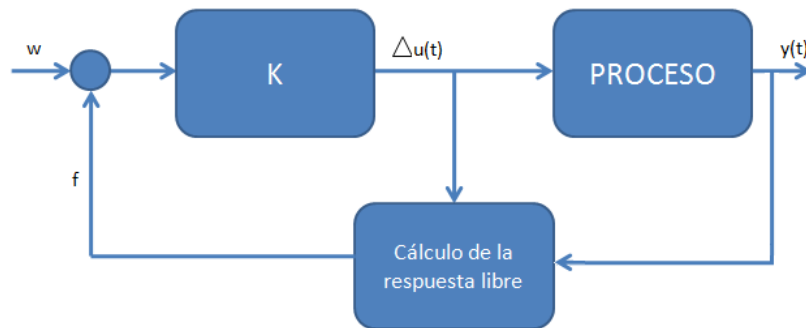


Figura 5.1: Esquema de control GPC

2. CONTROL GPC APLICADO AL LAZO DE COLECTORES

Se va a aplicar el control GPC al lazo de colectores con la filosofía del control predictivo en general [4]:

- Usar un modelo para predecir la evolución del sistema en instantes futuros (horizontes) según una secuencia de control.
- Cálculo de la secuencia de control que minimice una función objetivo.
- Aplicar solamente el primer elemento de la secuencia de control.

Como se necesita un modelo lineal para implementar el GPC y se han identificado 4 modelos, lo que se hará es utilizar el modelo medio que viene descrito por (5.24).

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1324z^{-1} - 0.0834z^{-2}}{1 - 1.672z^{-1} + 0.7269z^{-1}} \quad (5.24)$$

A continuación, figs 5.2-5.7 se muestran simulaciones bajo diferentes condiciones ambientales. Las simulaciones se han realizado en días de alta y baja radiación con horizontes $N_2 = 12$ y $N_u = 6$. El parámetro lambda, peso de la acción de control, se ha escogido como $\lambda = 10$.

En primer lugar se va a simular un día de alta radiación con un transitorio temporal.

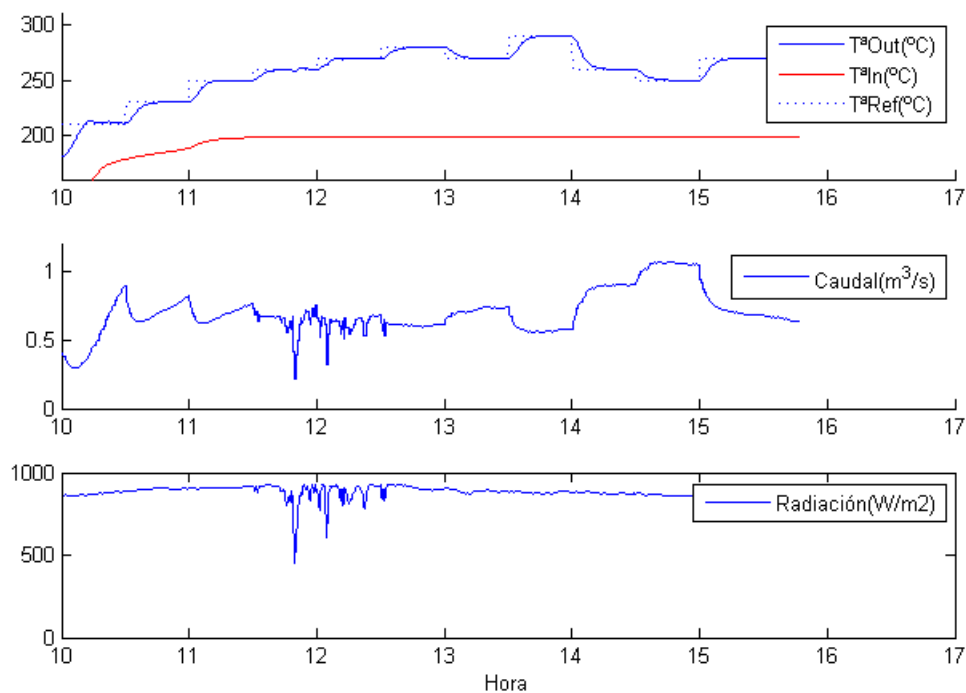


Figura 5.2: Simulación GPC de un día claro con transitorio temporal.

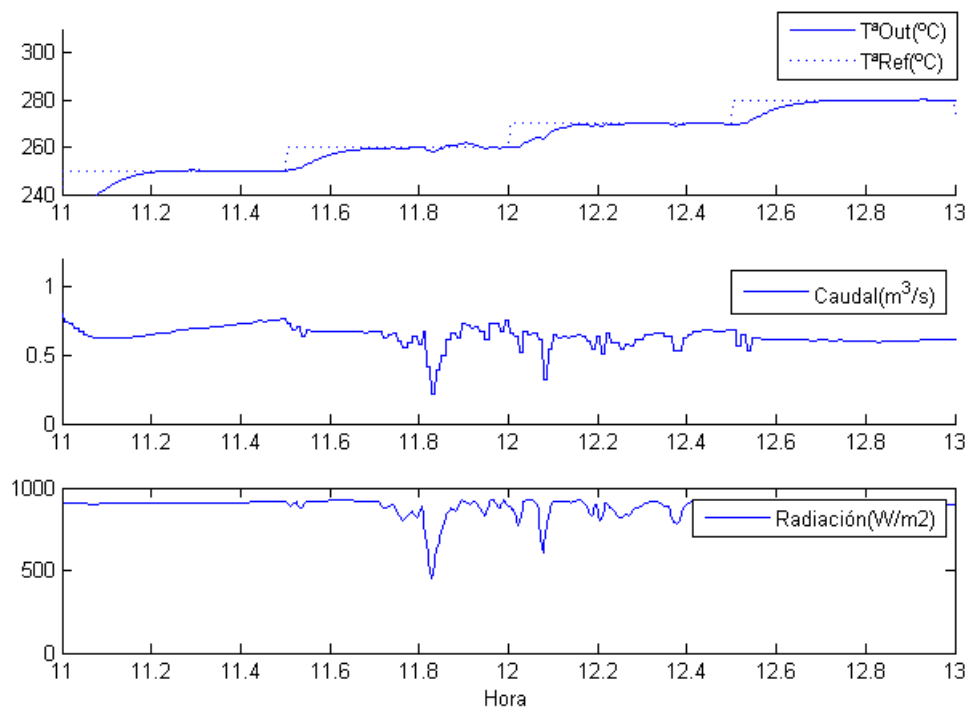


Figura 5.3: Zoom GPC zona de transitorio.

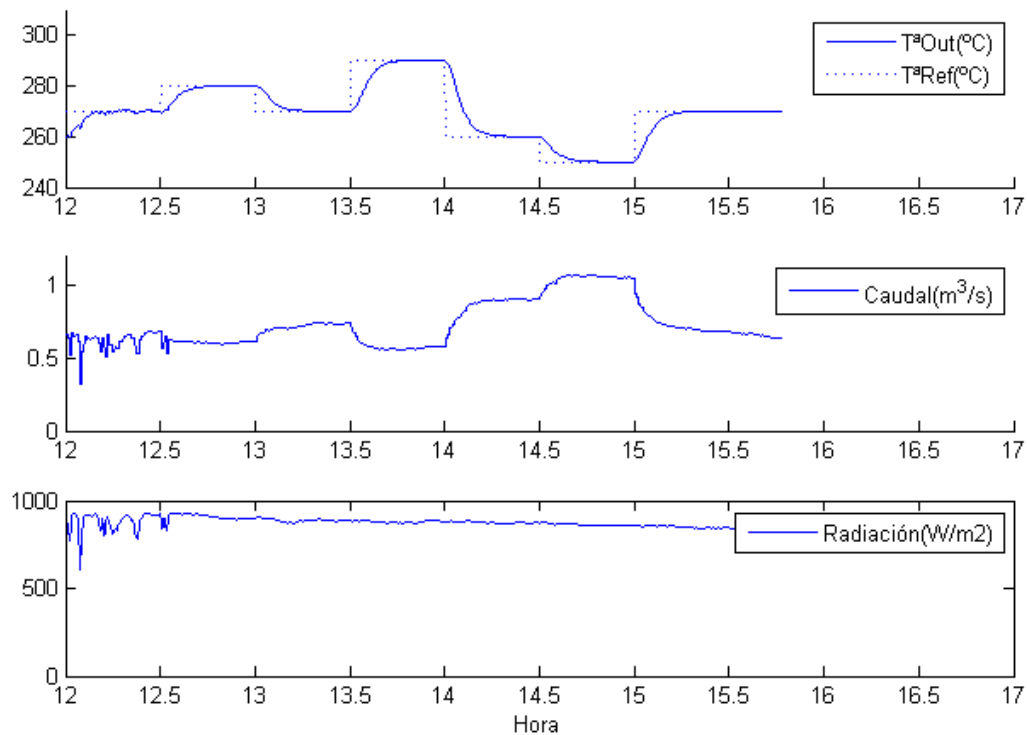


Figura 5.4: Zoom GPC zona de radiación constante.

Viendo las figs 5.2 a 5.4, los resultados obtenidos con el controlador GPC son buenos. El movimiento de caudal es bastante suave con lo que no se provocan oscilaciones en el caudal pues no se tocan los modos resonantes de la planta.

La sobreoscilación es nula y el error en el permanente es prácticamente nulo. Para realizar posteriores comparativas con otros controladores se calculará el ITAE (Integral of Time-weighted Absolute Error).

- **ITAE Día Claro + Transitorio = $7.857788501100330e + 007$**

A continuación se muestra el resultado de una simulación cuando la radiación es baja. De esta forma se observará el funcionamiento del control a bajo caudal.

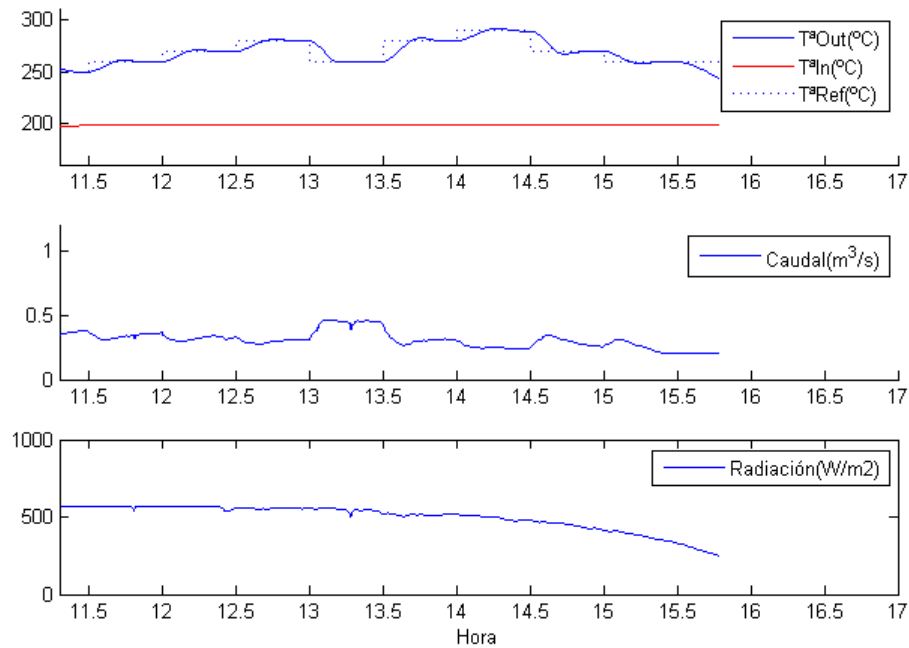


Figura 5.5: Simulación GPC de un día claro con baja radiación.

- **ITAE Dia Baja Radiación = $9.125065931401995e + 007$**

Por último se van a simular perturbaciones en la temperatura de entrada y se observará la reacción del sistema ante las mismas.

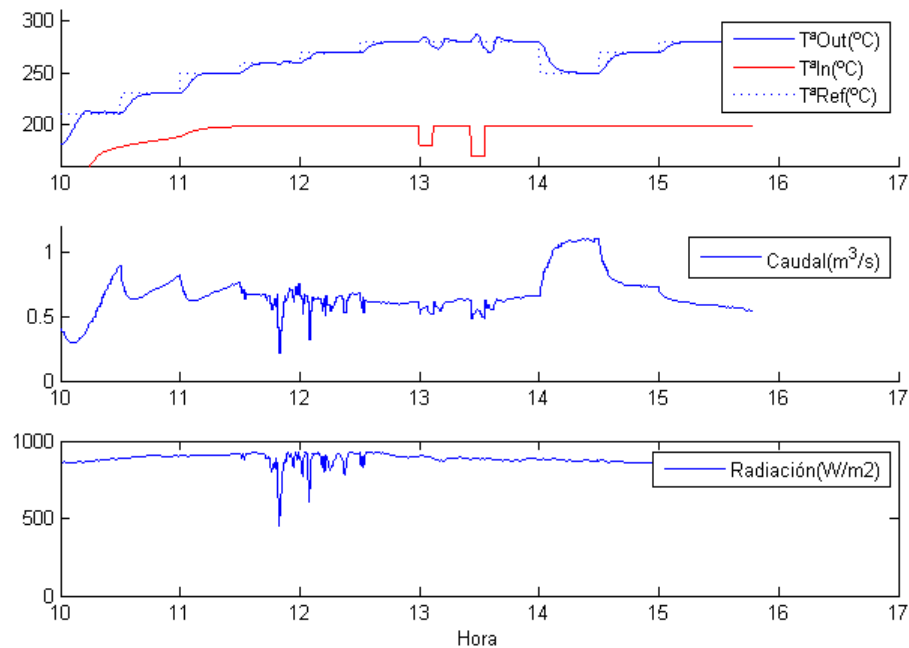


Figura 5.6: Comportamiento GPC ante perturbaciones en la temperatura de entrada del fluido.

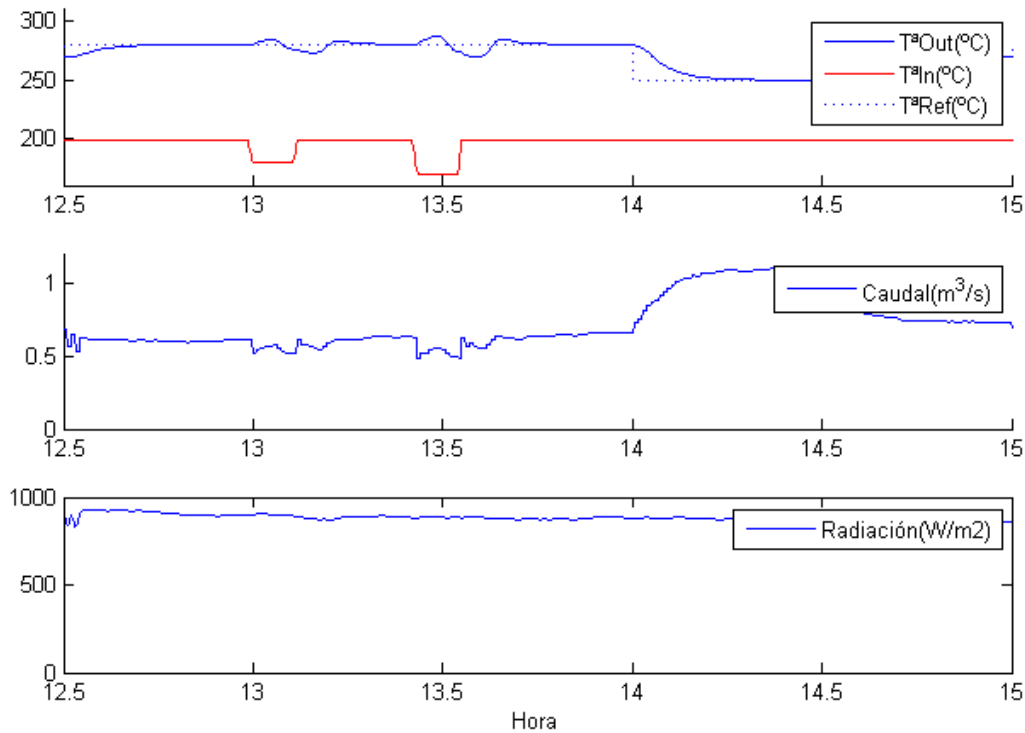


Figura 5.7: Zoom GPC ante perturbaciones en la temperatura de entrada del fluido.

Viendo los resultados de las figs 5.5 a 5.7 se comprueba que el controlador GPC basado en un único modelo realiza un buen control de la temperatura, aunque dado que se utiliza un solo modelo, los tiempos (90%) son algo lentos, alrededor de los 10-13 minutos. Respecto a las perturbaciones el sistema se recupera correctamente y devuelve la temperatura de salida al set-point. En general, aunque el comportamiento sea bueno, parece insuficiente el uso de un único modelo para todo el rango de funcionamiento y es debido a que la planta varía considerablemente respecto al caudal.

5.3 CONTROL GPC CON GAIN-SCHEDULING (GPC-GS)

Para obtener un buen rendimiento del controlador, es necesario emplear técnicas adaptativas, que tengan en cuenta la dinámica no lineal, o los múltiples puntos de funcionamiento. Con la inclusión e interpolación de varios modelos lineales el control será más eficiente pues no se trabaja con un único modelo. Debido a que la dinámica de la planta varía notablemente con el punto de operación se utilizarán modelos lineales para cada zona de trabajo. Se utilizará una tabla de cuatro modelos, los identificados en la sección 4.2, el uso de este tipo de tablas se conoce como Gain-Scheduling:

	Modelo Lineal
Caudal Bajo (0.3 l/s)	$G(z^{-1}) = \frac{0.0109z^{-1}+0.0092z^{-2}}{1+1.7850z^{-1}-0.8101z^{-2}}$
Caudal Medio-Bajo (0.5 l/s)	$G(z^{-1}) = \frac{0.1173z^{-1}-0.0934z^{-2}}{1+1.7607z^{-1}-0.7865z^{-2}}$
Caudal Medio-Alto (0.8 l/s)	$G(z^{-1}) = \frac{0.1802z^{-1}-0.1244z^{-2}}{1+1.6355z^{-1}-0.7004z^{-2}}$
Caudal Alto (1 l/s)	$G(z^{-1}) = \frac{0.2212z^{-1}-0.1251z^{-2}}{1+1.5081z^{-1}-0.6106z^{-2}}$

Tabla 3: Tabla de modelos lineales para el Gain-Scheduling.

Al realizar el cómputo del GPC se utilizará el dato del caudal en el instante k dado por el FeedForward. Con ese caudal se realizará una interpolación lineal entre los modelos de los caudales correspondientes para obtener el modelo aproximado para ese punto de operación.

La única restricción que se va a imponer en este apartado de control GPC es la de caudal mínimo y máximo, pero no se va a incluir en el controlador GPC como restricción sino que se saturará el caudal cuando se llegue a los límites. Esto es debido a que, se utiliza una señal de referencia en temperatura y el control GPC dará incrementos en la referencia de temperatura que llega al FeedForward. Es el FeedForward el encargado de proporcionar el caudal a la planta. Por lo que la optimización es en temperatura con el modelo lineal y no en caudal, sin embargo la restricción es en caudal.

Se presentan a continuación simulaciones en días de alta y baja radiación con horizontes $N_2 = 12$ y $N_u = 6$. El parámetro λ , peso de la acción de control, se ha escogido como $\lambda = 10$.

Al igual que antes se empieza con el resultado de la simulación un día de alta radiación con un transitorio temporal.

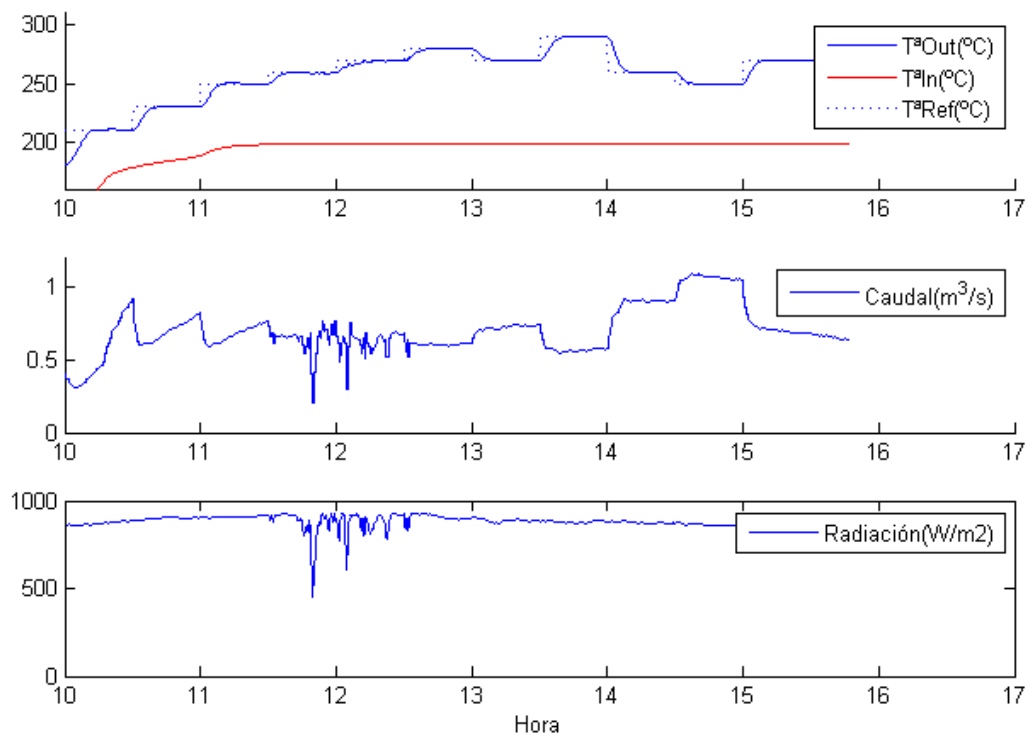


Figura 5.8: Simulación GPC-GS de un día claro con transitorio temporal.

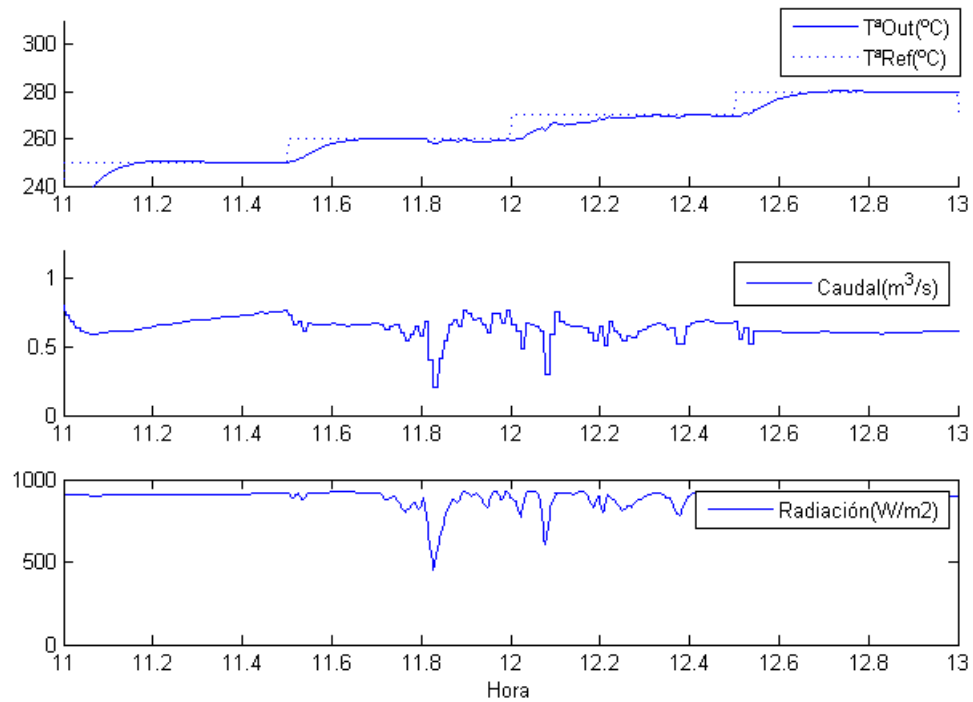


Figura 5.9: Zoom GPC-GS zona de transitorio.

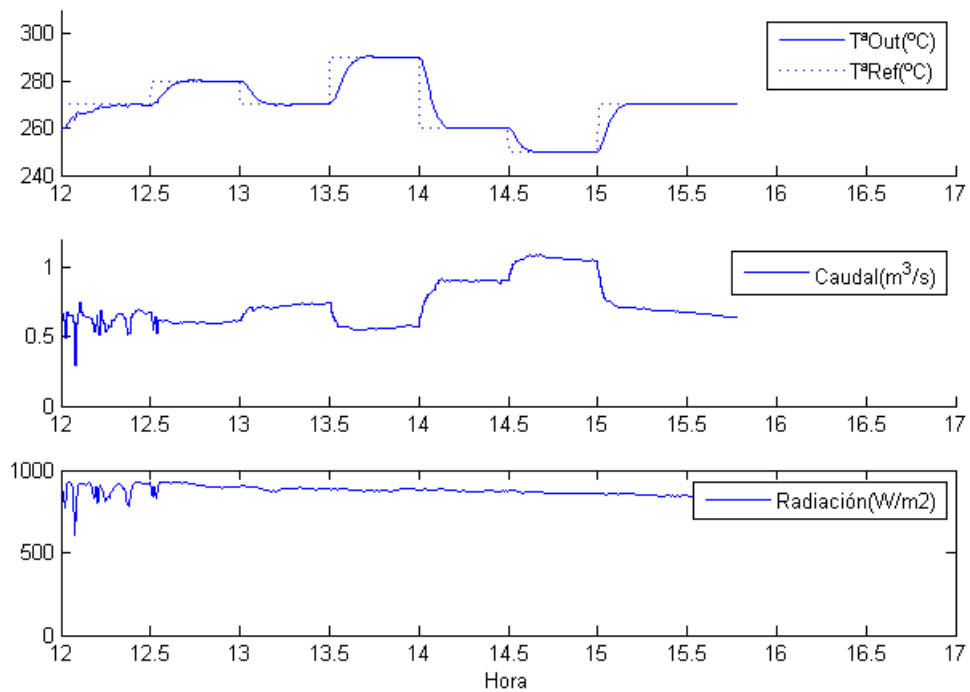


Figura 5.10: Zoom GPC-GS zona de radiaci3n constante.

- ITAE Dia Claro + Transitorio = $6.303407241273097e + 007$

Es fácil comprobar, figs 5.8 a 5.10, que la respuesta del sistema ahora es más rápida que antes, debido al uso de varios modelos lineales y a la interpolación lineal según el caudal. De esta forma el GPC-GS se adapta al punto de operación en el que se encuentre la planta.

La sobreoscilación con el GPC-GS sigue siendo prácticamente nula así como el error en el permanente. Incluso la respuesta ante el transitorio ha mejorado notablemente.

El desempeño del controlador a altas temperaturas y caudales medios y altos es bastante bueno y gracias a la adaptación al punto de trabajo consigue tiempos inferiores que en el caso del GPC con un único modelo lineal para la predicción.

En las siguientes figuras se muestran los resultados correspondientes a la simulación cuando la radiación es baja. De esta forma se observará el funcionamiento del control GPC-GS a bajo caudal.

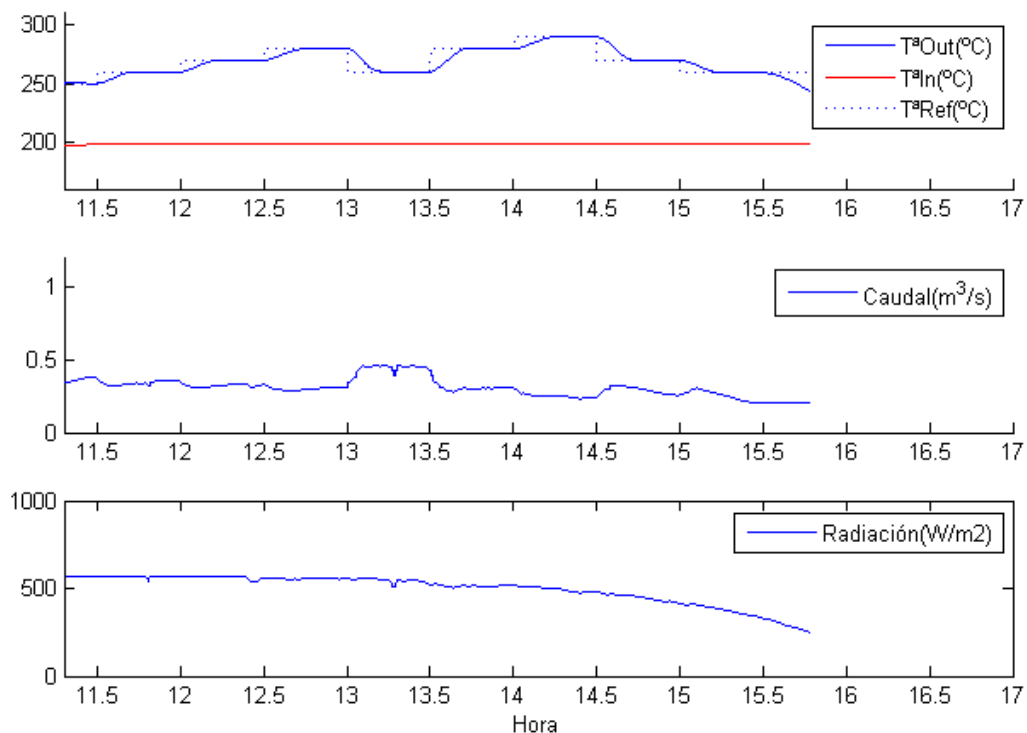


Figura 5.11: Simulación GPC-GS de un día claro con baja radiación.

- **ITAE Dia Baja Radiación = 8.815723923526555e + 007**

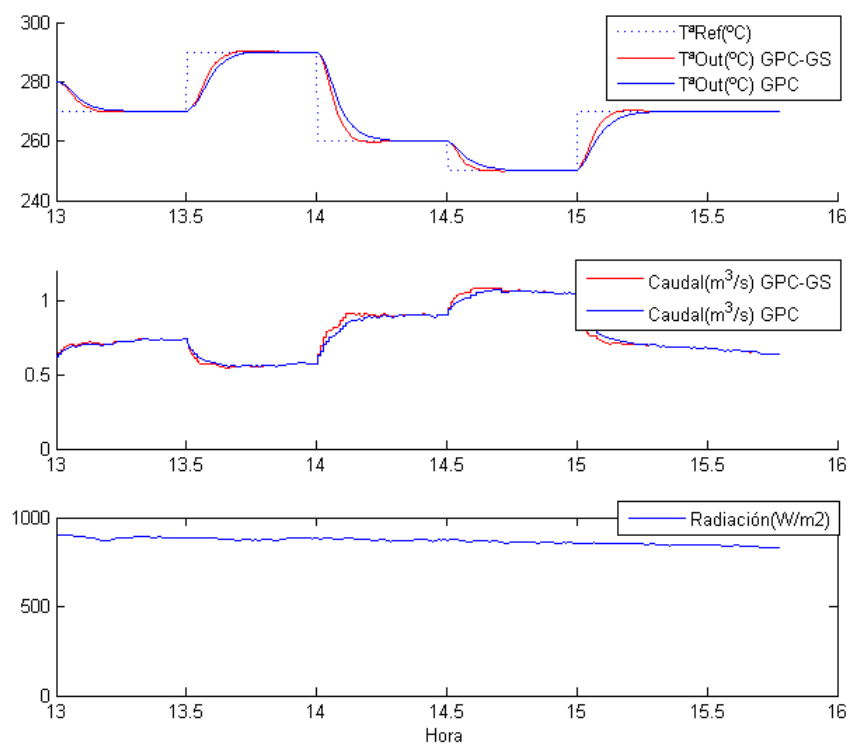


Figura 5.12: Comparativa GPC\GPC-GS de un día claro con baja radiación.

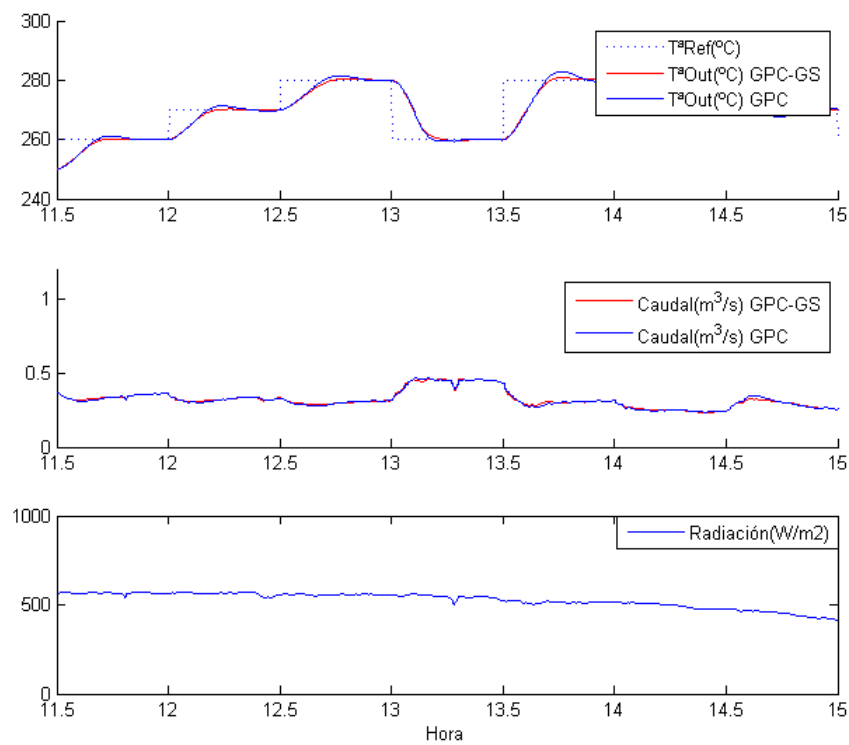


Figura 5.13: Comparativa GPC\GPC-GS de un día claro con baja radiación.

Por último se van a simular con las mismas perturbaciones en la temperatura de entrada que en el control GPC y se observará la reacción del sistema ante las mismas.

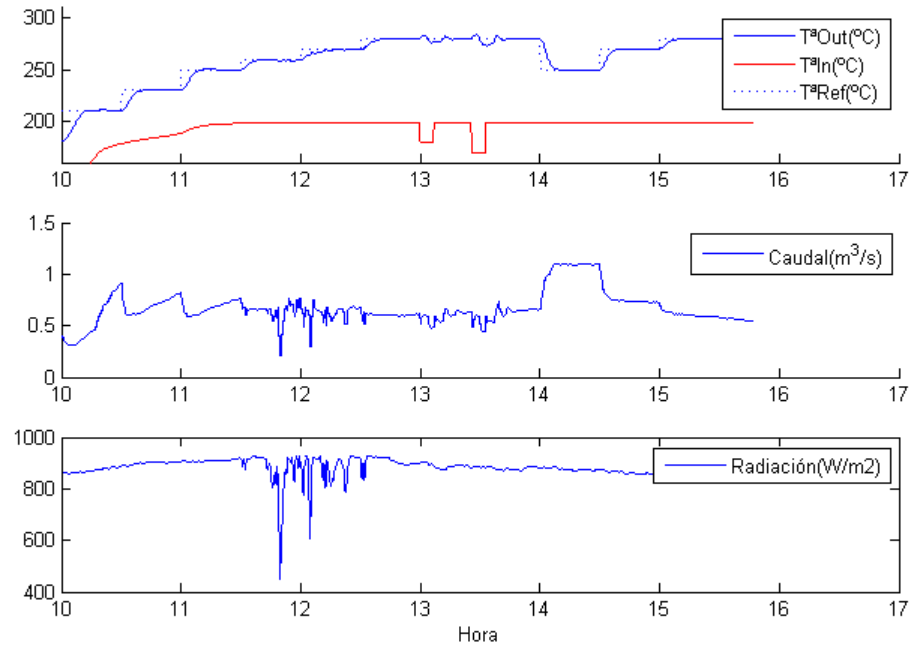


Figura 5.14: Comportamiento GPC-GS ante perturbaciones en la temperatura de entrada del fluido.

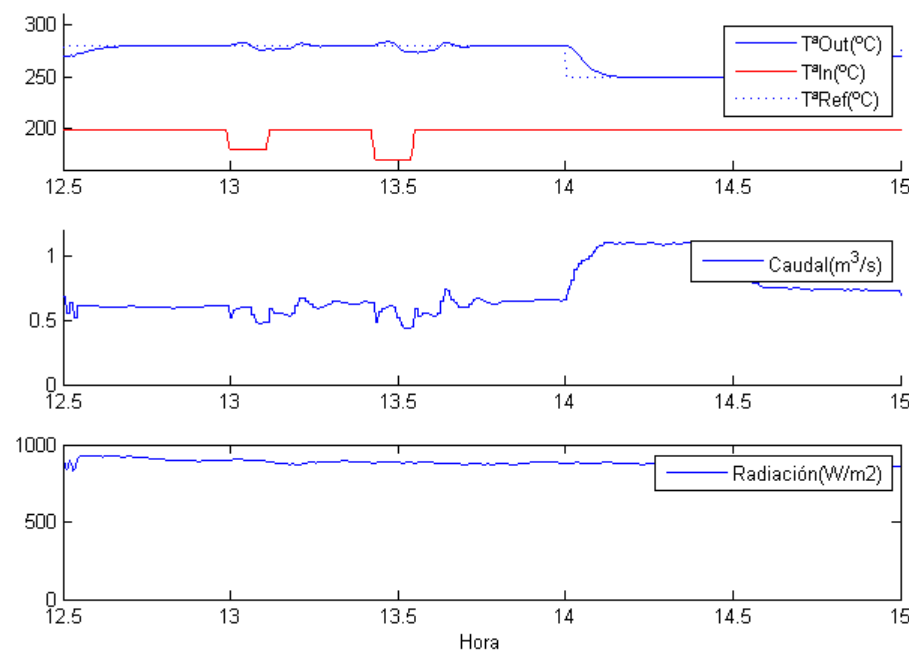


Figura 5.15: Zoom GPC-GS ante perturbaciones en la temperatura de entrada del fluido.

De las figs 5.11 a 5.13 se comprueba que el rendimiento a bajo caudal sigue siendo lento con tiempos

de respuesta entre 10 y 12 minutos. Si se observan los modelos lineales identificados y mostrados en la fig 4.5, el modelo a bajo caudal es mucho más lento que el resto de modelos. Estas plantas son muy lentas a bajo caudal y es por eso que disminuir la respuesta en esta zona es más complicada. Los tiempos (90%) que se consiguen con el GPC-GS están entorno a 6-12 minutos, con lo que se mejoran considerablemente los tiempos del GPC con un único modelo lineal.

Respecto a las perturbaciones el comportamiento no difiere en gran medida y se comporta bien devolviendo la temperatura de salida a la referencia.

5.4 CONTROL GPC CON GAIN-SCHEDULING Y RESPUESTA LIBRE NO LINEAL (GPC-GS NLFR)

Aunque el lazo de colectores es un proceso no lineal muchas de las estrategias que se han implementado, tanto en este trabajo con el GPC lineal como en otros, utilizan técnicas de control lineal. Aunque en este trabajo se realiza también el estudio de un control predictivo no lineal, antes se abordará el uso de la respuesta libre no lineal en el GPC. Llamaremos GPC-GS NLFR (NonLinear Free Response) a partir de ahora.

En el apartado anterior la respuesta libre calculada se hacía en base a cálculos a partir del modelo lineal del lazo de colectores. Con lo que tanto la respuesta forzada como la respuesta libre están calculadas con los errores de los modelos al simplificarse la dinámica no lineal de la planta.

Lo que se pretende con el cálculo de la respuesta libre no lineal es mejorar la predicción. La respuesta libre se computará iterativamente con el modelo de parámetros distribuidos, el mismo que se utiliza para la simulación. Dado que este modelo incluye mucha más dinámica que el modelo de parámetros concentrados o el modelo lineal, la respuesta libre se ajustará más al comportamiento real. De esta forma aunque la respuesta forzada siga siendo la misma, se mejora parte de la predicción y se espera que el control final mejore respecto al GPC lineal.

Se presentan a continuación simulaciones en días de alta y baja radiación. Los parámetros escogidos para este controlador han sido los mismos que en el caso del GPC con modelo único para todo el rango de funcionamiento ya que la única diferencia con respecto al anterior es el cálculo de la respuesta libre. Manteniendo los mismos parámetros de configuración se podrá decidir si el resultado obtenido es mejor que en el caso del GPC-GS con respuesta libre basada en modelo lineal. Por tanto los horizontes son $N_2 = 12$ y $N_u = 6$, y el parámetro lambda, peso de la acción de control $\lambda = 10$.

Se comienza con el resultado de la simulación de un día de alta radiación con un transitorio temporal. De esta forma se van comparando los resultados bajo las mismas condiciones a lo largo del documento.

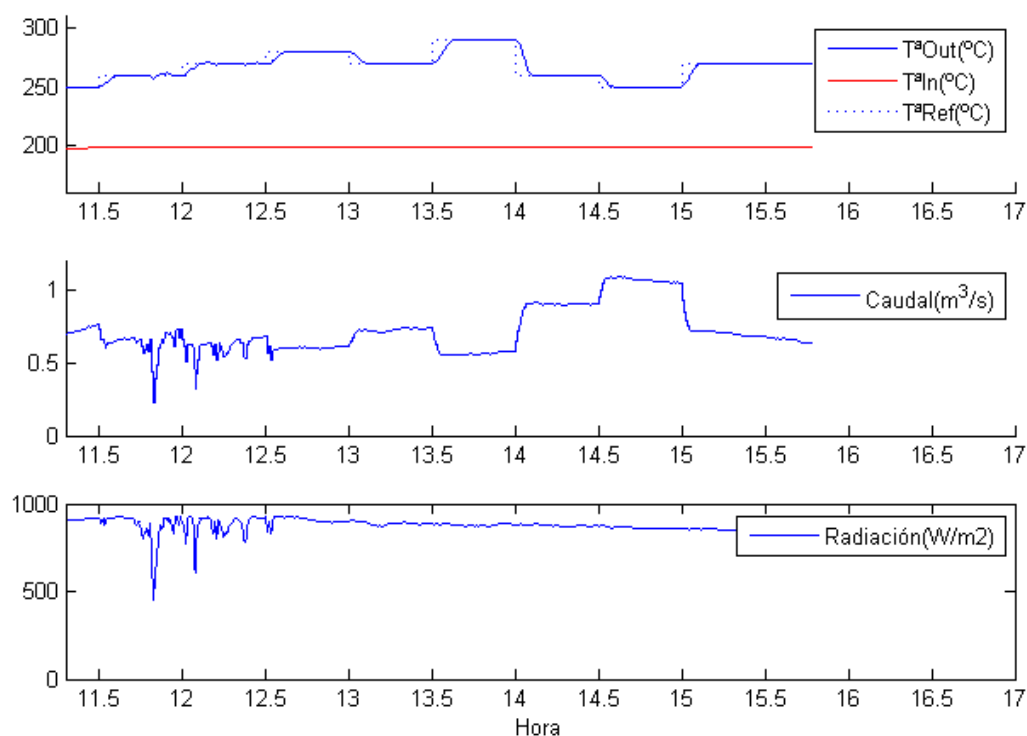


Figura 5.16: Simulación GPC-GS NLFR de un día claro con transitorio temporal.

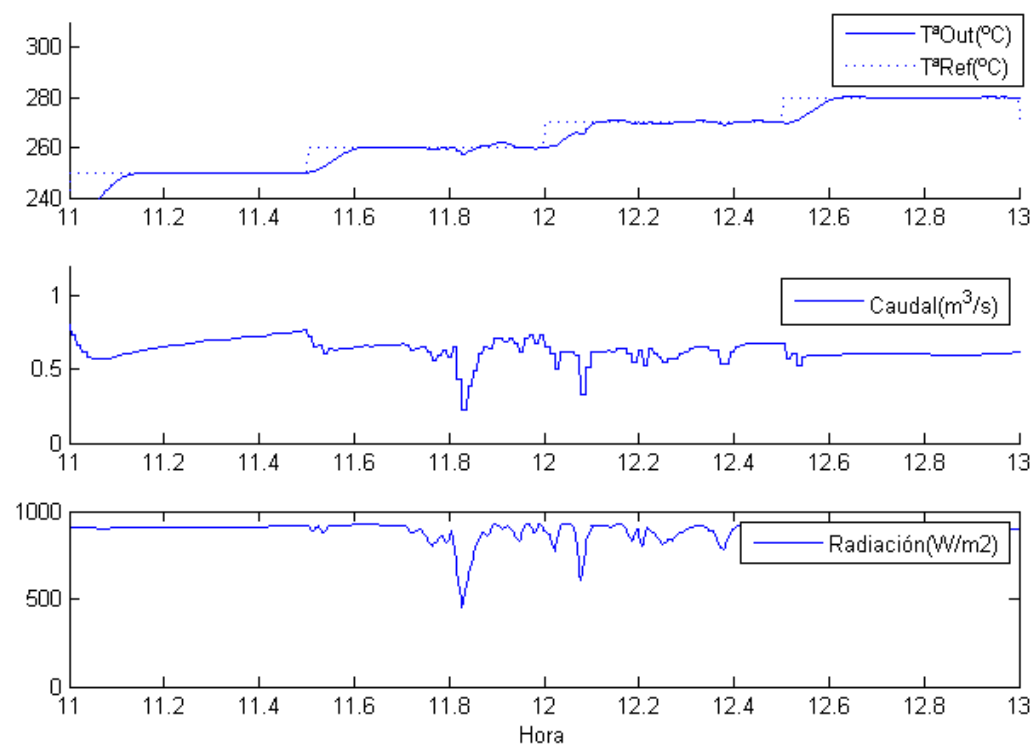


Figura 5.17: Zoom GPC-GS NLFR zona de transitorio.

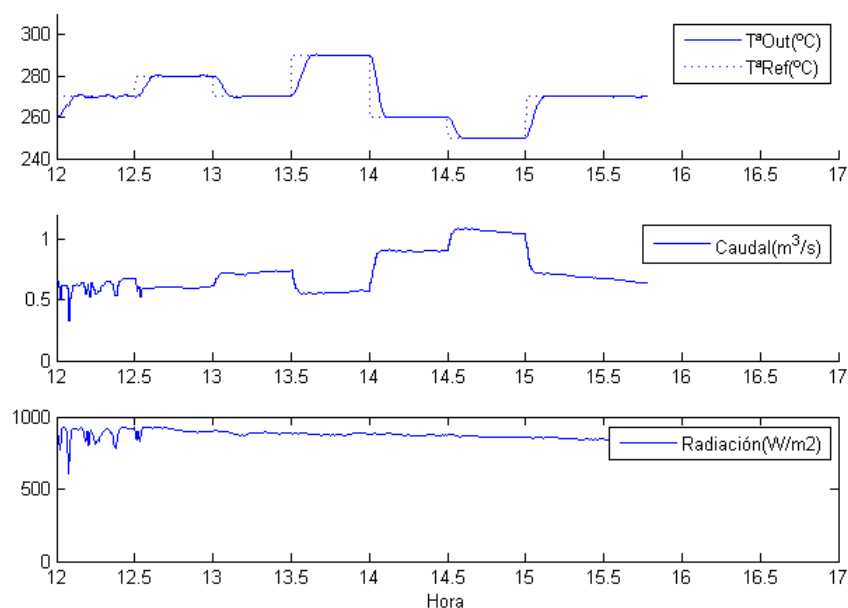


Figura 5.18: Zoom GPC-GS NLFR zona de radiación constante.

- **ITAE Dia Claro + Transitorio = $5.388853502577517e + 007$**

A simple vista el resultado es similar al anterior aunque el ITAE demuestra que el error es menor. La sobreoscilación con este controlador sigue siendo nula pero se disminuyen los tiempos (90%) para todo el rango de la planta y se detallarán una vez se muestren las simulaciones de baja radiación. La señal de caudal sigue siendo suave y no se tocan los modos resonantes de la planta.

Los siguientes resultados corresponden a la simulación cuando la radiación es baja.

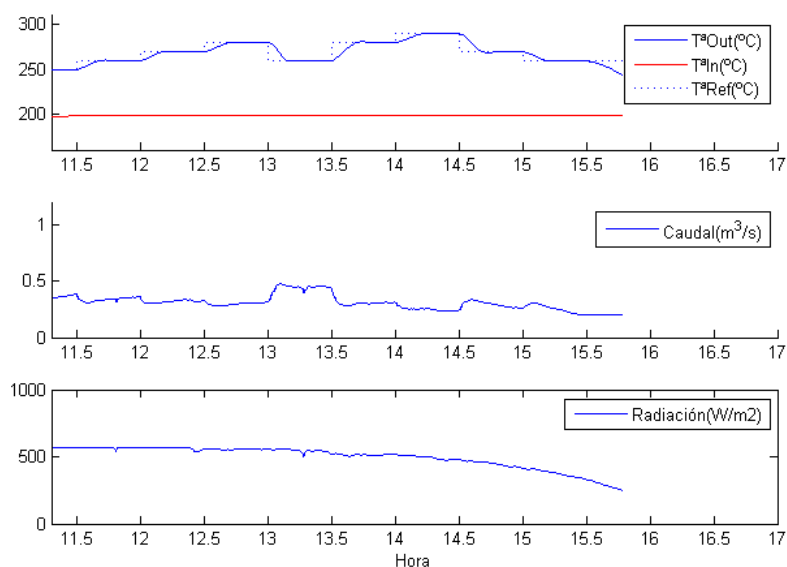


Figura 5.19: Simulación GPC-GS NLFR de un día claro con baja radiación.

- **ITAE Dia Baja Radiación = $8.076496688539596e + 007$**

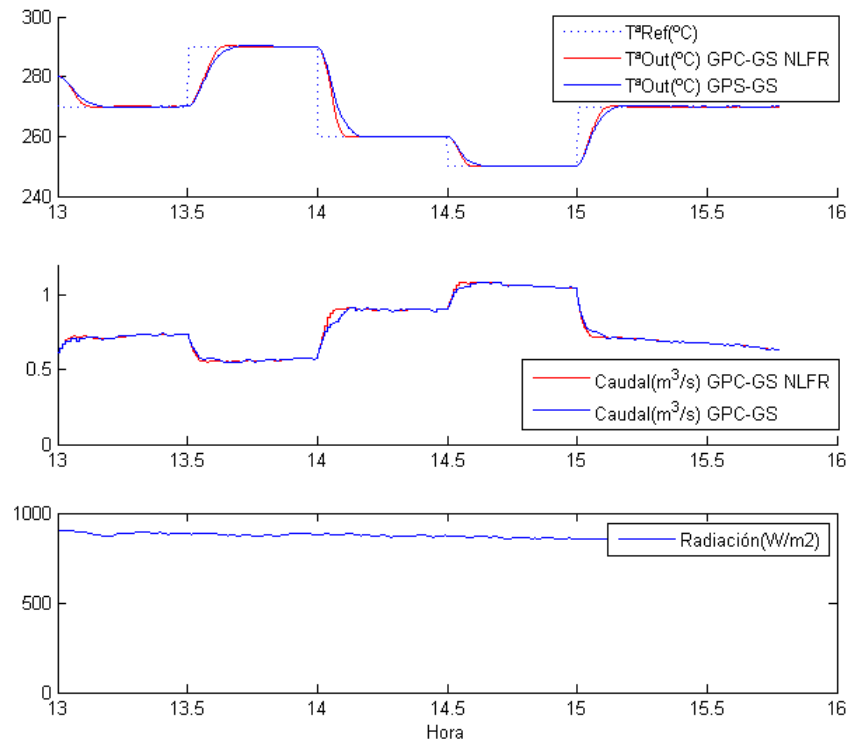


Figura 5.20: Comparativa GPC-GS\GPC-GS NLFR de un día claro con baja radiación.

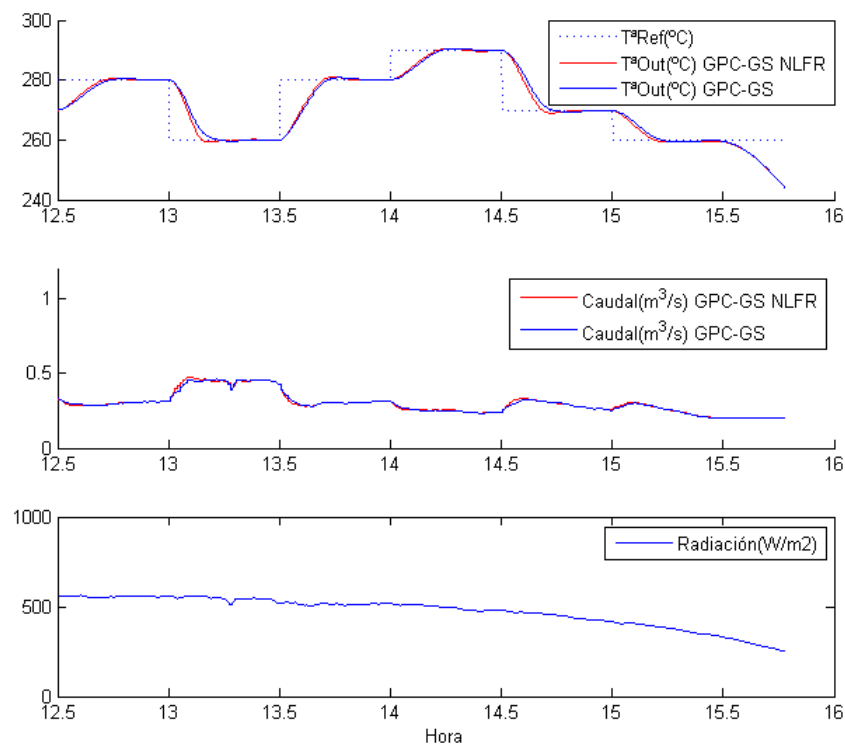


Figura 5.21: Comparativa GPC-GS\GPC-GS NLFR de un día claro con baja radiación.

Por último, el resultado con las mismas perturbaciones en la temperatura de entrada que en controles anteriores.

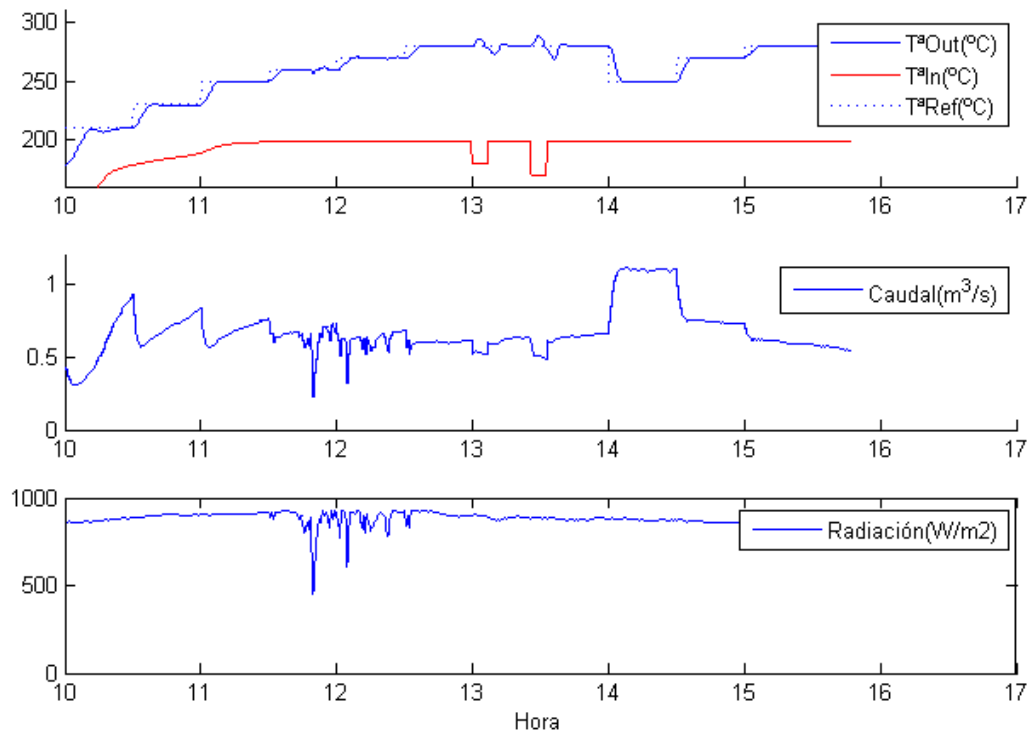


Figura 5.22: Comportamiento GPC-GS NLFR ante perturbaciones en la temperatura de entrada del fluido.

Se comprueba que el cambio de la respuesta libre “normal” del GPC basada en el modelo lineal, por la respuesta libre no lineal utilizando el modelo de parámetros concentrados mejora considerablemente el desempeño del control respecto a los controladores anteriores. En este caso la sobreoscilación se mantiene prácticamente en cero al igual que el error en el permanente y se disminuye el tiempo (90%) de todo el rango de funcionamiento de la planta a 4.5-9.5 minutos. Unos tiempos muy buenos para la planta solar ACUREX.

Los errores medidos con el ITAE muestran que el desempeño es mejor pues disminuye respecto a los otros controls GPC y GPC-GS.

5.5 CONTROL PREDICTIVO NO LINEAL (NMPC)

Control Predictivo Basado en Modelo lineal es una de las estrategias de control preferidas para una gran cantidad de procesos industriales. Sus fundamentos teóricos suficientemente estudiados.

Existen situaciones en las que los efectos no lineales justifican otro enfoque:

- Procesos fuertemente no lineales y sujetos a grandes perturbaciones (control pH).
- Problemas de seguimiento de consigna en los que el punto de operación cambia con frecuencia. Sale a relucir la dinámica no lineal del proceso.

El Control Predictivo No Lineal (Nonlinear Model Predictive Control, NMPC) es relativamente reciente y existen pocas referencias de aplicaciones industriales. Sin embargo se espera que se convierta en una opción prometedora a corto plazo por su gran potencial. Se justifica NMPC para mejorar el comportamiento o simplemente para una operación estable del proceso.

La extensión de los conceptos de MPC al caso no lineal es directa, pero en la práctica aparecen problemas:

- La obtención de un modelo no lineal a partir de datos experimentales es un problema abierto. La utilización de redes neuronales o series de Volterra no parecen solucionar el problema de forma general. La obtención de modelos apartir de primeros principios no es siempre viable.
- El problema de optimización es no convexo, cuya resolución es mucho más difícil que un problema QP. Problemas relativos a la obtención del óptimo global, influye en la calidad del control y en problemas relacionados con la estabilidad.
- La dificultad de la optimización implica un aumento considerable del tiempo de cálculo, hecho que puede dar lugar a que la aplicación de esta técnica quede restringida a un conjunto de sistemas con dinámica lenta.
- El estudio de temas fundamentales como estabilidad o robustez se complica enormemente. Este tema constituye un campo abierto de gran interés para los investigadores.

Dentro de la problemática que rodea al NMPC encontramos:

- Obtención del modelo
- Resolución del problema:
 - Pérdida de convexidad: no sirve QP y no se garantiza óptimo global.
 - Aumenta el tiempo de cálculo considerablemente debido a:
 - * El paquete de programación no lineal debe evaluar repetidamente la función objetivo y en cada evaluación se debe resolver el sistema de ecuaciones no lineales que componen el modelo de predicción.
 - * Se deben calcular el gradiente de la función y los próximos puntos de búsqueda, además de comprobar la violación o no de las restricciones y los criterios de finalización del algoritmo.
- Estabilidad de la solución. No se garantiza por encontrar el óptimo.
- Robustez: estabilidad en presencia de incertidumbres.

El éxito del MPC lineal se basa en la relativa facilidad para obtener experimentalmente modelos del tipo respuesta ante escalón o funciones de transferencia de bajo orden. La obtención de modelos no lineales adecuados de forma empírica puede ser muy difícil y no existe una formulación que

sea claramente adecuada para representar procesos no lineales de forma genérica. Son mucho más difíciles de construir, tanto basándose en correlación de datos de entrada/salida como en principios básicos de conservación de masa y energía. El principal obstáculo es la ausencia de un principio de superposición para sistemas no lineales. La determinación experimental de los modelos se convierte en una tarea muy complicada, requiriendo una cantidad de ensayos mucho mayor que para una planta lineal. La respuesta debe ser analizada para todas las posibles señales de entrada. Una posibilidad es la linealización en las cercanías del punto de operación. En general se pueden usar modelos específicos que reflejen la dinámica no lineal como los modelos de Wiener, redes de neuronas, modelos de Volterra o de Hammerstein, modelos NARX, modelos borrosos, etc

Los modelos no lineales son más complejos que los lineales, pero además el proceso de identificación es mucho más difícil. Se necesita una gran batería de ensayos para capturar las no-linealidades del proceso, resultando en un periodo de pruebas considerable. En cuanto a la resolución del problema, la inclusión del modelo no lineal en la optimización da lugar a que ésta, en general, no sea convexa. De igual forma existirán problemas para la extensión de los resultados para garantizar estabilidad y robustez. Por tanto se deberá realizar una justificación del esfuerzo, vistas las dificultades que aparecen en la aplicación de NMPC, debe poder justificarse el beneficio que este tipo de técnica aporta.

1. CONTROL NMPC APLICADO AL LAZO DE COLECTORES

Se va a aplicar el NMPC siguiendo la metodología del control predictivo pero usando en vez del modelo lineal, el modelo de parámetros distribuidos.

En este caso el algoritmo será el siguiente:

- (a) Toma de datos de la planta. Temperatura entrada/salida, Irradiancia, etc.
- (b) Ejecución del controlador cada 39 segundos:
 - i. Configuración de parámetros del controlador (horizontes, lambda etc)
 - ii. Cálculo de la secuencia de control óptima.
 - A. Cálculo de función objetivo J para una secuencia determinada.
 - iii. Si J es mínima salir a (c). Sino volver a (i).
- (c) Selección del primer elemento de la secuencia de control calculada.
- (d) Aplicar incremento de la señal de control.

Para evitar que el optimizador compute durante un tiempo excesivamente largo, en el caso del NMPC los horizontes escogidos son $N_2 = 7$ y $N_u = 2$. El parámetro lambda, peso de la acción de control, se ha escogido como $\lambda = 4$.

Los resultados que se muestran a continuación siguen las mismas simulaciones que anteriormente.

Se simula un día de alta radiación en primer lugar.

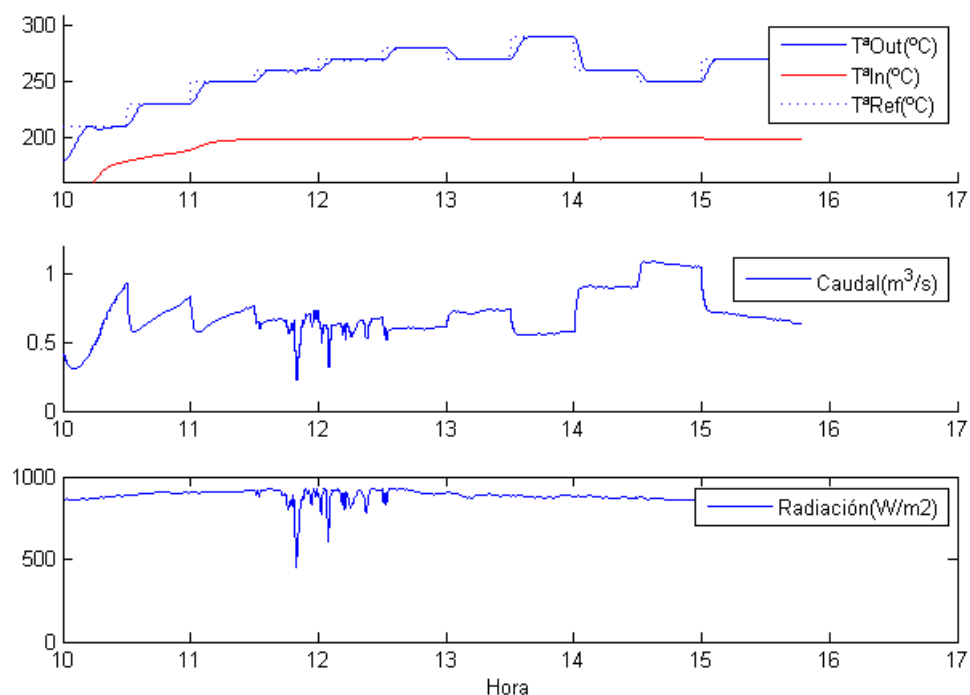


Figura 5.23: Simulación NMPC de un día claro con transitorio temporal.

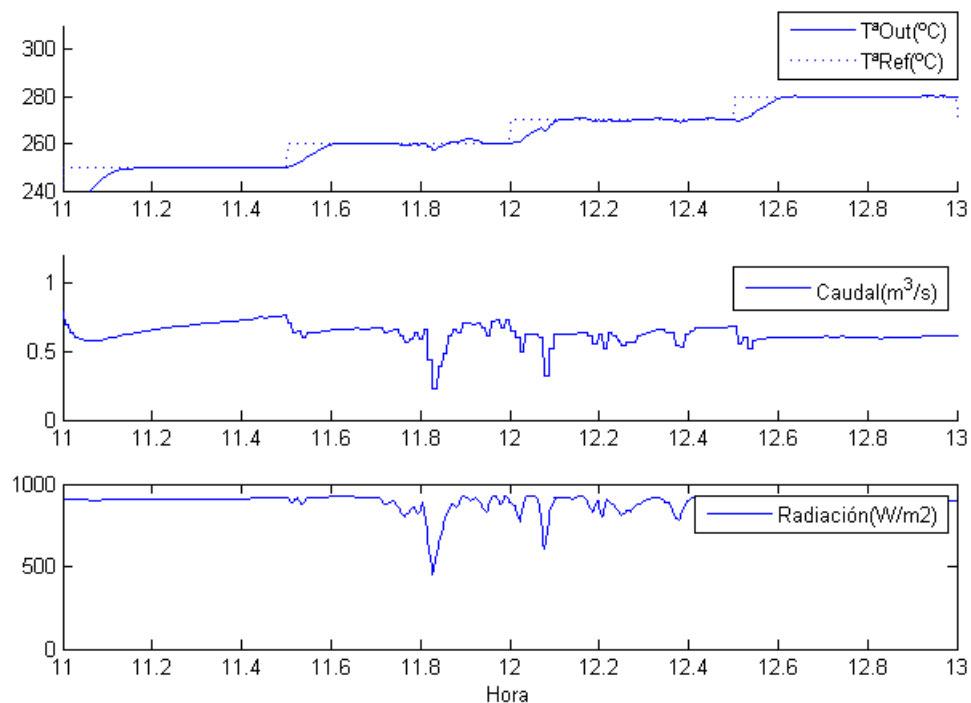


Figura 5.24: Zoom NMPC zona de transitorio.

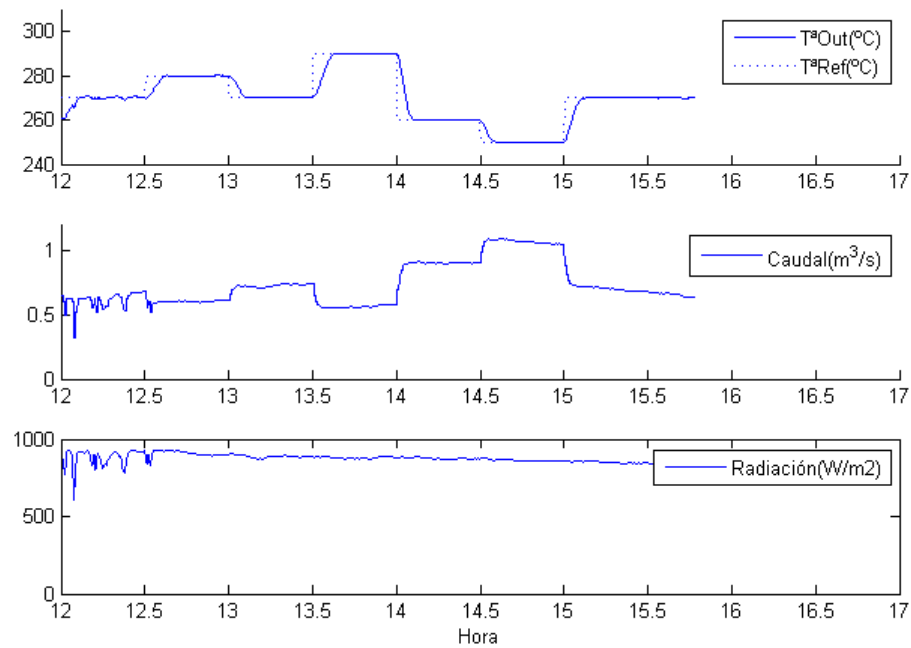


Figura 5.25: Zoom NMPC zona de radiación constante.

- **ITAE Dia Claro + Transitorio = $4.991286139620744e + 007$**

A continuación se muestran los resultados de aplicar NMPC a un día de baja radiación, figs 5.22 y ante perturbaciones 5.23.

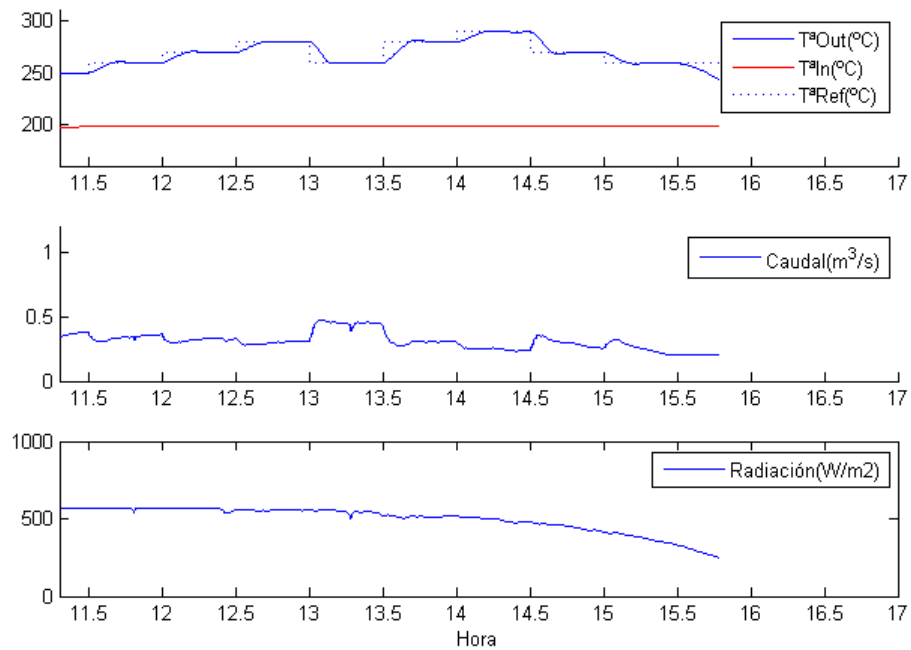


Figura 5.26: Simulación NMPC de un día claro con baja radiación.

- **ITAE Dia Baja Radiación = $7.533292351531671e + 007$**

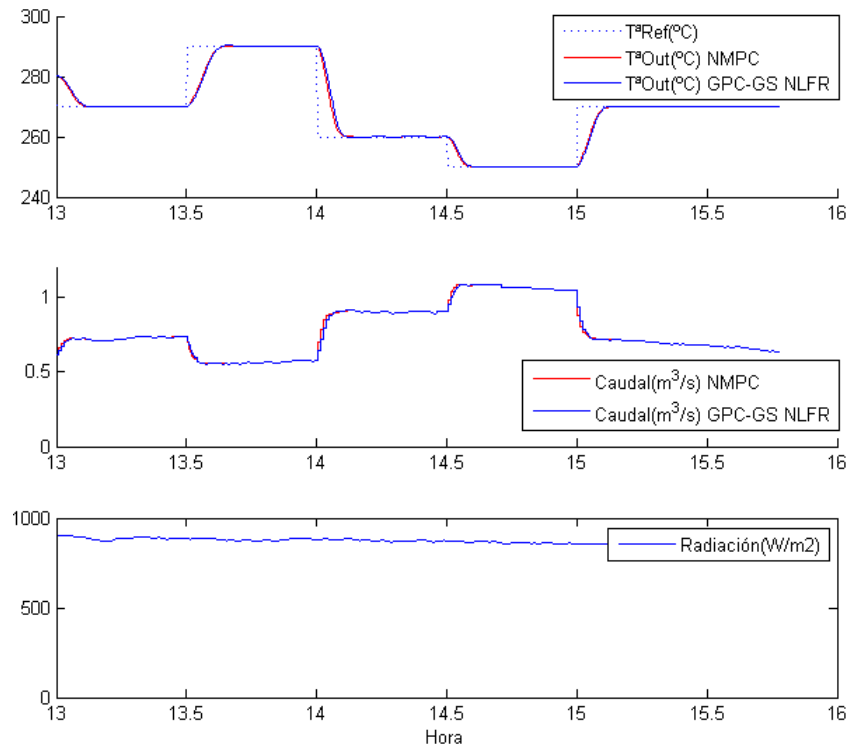


Figura 5.27: Comparativa GPC-GS\NMPC de un día claro con baja radiación.

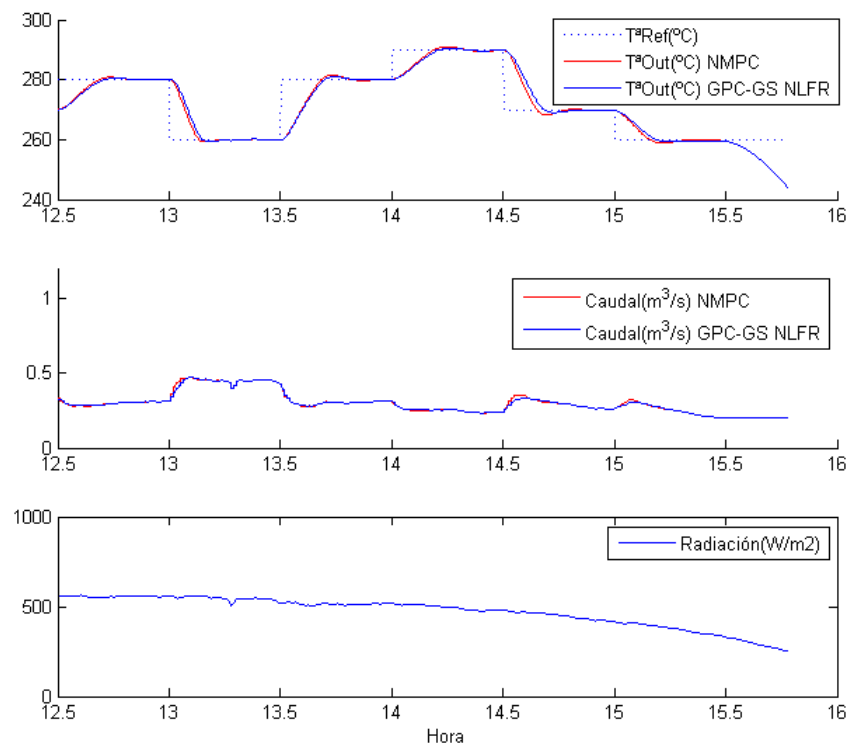


Figura 5.28: Comparativa GPC-GS\NMPC de un día claro con baja radiación.

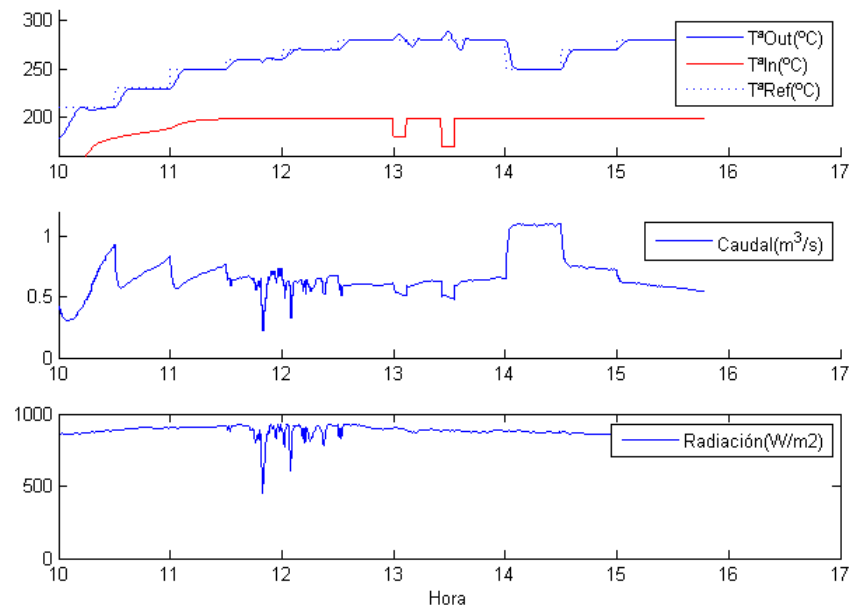


Figura 5.29: Comportamiento NMPC ante perturbaciones en la temperatura de entrada del fluido.

El controlador no lineal presenta tiempos entre 4 y 8.5 minutos, reduciendo ligeramente los tiempos obtenidos en los casos anteriores. El índice ITAE es considerablemente menor que en controles anteriormente presentados mejorando el desempeño del control. El tiempo medio de computación consumido por el optimizador, en un ordenador portátil I5 de gama media-baja, se ha medido entorno a 10 segundos que está dentro del tiempo de muestreo.

5.6 COMPARATIVA CONTROLADORES

Como resultado final se muestran las tablas de los tiempos obtenidos con cada uno de los controladores así como el ITAE en cada escenario. Se comprueba que el control con mejor desempeño ha sido el predictivo no lineal, aunque el GPC-GS NLFR ha obtenido unos resultados muy buenos y de gran rapidez de computación.

	ITAE Día Claro + Transitorio ($\cdot 10^7$)	ITAE Día Baja Radiación ($\cdot 10^7$)
GPC	7.8577	9.1250
GPC-GS	6.3034	8.8157
GPC-GS NLFR	5.3888	8.0764
NMPC	4.9912	7.5332

Tabla 4: Tabla de índice ITAE de los controladores.

	Tiempo mínimo (min) (90%)	Tiempo máximo (min) (90%)
GPC	10	13
GPC-GS	6	12
GPC-GS NLFR	4.5	9.5
NMPC	4	8.5

Tabla 5: Tabla de tiempos obtenidos con los controladores.