

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería de la Energía

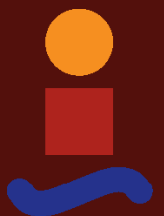
Modelado, Identificación y diseño de controladores para un captador solar.

Autor: Antonio Martín Rodríguez

Tutor: Antonio Javier Gallego Len y Adolfo Juan Sánchez del Pozo
Fernández

Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2021



Trabajo Fin de Grado
Grado en Ingeniería de la Energía

Modelado, Identificación y diseño de controladores para un captador solar.

Autor:

Antonio Martín Rodríguez

Tutor:

Antonio Javier Gallego Len y Adolfo Juan Sánchez del Pozo Fernández

Profesores

Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2021

Trabajo Fin de Grado: Modelado, Identificación y diseño de controladores para un captador solar.

Autor: Antonio Martín Rodríguez

Tutor: Antonio Javier Gallego Len y Adolfo Juan Sánchez del Pozo Fernández

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:

Agradecimientos

A mis tutores de este Trabajo Fin de Grado, por ayudarme en todo lo posible.

*Antonio Martín Rodríguez
Sevilla, 2021*

Resumen

El objetivo de este Trabajo Fin de Grado es el desarrollo de diferentes estrategias de control para una planta termosolar de colectores tipo Fresnel.

Para ello, se realizará el modelado de una planta termosolar en Matlab. Se programará un modelo de parámetros concentrados y se ajustará con datos experimentales de una planta real de este tipo. Una vez desarrollado el modelo se programarán tres estrategias de control para controlar la temperatura de salida de la planta termosolar: un PI, un PI por tabla de ganancias y un controlador integral LQR.

Abstract

The objective of this Final Degree Project is the development of different control strategies for a solar thermal plant with Fresnel collectors.

For this, the modeling of a solar thermal plant will be executed in Matlab. A concentrated parameter model will be programmed and adjusted with experimental data from a real plant of this type. Once the model has been developed, three control strategies will be developed to control the output temperature of the solar thermal plant: a PI, a gain scheduling PI and an integral LQR controller.

Índice

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice de Figuras</i>	IX
1 Introducción	1
1.1 Objetivos y motivación del trabajo	1
1.2 Descripción de la planta	1
1.3 Descripción y explicación de las estrategias de control	4
2 Modelo matemático	5
2.1 Modelo de parámetros concentrados	5
2.2 Identificación de parámetros del modelo	8
2.3 FeedForward	10
2.4 Identificación de modelos lineales. Método de mínimos cuadrados	12
2.5 Simulación de modelos y análisis de resultados	14
3 Diseño de controladores	17
3.1 Controlador PI	17
3.2 PI Gain scheduling	20
3.3 Controlador LQR	23
4 Prueba de controladores en modelo de parámetros distribuidos	27
5 Conclusiones y líneas futuras de trabajo	31
<i>Bibliografía</i>	33

Índice de Figuras

1.1	Esquema de funcionamiento de una planta termosolar de concentración [1]	2
1.2	Esquema de funcionamiento del campo de captadores tipo Fresnel [2]	2
1.3	Edificio Plaza de América de la ETSI de Sevilla [3]	3
1.4	Localización de la planta termosolar en la azotea del Edificio Plaza de América [4]	3
1.5	Esquema de funcionamiento de la planta termosolar [4]	4
2.1	Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 17-08-2009	7
2.2	Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 15-09-2011	7
2.3	Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 17-08-2009 (tras la optimización)	9
2.4	Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 15-09-2011 (tras la optimización)	10
2.5	Esquema del FeedForward en serie con la planta [5]	10
2.6	Simulación del conjunto FeedForward + Planta para el día 15-09-2011	11
2.7	Respuesta ante entrada tipo escalón de los diferentes modelos lineales	14
2.8	Simulación del modelo lineal en el día 15-09-2011 para un caudal de $3 \text{ m}^3/\text{h}$	14
2.9	Simulación del modelo lineal en el día 15-09-2011 para un caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$	15
2.10	Simulación del modelo lineal en el día 15-09-2011 para un caudal de $12 \text{ m}^3/\text{h}$	15
3.1	Funcionamiento del controlador PI en el sistema para el caudal de $5 \text{ m}^3/\text{h}$	19
3.2	Funcionamiento del controlador PI en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$	20
3.3	Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$	22
3.4	Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$ con transitorios en la radiación (16-06-2009)	22
3.5	Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$ con transitorios en la radiación (26-06-2009)	23
3.6	Funcionamiento del control LQR en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$	25
4.1	Funcionamiento del control PI en el sistema para modelo de parámetros distribuidos	27

4.2	Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para modelo de parámetros distribuidos	28
4.3	Funcionamiento del control LQR en el sistema para modelo de parámetros distribuidos	28

1 Introducción

En este primer capítulo se explicará la motivación del trabajo, se presentará la planta termosolar y se explicará en que se basa su funcionamiento. También se explicarán brevemente las estrategias de control que se implementarán.

1.1 Objetivos y motivación del trabajo

El sector relacionado con la energía es uno de los más influyentes tanto social como económicamente a nivel mundial. Actualmente cobra aún más importancia debido a los problemas de contaminación y abastecimiento que presentan las energías fósiles (petróleo, carbón y gas natural) y al auge que están teniendo las energías renovables debido a las buenas características que presentan en comparación con las energías fósiles que se han venido utilizando a lo largo del tiempo.

Las energías renovables tienen grandes ventajas en comparación con las energías procedentes de fuentes fósiles. En primer lugar, tienen un menor impacto ambiental que las energías fósiles, puesto que no emiten CO_2 a la atmósfera a la hora de producir la energía. Además, utilizan recursos naturales como el viento o el Sol, los cuales son no contaminantes e inagotables.

Dentro de las energías renovables se encuentra la energía termosolar, la cual ha tenido un gran desarrollo en los últimos tiempos debido a las facilidades energéticas que presenta. El uso del Sol como fuente principal de energía implica ciertas ventajas (es una fuente abundante y renovable, está geográficamente distribuido y tiene una gran cantidad de exergía), y también ciertas desventajas (es intermitente, variable y tiene una densidad superficial relativamente baja).

Dentro de los diferentes tipos de centrales termosolares están las que usan captadores lineales tipo Fresnel. Este tipo de central es la que simularemos con un modelo matemático en este TFG.

Entre los principales objetivos que se tienen hoy en día en el uso de la energía de este tipo es el desarrollo de estrategias de control para, optimizando el funcionamiento de los equipos, reducir costes y aumentar la producción de energía térmica. De este objetivo nace la motivación de este trabajo. De la necesidad y las ventajas de la implementación de las estrategias de control en plantas de este tipo.

A lo largo del trabajo comprobaremos el funcionamiento de diferentes estrategias de control y veremos cómo influyen en nuestra planta termosolar.

1.2 Descripción de la planta

Las plantas termosolares, independientemente de la tecnología de captación que utilicen, funcionan de manera similar. La radiación solar incide sobre un concentrador que dirige dicha radiación hacia el receptor solar. En el receptor solar se encuentra el fluido térmico o fluido caloportador que es el que aumenta su energía térmica debido a la incidencia de la radiación. Dicho fluido térmico

se dirige hacia un intercambiador de calor en el que cede energía para que el bloque de potencia funcione. Esto se puede ver en el esquema de la Figura 1.1.

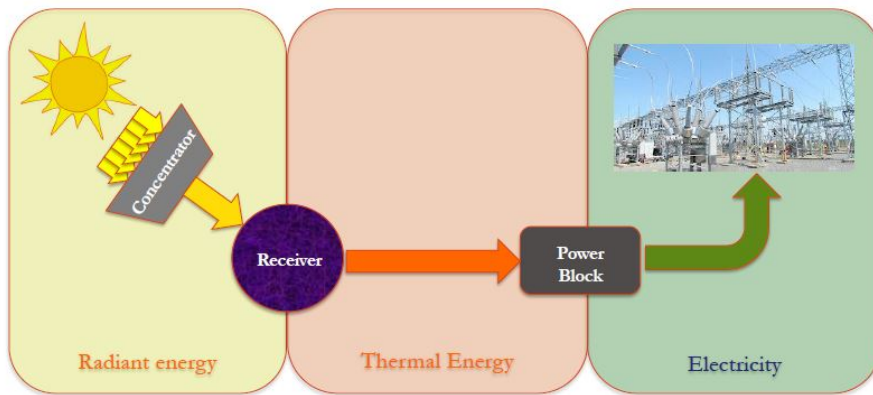


Figura 1.1 Esquema de funcionamiento de una planta termosolar de concentración [1].

La planta que se va a utilizar para la implementación de las estrategias de control en este trabajo es una planta termosolar de captadores tipo Fresnel. Este tipo de planta concentra la radiación solar y la dirige hacia el receptor gracias a unos reflectores largos y continuos, compuestos por diferentes módulos de espejos. Los reflectores se colocan paralelamente entre sí de forma que sean capaces de redirigir la radiación solar hacia un receptor lineal colocado sobre ellos. La particularidad de dicha configuración es que cada reflector se puede girar independientemente de forma que maximice la radiación que refleja hacia el receptor dependiendo del ángulo con el que llegue la radiación hacia cada reflector. En el receptor se encontrará el fluido caloportador que se calentará y se encargará de transportar la energía térmica hacia el intercambiador de calor. En la Figura 1.2 se puede observar un esquema básico del funcionamiento de este tipo de captadores.

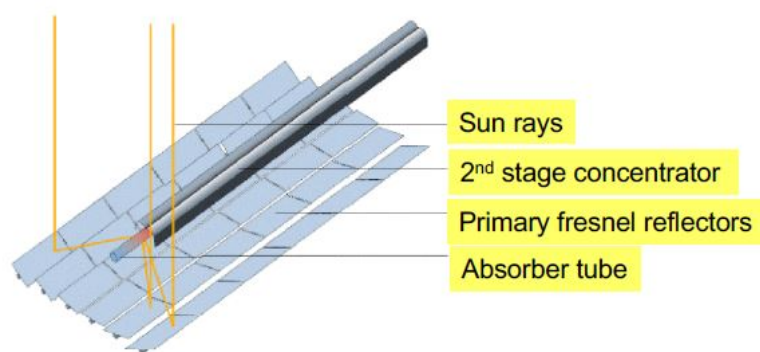


Figura 1.2 Esquema de funcionamiento del campo de captadores tipo Fresnel [2].

La planta que se ha utilizado como referencia para realizar este TFG es la planta de refrigeración solar de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Sevilla (ETSI). La ETSI se encuentra dividida en dos edificios, el edificio de talleres y laboratorios y el edificio principal, denominado Edificio Plaza de América (ver Figura 1.3), donde se encuentra la planta termosolar.



Figura 1.3 Edificio Plaza de América de la ETSI de Sevilla [3].

Dicha planta utiliza la energía termosolar para refrigerar el edificio. Esta planta está situada en la azotea del edificio principal de la ETSI, como se puede ver en la Figura 1.4.



Figura 1.4 Localización de la planta termosolar en la azotea del Edificio Plaza de América [4].

La planta termosolar utiliza una máquina de absorción de doble efecto para conseguir la refrigeración. En la Figura 1.5 podemos observar un esquema de dicha instalación.

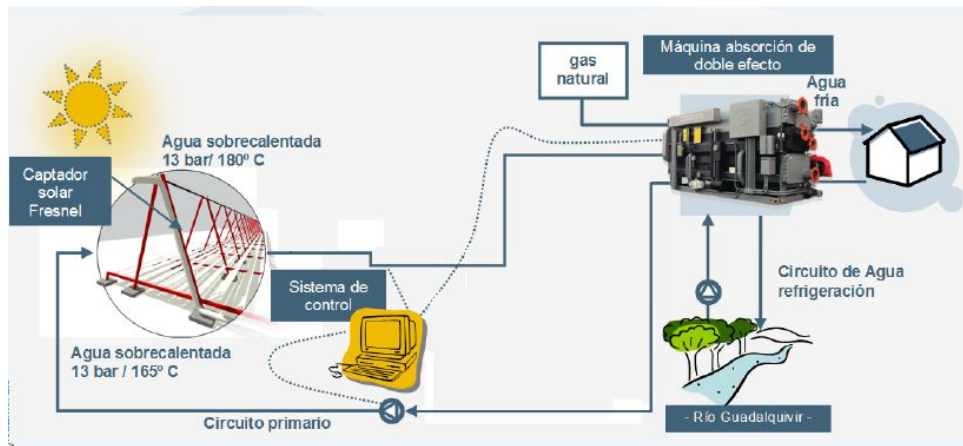


Figura 1.5 Esquema de funcionamiento de la planta termosolar [4].

En este TFG no entramos en profundidad en el funcionamiento de la instalación ya que el objetivo principal es el desarrollo de estrategias de control para instalaciones de este tipo. La planta termosolar nos proporciona datos reales, obtenidos en diferentes momentos del año, para poder desarrollar nuestro modelo matemático y comparar los resultados obtenidos de la temperatura de salida del fluido caloportador con los valores reales que muestran dichos datos. De este modo podemos ver la validez del modelo matemático y desarrollar las diferentes estrategias de control en base a un modelo matemático válido.

1.3 Descripción y explicación de las estrategias de control

El objetivo principal de este TFG es el desarrollo de estrategias de control, como las que se utilizan realmente en la industria, para poder controlar la temperatura de salida del fluido caloportador de un colector tipo Fresnel como los que se utilizan en las plantas termosolares.

Existen diferentes estrategias de control posibles para implementar en este tipo de plantas. En este caso concreto, se han desarrollado tres estrategias diferentes:

- Un controlador PI (proporcional – integral), el cual es un controlador simple muy usado en la industria. En concreto, se trata de un controlador PI por cancelación de dinámica o cancelación de polos.
- Un control PI por tabla de ganancias (o *Gain scheduling*), que es un tipo de control que utiliza varios controladores PI dependiendo de la situación de funcionamiento de la planta.
- Un controlador LQR (regulador lineal cuadrático). Este controlador es de tipo lineal y necesita un control integral para poder seguir una referencia.

Tanto para el desarrollo del modelo matemático que simule el modelo real de la planta como para el desarrollo de las diferentes estrategias de control se ha utilizado el software Matlab.

2 Modelo matemático

En este primer capítulo se presenta el modelo matemático que gobierna la planta termosolar de colectores Fresnel. Para la simulación del modelo se ha supuesto un único colector de 352 m^2 de área, que es el área real de colectores que tiene la planta termosolar de la ETSI. De esta forma, el parámetro que se quiere controlar es la temperatura de salida del fluido caloportador de dicho colector.

En este trabajo se ha elegido para la simulación en Matlab un modelo de parámetros concentrados debido a que permite trabajar en régimen permanente de forma sencilla y simplificará la identificación de los parámetros del modelo matemático. Además de esto, permite probar de forma sencilla las diferentes estrategias de control que desarrollaremos para utilizar en el modelo matemático de la planta. Para el desarrollo del modelo matemático también será necesario implementar un sistema FeedForward en serie a nuestra planta para rechazar las posibles perturbaciones medibles que puedan afectar a nuestra señal de control del sistema.

Este modelo matemático es un modelo no lineal, debido a que la dinámica del sistema no se comporta linealmente, por lo que será necesaria la optimización de algunos parámetros del modelo, como se verá más adelante. Además, gracias al FeedForward podremos linealizar el comportamiento de la planta. Finalmente, veremos el comportamiento a través del tiempo de la temperatura de salida calculada del modelo.

2.1 Modelo de parámetros concentrados

El modelo matemático de nuestra planta se desarrolla para un solo colector termosolar tipo Fresnel. Al ser relativamente pequeño, es factible considerarlo como un punto y podemos despreocupar la distribución espacial, lo que simplifica el desarrollo del modelo. También suponemos que la temperatura del fluido es prácticamente igual a la del metal, al estar en régimen permanente. Esto implica una simplificación que nos permite usar el modelo de parámetros concentrados como una buena aproximación a la realidad de la planta.

El modelo matemático que se va a desarrollar es un modelo no lineal debido a que los diferentes parámetros que influyen en la dinámica de la planta hacen que esta se comporte de forma no lineal.

El modelo de parámetros concentrados se trata de una simplificación del sistema real en la que se utiliza un conjunto de elementos discretos para aproximarse al comportamiento real del sistema. Este modelo permite obtener una buena aproximación al modelo real, simplificando el proceso de diseño del modelo matemático.

El modelo simplificado de parámetros concentrados para la planta está caracterizado por la siguiente ecuación:

$$C \frac{dT_{out}}{dt} = I F_{sombra} K_{opt} A - q \delta_f C_f (T_{out} - T_{in}) - H_1 A (T_{media} - T_{ambiente}) \quad (2.1)$$

Donde:

- C es la capacidad térmica del campo solar ($J/^{\circ}C$).
- T_{out} es la temperatura de salida del fluido ($^{\circ}C$).
- t es el tiempo (s).
- I es la radiación solar (W/m^2).
- F_{sombra} es un factor que tiene en cuenta la superficie de captación que no se pierde por las sombras.
- K_{opt} es un parámetro que engloba la reflectividad, la absortancia, la eficiencia y el porcentaje de espejos útiles.
- A es el área de captación solar (m^2).
- q es el caudal del fluido (m^3/s).
- δ_f es la densidad del fluido (kg/m^3).
- C_f es el calor específico del fluido ($J/kg\ ^{\circ}C$).
- T_{in} es la temperatura de entrada del fluido ($^{\circ}C$).
- H_1 es un coeficiente de pérdidas ($W/m^2\ ^{\circ}C$).
- T_{media} es la temperatura media del fluido ($^{\circ}C$).
- $T_{ambiente}$ es la temperatura del ambiente ($^{\circ}C$).

Para el desarrollo del modelo matemático es necesaria la identificación de una serie de parámetros que no se pueden obtener mediante medidas experimentales de la planta real. También se debe desarrollar un sistema FeedForward que, implementado en la planta, permita linealizar el comportamiento de la planta y rechazar las perturbaciones medibles.

Nuestro modelo matemático nos dará el valor de dT_{out}/dt . Suponiendo la temperatura de salida en el instante anterior y cogiendo un valor de tiempo de integración de 0.5 segundos podemos obtener la temperatura de salida de nuestro modelo según la ecuación:

$$T_{out}(k) = T_{out}(k-1) + \frac{dT_{out}}{dt} t_{int} \quad (2.2)$$

Donde:

- $T_{out}(k)$ es la temperatura de salida del fluido en el instante actual ($^{\circ}C$).
- $T_{out}(k-1)$ es la temperatura de salida del fluido en el instante anterior al actual ($^{\circ}C$).
- t_{int} es el tiempo de integración del modelo, 0.5 segundos.

Los parámetros que influyen en nuestro modelo se obtienen de diferentes formas. Los valores del área, temperatura de entrada, caudal, temperatura ambiente, radiación solar y K_{opt} son datos de la propia planta real de la Escuela Técnica de Ingenieros de Sevilla. Estos datos han sido facilitados por el tutor de este TFG gracias a mediciones reales que se han llevado en la propia planta. Se han facilitado datos de dos días diferentes para comprobar que el modelo es satisfactorio independientemente de los datos del día que se elijan para la simulación.

El resto de los parámetros que rigen nuestro modelo, como la capacidad térmica del campo solar, la densidad del fluido, y el calor específico del fluido se calculan a partir de estos datos experimentales. Inicialmente, al coeficiente de pérdidas H_1 se le supone un valor de $0.1\ W/m^2\ ^{\circ}C$ para la primera simulación del modelo. Este valor de H_1 nos permite obtener una temperatura de

salida la cual, comparándola con la temperatura de salida real del sistema nos hace ver que nuestro modelo matemático simula bien el comportamiento real de la planta, como se puede ver en las Figuras 2.1 y 2.2 para los datos de los dos días facilitados.

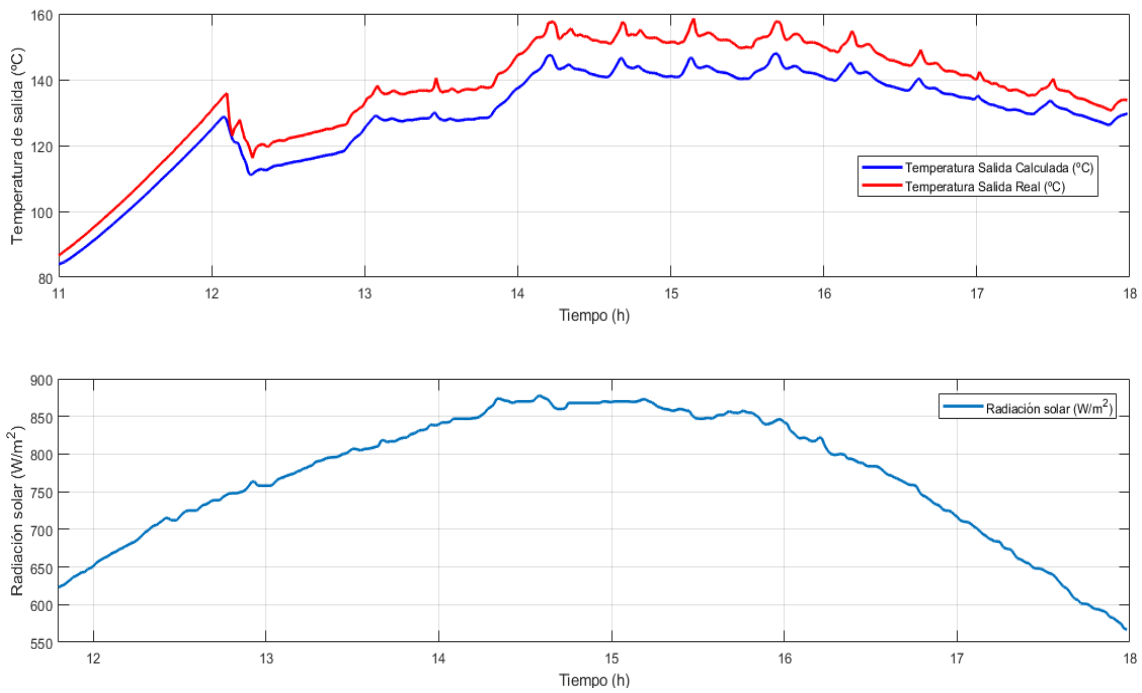


Figura 2.1 Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 17-08-2009

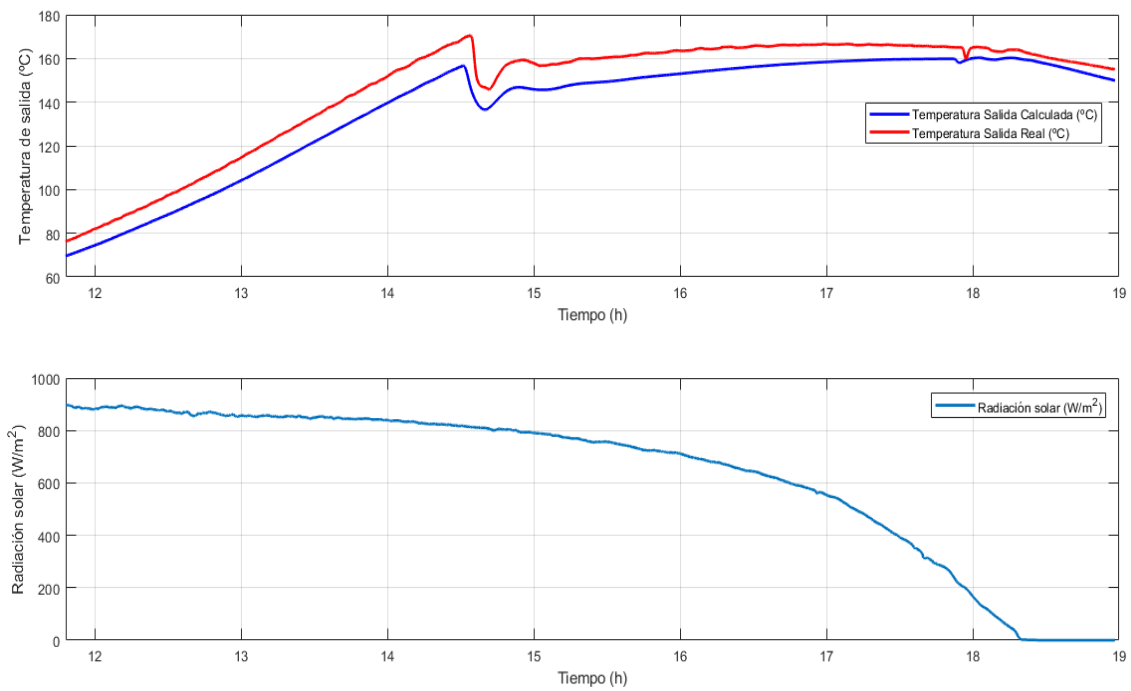


Figura 2.2 Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 15-09-2011.

Observamos en las Figuras 2.1 y 2.2 que nuestro modelo simula la planta real bastante bien, salvo por el detalle de que la temperatura de salida del modelo matemático es varios grados centígrados menor que la de los datos reales de la planta. Esto es debido a la suposición que hemos hecho del coeficiente de pérdidas H_1 . Para corregir esta variación entre el modelo matemático y el modelo real se realizará la identificación de los parámetros de pérdidas del modelo.

2.2 Identificación de parámetros del modelo

Una vez se tiene el modelo y se comprueba que simula satisfactoriamente el comportamiento de la planta termosolar pasamos a la identificación de los parámetros del modelo. En este caso se trata de identificar el coeficiente de pérdidas H_1 , que anteriormente se suponía con un valor de $0.1 \text{ W/m}^2 \text{ } ^\circ\text{C}$ para realizar la primera simulación y comprobar que nuestro modelo matemático era válido.

El coeficiente de pérdidas H_1 se puede representar como una función lineal que depende de la temperatura y se rige por la siguiente ecuación:

$$H_1 = a_1 (T_{media} - T_{ambiente}) + a_2 \quad (2.3)$$

Donde:

- T_{media} es la temperatura media entre la temperatura de salida y la de entrada ($^\circ\text{C}$)
- $T_{ambiente}$ es la temperatura ambiente ($^\circ\text{C}$)
- a_1 y a_2 son dos coeficientes

La identificación de parámetros del modelo consiste en el ajuste de los parámetros a_1 y a_2 para conseguir que el coeficiente de pérdidas sea lo más realista posible y el modelo matemático se ajuste lo máximo a los datos de la planta real.

A la hora de identificar los parámetros a_1 y a_2 del coeficiente de pérdidas H_1 hay que tener en cuenta que el modelo matemático que simula la planta termosolar es un modelo matemático no lineal debido a la no linealidad de la dinámica del modelo real, como se ha explicado en el apartado anterior. Por ello es necesario utilizar un método de identificación de los parámetros no lineal, es decir, un método numérico.

Para realizar la identificación de los parámetros a_1 y a_2 hemos utilizado la función *fmincon* de Matlab, que nos permite optimizar una función objetivo. La función objetivo nos permite calcular el funcional, que en este caso es el valor cuadrático de la suma de los errores. Dicho funcional se presenta en la siguiente ecuación:

$$J = \sum (T_{outreal} - T_{outcalculada})^2 \quad (2.4)$$

Donde:

- J es el funcional (valor cuadrático de la suma de los errores)
- $T_{outreal}$ es la temperatura de salida del fluido real de la planta ($^\circ\text{C}$)
- $T_{outcalculada}$ es la temperatura de salida del fluido calculada con el modelo matemático ($^\circ\text{C}$)

La temperatura de salida del fluido calculada con el modelo matemático será función de los parámetros a_1 y a_2 . De esta forma, la función *fmincon* nos permite hallar el valor de los parámetros a_1 y a_2 que hace que el funcional sea mínimo, es decir, que el sumatorio cuadrático de los errores

sea mínimo. Para poder realizar la optimización es necesario definir un rango de búsqueda de los parámetros a_1 y a_2 . En este caso el rango de búsqueda es el siguiente:

$$0 < a_1 < 1 \quad 0 < a_2 < 10 \tag{2.5}$$

Realizando la optimización obtenemos los valores de a_1 y a_2 para los que el funcional es mínimo:

$$a_1 = 0 \quad a_2 = 0.4351 \tag{2.6}$$

En este caso se ha logrado la optimización con el rango de búsqueda definido, pero de no haber sido así se hubiesen ampliado los límites de dicho rango.

De este modo, nuestro coeficiente de pérdidas dependerá únicamente del valor del coeficiente a_2 , quedando dicho coeficiente de pérdidas como:

$$H_1 = 0.4351 \tag{2.7}$$

Si modificamos el modelo lineal con el nuevo parámetro de pérdidas obtenemos que nuestra temperatura de salida del modelo matemático se ajusta mucho mejor a la temperatura de salida real de la planta, como podemos observar en las Figuras 2.3 y 2.4:

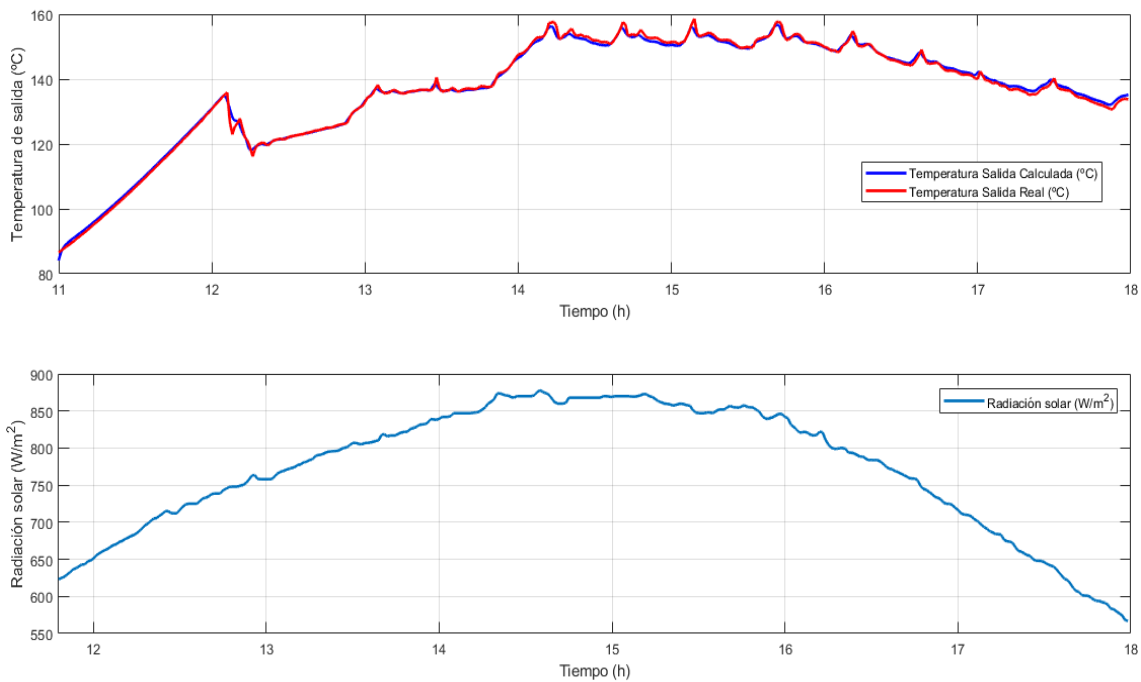


Figura 2.3 Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 17-08-2009 (tras la optimización) .

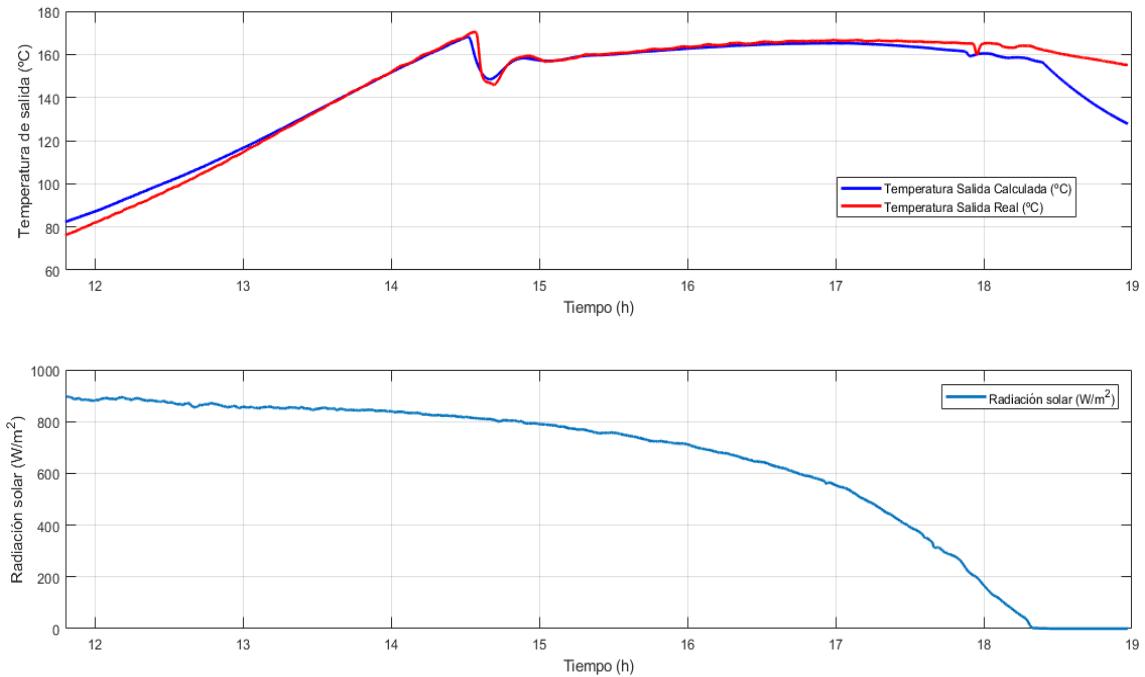


Figura 2.4 Gráfica comparativa de las temperaturas de salida real y calculada para el día 15-09-2011 (tras la optimización) .

Observando las Figuras 2.3 y 2.4 podemos comprobar que la optimización de los parámetros a_1 y a_2 del coeficiente de pérdidas H_1 hace que nuestro modelo matemático se asemeje aún más al modelo de la planta real, reduciéndose la diferencia entre las temperaturas de salida de ambos modelos. Es interesante añadir que, si nos fijamos en la Figura 2.4 para los datos del día 15-09-2011, podemos observar como a medida que pasa el tiempo la temperatura de salida del modelo matemático se aleja de los datos de temperatura de salida del modelo real. Esto es debido a que el modelo matemático no puede cumplir las especificaciones necesarias para llegar a calentar el fluido caloportador en las últimas horas en las que llega menor radiación solar. Hay que tener en cuenta que el modelo de parámetros concentrados es un modelo simplificado que nos permite el desarrollo de los controladores lineales pero que en este caso, al no tener en cuenta la dinámica real de la planta, no podemos conseguir que la temperatura de salida sea igual a la real en ese instante.

2.3 FeedForward

El modelo matemático necesita la implementación de un controlador FeedForward que rechace las perturbaciones medibles que puedan afectar a la señal de control y linealice el comportamiento de la planta. En este caso se ha diseñado un controlador FeedForward colocado en serie con la planta, tal y como se presenta en el esquema de la Figura 2.5:

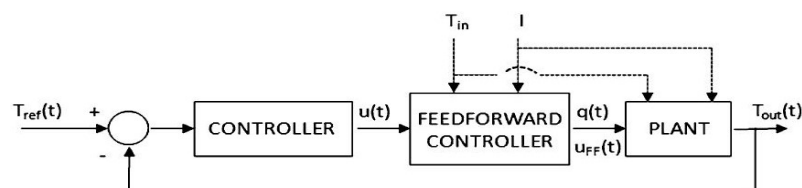


Figura 2.5 Esquema del FeedForward en serie con la planta [5].

El FeedForward utiliza como entrada las variables que se pueden medir pero no se pueden controlar. En este caso son la temperatura de referencia, la irradiancia efectiva, la temperatura ambiente y la temperatura de entrada.

La temperatura de referencia tendrá un valor impuesto y se implementará una señal PRBS para darle incrementos a dicha temperatura de referencia alrededor de ese valor impuesto. Para los valores de la temperatura de entrada y de la radiación solar se definen unos valores constantes dependiendo del rango de caudal en el que se vaya a trabajar. Con esto conseguimos que el modelo que saquemos del conjunto FeedForward + Planta sea un modelo lineal.

La salida del FeedForward será el valor del caudal en régimen permanente y será a su vez la entrada hacia nuestro modelo. Se ha utilizado un período de muestreo de 20 segundos de forma que el caudal se calcule cada 20 segundos y no cada 0.5 segundos como está integrado el tiempo de nuestro modelo. Variando la temperatura de referencia, gracias a la señal PRBS, podemos observar en la Figura 2.6 como la temperatura de salida de la planta variará de la misma forma que el caudal, es decir, seguirá a la referencia.

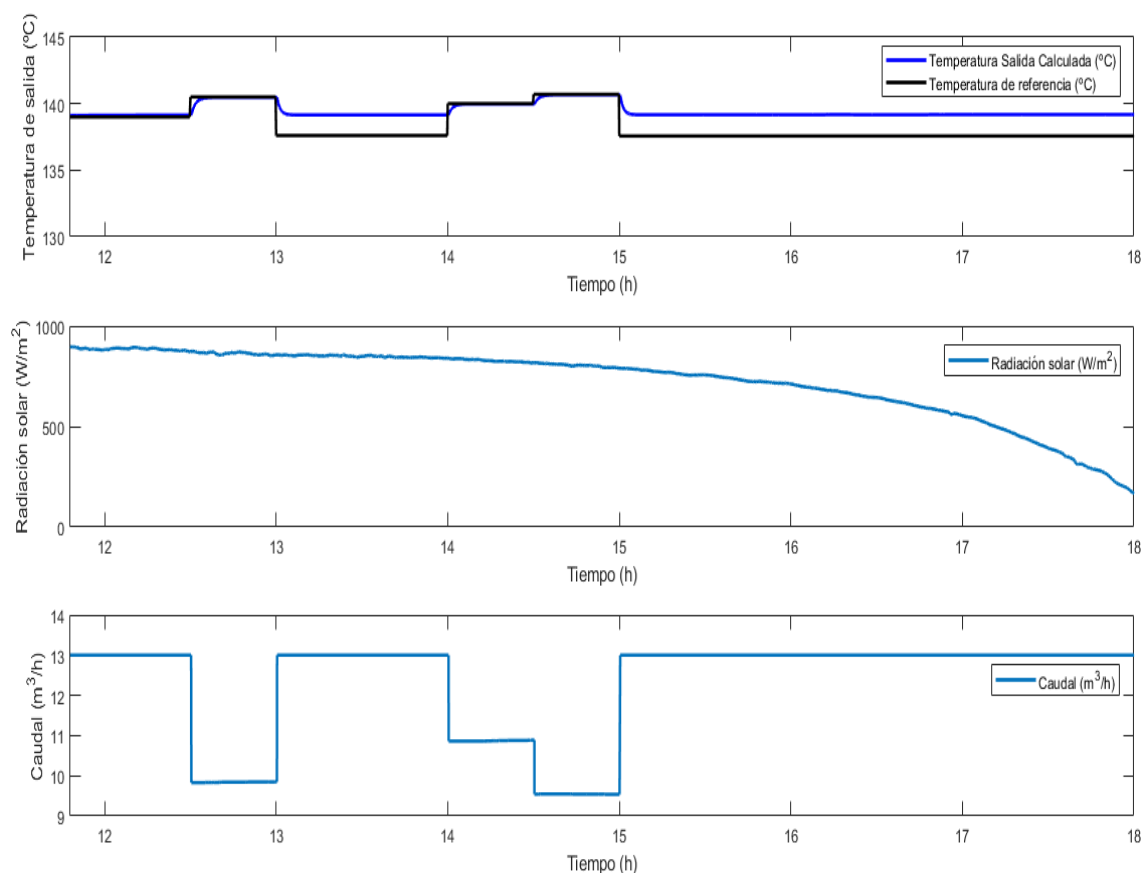


Figura 2.6 Simulación del conjunto FeedForward + Planta para el día 15-09-2011 .

En la Figura 2.6 se puede observar el funcionamiento del conjunto FeedForward + Planta. Al subir el caudal, la temperatura de salida baja, como es normal, mientras que si reducimos el caudal la temperatura de salida de la planta aumenta al tener menos cantidad de fluido caloportador que calentar.

Utilizando la temperatura de referencia como valor objetivo conseguimos regular la temperatura de salida en torno a ese valor.

Como se puede observar en la Figura 2.6, con la señal PRBS conseguimos unos valores de la temperatura de salida que se pueden aproximar a sistemas de primer orden. Esto nos permite utilizar

una función de transferencia de primer orden en la identificación de los modelos lineales, como se verá en el siguiente apartado.

2.4 Identificación de modelos lineales. Método de mínimos cuadrados

Tras realizar la configuración en serie del FeedForward y la planta necesitamos sacar diferentes modelos matemáticos que simulen el comportamiento de la planta para diferentes niveles de caudal, que posteriormente nos servirán para desarrollar los controladores.

Se realizará la identificación de los modelos lineales llegando a un caudal deseado y luego aplicando una señal PRBS, como se ha visto anteriormente en la implementación del FeedForward.

Para identificar los modelos debemos determinar los parámetros que definen la función de transferencia para cada modelo lineal dependiendo del caudal. Para ello se utiliza el método de mínimos cuadrados, en concreto el método "fuera de línea".

Los modelos lineales vendrán definidos por una función de transferencia discreta:

$$G(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} = \frac{y(k)}{u(k^{-1})} \quad (2.8)$$

La función de transferencia se puede escribir de la forma:

$$A(z^{-1}) y(k) = B(z^{-1}) u(k^{-1}) \quad (2.9)$$

Donde:

- A y B son polinomios en z^{-1} y los parámetros a identificar serán los coeficientes de los polinomios A y B .

Si desarrollamos la ecuación nos quedaría de la forma:

$$y(k) + a_1 y(k^{-1}) + \dots + a_n y(k^{-n}) = b_1 u(k^{-1}) + \dots + b_n u(k^{-n}) \quad (2.10)$$

La podemos reescribir como:

$$y(k) = m(k) A \quad (2.11)$$

Donde:

- $m(k) = [-y(k^{-1}) \dots -y(k^{-n}) \ u(k^{-1}) \dots u(k^{-n})]$ es el regresor.
- $A = [a_1 \dots a_n \ b_1 \dots b_n]^T$ es el vector de parámetros.

Si se define un vector de parámetros estimados llamado A' se puede desarrollar un modelo estimado. Con este modelo conseguimos una salida estimada y' con la que podemos definir el error producido como:

$$e(k) = y(k) - y'(k) = y(k) - m(k) A' \quad (2.12)$$

De esta forma se puede buscar una solución de A' mediante el método de mínimos cuadrados, minimizando el error cuadrático para todo el rango N de iteraciones:

$$V(N) = \sum_{k=n}^N e(k, A)^2 \quad (2.13)$$

El mínimo será el valor de A que hace que la derivada sea cero:

$$\frac{dV(A)}{dA} = 0 \tag{2.14}$$

Con dicho valor de A que minimiza V tendríamos los coeficientes de la función de transferencia que buscamos.

Para utilizar el método de mínimos cuadrados fuera de línea en Matlab es necesario conocer el tipo de modelo que se va a utilizar para la identificación. En este caso, como se vio en el apartado anterior, el modelo de primer orden es válido para la identificación de los modelos lineales. De esta forma podemos definir el regresor, el vector de parámetros y el resto de las variables necesarias en función del modelo de primer orden.

En Matlab podemos realizar la identificación mediante la función *regress*, que con los vectores X e Y nos da el valor del vector de parámetros que buscamos mediante regresión lineal múltiple.

El vector X será el correspondiente al predictor, que será una matriz definida por los valores de la señal PRBS ($u(k)$) y por los valores de la diferencia entre la temperatura de salida y la temperatura de referencia en cada instante ($y(k)$). Un detalle importante es que en los modelos de caudales más pequeños es necesario poner más incrementos en la señal PRBS para que el algoritmo pueda ajustar mejor el modelo.

El vector Y serán los datos de respuesta, los datos de $y(k)$ para las diferentes observaciones.

Ambos vectores los definimos para que se actualicen cada 20 segundos, según el período de muestreo definido.

Con la función *regress* y los vectores X e Y podemos obtener entonces el vector de coeficientes de nuestros modelos de primer orden y definir las funciones de transferencia de cada modelo:

- Para caudal de $3 \text{ m}^3/h$:

$$G(z) = \frac{0.06622}{z - 0.9343} \tag{2.15}$$

- Para caudal de $5 \text{ m}^3/h$:

$$G(z) = \frac{0.101}{z - 0.8994} \tag{2.16}$$

- Para caudal de $7 \text{ m}^3/h$:

$$G(z) = \frac{0.1309}{z - 0.8696} \tag{2.17}$$

- Para caudal de $9 \text{ m}^3/h$:

$$G(z) = \frac{0.1494}{z - 0.851} \tag{2.18}$$

- Para caudal de $12 \text{ m}^3/h$:

$$G(z) = \frac{0.1595}{z - 0.8403} \tag{2.19}$$

Si aplicamos una señal de entrada tipo escalón a cada uno de los modelos podemos observar en la Figura 2.7 como su comportamiento varía con el caudal, siendo la respuesta de la planta más rápida cuando el caudal es mayor:

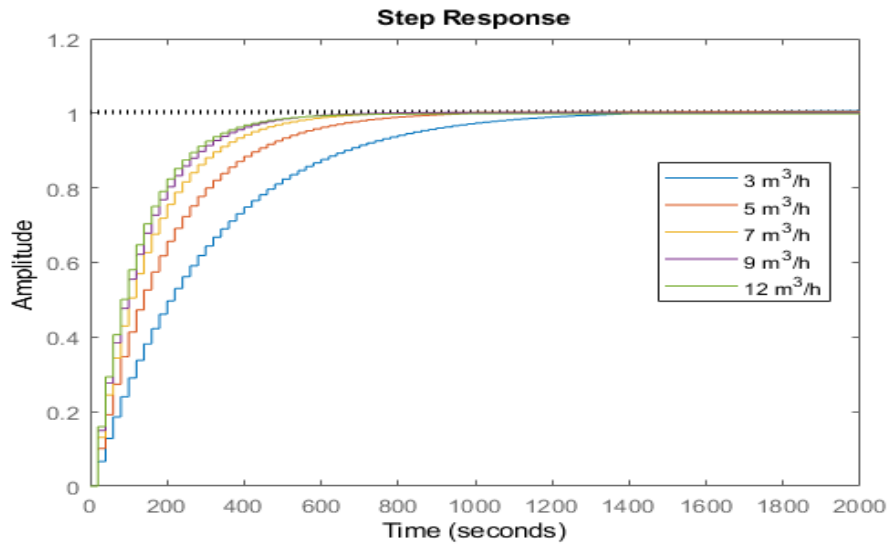


Figura 2.7 Respuesta ante entrada tipo escalón de los diferentes modelos lineales.

2.5 Simulación de modelos y análisis de resultados

Tras la identificación de los modelos lineales para los diferentes caudales se ha simulado cada uno de estos. En las Figuras 2.8, 2.9 y 2.10 se puede observar como varía la temperatura de salida con respecto al caudal elegido en algunos de estos modelos lineales. En los otros modelos ocurre de igual forma.

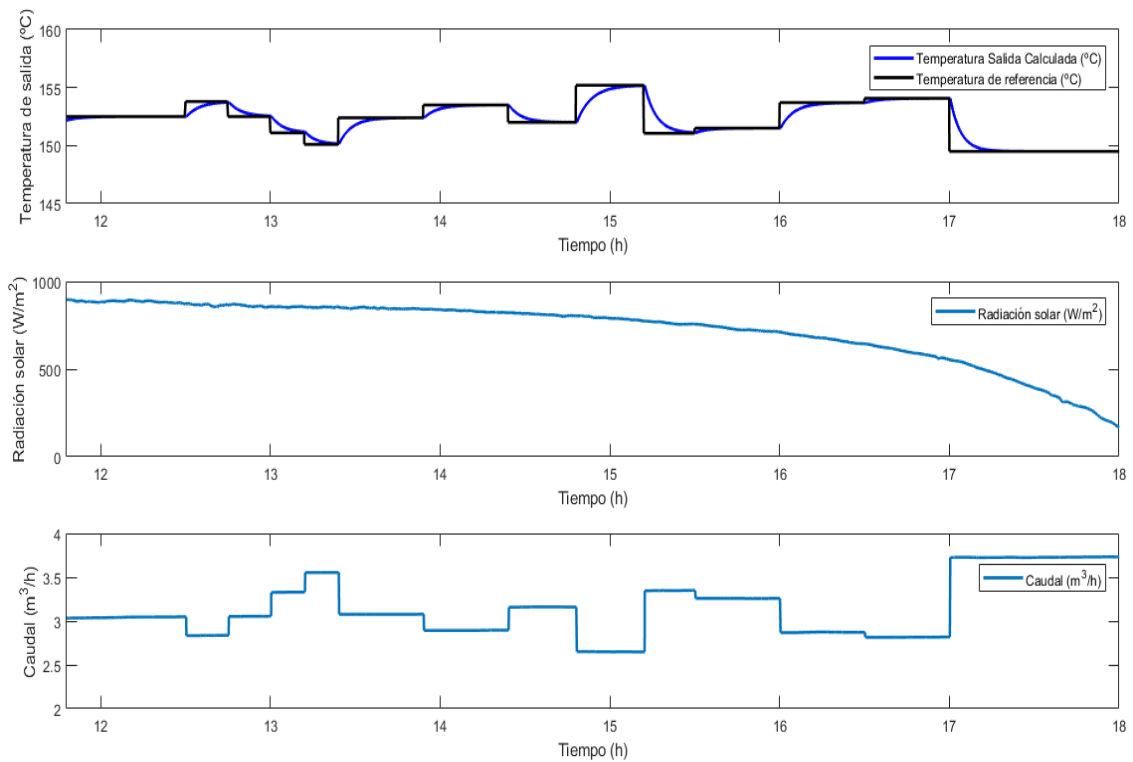


Figura 2.8 Simulación del modelo lineal en el día 15-09-2011 para un caudal de $3 \text{ m}^3/\text{h}$.

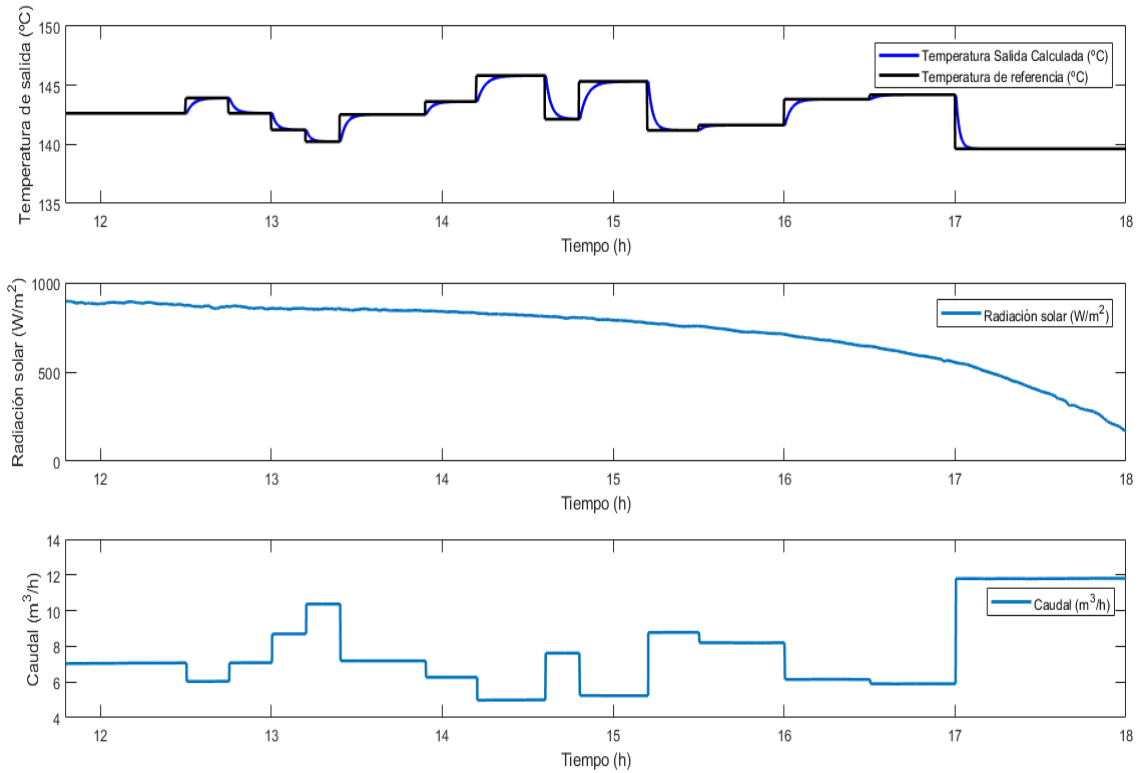


Figura 2.9 Simulación del modelo lineal en el día 15-09-2011 para un caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$.

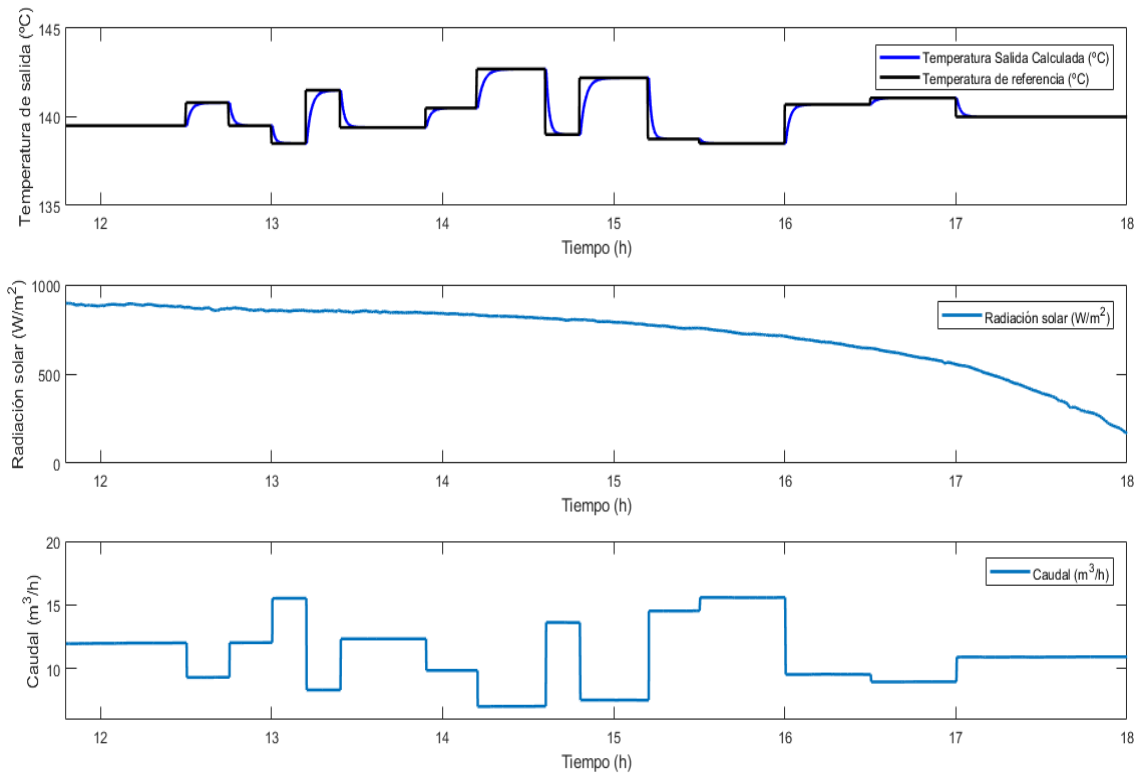


Figura 2.10 Simulación del modelo lineal en el día 15-09-2011 para un caudal de $12 \text{ m}^3/\text{h}$.

Tras obtener las funciones de transferencia de los distintos modelos lineales y observar en las simulaciones que el comportamiento de la planta es correcto se puede pasar al desarrollo de los diferentes tipos de controladores.

3 Diseño de controladores

En este capítulo se van a desarrollar las diferentes estrategias de control que se han implementado en la simulación del modelo matemático.

Para controlar la dinámica de la planta será necesario poner un controlador lineal delante del conjunto FeedForward + Planta. En este caso se han elegido tres estrategias de control diferentes y se han probado cada una en el modelo matemático de parámetros concentrados.

3.1 Controlador PI

El primer controlador que se ha desarrollado es un controlador PI por cancelación de polos. Al ser nuestros sistemas de primer orden, este tipo de controlador es sencillo y rápido de desarrollar e implementar en nuestro modelo matemático. Su misión es cancelar la dinámica de la planta cancelando el polo del sistema mediante el cero del propio controlador.

El primer paso para el desarrollo del controlador PI por cancelación de polos es pasar la función de transferencia discreta de nuestro modelo matemático a forma continua, la cual quedaría de la forma:

$$G(s) = \frac{K_p}{\tau s + 1} \quad (3.1)$$

Donde:

- K_p será la ganancia de la función de transferencia en tiempo continuo
- τ será la constante de tiempo de la función de transferencia en tiempo continuo

Como se puede observar, nuestro sistema de primer orden tiene un polo real en el plano complejo. La función de transferencia del controlador PI de primer orden será:

$$C(s) = \frac{K_c (T_i s + 1)}{T_i s} \quad (3.2)$$

Donde:

- K_c será la ganancia del controlador en tiempo continuo (parte proporcional)
- T_i será el tiempo integral del controlador en tiempo continuo.

Al tener el controlador un integrador (polo en el origen), consigue seguir la referencia para entradas tipo escalón. A igualar el tiempo integral del controlador con la constante de tiempo del modelo matemático estamos cancelando el polo de la planta con el cero del controlador, cancelando

así la dinámica del sistema. Además, el controlador colocaría un polo en el origen del plano complejo. Hay que encontrar un valor de la ganancia del controlador que haga que dicho polo se mueva hacia la izquierda del eje real y que la dinámica de la planta sea la adecuada. Cuanto más cerca del origen esté el polo que coloca el controlador más lento se volverá el sistema.

Para calcular el valor de K_c ponemos el sistema en bucle cerrado quedando de la siguiente forma:

$$G_{bc} = \frac{C(s) G(s)}{1 + C(s) G(s)} = \frac{1}{1 + \tau_d s} \quad (3.3)$$

Donde τ_d será la constante de tiempo en bucle cerrado del sistema, que corresponderá a:

$$\tau_d = \frac{\tau}{K_p K_c} \quad (3.4)$$

De este modo, definiendo un valor de τ_d podemos obtener un valor de K_c que nos permita conseguir una dinámica adecuada de nuestro sistema. En este caso se ha comprobado que para un valor de τ_d de 100 segundos se consigue un valor de K_c para que el sistema sea estable al seguir la referencia ante entradas tipo escalón.

De este modo tendríamos definidos los valores de T_i y K_c del controlador en tiempo continuo. Para poder utilizarlo en nuestro modelo matemático debemos volver a discretizar el controlador con 20 segundos de paso de tiempo. Esto es necesario puesto que no hay que olvidar que nuestro modelo matemático es de tipo discreto.

Para cada controlador PI, dependiendo del modelo para los diferentes caudales desarrollados anteriormente, se tendrá un valor de la ganancia del controlador que nos permitirá definir la nueva dinámica del sistema que queremos. A continuación, se presenta el caso del controlador PI para el caudal medio de $7 \text{ m}^3/\text{h}$. Primero pasamos de tiempo discreto a continuo la función de transferencia de nuestro sistema:

$$G(z) = \frac{0.1309}{z - 0.8696} \rightarrow G(s) = \frac{1.004}{143.2 s + 1} \quad (3.5)$$

Definiendo el valor de τ_d como 100 segundos e igualando T_i a τ obtenemos un valor de K_c para el cual el controlador en forma continua queda de la siguiente forma:

$$C(s) = \frac{1.4262 (143.2 s + 1)}{143.2 s} \quad (3.6)$$

Y una vez discretizado con un tiempo de 20 segundos, el controlador PI por cancelación de polos discreto para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$ queda de la siguiente forma:

$$C(z) = \frac{1.426 z - 1.227}{z - 1} \quad (3.7)$$

El resto de controladores para los diferentes caudales se desarrollarían de forma análoga. Una vez que tenemos el controlador podemos implementarlo en el modelo matemático y ver como funciona.

Para implementar el controlador PI en el modelo matemático hay que tener en cuenta que el controlador nos definirá el incremento de la temperatura de referencia, que en el caso del controlador de $7 \text{ m}^3/\text{h}$ será de la forma:

$$Y_k = Y_{k1} + 1.426 e_k - 1.227 e_{k1} \quad (3.8)$$

Donde:

- Y_k será el incremento de la temperatura de referencia en el instante actual
- Y_{k1} será el incremento de la temperatura de referencia en el instante anterior
- e_k será el error entre la temperatura de referencia y la temperatura de salida en el instante actual
- e_{k1} será el error entre la temperatura de referencia y la temperatura de salida en el instante anterior

De esta forma nuestro modelo matemático iterará y cada 20 segundos nos proporcionará un valor del caudal definido por el incremento de la referencia Y_k , actualizándose cada vez los valores tanto de dicho incremento como del error. Así, a través del valor de dicho caudal podremos controlar la temperatura de salida del sistema.

Por último, es importante la implementación de un sistema Antiwindup que evite que el incremento de la referencia Y_k no aumente en el caso que el caudal sature para que el controlador no siga integrando y no se acumule más error.

Una vez que se tienen los diferentes controladores PI para cada caudal, se prueban con nuestro modelo matemático. Como se puede ver en las Figuras 3.1 y 3.2 le damos diferentes escalones a la referencia y observamos que los controladores funcionan, ya que la temperatura de salida sigue a dicha referencia.

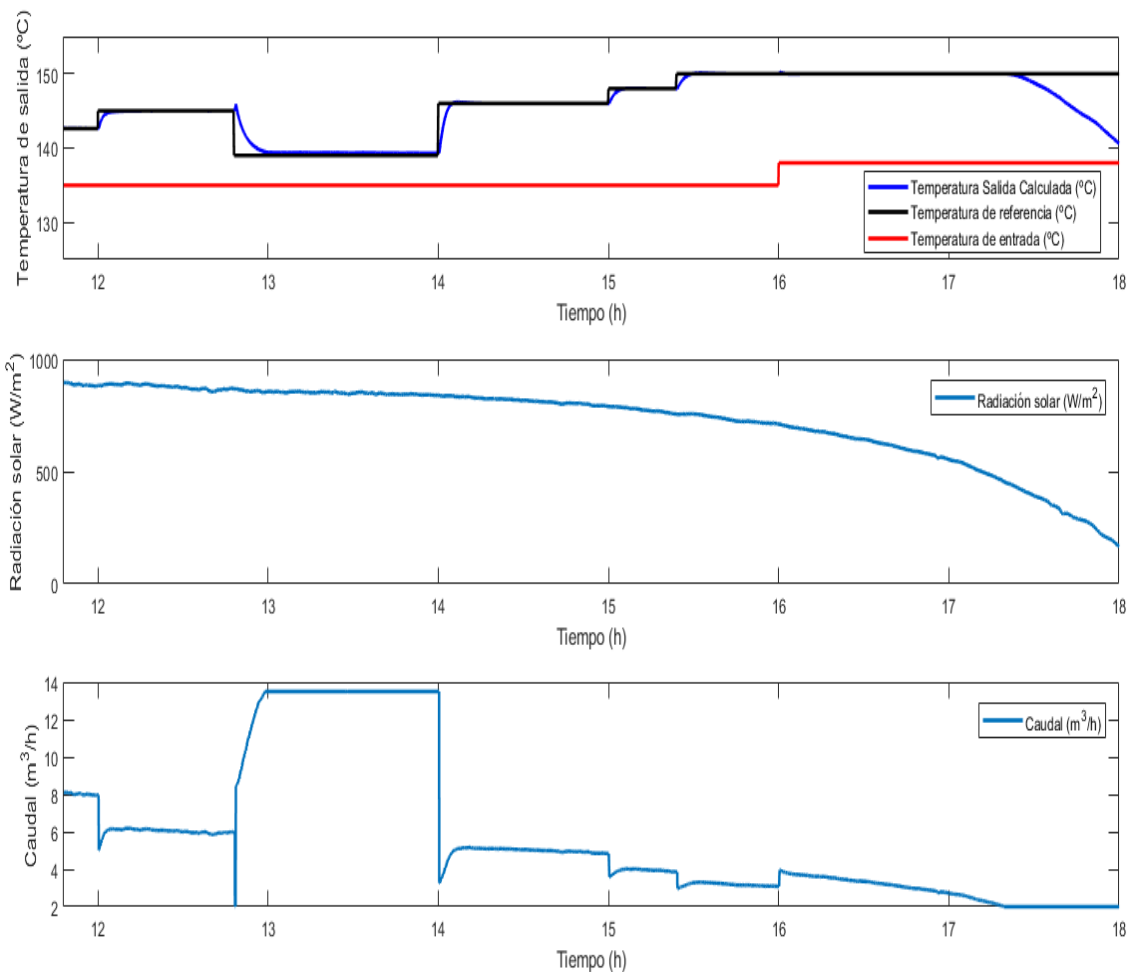


Figura 3.1 Funcionamiento del controlador PI en el sistema para el caudal de $5 \text{ m}^3/\text{h}$.

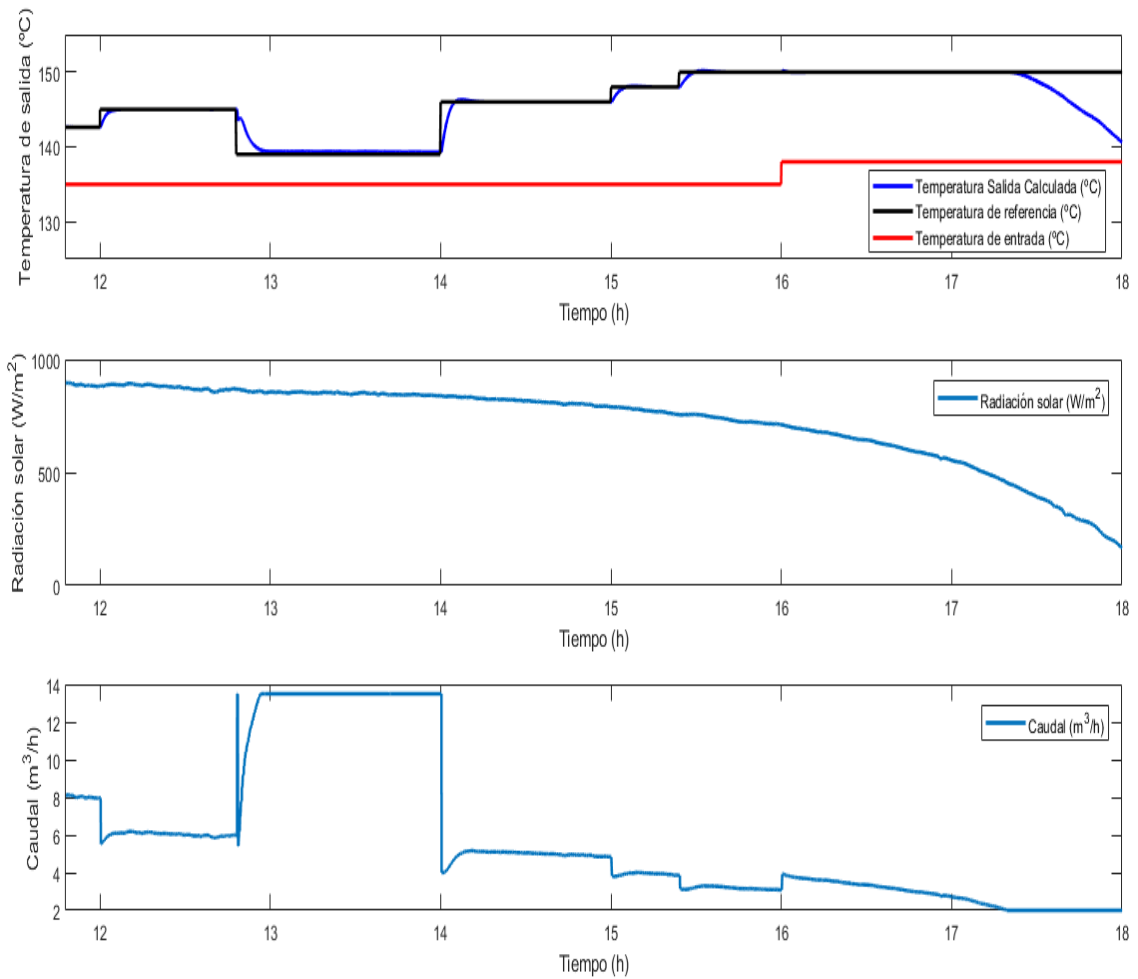


Figura 3.2 Funcionamiento del controlador PI en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$.

En las Figuras 3.1 y 3.2 podemos ver el funcionamiento de dos controladores PI diferentes. Se puede observar que, dándole una perturbación en la temperatura de entrada a partir de las 16h, los controladores funciona bastante bien a la hora de corregir dicha perturbación.

3.2 PI Gain scheduling

El método *Gain scheduling* o Tabla de Ganancias es un método de control no lineal. En este método se utilizan los valores de ganancia y constante de tiempo de los diferentes controladores PI diseñados para cada caudal y, dependiendo del caudal de funcionamiento que tenga la planta se escogen los parámetros adecuados.

A continuación, se presentan los diferentes controladores PI para tiempo discreto que se han desarrollado anteriormente para cada caudal:

- Para caudal de $3 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$C(z) = \frac{2.919 z - 2.721}{z - 1} \tag{3.9}$$

- Para caudal de $5 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$C(z) = \frac{1.878 z - 1.679}{z - 1} \tag{3.10}$$

- Para caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$C(z) = \frac{1.426 z - 1.227}{z - 1} \quad (3.11)$$

- Para caudal de $9 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$C(z) = \frac{1.236 z - 1.036}{z - 1} \quad (3.12)$$

- Para caudal de $12 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$C(z) = \frac{1.150 z - 0.950}{z - 1} \quad (3.13)$$

Como se ha podido observar en el apartado anterior del diseño de los controladores PI, la implementación de los controladores en el modelo matemático se realiza mediante el incremento de la temperatura de referencia Y_k . Este incremento Y_k vendrá definido por los valores del numerador de cada controlador, como se presentan a continuación:

- Para caudal de $3 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$Y_k = Y_{k1} + 2.919 e_k - 2.721 e_{k1} \quad (3.14)$$

- Para caudal de $5 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$Y_k = Y_{k1} + 1.878 e_k - 1.679 e_{k1} \quad (3.15)$$

- Para caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$Y_k = Y_{k1} + 1.426 e_k - 1.227 e_{k1} \quad (3.16)$$

- Para caudal de $9 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$Y_k = Y_{k1} + 1.236 e_k - 1.036 e_{k1} \quad (3.17)$$

- Para caudal de $12 \text{ m}^3/\text{h}$:

$$Y_k = Y_{k1} + 1.150 e_k - 0.950 e_{k1} \quad (3.18)$$

De este modo, el funcionamiento del controlador Gain scheduling es sencillo una vez se han desarrollado los controladores PI para distintos caudales. Se crea una función que contenga una tabla de ganancias con los distintos numeradores de cada controlador y que permita interpolar linealmente dichos numeradores en el caso de que el caudal no sea uno de los definidos anteriormente. Sirva de ejemplo, si el caudal fuese de $4 \text{ m}^3/\text{h}$ la función interpolaría entre los valores de los numeradores de los caudales de 3 y $5 \text{ m}^3/\text{h}$ y obtendríamos unos valores del numerador acordes a ese caudal de $4 \text{ m}^3/\text{h}$.

Esta función se implementará en el modelo matemático igual que en el caso de los controladores PI pero con la colocación de un filtro de primer orden en el caudal. Este filtro se impone para evitar una conmutación rápida de valores que de lugar a inestabilidades. Del mismo modo, también se debe implementar el sistema Antiwindup para evitar que se acumule el error si el caudal satura.

De esta forma tendremos un controlador PI por tabla de ganancias implementado en nuestro sistema, de forma que los valores del controlador dependerán del valor del caudal en cada iteración, logrando así una especie de control adaptativo.

En la Figura 3.3 se puede observar el funcionamiento de dicho controlador implementado en el modelo de parámetros concentrados:

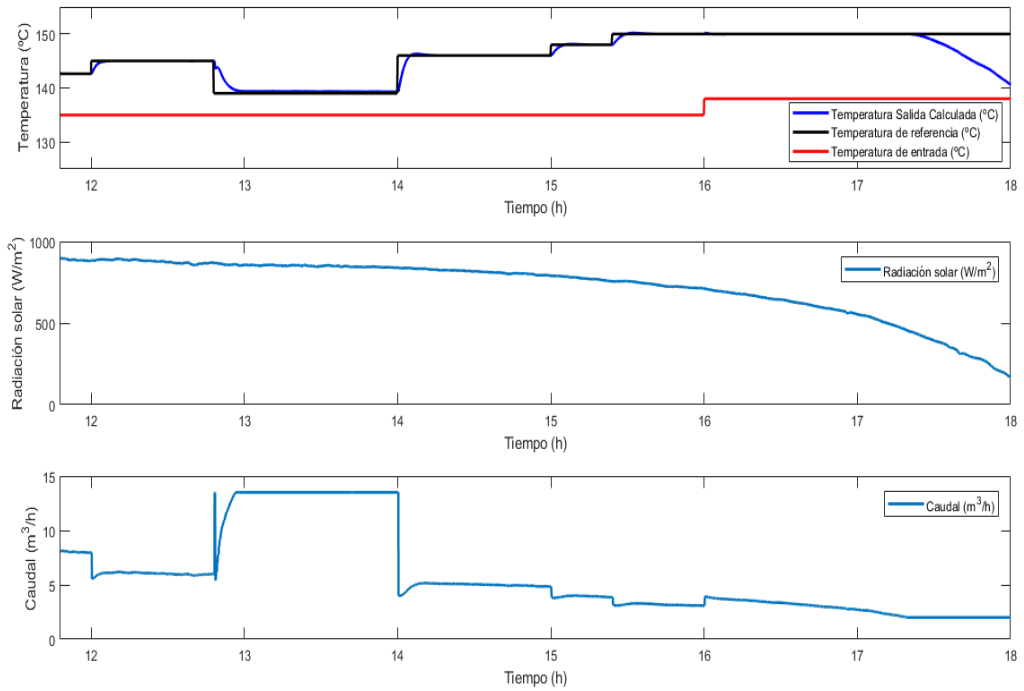


Figura 3.3 Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$.

Como se puede ver en la Figura 3.3 el controlador funciona bastante bien, pero hay que tener en cuenta que en este caso los datos de radiación solar son bastante estables, sin grandes variaciones. Por ello es interesante probar dicho controlador con otros datos de entrada en los que haya transitorios en la radiación solar. El resultado de estas simulaciones se puede observar en las Figuras 3.4 y 3.5:

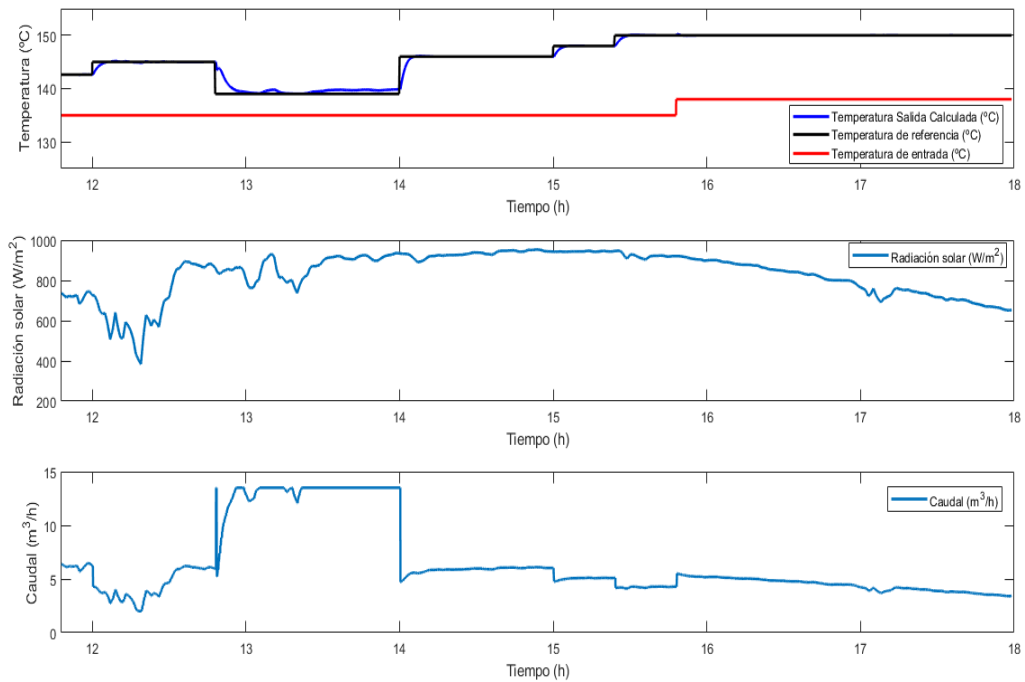


Figura 3.4 Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$ con transitorios en la radiación (16-06-2009) .

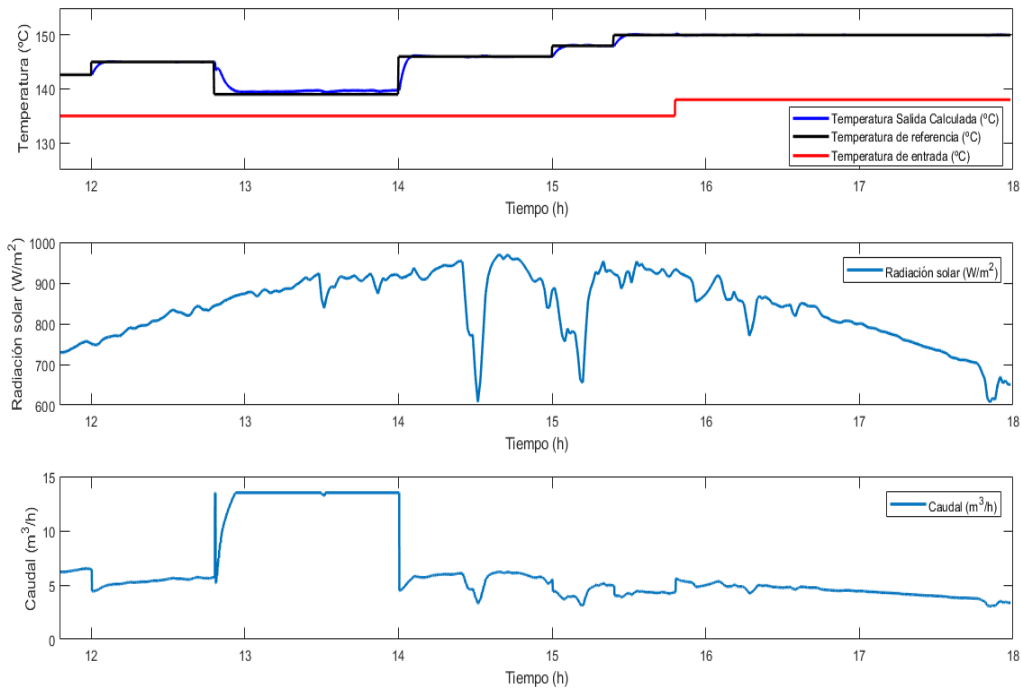


Figura 3.5 Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$ con transitorios en la radiación (26-06-2009).

En las Figuras 3.4 y 3.5 podemos observar como a pesar de la radiación más inestable que presentan ambos días el controlador cumple su función bastante bien.

3.3 Controlador LQR

El último controlador que se ha diseñado es un controlador LQR. El desarrollo de este tipo de controlador se realiza con la descripción del modelo en espacio de estados, de la forma:

$$x(k) = A x(k-1) + B u(k) \quad (3.19)$$

$$y(k) = C x(k) \quad (3.20)$$

Teniendo la función de transferencia discreta de un sistema:

$$G(z^{-1}) = \frac{b_0}{1 - a_1 z^{-1}} \quad (3.21)$$

La descripción del espacio de estados de nuestra función quedaría de la forma:

$$x(k) = a_1 x(k-1) + b_0 u(k) \quad (3.22)$$

$$y(k) = x(k) \quad (3.23)$$

Para que el controlador LQR pueda seguir referencias es necesario también realizar un control integral del error. La integral del error se calcula del siguiente modo:

$$I(k) = I(k-1) + e(k) = I(k-1) + (ref - x(k)) \quad (3.24)$$

Consideramos la integral del error como un estado auxiliar y manipulando la función de transferencia la incluimos dentro del espacio de estados como un nuevo estado:

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ I(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-1) \\ I(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ ref \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

$$y(k) = x(k) \quad (3.26)$$

Para diseñar el controlador LQR utilizamos la función *dlqr* en Matlab. En esta función debemos introducir los siguientes parámetros:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

$$B = \begin{bmatrix} b_0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

$$Q = \begin{bmatrix} q_{11} & 0 \\ 0 & q_{22} \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

$$R = R_0 \quad (3.30)$$

El parámetro Q penaliza el error en los estados, pero en este caso como lo que importa es la relación entre Q y R, podemos igualar Q al valor de la matriz identidad. El parámetro R penaliza la señal de control. Cuanto más pequeña sea R más agresivo será el controlador. Variando el parámetro R se ha visto que con R=1 el controlador funciona bastante bien. Se ha visto que con valores más pequeños de R se da mucha inestabilidad.

La función *dlqr* nos da dos valores de ganancia del controlador LQR. Dichos valores de ganancia nos definen el incremento de la temperatura de referencia de la siguiente forma:

$$Y_k = -(KLQR_1 (T_{out}(k) - T_{ref}) + KLQR_2 I_k) \quad (3.31)$$

Donde:

- Y_k es el incremento de la temperatura de referencia.
- $KLQR_1$ y $KLQR_2$ son los valores de ganancia del controlador LQR
- $T_{out}(k)$ es el valor de la temperatura de salida en cada instante de tiempo
- T_{ref} es la temperatura de referencia
- I_k es el valor de la integral del error

Este tipo de controlador da una ganancia que multiplicada por la integral tendrá un efecto integral parecido al del controlador PI, sin embargo, con el controlador LQR lo que se realimenta es el estado.

Como ejemplo, para el caso del caudal medio de $7m^3/h$ se presentan a continuación los parámetros que se han introducido en la función *dlqr*:

$$A = \begin{bmatrix} 0.8696 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.1309 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

$$R = 1 \quad (3.35)$$

Con estos parámetros conseguimos la siguiente ecuación del incremento de la temperatura de referencia:

$$Y_k = -(3.1216 (T_{out}(k) - T_{ref}) - 0.8072 I_k) \quad (3.36)$$

De esta forma y al igual que pasaba en el controlador PI, el modelo iterará y cada 20 segundos nos proporcionará un valor del caudal definido por el incremento de la temperatura de referencia Y_k actualizándose en cada iteración los valores de dicho incremento y de la integral del error. En este caso será necesario la implementación de un sistema Antiwindup que evite que la integral del error aumente en el caso de que el caudal sature, para que no se acumule más error.

En la Figura 3.6 se puede observar como funciona dicho controlador en nuestro modelo de parámetros concentrados.

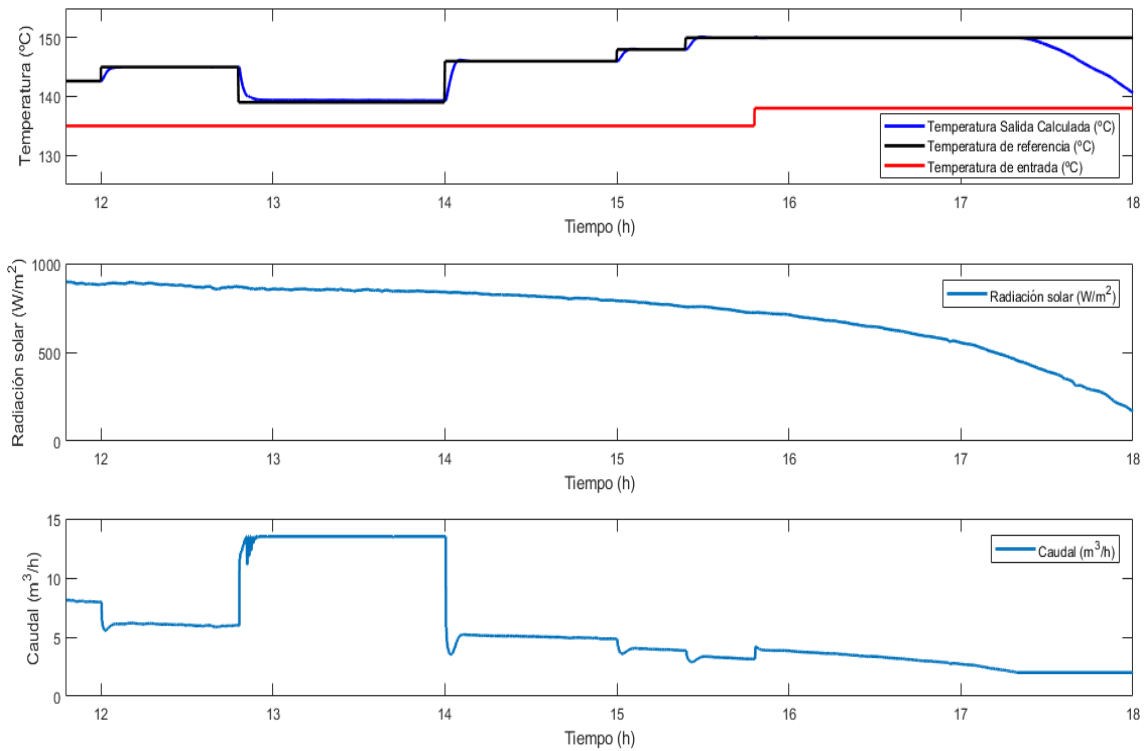


Figura 3.6 Funcionamiento del control LQR en el sistema para el caudal de $7 \text{ m}^3/\text{h}$.

En la Figura 3.6 se puede observar como el controlador LQR funciona bastante bien para este modelo, corrigiendo la perturbación en la temperatura de entrada que se le da a las 15.8h.

4 Prueba de controladores en modelo de parámetros distribuidos

El diseño de las diferentes estrategias de control se ha llevado a cabo con el modelo matemático desarrollado anteriormente. Este modelo matemático es de parámetros concentrados y nos permite de manera sencilla la simulación simplificada de la planta y el fácil diseño de las diferentes estrategias de control. Sin embargo, es interesante comprobar que estas estrategias de control funcionan también en un modelo más realista, como es el modelo de parámetros distribuidos, en el que ya sí se tiene en cuenta la distribución espacial del sistema.

El modelo de parámetros distribuidos es una descripción más precisa del sistema debido fundamentalmente a que tiene en cuenta la transmisión de calor metal-fluido y que considera la distribución espacial del sistema: una perturbación de la temperatura de entrada no se ve inmediatamente a la salida, si no que tiene un retardo dependiente del caudal que se aplica al sistema en cada momento.

De este modo, se ha comprobado como funcionan en el modelo de parámetros distribuidos los controladores diseñados anteriormente. En las Figuras 4.1, 4.2 y 4.3 se puede ver su funcionamiento:

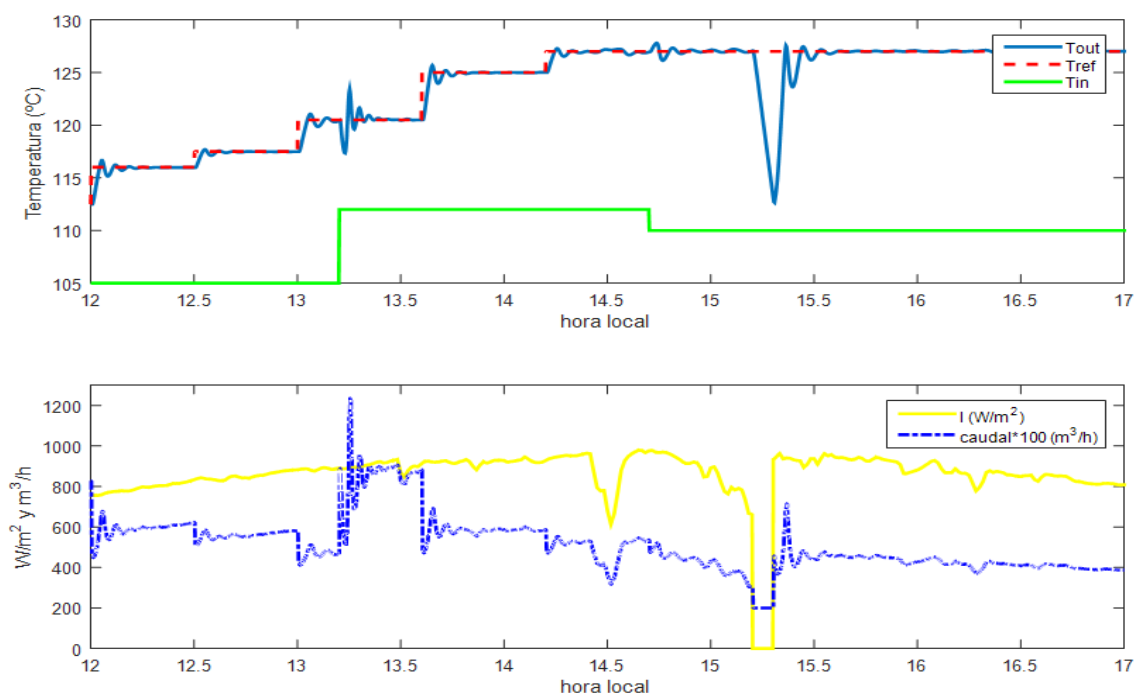


Figura 4.1 Funcionamiento del control PI en el sistema para modelo de parámetros distribuidos.

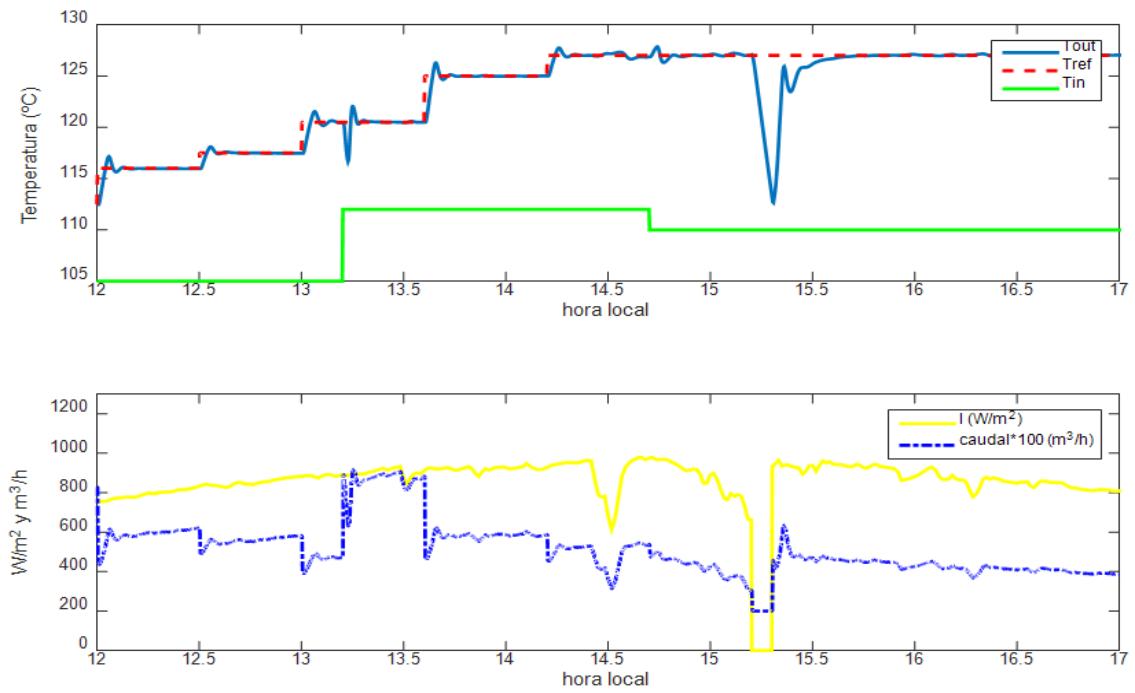


Figura 4.2 Funcionamiento del control PI Gain scheduling en el sistema para modelo de parámetros distribuidos.

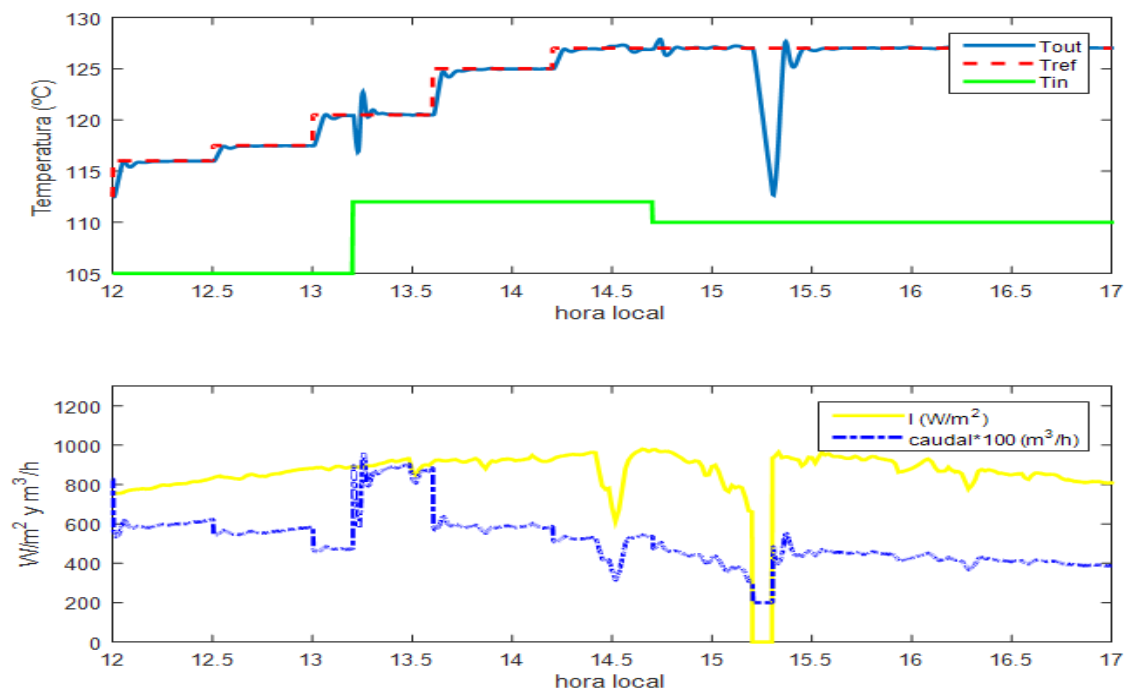


Figura 4.3 Funcionamiento del control LQR en el sistema para modelo de parámetros distribuidos.

En la Figura 4.1 se muestra la gráfica correspondiente al PI de caudal medio ($7m^3/h$). Dado que este PI está diseñado para condiciones de caudal medio, se observa que tiene un comportamiento oscilatorio cuando se trabaja en diferentes niveles de caudal para el cual fue diseñado. Se observa también que, ante una perturbación de temperatura de entrada (13.2 h), el rechazo es bastante oscilatorio, así como la recuperación del paso de la nube (hora 15.2 h) que interrumpe la llegada de

la radiación solar.

En la Figura 4.2 se muestra el comportamiento del PI Gain scheduling. Como se puede ver, el comportamiento es sustancialmente mejor, con menos oscilaciones debido a que este controlador tiene en cuenta los diferentes modelos lineales de la planta en varios puntos de funcionamiento y puede ajustar su ganancia para cada punto de funcionamiento. Se observa también que tiene un comportamiento similar en varios puntos de funcionamiento con una sobreoscilación similar (en torno al 20%).

Por último, en la Figura 4.3 se muestra el comportamiento del LQR con ganancia integral. Como se puede ver, el LQR logra regular la temperatura en torno al punto de funcionamiento sin sobreoscilación. Como se sabe, el LQR tiene unas excelentes propiedades de robustez y, aunque la ganancia fue obtenida para un modelo de caudal medio, se observa que funciona correctamente en un amplio rango de operación.

5 Conclusiones y líneas futuras de trabajo

En el transcurso de la realización de este TFG se han podido sacar varias conclusiones que nos permiten suponer varias líneas futuras de trabajo e investigación en este campo.

Primero se ha comprobado que el modelo de parámetros concentrados a pesar de ser un modelo simplificado permite el desarrollo del modelo matemático que simula la planta real de una forma sencilla y que se ajusta bastante bien a los datos reales de la planta. Del mismo modo, este modelo también simplifica mucho el desarrollo de las diferentes estrategias de control sin afectar esta simplificación en el desarrollo a su posterior funcionamiento. Como se ha podido comprobar, para el modelo de parámetros concentrados los controladores funcionan satisfactoriamente. En el caso de las pruebas en el modelo de parámetros distribuidos se ha podido observar como se comportan los controladores en dicho modelo y que su comportamiento es correcto.

En cuanto a las líneas futuras de trabajo, como se comentó en la introducción actualmente el sector energético enfocado en las fuentes de energía renovables está en auge, por lo que el diseño de estrategias de control que aumenten la eficiencia y reduzcan costes en las instalaciones de este tipo adquiere una gran importancia. Esto nos indica que la mejora en el control de las plantas termosolares es un campo interesante de investigación en el presente y en el futuro más próximo.

En referencia a este TFG, se podría ampliar analizando otras de las muchas estrategias de control que se pueden aplicar a este tipo de plantas, como pueden ser controles predictivos o con ajustes manuales. Otra cuestión interesante sería extrapolar estas estrategias de control a otro tipo de plantas termosolares como pueden ser las plantas termosolares de cilindros parabólicos.

En este TFG se ha conseguido el objetivo de simular un modelo matemático e identificar los parámetros que influyen en dicho modelo, y de desarrollar diferentes estrategias de control que funcionen satisfactoriamente en el modelo matemático. Con este trabajo se consigue una idea general de como es el diseño de las estrategias de control en este tipo de plantas en la realidad.

Bibliografía

- [1] M. S. Pérez, *SOLAR THERMAL CONCENTRATING SYSTEMS* [Diapositiva de PowerPoint]. Enseñanza virtual - Universidad de Sevilla . <https://ev.us.es>.
- [2] M. S. Pérez, *Concentrating Linear Fresnel Reflectors* [Diapositiva de PowerPoint]. Enseñanza virtual - Universidad de Sevilla . <https://ev.us.es>.
- [3] ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA. Universidad de Sevilla, [En línea]. Available: https://www.etsi.us.es/planos_etsi.
- [4] F. J. Pino (2017), *PLANTA REFRIGERACIÓN SOLAR. EDIFICIO ETSI* [Diapositiva de PowerPoint]. Plataforma Tecnológica Solar Concentra . <https://www.solarconcentra.org>.
- [5] E. F. Camacho, M. Berenguel, F. R. Rubio y D. Martínez, *Advanced Control of Solar Plants*, Springer, 1997.
- [6] E. F. Camacho, A. J. Gallego, J. M. Escaño y A. J. Sánchez, *Hybrid Nonlinear MPC of a Solar Cooling Plant*, *Energies* (2019).
- [7] A. J. Gallego, G. M. Merello, M. Berenguel y E. F. Camacho, *Gain-scheduling model predictive control of a Fresnel collector field*, Elsevier (2018).
- [8] A. J. Gallego, A. J. Sánchez, M. Berenguel y E. F. Camacho, *Adaptive UKF-based model predictive control of a Fresnel collector field*, Elsevier (2019).
- [9] E. F. Camacho, A. J. Gallego, A. J. Sánchez y M. Berenguel, *Incremental State-Space Model Predictive Control of a Fresnel Solar Collector Field*, *Energies* (2018).