

UNIVERSIDAD DE SEVILLA
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA



TESIS DOCTORAL

**CONTROL PREDICTIVO DE SISTEMAS DE
ENERGÍA SOLAR DISTRIBUIDOS**

Contribuciones

Antonio Javier Gallego Len

Sevilla

2014

UNIVERSIDAD DE SEVILLA
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA



DOCTORAL THESIS

**CONTROL PREDICTIVO DE SISTEMAS DE
ENERGÍA SOLAR DISTRIBUIDOS**

Contribuciones

Tesis enviada a la Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela
Técnica Superior de Ingeniería,
como requisito para la obtención del grado de
Doctor
en la
Universidad de Sevilla.

By

Antonio Javier Gallego Len

Sevilla, Marzo 2014

UNIVERSIDAD DE SEVILLA
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA



DOCTORAL THESIS

**CONTROL PREDICTIVO DE SISTEMAS DE
ENERGÍA SOLAR DISTRIBUIDOS**

Contribuciones

Author: Antonio Javier Gallego Len
Advisors: Prof. Eduardo Fernández Camacho, Dr.
Prof. Carlos Bordóns Alba, Dr.

A mi familia
To my parents

Agradecimientos

El desarrollo y consecución del trabajo de tesis ha sido gracias al esfuerzo, cooperación, apoyo y dedicación de muchas personas, a las cuales quiero expresar mi más sincero agradecimiento. A todos aquellos que se sientan aludidos: gracias.

En primer lugar, me gustaría agradecer a mis directores de tesis Eduardo Fernández Camacho y Carlos Bordons por su apoyo y aportación de ideas. En particular, me gustaría agradecer a Eduardo, cuya vasta experiencia en el campo de control de sistemas de energía solar me han proporcionado valiosas ideas para realizar aportaciones en este campo.

Estoy muy agradecido a las personas que conforman el grupo de control Predictivo, en cuyas reuniones he obtenido valiosas ideas y conocimientos para ser aplicados en el desarrollo de la tesis. Iniciar una tesis no es una tarea, en general, fácil. Me gustaría agradecer en primer lugar a Javier Pinta y Antonio Álvarez por haberme ayudado a aprender Latex. También me gustaría agradecer a Daniel Limón por las interesantes charlas sobre geometría intervalar y control predictivo robusto.

Me gustaría agradecer también a María Robledo, Cristina Martín, Juanma Escaño por el trabajo realizado en la planta de refrigeración solar de la Escuela de Ingenieros, la cual ha servido como banco de pruebas para realizar trabajos y publicaciones que forman parte de esta tesis doctoral. También me gustaría agradecer a Gas Natural por financiar dicho proyecto y al grupo de Termotécnica, que trabajó estrechamente con nosotros y que, gracias a ellos, pudimos aprender bastante sobre sistemas de almacenamiento de sales fundidas: Servando Álvarez, José Sánchez, Alvaro Ruíz y Adoración Cerezuela-Parish.

Me gustaría agradecer también a Filiberto Fele, con el cual he mantenido interesantes charlas sobre problemas de control predictivo robusto, estimación robusta y resolución de LMIs con Matlab.

También me gustaría agradecer de manera muy especial a mi compañero de trabajo Adolfo Sánchez, cuyo apoyo ha sido fundamental para realizar y llevar a cabo proyectos de investigación relacionados con energía solar. También por su apoyo moral en momentos de dificultad.

Agradezco al Ministerio de Educación y Ciencia por la beca F.P.U concedida, sin cuyo apoyo no podría haber realizado con éxito la tesis.

Mi gratitud más profunda a mis amigos de Sevilla y de Aracena. A Néstor,

Luis, Miguel, mis compañeros de piso que me han aguantado durante estos años. A Manuel Domínguez, Manolo Alcaide, Daniel Castaño, Víctor Sánchez que me han ayudado a liberar estrés cuando la carga se hacía demasiado pesada.

A mi familia, a quienes debo el poder tener una titulación universitaria. Por su apoyo constante y su amor incondicional. A mi padre Antonio, madre Pilar y hermana Sheila, que siempre han confiado en mi y nunca han dudado de que podría llevar a cabo mi tarea con éxito. Y a un gran amigo: Antonio López, cuyo apoyo en todos los niveles, ha sido fundamental para mi en estos años.

Gracias a todos los que habeis participado en este trabajo de una forma u otra. Gracias por haber sido parte de mi vida.

Qué es correcto y que es incorrecto en la vida?

Lo único que es incorrecto es aquello que se hace sin conciencia. Sé consciente.

Osho

Abstract of the Thesis submitted to the Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela Técnica Superior de Ingeniería, in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor at the Universidad de Sevilla.

Control Predictivo de Sistemas de Energía Solar Distribuidos Contribuciones

Antonio Javier Gallego Len

Marzo / 2014

Advisors: Prof. Eduardo Fernández Camacho, Dr.

Prof. Carlos Bordóns Alba, Dr.

Area of Concentration: Systems Engineering and Automation

Keywords: Solar Energy, Estimation, Model Predictive Control, Modeling, Optimal Scheduling, Parabolic Trough, Solar Cooling, Hybrid Modeling

The main goal of this Thesis is to deal with some problems arising when controlling solar trough plants by proposing Model Predictive Control algorithms for controlling and optimizing the operation of these plants. On the other hand, the Thesis develops the hybrid modeling of a solar cooling plant located on the roof of the Engineering School of Seville.

When controlling solar trough plants, control algorithms have to cope with multiple disturbance sources. In order to diminish their impact, a feedforward controller is needed. The most important disturbance source is solar radiation which cannot be manipulated and it may be change strongly throughout the day. Furthermore, obtaining a good estimation of the overall efficiency (composed of multiple factors such as reflectivity, metal absorptance, shape factors etc,) of the plant is very useful. Pyrheliometers can only measure solar radiation locally. This can produce important errors when the pyrheliometer is covered by clouds when the rest of the field is not or viceversa. The problem when measuring the reflectivity of the mirrors is similar. Other factors such as metal absorptance are even more difficult to estimate. The problem of estimating effective solar radiation (the product of solar radiation by overall efficiency) is performed by using the unscented Kalman filter (UKF).

In Chapter 3, an adaptative state space MPC is proposed. The algorithm uses the algorithm proposed in chapter 1 to estimate both the effective solar radiation and the metal-tube temperature profiles. The linear model is obtained by linearizing the distributed parameter model considering a smaller number of segments. The linear matrices adapt their parameters every sampling time depending on environmental and plant conditions. The performance of the proposed algorithm is validated by simulations.

In Chapter 4 an observer based Model Predictive Controller is developed. The control strategy is based on the proposed in chapter 3, but the number of states is greater, the metal-fluid heat transmission is considered and the state observer is a robust Luenberger observer. The main problem when using the UKF is that the performance depends on the parameters of Q and R matrices, and their size increases with respect to the number of states. Furthermore, it is very difficult to impose robust formulations or dynamic behavior criteria. In this chapter, the state observer is a robust Luenberger observer whose gain is obtained by solving a LMI problem. The control strategy is compared, in simulation, with two control strategies. Simulations show that the proposed scheme outperforms the other two. Two real test carried out at the ACUREX field are also presented.

In Chapter 5, the optimal operation in solar trough plants is addressed. One of the main challenges when operating solar energy plants is to increase their overall efficiency. Since the control objective in these kind of system is to maintain the outlet temperature around a desired reference, the problem to be solved is obtaining the temperature reference which maximizes the overall efficiency of solar field+oil pumps+power conversion system. This chapter shows that working at the highest allowable field temperature is not always the best possible solution.

In Chapter 6 develops the hybrid modeling and simulation of the solar cooling plant located on the roof the Engineering School of Seville. The plant is composed of a solar Fresnel collector field, a storage tank based on phase change materials and a double-effect absorption machine which supplies air conditioning to the building.

Finally, in Chapter 7, an algorithm to optimize the flux distribution at the receiver in solar tower plants is presented. One of the main problems arising in the operation of solar tower plants is obtaining an uniform flux distribution to avoid hot spots and high temperature gradients in the solar receiver. In this Chapter, an algorithm calculating the target points for the heliostat field is developed.

To sum up, this Thesis presents some contributions addressing problems encountered when controlling solar trough plants and solar power tower, as well as the modelling and simulation of a solar cooling plant.

Resumen de la Tesis presentada en el Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela Técnica Superior de Ingeniería, como uno de los requisitos necesarios para la obtención del grado de Doctor en Ingeniería Industrial en la Universidad de Sevilla.

Control Predictivo de Sistemas de Energía Solar Distribuidos Contribuciones

Antonio Javier Gallego Len

Marzo / 2014

Directores: Prof. Eduardo Fernández Camacho, Dr.

Prof. Carlos Bordóns Alba, Dr.

Área de Concentración: Ingeniería de Sistemas y Automática

Palabras-clave: Energía Solar, Estimación, Control Predictivo, Modelado, Planificación óptima, Colector Cilindro-Parabólico, Refrigeración solar, Modelado Híbrido

El principal objetivo de esta tesis es abordar algunos problemas que pueden darse en el control de las plantas solares de colectores cilindro-parabólicos, realizar contribuciones en el campo de controladores predictivos aplicados a dichas plantas, así como abordar el problema de optimizar la operación. También se llevará a cabo el modelado y simulación de la planta solar de refrigeración ubicada en la Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla. Por último, se tratará brevemente el problema de la distribución de flujo en los receptores solares de las plantas de torre.

Generalmente, y dado las múltiples fuentes de perturbaciones encontradas en el control de la temperatura de salida en plantas de CCPs, es necesario usar controladores feedforward para ayudar en el rechazo a perturbaciones. La perturbación más importante que se da en los sistemas solares es la radiación solar ya que, a pesar de ser la fuente de energía, no puede ser manipulable. Además es muy útil obtener una estimación de la eficiencia global del campo, la cual está compuesta de múltiples factores tales como reflectividad, absortancia de los tubos, factores de forma y sombras. El principal problema a la hora de usar la medida de radiación proporcionada por los pirheliómetros es que la medida que ofrecen es puntual. Lo

mismo puede decirse de los medidores de reflectividad de los espejos. Otros factores tales como la absortancia son incluso más difíciles de medir. Esto puede dar lugar a importantes errores, dado que una parte del campo puede estar cubierta mientras que el pirheliómetro no, o viceversa. El problema de la estimación de la radiación efectiva (el producto de la radiación por la eficiencia) es abordado en esta tesis, haciendo uso de un filtro de Kalman no lineal: el filtro de Kalman unscented (UKF).

En el tercer capítulo se propone una estrategia de control predictivo en el espacio de estados que hace uso del algoritmo desarrollado para estimar la radiación efectiva. En esta estrategia de control, se hace uso de un modelo lineal del campo en el espacio de estados, que va adaptándose en cada periodo de muestreo con las condiciones de la planta y los estados estimados por el UKF. El modelo lineal se obtiene de la linealización del modelo de parámetros distribuidos, con un número de estados más pequeño. El algoritmo es validado en simulación.

En el capítulo 4 se propone una estrategia de control basada en el capítulo anterior, pero se usa un número de estados mayor en las matrices de linealización, se incluye la transmisión de calor metal-fluido y el observador de estado que se propone es un observador de Luenberger robusto. El principal problema que tiene el usar el UKF es que necesita de la sintonización de las matrices Q y R para un buen desempeño, lo cual se dificulta conforme el número de estados crece. Más aún: no se pueden imponer formulaciones robustas o criterios dinámicos para el observador de manera sencilla y tampoco es sencilla probar convergencia. En este caso se hace uso de una formulación robusta del observador de Luenberger, cuya ganancia es obtenida por medio de la resolución de un problema LMI. La estrategia es comparada en simulación con otras estrategias, demostrando su mejor desempeño. También se presentan dos test reales llevados a cabo en la planta ACUREX, con excelentes resultados.

En el capítulo 5 se aborda un problema muy interesante desde el punto de vista de la optimización de la producción y el aprovechamiento de recursos en las plantas de CCPs. Uno de los principales retos en el uso de la energía solar es conseguir que sea económica. Dado que el objetivo de control es mantener la temperatura de salida del campo solar lo más cercana a una referencia deseada, la cuestión que se plantea es qué temperatura es la mejor desde el punto de vista la eficiencia global del sistema: campo solar+bombas+sistema de conversión de potencia. En este capítulo se demuestra que no siempre lo mejor es trabajar a la temperatura más alta posible.

En el capítulo 6 aborda el modelado híbrido y la simulación de la planta de refrigeración solar de la Escuela superior de ingenieros de Sevilla. La planta está

compuesta de un captador solar Fresnel, un acumulador basado en materiales de cambio de fase y una máquina de absorción de doble efecto.

Por último, en el capítulo 7 se presenta un método para optimizar la distribución de flujo en los receptores solares en las plantas de torre. Uno de los problemas que existen en los receptores de torre es lograr una distribución lo más uniforme posible en los receptores para evitar puntos calientes y gradientes de temperatura excesivos. En este capítulo se desarrolla un algoritmo de optimización para calcular los puntos objetivo a los que cada heliostato debe apuntar.

En resumen, esta tesis presenta algunas contribuciones a problemas que pueden encontrarse a la hora de controlar las plantas de colectores CCP y de torre, así como el modelado y simulación de una planta de refrigeración solar.

Indice

Indice	I
Lista de Figuras	V
Lista de Tablas	X
Acrónimos	XII
1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Estado del arte	3
1.2.1. Aprovechamiento de la energía solar	4
1.2.2. Retos de control en las plantas solares	5
1.2.3. Plantas de colectores cilindro-parabólicos	7
1.2.4. Plantas solares de Torre	9
1.3. Objetivos	12
1.4. Organización de la Tesis	14
1.5. Lista de Publicaciones	15
2. Estimación de la radiación efectiva en un campo de colectores cilindro-parabólicos	17
2.1. Introducción	17
2.2. Modelo matemático de un lazo	19
2.2.1. Modelo de parámetros distribuidos	19
2.2.2. Modelo de Parámetros Concentrados	21
2.3. El Filtro de Kalman Unscented	22
2.4. Resultados	25
2.5. Conclusiones	30
3. Control Predictivo adaptativo de un lazo de colectores CCP	31

3.1. Introducción	31
3.2. Control predictivo basado en modelo en el espacio de estados . . .	33
3.2.1. Objetivo de control en campos de colectores CCP	33
3.2.2. Modelo lineal del lazo de colectores CCP	34
3.2.3. Estrategia MPC	36
3.3. Estimación de la radiación efectiva y de los perfiles de temperatura metal-fluido	38
3.3.1. Resultados del UKF usando datos reales	39
3.4. Simulaciones y resultados	40
3.5. Conclusiones	45
4. Control Predictivo basado en observador de un lazo de colectores CCP	48
4.1. Introducción	48
4.2. Control predictivo en el espacio de estados	49
4.2.1. Formulación del MPC en el espacio de estados	51
4.2.2. Cálculo de la ganancia del observador	53
4.2.3. MPC en el espacio de estados con error en régimen permanente nulo	54
4.2.4. Control Feedforward	55
4.2.5. Esquema final de control	56
4.3. Resultados	57
4.3.1. Comparación con otras estrategias de control	58
4.3.2. Test reales	63
4.4. Conclusiones	65
5. Planificación Óptima en plantas de colectores CCP	66
5.1. Introducción	66
5.2. Modelado de los subsistemas	68
5.2.1. Tanque de estratificación	69
5.2.2. Ciclo Rankine	70
5.3. Algoritmo de 3 niveles	71

5.3.1.	Primer nivel: Cálculo de la producción eléctrica	72
5.3.1.1.	Producción no comprometida	72
5.3.2.	Segundo nivel: Optimización del punto de operación	74
5.3.3.	Tercer nivel: Regulación	75
5.4.	Procedimiento de obtención del set-point óptimo	76
5.5.	Simulaciones y Resultados	79
5.6.	Conclusiones	88
6.	Modelado Híbrido de una planta solar de refrigeración	90
6.1.	Introducción	90
6.2.	Descripción de la planta	92
6.3.	Modelado de los subsistemas	94
6.3.1.	Campo solar Fresnel	94
6.3.2.	Tanque de almacenamiento basado en PCM	96
6.3.2.1.	Modelo de doble capacidad	96
6.3.2.2.	La solución de Stephan para el cambio de fase	98
6.3.2.3.	Identificación de Parámetros	99
6.3.3.	Modelado de la máquina de absorción	102
6.3.3.1.	Generador de alta temperatura	102
6.3.3.2.	Evaporador	103
6.3.3.3.	Refrigerador	104
6.4.	Modelo Híbrido de la planta solar de refrigeración	104
6.5.	Transiciones entre los modos de operación	107
6.6.	Simulaciones y resultados	109
6.7.	Conclusiones	111
7.	Optimización de la distribución de flujo en plantas solares de torre	113
7.1.	Introducción	113
7.2.	Descripción de la Planta	115
7.3.	Modelado matemático del campo de heliostatos	116
7.4.	Problema de Optimización	119

7.5. Resultados	121
7.6. Conclusiones y futuros trabajos	126
8. Conclusiones	127
8.1. Aportaciones y Conclusiones de la Tesis	127
8.2. Trabajos Futuros	131
Bibliography	134

Índice de figuras

1.1. DISS de colector cilindro-parabólicos en la Plataforma Solar de Almería	8
1.2. Abengoa PS20: Planta solar de torre de 20 MW (cortesía de Abengoa Solar)	10
1.3. Calibración de heliostatos	12
2.1. Campo de Colectores ACUREX	19
2.2. esquema de control	25
2.3. Test 1	28
2.4. Test2	28
2.5. Test3	29
2.6. Test 4	29
3.1. Esquema de control final	38
3.2. Bloque de optimización del MPC	39
3.3. Estimación de la radiación solar en el día 1: Estimada (azul), Real (rojo)	41
3.4. comparación entre la estima de los perfiles de temperatura metal-fluido por el UKF (rojo) y los estimados por el modelo de parámetros distribuidos (azul)	41
3.5. Estimación de la radiación solar efectiva en el día 2: estimada (azul), real (rojo)	42
3.6. Comparación entre los perfiles de temperatura estimados por el UKF (rojo) y los estimados por el modelo de parámetros distribuidos en el día 2 (azul)	42
3.7. Día claro con nubosidad al final del día	43
3.8. Día con fuertes perturbaciones en la radiación	43
3.9. Comparación entre el PID y el MPC a niveles medios de caudal	44
3.10. Comparación entre el PID y el MPC a niveles bajos de caudal	45

3.11. Comparación entre el PID vs MPC con respuesta libre no lineal vs MPC con respuesta libre lineal	46
3.12. Desempeño en el control considerando incertidumbres en los parámetros del modelo de distribuido	46
4.1. Resultados de la asignación de polos para el observador	55
4.2. Esquema de control	56
4.3. Respuesta a escalón de los modelos lineales usados por el GS-GPC	58
4.4. Las estimas se comparan con los valores obtenidos por el modelo no lineal. Parte superior: temperatura del fluido a la salida de los colectores. Parte inferior: error de estimación en las temperaturas del metal	59
4.5. Escenario 1: diaclaro	59
4.6. Escenario 2: día nublado con perturbaciones en la temperatura de entrada	61
4.7. Escenario 3: día nublado	62
4.8. Comparación entre el MPC y GS-GPC ($\lambda = 0,7$). Observar el comportamiento oscilatorio producido por el GS-GPC.	62
4.9. Test realizado el 13/02/2013	64
4.10. Test realizado el 14/02/2013	64
4.11. Test realizado el 13/02/2013: rechazo de las perturbaciones de temperatura de entrada y radiación.	65
5.1. Influencia de las variables al aumentar la temperatura de operación	67
5.2. Algoritmo de 3 niveles	68
5.3. Ciclo Rankine	70
5.4. Eficiencia Rankine η_{rank} vs temperatura de salida del campo solar	71
5.5. Eficiencia global de la planta vs temperatura de salida	79
5.6. Eficiencia global de la planta para diferentes saltos térmicos	80
5.7. Set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas: día con alta radiación	81
5.8. Set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas: día con baja radiación	81

5.9. Set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas: rango de operación del PCS	83
5.10. Eficiencias del ciclo Rankine	83
5.11. Set points óptimos para los dos ciclos Rankine considerados	84
5.12. Día de verano: Evolución de la planta y set-points óptimos	84
5.13. Día de verano: Comparación de la producción eléctrica	86
5.14. Día de invierno: Evolución de la planta y set-points óptimos	86
5.15. Día de invierno: Comparación en la producción eléctrica	87
5.16. Día nublado: Evolución de la planta y set-points óptimos	87
5.17. Día nublado: Comparación en la producción eléctrica	88
5.18. Incrementos de producción trabajando en los set-points óptimos	89
6.1. Esquema general de la planta	93
6.2. Campo de colectores Fresnel	93
6.3. Tanque de almacenamiento basado en PCM	94
6.4. Modelo vs Real: 21/09/2011	97
6.5. Modelo vs Real: 29/06/2009	97
6.6. Evolución de la temperatura del PCM: Modelo vs Real	101
6.7. Máquina de absorción de doble efecto	102
6.8. Modelo vs Real: 19/07/2010	105
6.9. Modelo vs Real: 21/07/2010	105
6.10. Modos de operación en días claros	110
6.11. Modos de operación en un día normal: carga del tanque de almacenamiento	110
6.12. Modos de operación en un día nublado	112
6.13. Modos de operación en un día nublado: tanque descargado	112
7.1. Planta solar de Torre CESA-1 (cortesía de la PSA)	116
7.2. Posición heliostatos (Este,Norte) y de la torre CESA (círculo grande)	117
7.3. Ejemplo de las densidades de flujo proyectadas por 3 heliostatos ubicados a la izquierda, alineado y derecha de la torre del receptor.	119

7.4. Distribución de flujo en el receptor en un día de Junio ($\phi_s = -0,45$ rad, $\alpha_s = 1,28$ rad) con las estrategias CS y AM.	122
7.5. Distribución de flujo obtenida con el método propuesto en el mismo día de Junio.	122
7.6. Día Juliano 130 (May): Parte superior: comparación entre la radiación en el receptor para las 3 estrategias: CS, AM y el método propuesto. Parte inferior: diferencia entre el máximo y el mínimo valor de flujo en el receptor para las 3 estrategias.	124
7.7. Evolución de la radiación solar directa	124
7.8. Puntos a los que apuntan los heliostatos: círculos (sin errores), cruces (con errores).	125
7.9. Densidades de flujo afectadas por errores de calibración en un día de verano (17th Julio, 12 h). Algoritmo propuesto, CS y AM. . . .	125
7.10. Vista alternativa de la distribución de la radiación. Algoritmo propuesto, CS y AM.	125
7.11. Tiempo de cálculo vs número de heliostatos	126

Índice de tablas

2.1. Parámetros y unidades	20
4.1. Comparación usando el criterio ITAE relativo al desempeño de los tres controladores considerados, para los 3 escenarios.	63
5.1. Producción para el rango de operación del PCS real	82
5.2. Producción en un día de verano	85
5.3. Producción en el día de invierno	85
5.4. Producción en el día nublado	85
6.1. Descripción de parámetros del captador Fresnel	95
6.2. Descripción de parámetros y unidades para el tanque de almacenamiento PCM	99
6.3. Transiciones permitidas entre los modos de operación	107
7.1. Radiación media y máxima variación del flujo en el receptor	123

Acrónimos

AC	Adaptative Control
BMI	Bilinear Matrix Inequalities
CC	Cascade Controller
CCD	Charge Coupled Device
CCP	Colector Cilindro-Parabólico
COP	Coefficient of Performance
CSP	Concentrated Solar Power
CST	Concentrated Solar Tower
DCS	Distributed Collector System
DPM	Distributed Parameter Model
FF	Feedforward
FLC	Fuzzy Logic Control
GPC	Generalized Predictive Controller
GS	Gain Scheduling
GS-GPC	Gain Scheduling Generalized Predictive Controller
EKF	Extended Kalman Filter
HTF	Heat Transfer Fluid
I+PD	Integral+Proporcional-Derivativo
IMC	Internal Model Control
ITAE	Integral of Time-weighted Absolute Error
LDI	Linear Difference Inclusions
LDR	Light-Dependent Resistor
LMI	Linear Matrix Inequalities
LQR	Linear Quadratic Regulator
LQG	Linear Quadratic Gaussian
MPC	Model Predictive Control
NC	Nonlinear Control
NNC	Neural Network Controller
RC	Robust Control
PCM	Phase Change Materials
PDE	Partial Differential Equations
PI	Proporcional+Integral
PID	Proporcional+Integral+Derivativo
QP	Quadratic Programming

SPSS	Solar Plant Supervisory System
SPT	Solar Power Tower
TDC	Time Delay Compesantion
UKF	Unscented Kalman Filter
ZoH	Zero Order Hold

Introducción

Contents

1.1. Motivación	1
1.2. Estado del arte	3
1.2.1. Aprovechamiento de la energía solar	4
1.2.2. Retos de control en las plantas solares	5
1.2.3. Plantas de colectores cilindro-parabólicos	7
1.2.4. Plantas solares de Torre	9
1.3. Objetivos	12
1.4. Organización de la Tesis	14
1.5. Lista de Publicaciones	15

1.1. Motivación

El uso de energías renovables, tales como la energía solar, eólica etc, ha experimentado un impulso muy importante en las últimas décadas. En la segunda mitad de los años 70 se produjo un repentino interés en aprovechar las energías renovables debido a la crisis del petróleo. En aquella época el interés se debió fundamentalmente a asuntos económicos, de modo que cuando el precio del petróleo disminuyó, también lo hizo el interés por este tipo de energías. Actualmente el interés por las energías renovables se ha renovado impulsado no solo por temas económicos, si no por la necesidad de reducir el alto impacto ambiental producido los sistemas de energías fósiles ([Camacho et al. \(2012\)](#)).

La demanda global de energía es aproximadamente de 16 TW y se espera que se duplique en los siguientes 20 años. Aunque la producción y la eficiencia en los métodos tradicionales de producción de energía está aumentando, por si solas no podrán satisfacer la demanda a largo plazo ([Camacho et al. \(2012\)](#)). La fuente de

energía renovable más abundante y sostenible es el sol. De hecho, otras fuentes de energías renovables como el viento o las hidroeléctricas dependen, de un modo u otro, del sol ([Camacho and Gallego \(2013\)](#)).

En la actualidad, múltiples plantas solares de producción de energía eléctrica, hornos solares, sistemas de aire acondicionado basado en energía solar se han desarrollado en la última década ([Camacho et al. \(2012\)](#)). Las principales tecnologías para transformar la energía solar en electricidad son la fotovoltaicas (PV) y las plantas solares de concentración (CST). Estas últimas hacen uso de múltiples tecnologías: colectores cilindro-parabólicos (CCP), torres, colectores Fresnel y discos solares. Una de las primeras plantas de CCP operativa fue el campo ACUREX en la plataforma solar de Almería (PSA), en España. Esta planta consistió en un campo de colectores solares, un sistema de almacenamiento térmico y una turbina para producir electricidad (0.5 MW, modelo Stal-Laval). El campo ACUREX ha estado operativo desde 1980, y se han desarrollado y probado muchas estrategias de control y trabajos de investigación ([Camacho et al. \(1997\)](#)).

Las 9 plantas SEGS (354 MW), las cuales entraron en servicio entre 1985 y 1990 en California, son consideradas las primeras plantas comerciales. La mayoría de las plantas solares comerciales han sido construidas y puestas en servicio en la última década. Como ejemplos se puede mencionar las tres plantas CCP de 50 MW de potencia eléctrica Andasol 1, 2, y 3 ([Solar Millennium AG \(2011\)](#)) en Guadix (España), las plantas solares de torre construidas por Abengoa PS10 y PS20, la planta de torre Gemasolar construida por Torresol Energy, las tres Solnova (Solúcar, España) y las dos Helioenergy de Abengoa Solar de 50 MW cada una. En el desierto de Arizona se está construyendo la planta solar de CCPs más grande del mundo, SOLANA, con 280 MW de potencia eléctrica ([Abengoa-Solar \(2009\)](#)).

El sol es la fuente de energía renovable más abundante y sostenible, y proporciona sobre 150,000 terawatios de potencia a la tierra; aproximadamente la mitad de esa energía alcanza la superficie terrestre, mientras que la otra mitad se refleja hacia el espacio a través de la atmósfera. Solo una pequeña fracción de la energía solar que alcanza la superficie, sería suficiente para satisfacer la demanda de energía global. Aunque la mayoría de las fuentes de energía derivan su energía del sol, nos referimos a energía solar como el uso directo de la radiación. Una de las oportunidades científicas y tecnológicas a la que se está haciendo frente, es desarrollar modos eficientes de captar, convertir, almacenar y usar la energía solar a un coste permisible ([Bose \(2010\)](#)).

La industria de las energías renovables debe superar algunos problemas a la

hora de producir cantidades significativas de energía: i) los costes de energía no son todavía competitivos y ii) la energía solar no está siempre disponible cuando se requiere (Camacho and Berenguel (2012)). Esto hace que, para poder optimizar la producción de energía, el uso de técnicas avanzadas de control automático y optimización sea un asunto clave. El uso de estrategias de control eficientes no solo incrementaría el rendimiento de estas plantas, si no que podría incrementar el número de horas de operación y, en consecuencia, reducir el coste por kWh producido (Camacho et al. (2011b)).

Para maximizar el rendimiento en los sistemas de energía solar no se pueden usar estrategias de control lineal convencional tales como controladores PID. Esto es debido a que la dinámica en este tipo de sistemas es altamente no lineal, variante en el tiempo y con tiempos muertos dependientes de la señal de control. Además, el carácter distribuido de este tipo de sistemas produce que existan modos antiresonantes a determinadas frecuencias, lo cual dificulta mucho el control si se quiere conseguir respuestas rápidas tal y como se explica en Álvarez et al. (2010) y Álvarez et al. (2007).

1.2. Estado del arte

Se han realizado múltiples esfuerzos de investigación en el campo del control de plantas de energía solar. La mayoría de estos trabajos se han realizado en la planta experimental ACUREX (SPSS), en la plataforma solar de Almería (PSA) (Camacho et al. (1997)), la cual fue puesta en funcionamiento en los 80 y conectada a la red para producir energía eléctrica. De aquí en adelante nos centramos, fundamentalmente, en la generación de energía eléctrica haciendo uso de la energía solar. A lo largo de toda la tesis, nos centraremos en la tecnología cilindro-parabólica por ser la más común, aunque alguno de los conceptos que se exponen son válidos también para otras tecnologías (Camacho et al. (2014)).

Mientras en otros procesos de generación de energía, la principal fuente (el combustible) puede ser manipulado y usado como señal de control, en los sistemas de energía solar, la principal fuente de energía, la radiación solar, no puede ser manipulada (Camacho et al. (1997)). La radiación solar cambia con la estación del año e incluso a lo largo del día, actuando más como una perturbación que como una señal de control. Las plantas solares tienen todas las características necesarias para el uso de estrategias de control avanzadas capaces de tratar con dinámicas complejas (no linealidades e incertidumbres). Controladores PID con parámetros fijos no pueden tratar de manera adecuada estos problemas y deben ser

sintonizados con bajas ganancias, lo cual redundaría en una pérdida de desempeño o, si son sintonizados de una manera agresiva, pueden producir grandes oscilaciones cuando la dinámica del proceso varía debido a cambios en las condiciones de operación. En algunos casos, especialmente con alta radiación y nubes dispersas, las oscilaciones son tan severas que el sistema debe ser desenfocado. El uso de estrategias de control más eficientes resultan en mejores respuestas que incrementan el número de horas de operación y, por lo tanto, reducen el coste por kwh producido, no solo debido a bajos niveles de radiación, sino por las oscilaciones debidas a las perturbaciones producidas por nubes dispersas (Camacho et al. (2014)). A continuación, se explican los diferentes modos de aprovechamiento de la energía solar.

1.2.1. Aprovechamiento de la energía solar

La generación eléctrica usando energía solar puede ser realizada o directamente, por el uso de paneles fotovoltaicos (PV, en inglés) o indirectamente, captando la potencia solar (CSP) y concentrándola para producir vapor que alimenta a una turbina.

La generación directa de electricidad está basada en el efecto fotovoltaico, el cual se basa en el hecho de que los fotones de luz golpean a los electrones, haciéndolos pasar a un nivel de energía más alto. Aunque la primera aplicación de esta tecnología fue las naves espaciales, existen muchos sistemas de generación de energía basados en PV para aplicaciones en la vida real tales como casas aisladas de la red, bombas de extracción de agua, coches eléctricos, teléfonos de emergencia en carreteras y teledetección (Carrasco et al. (2006); Liserre et al. (2010)).

Los sistemas de energía solar de concentración (CST, en inglés), usan dispositivos ópticos (generalmente espejos) y seguidores solares para concentrar un gran área de luz solar en una pequeña área receptora. La energía solar concentrada es usada como fuente de calor para plantas de generación convencionales. Existen un un amplio rango de tecnologías. Las principales relacionadas con la energía solar de concentración son: a) Colectores cilindro-parabólicos, b) discos solares, c) colectores Fresnel, y d) plantas de torre. El propósito de la energía solar de concentración es producir altas temperaturas y, por lo tanto, altos rendimientos termodinámicos.

Ambas tecnologías, PV y CSP, tiene sus ventajas e inconvenientes, los cuales se resumen a continuación (Chu (2011)):

- Los paneles fotovoltaicos son capaces de captar tanto la radiación solar directa como la difusa, de modo que pueden trabajar incluso en días nublados.
- La electricidad en los sistemas CSP, se produce mediante un sistema de conversión de potencia, el cual entrega corriente alterna. Los paneles fotovoltaicos producen corriente directa de modo que deben usar convertidores para producir corriente alterna. Esto produce una pérdida energética de un 4-12 % (Chu (2011)).
- La tecnología CSP puede usar almacenamiento térmico, el cual es mucho más barato que las baterías necesarias para almacenar la electricidad producida por los sistemas PV.
- Tanto la construcción como la instalación es mucho más simple en los sistemas PV que en los sistemas de concentración. La tecnología PV requiere menos mantenimiento.

En Quaschnig (2004), se realiza una comparación técnica y económica entre las dos tecnologías arriba mencionadas. La conclusión obtenida es que las plantas de energía termosolar son la mejor solución en el sur de Europa y en el norte de África, con un posible coste de generación inferior a 10 céntimos/kWh. Los sistemas PV con seguimiento tienen algunas ventajas en el norte de África.

1.2.2. Retos de control en las plantas solares

Esta sección revisa los principales retos encontrados en el control de sistemas de energía solar. La sección se centra solo en la parte solar de la planta y no en la parte más convencional. Los principales controladores en plantas solares pueden ser clasificados en seguidores solares y en el control de las variables térmicas.

El sistema de control es una de las partes más importantes de una planta solar. Está normalmente organizado en varios niveles. En plantas comerciales CCPs de Abengoa Solar NT (Abengoa-Solar (2011)), el sistema de control está dividido en 3 niveles. El primer nivel está dedicado al control, monitorización y supervisión de todos los procesos de la instalación. El segundo nivel gestiona y controla la posición de los espejos en el campo solar. Comprende una serie de PLCs cada uno responsable de una porción del campo solar. El tercer nivel realiza el control de cada espejo, el cual sigue la posición a la que debe ir, transmitida por el segundo nivel.

Los algoritmos de seguimiento solar pueden ser clasificados en dos tipos, bucle cerrado y bucle abierto, dependiendo de su modo de control (Lee et al. (2009)). En Mousazadeh et al. (2009) se realiza una revisión de los diferentes tipos de sistemas de seguimiento solar, y sus ventajas e inconvenientes son discutidos. Se muestra que el seguidor solar más popular y eficiente resultó ser la forma de eje-polar y azimut/elevación.

Un seguidor solar es un dispositivo que apunta un colector solar hacia el sol de modo que capte y refleje la máxima cantidad de energía posible en el tubo receptor. La potencia solar reflejada es igual a la radiación solar recibida multiplicada por la superficie del espejo y por el coseno del ángulo formado por el vector solar y el vector normal a la superficie (también llamado, ángulo de incidencia). Existen muchos tipos de mecanismos de seguimiento con diferentes precisiones. Los heliostatos de una central de torre necesitan un alto grado de precisión para asegurar que la potencia es reflejada en el receptor, el cual puede estar a centenas de metros del heliostato. Menos precisión se requiere para aplicaciones de energía solar no concentrada; de hecho, la mayoría de estas aplicaciones trabajan sin ningún seguidor solar. Sin embargo, el sistema de seguimiento solar puede incrementar de forma significativa la cantidad de energía producida, especialmente al principio de la mañana y por la tarde cuando el coseno de ángulo de incidencia es menor.

Múltiples algoritmos rápidos para calcular la posición solar se pueden encontrar en la literatura. Existen un buen número de algoritmos que incrementan la precisión sin incurrir en grandes esfuerzos computacionales (Blanco et al. (2001); Chen et al. (2006); Grena (2008)). Estos algoritmos trabajan correctamente para periodos de tiempo limitados. Existen algoritmos de alta precisión astronómica para computar la posición del sol con un error inferior a 0.0003 grados sobre un largo periodo de tiempo (6000 a.C-2000 b.C) pero requieren una gran cantidad de cálculos.

Los algoritmos de bucle cerrado para sistemas de seguimiento solar están basados en controladores feedback. Se pueden usar sensores como cámaras CCD o foto-detectores para detectar la posición del sol (Chong et al. (2009)). Algunos resultados experimentales demuestran errores de seguimiento inferiores a 0.1 grados y ganancias importantes en la producción de energía cuando se compara con sistemas que no usan sistemas de seguimiento (Lee et al. (2009); Auchi et al. (2004)). En Wang and Lu (2013), se presenta una estrategia de control en bucle cerrado para diseñar un sistema de seguimiento de dos ejes en sistemas PV. Como sensor se usa un resistor dependiente de la luz (LDR). La efectividad de los

seguidores solares fue confirmada experimentalmente.

1.2.3. Plantas de colectores cilindro-parabólicos

Los sistemas de colectores cilindro parabólicos concentran la luz solar en una tubería receptora colocada a lo largo de la línea focal de un colector (figura 1.1). Un fluido de transmisión de calor (HTF, en inglés), típicamente agua o aceite sintético, se calienta mientras circula a través del tubo. Posteriormente, es dirigido o bien a un intercambiador de calor, cuando el fluido es aceite para producir vapor que alimenta a un proceso industrial (por ejemplo, una turbina), o a un tanque de evaporación instantánea cuando el fluido es agua presurizada, o a una turbina cuando el vapor sobrecalentado y sobrepresurizado se produce directamente en el campo solar (Zarza et al. (2001)).

Otra familia importante de fluidos de transmisión de calor es aquella basada en los materiales de cambio de fase (Kearney et al. (2003)). La ventaja del uso de este tipo de materiales es que la temperatura de salida del campo solar puede estar en el rango de 450-500 °C, pudiendo obtener mayores rendimientos termodinámicos. Además, las sales fundidas son más baratas y menos perjudiciales para el medio ambiente que el aceite. El principal inconveniente es el bajo punto de congelación (Kearney et al. (2004)).

La mayoría de las plantas que están actualmente operativas, tales como las plantas SEGS en California (Price et al. (1990)), calientan aceite para producir energía eléctrica. Para la maximizar la eficiencia se requiere un suministro constante de aceite a una temperatura adecuada, a pesar de las variaciones en la temperatura ambiente, temperatura de entrada o en la radiación solar directa.

Las actividades realizadas por los grupos de investigación en relación a este campo cubren modelado, identificación, simulación, controladores clásicos PIDs, controladores feedforward (FF), control predictivo basado en modelo (MPC, en inglés), control adaptativo (AC, en inglés), control por tabla de ganancias (GS, en inglés), control en cascada (CC), control por modelo interno (IMC), compensación de retardo (TDC), control óptimo LQG, control no lineal, control robusto, control por lógica borrosa (FLC, en inglés), y controladores por redes neuronales (Camacho et al. (2007a,b)). Un campo de colectores solares distribuidos puede modelarse, bajo hipótesis generales, como un modelo de parámetros distribuido (Klein et al. (1974); Rorres et al. (1980); Carmona (1985); Camacho et al. (1988); Berenguel et al. (1994); Camacho et al. (1997)).

El campo también puede ser modelado mediante un modelo de parámetros



Figura 1.1: DISS de colector cilindro-parabólicos en la Plataforma Solar de Almería

concentrados, muy útil para desarrollar controladores feedforward (Camacho et al. (1986, 1997); Berenguel et al. (1994); Meaburn and Hughes (1997); Johansen et al. (2000)), controladores PID no lineales que incluyen la integración numérica del modelo en tiempo real tal y como se explica en Johansen et al. (2000), controladores predictivos basados en modelos no lineales (Camacho and Berenguel (1994b); Berenguel et al. (1998); Pickhardt and Silva (1998a)), control por modelo interno (Farkas and Vajk (2002a)), etc.

La mayoría de las estrategias de control predictivo aplicadas al control de colectores solares incluyen un feedforward como término compensador de perturbaciones. Algunas de estas implementaciones con parámetros fijos han sido descritas en la literatura (Camacho et al. (1997)). La más importantes son controladores predictivos adaptativos (Camacho and Berenguel (1994a); Meaburn and Hughes (1996); Coito et al. (1997); Rato et al. (1997); Stuetzle et al. (2004)), control predictivo por tabla de ganancias (Camacho and Berenguel (1994b); Camacho et al. (1994a); Lemos et al. (2000)), control predictivo robusto (Camacho and Berenguel (1997); de la Parte et al. (2008)) y control predictivo no lineal, incluyendo linealización por realimentación (Camacho and Berenguel (1994b); Berenguel et al. (1998); Pickhardt and Silva (1998a); Silva et al. (2003a)).

En Limon et al. (2008a) fue diseñado y aplicado al campo ACUREX, un MPC robusto para tracking basado en el MPC descrito en Limon et al. (2008b). Se asu-

mió que la planta puede ser modelada como un sistema lineal con incertidumbres aditivas acotadas en el estado.

1.2.4. Plantas solares de Torre

Una planta solar de torre (SPT, en inglés) consiste en un campo de heliostatos, un receptor, unidades de transferencia, almacenamiento e intercambiador de calor, sistemas de producción de vapor y energía eléctrica y un sistema de control integrado. Normalmente, cada una de estas unidades tiene una unidad específica de control. El sistema integrado de control se comunica con cada subsistema para coordinar las diferentes unidades de modo que la planta opere en condiciones de seguridad y de eficiencia adecuadas.

Típicamente, el sistema de control de la planta incluye un control del campo de heliostatos, optimización de la potencia entrada, control del nivel de agua en el receptor, control de presión y temperatura del vapor, control de la temperatura en el sistema de almacenamiento cuando este libera calor, y el control la presión principal de vapor. Las tres primeras plantas comerciales de torres en operación fueron PS10 (10 MW) y PS20 (10 MW) (figura 1.2), diseñadas, construidas y operadas por Abengoa Solar ([Abengoa-Solar \(2009\)](#)), y la planta Gemasolar operada por Torresol Energy ([Energy](#)), ambas cercanas a Sevilla en el sur de España.

El sistema de control principal de la planta solar de torre PS10 en España, está formado por diferentes niveles. El primer nivel, el control local, se dedica al posicionamiento de los heliostatos cuando se le proporcionan los puntos objetivo y la hora e informa al nivel superior sobre el estado del campo de heliostatos. El segundo nivel lógico es el sistema de control distribuido, que toma decisiones sobre el campo de heliostatos completo. La planta PS20 está formada por un campo de heliostatos de 1255 unidades diseñados por Abengoa Solar. Cada heliostato posee un área de 120 m^2 y refleja la radiación sobre un receptor central, ubicado en una torre de 160 m de altura, para producir vapor que es transformado en electricidad por medio de una turbina.

El vector solar, aquel que une una localización particular en la superficie de la tierra con el centro del disco solar ([Blanco et al. \(2001\)](#)), necesita ser calculado para cada heliostato, el vector normal a la superficie se calcula de modo que divide en dos el ángulo formado por el vector solar y el vector que une el centro del heliostato con el receptor.

La tendencia actual en los sistemas de seguimiento solar es usar controladores en lazo abierto que computan la dirección del vector solar basada en la localiza-



Figura 1.2: Abengoa PS20: Planta solar de torre de 20 MW (cortesía de Abengoa Solar)

ción y la hora (Sproul (2006)). El problema de control al operar receptores solares se puede dividir en dos tareas: a) obtener una distribución de flujo adecuada en el receptor, para evitar puntos calientes que deterioran el receptor y b) maximizar la energía captada por el receptor (Camacho et al. (2012); Gallego et al. (2014a)). Los algoritmos de control calculan el desplazamiento del punto focal para cada heliostato, de modo que se logre una densidad de flujo deseada. Sin embargo, existen fuentes de error que incrementan la complejidad del problema de control (Stone and Lopez (1995)) tales como el modelo del sol, latitud y longitud del lugar, la posición del heliostato en el campo, posibles problemas de astigmatismo, precisión del sistema de apuntamiento, tolerancias mecánicas et. Algunas de estas fuentes de error son sistemáticas, debido a las tolerancias (uniones, encoder, etc.), errores en la alineación de la superficie del espejo, errores en el cálculo del vector solar (Blanco et al. (2001)), etc. Las fuentes de error en la calidad del apuntamiento de heliostatos se analizan en King and Arvizu (1981).

La solución que se propone en Berenguel et al. (2004) para abordar algunas de estas fuentes de error (principalmente aquellas relacionadas con el cálculo de la posición solar y tolerancias) está basada en el uso de una cámara CCD la cual

captura imágenes del sol reflejado por cada heliostato sobre un objetivo usado para corregir el offset. El sol reflejado produce una forma que cambia constantemente debido al movimiento relativo de la Tierra con respecto al sol. Las imágenes obtenidas sirven como realimentación para permitir el cálculo automático de la distancia entre el centro del objetivo y el centroide del rayo de sol de modo que esta señal de error puede ser usada para el ajuste. Después de la computación del desplazamiento requerido en los motores de los heliostatos, el sistema envía esta información al sistema de control central para realizar la corrección.

El problema de la corrección del offset consiste en comparar la posición del centroide real del rayo solar cuando se da una posición de referencia para determinar el error en la localización del centroide. El error en la posición se analiza para este error, con errores en el sistema de seguimiento de los heliostatos. Ante esto, se calculan nuevos coeficientes para el sistema de seguimiento y alineamiento que automáticamente corrigen los errores. Esto elimina la necesidad de alinear los heliostatos. Los puntos objetivo se corrigen cambiando los valores almacenados en la base de datos. Se usa una cámara CCD (equipada con un mecanismo de inclinación y con un sistema de adaptación de brillo y contraste) y el heliostato se mueve hasta que el centroide del sol coincida con el centro del objetivo (figura 1.3). Estas acciones de control se envían a los controladores locales de los servomotores para mover los heliostatos a sus posiciones. El sistema también se puede usar durante la operación, de modo que un heliostato puede ser desviado de su punto para corregir el offset en tiempo real.

Como se ha mencionado anteriormente, uno de los grandes problemas al operar las plantas de torres es obtener una distribución de flujo apropiada para evitar puntos calientes y gradientes de temperatura excesivos, los cuales deterioran el receptor. Esto se puede producir cuando los heliostatos se apuntan todos al mismo punto (generalmente al centro del receptor), produciendo una distribución no uniforme. Un modo de tratar este problema es una estrategia con múltiples puntos objetivo. Cada heliostato es asignado a diferentes puntos de modo que el perfil de radiación se distribuye de manera más uniforme a lo largo de la superficie del receptor. El número y la localización de los puntos objetivo son normalmente determinados por simulación ante diferentes condiciones de radiación. Típicamente, son suficientes cinco puntos objetivo, uno en el centro del receptor y el resto en la periferia. En [Garcia-Martin et al. \(1999\)](#), se presenta un algoritmo heurístico para generar una distribución de flujo en el receptor volumétrico CESA, en la PSA. En el capítulo 7 de la tesis, se desarrolla un algoritmo para optimizar la distribución de flujo, usando como modelo la planta solar CESA-1 de la PSA.

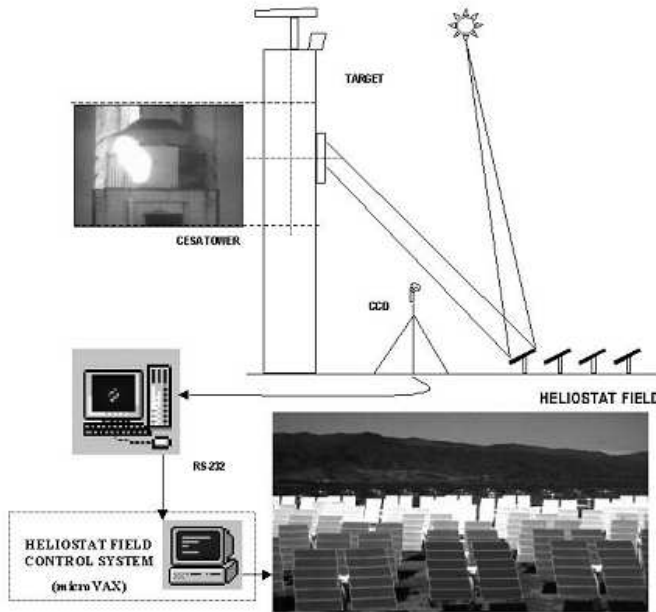


Figura 1.3: Calibración de heliostatos

1.3. Objetivos

El principal objetivo de esta tesis es abordar algunos problemas que pueden darse en el control de las plantas solares de colectores cilindro-parabólicos, realizar contribuciones en el campo de controladores predictivos aplicados a dichas plantas, así como abordar el problema de optimizar la operación. También se llevará a cabo el modelado y simulación de la planta solar de refrigeración ubicada en la Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla. Por último, se tratará brevemente el problema de la distribución de flujo en los receptores solares de las plantas de torre.

La planta de colectores cilindro-parabólicos que se usará como banco de pruebas en simulación es el campo ACUREX, cuyo modelo matemático ha sido ampliamente utilizado por un amplio abanico de investigadores (Carmona (1985)) y (Camacho et al. (1997)). El modelo se describirá brevemente en el siguiente capítulo. Con respecto al modelo de la planta de refrigeración solar, el modelo será descrito ampliamente.

El carácter de la tesis es eminentemente práctico: trata de solucionar proble-

mas reales que pueden surgir en la operación de las plantas solares.

La primera parte de la tesis aborda un problema que surge a la hora de aplicar controladores feedforward: la estimación de radiación efectiva. Al usar controladores feedforward en plantas de colectores CCP, se necesita tanto una medida de radiación directa (medida por el pirheliómetro) y una estimación de la eficiencia del campo. El problema es que los campos solares actuales pueden tener una superficie de varias hectáreas y, por lo tanto, la medida puntual del pirheliómetro puede producir errores importantes en el control. Además, la estimación de la eficiencia del campo no es fácil debido a la cantidad de factores que intervienen en su cálculo: reflectividad, absortancia de los tubos, hora solar etc. Para la estimación se usará un filtro de Kalman no lineal. También se aborda el diseño de un controlador predictivo que hace uso de este filtro para estimar la radiación efectiva y las temperaturas intermedias en el tubo, ya que solo las medidas de temperatura de entrada y salida están disponibles. El controlador predictivo es testeado en simulación, usando el modelo de parámetros distribuidos.

El principal problema que tiene la formulación del control predictivo con el filtro de Kalman no lineal es doble: por una parte, es muy difícil probar estabilidad y robustez. Por otra, el desempeño del filtro depende de la elección de las matrices Q y R que, dependiendo del número de estados y salidas, pueden ser de una dimensión considerable. Para ello, se aborda el diseño de un controlador predictivo que hace uso de un observador de Luenberger robusto. Este controlador propone una mejora del anterior al calcular las matrices lineales y ha sido probado en el campo ACUREX con excelentes resultados.

Otro problema que se trata en la tesis es hallar el punto óptimo de operación. El objetivo de control en las plantas de colectores cilindro-parabólicas es mantener la temperatura de salida en torno a una referencia deseada (Gallego and Camacho (2012a)). Generalmente es aceptado que trabajar a la temperatura más alta posible es la mejor solución. En esta tesis se muestra que esto no es necesariamente así: depende de las condiciones ambientales, las pérdidas térmicas, las condiciones de la planta etc. Se propone un algoritmo de control jerárquico de tres niveles para tratar de maximizar la producción eléctrica.

Otro aspecto abordado en la tesis es el modelado matemático la planta solar de refrigeración ubicada en la Escuela de Ingenieros de Sevilla. La planta de refrigeración solar consta de 3 subsistemas: un captador solar Fresnel, un acumulador basado en materiales de cambio de fase y una máquina de absorción de doble efecto. Se desarrolla un modelado para cada subsistema y un modelo híbrido para la elección del modo de operación de forma heurística.

Por último, en el capítulo 7 se presenta un método para optimizar la distribución de flujo en los receptores solares en las plantas de torre. Uno de los problemas que existen en los receptores de torre es lograr una distribución lo más uniforme posible en los receptores para evitar puntos calientes y gradientes de temperatura excesivos. En este capítulo se desarrolla un algoritmo de optimización para calcular los puntos objetivo a los que cada heliostato debe apuntar.

1.4. Organización de la Tesis

La tesis se organiza como sigue:

- En el **Capítulo 2** se presenta el problema de la estimación de radiación efectiva y los problemas que se pueden producir cuando la medida del pirheliómetro es errónea. El problema fundamental es que en campos de dimensiones grandes como los actuales, la medida del pirheliómetro es puntual y, por lo tanto, se pueden producir errores importantes si parte del campo está cubierto por nubes y el pirheliómetro no o viceversa. La estimación se realizará usando un filtro de Kalman unscented (UKF, en inglés). Los resultados serán validados en simulación usando el modelo de parámetros distribuidos del campo ACUREX, el cual se describe también en el capítulo
- En el **Capítulo 3** se aplica la estimación de radiación y de los perfiles de temperatura a una estrategia de control predictivo adaptativo en el espacio de estados. Esta estrategia explota el hecho de que con el filtro de Kalman se puede estimar las medidas intermedias de las temperaturas, las cuales no están disponibles en el campo solar real. El controlador es probado y validado en simulación, analizando sus ventajas e inconvenientes.
- En el **Capítulo 4** se aborda el diseño de un controlador predictivo que hace uso de un observador de Luenberger robusto. Se propone una mejora con respecto al cálculo de las matrices lineales que se usan en el capítulo anterior. El controlador es comparado en simulación con otras estrategias y probado en la planta real.
- En el **Capítulo 5** se trata el problema de optimizar la operación en plantas de colectores cilindro-parabólicos mediante un algoritmo de control jerárquico de 3 niveles.

- En el **Capítulo 6** se aborda el modelado de la planta solar de refrigeración ubicada en el tejado de la Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla. Se modela cada subsistema que componen la planta y se desarrolla un modelo híbrido con un algoritmo que elige el mejor modo de operación de forma heurística, evitando así la necesidad de resolver un problema de optimización entero-mixto en el control de la planta.
- El **Capítulo 7** se presenta un método para optimizar la distribución de flujo en los receptores solares en las plantas de torre.
- El **Capítulo 8** resume las contribuciones de la tesis y proporciona unas conclusiones al trabajo realizado en la misma.

1.5. Lista de Publicaciones

Los siguientes artículos han sido publicados o enviados para publicación durante la elaboración de la tesis:

Artículos en revista:

1. A.J.Gallego, E.F. Camacho *Estimation of effective solar irradiation using an unscented Kalman filter in a parabolic-trough field*, Solar energy , 86 (12), 2012, pp 3512-3518.
2. A.J.Gallego, E.F. Camacho *Adaptative state-space model predictive control of a parabolic-trough field*, Control Engineering Practice, 2012, 20(9), pp: 904-911.
3. A.J. Gallego, A.Ruíz-Pardo, A.Cerezuela-Parish, J.Sánchez, C. Martín-Macareno, L. F.Cabeza, E.F. Camacho, E. Oró *Mathematical modeling of a PCM storage tank in a solar cooling plant*, Solar Energy, 93, 2013, pp:1-10.
4. E.F. Camacho, A.J. Gallego. *Optimal operation in solar trough plants: a case study*, Solar Energy, 95, 2013, pp:106-117.
5. A.J. Gallego, F.Fele, E.F. Camacho, L.J. Yebra. *Observer-based Model Predictive Control of a parabolic-trough field*, Solar Energy 97, 2013, pp:426-435.

6. E.F. Camacho, M.Berenguel, A.J.Gallego, *Control of thermal solar energy plants*, Journal of Process Control, 24, 2014, pp:332-340.
7. A.J. Gallego, C.Martín-Macareno, E.F.Camacho, *Hybrid modeling of a solar cooling plant.*, Enviado para publicación a Solar Energy.

Artículos en congresos:

1. E.F. Camacho, A. J. Gallego, T.F. Buckley, *Optimal control of Solar Energy Plants*, Invited session. AFG 2011.
<http://homes.esat.kuleuven.be/mdiehl/AFGENERGY/CamachoSolar.pdf>.
2. A.J.Gallego, E.F.Camacho, *Control Predictivo no Lineal de un Lazo de Colectores Cilindro-Parabólicos*, Actas de las XXXII Jornadas de Automática, Sevilla, 2011: ISBN:978-84-694-6454-0.
3. C.Martín-Macareno, A.J.Gallego, M. Robledo, E.F.Camacho, *Modelado y Control de un Captador Solar Tipo Fresnel"*, Actas de las XXXII Jornadas de Automática, Sevilla (España), 2011: ISBN:978-84-694-6454-0.
4. K. Withephanich, J.M. Escaño, A.J. Gallego, E.F. Camacho, *Pressurized water temperature of a Fresnel collector field type cooling system using explicit model predictive control.*, Proceedings of the IASTED conference. DOI: 10.2316/P.2013.800-128.
5. J.M. Torres, J.M. Escaño, A. J. Gallego, C. Bordons, *Modelo en Ecosim-Pro® de captador solar Fresnel*, Actas de las XXXIII Jornadas de Automática, 2012-09-07, Vigo (España), ISBN 978-84-8158-583-42012.
6. A. J. Gallego, F. Fele, E.F. Camacho *On the optimization of flux distribution in solar tower plants with flat receivers.*, ECC 2014. Strasbourg, 24-27 Junio, 2014. Aceptado para publicación.

Estimación de la radiación efectiva en un campo de colectores cilindro-parabólicos

Contents

2.1. Introducción	17
2.2. Modelo matemático de un lazo	19
2.2.1. Modelo de parámetros distribuidos	19
2.2.2. Modelo de Parámetros Concentrados	21
2.3. El Filtro de Kalman Unscented	22
2.4. Resultados	25
2.5. Conclusiones	30

2.1. Introducción

La necesidad de reducir el impacto ambiental de las energías fósiles, está impulsando un renovado interés en las energías renovables. La energía solar es la energía renovable más importante.

Una planta de energía solar consiste básicamente, en un sistema donde la radiación solar es captada, concentrada y transferida a un fluido. Posteriormente, la energía térmica transferida al fluido puede tener diversos propósitos tales como la generación de electricidad, la desalinización de agua del mar etc. (Camacho et al. (1997)).

Los resultados obtenidos en este capítulo, corresponden a la planta experimental ACUREX (Almería (España)). Esta planta está formada por 10 lazos de

colectores cilindro-parabólicos de 172 metros de longitud cada uno, con una potencia máxima de 0.5 MW eléctricos (Camacho et al. (1997)). En la actualidad, existen plantas de colectores CCP mucho más grandes, tales como las 3 Solnovas construidas por Abengoa solar en Solúcar (España), las cuales pueden producir hasta 50 MW eléctricos y están formadas por 90 lazos con un área total superior a 1 km².

Para optimizar la producción de energía, es muy útil implementar estrategias de control automático, las cuales ayudan a que la planta opere cercana al punto óptimo de funcionamiento. Este problema ha sido abordado en los últimos años, sobre todo por los múltiples ensayos de estrategias de control llevados a cabo en la PSA. Por ejemplo, en Camacho et al. (1992a) se propone un PID adaptativo, en Rubio et al. (1995) se diseñó un controlador usando lógica borrosa (fuzzy), en Gil et al. (2002) se presenta un controlador usando redes neuronales. En Limon et al. (2008c), se presenta un MPC robusto basado en tubos para tracking. En Camacho et al. (2007a) y Camacho et al. (2007b) se proporciona una descripción más detallada de alguno de los diversos esquemas de control probados en el campo de colectores ACUREX.

Incluso en los últimos años, se han probado diversas estrategias de modelado y control avanzadas usando redes neuronales y wavelets. En Esen et al. (2009) se modela un calentador solar usando redes neuronales artificiales basadas en wavelets. En Xie et al. (2009), se propone un método para determinar el desempeño de colectores solares usando redes neuronales artificiales.

En lo que concierne al control automático de plantas solares, éstas son afectadas por múltiples fuentes perturbaciones tales como, variaciones en la radiación solar, la eficiencia global debido a la acumulación de polvo en los colectores y tubos, cambios en la temperatura de entrada etc. Para poder hacer frente y reducir el impacto de estas perturbaciones es necesario, en la mayoría de los casos, hacer uso de un controlador feedforward (Camacho et al. (1992a)) y (Camacho et al. (1997)). El controlador feedforward hace uso de las perturbaciones medibles para adelantarse a su efecto. La radiación solar efectiva es la más importante de todas debido a que puede cambiar de manera bastante brusca a lo largo del día de operación. Por esta razón, es muy importante obtener una medida fiable de la radiación y una estimación de la eficiencia global del campo (Camacho et al. (1997)). Debido a que el pireliómetro solo proporciona medidas locales, pueden producirse importantes errores si se extrapola esta medida a todo el campo solar. Esto es particularmente cierto en el caso de campos solares de una gran extensión. Es posible que las nubes afecten solo a una parte del campo mientras que el sensor no lo está

o viceversa. En lo que respecta a la estimación de la eficiencia global el problema es muy similar: los reflectómetros proporcionan una medida local de reflectividad. En el caso de la eficiencia de los tubos de metal es incluso más difícil obtener una estimación.

En este capítulo se propone un método para estimar la radiación solar efectiva usando un filtro de Kalman unscented (UKF). El método evita la necesidad de calcular la eficiencia y radiación globales.

2.2. Modelo matemático de un lazo

En esta sección se presenta el modelado matemático de un lazo de colectores CCP. El modelo corresponde a un lazo de colectores de la planta ACUREX (PSA, Almería), y ha sido probado y validado (Carmona (1985)) y (Camacho et al. (1997)). Una vez modelado un lazo, el campo completo se puede modelar añadiendo lazos en paralelo.

En general, hay dos tipos de modelo: el modelo de parámetros concentrados y el modelo de parámetros distribuidos. Ambos se describen a continuación.



Figura 2.1: Campo de Colectores ACUREX

2.2.1. Modelo de parámetros distribuidos

Cada lazo de colectores de ACUREX está formado por 12 módulos de colectores conectados en serie. El lazo mide 172 metros de largo y está compuesto de partes pasivas (30 m), donde la radiación no afecta al tubo, y activas (142 m) (Carmona (1985)) y (Camacho et al. (1997)). El modelo está descrito por el sistema de ecuaciones diferenciales parciales (PDE) que modelan el balance de energía:

$$\rho_m C_m A_m \frac{\partial T_m}{\partial t} = IK_{opt} noG - H_l G(T_m - T_a) - LH_t(T_m - T_f)$$

$$\rho_f C_f A_f \frac{\partial T_f}{\partial t} + \rho_f C_f q \frac{\partial T_f}{\partial x} = LH_t(T_m - T_f) \quad (2.1)$$

Donde el subíndice m se refiere al metal y el subíndice f al fluido. En la tabla (2.1), se muestran los parámetros del modelo y sus unidades.

Símbolo	descripción	unidades
t	Tiempo	s
x	Espacio	m
ρ	Densidad	Kgm^{-3}
C	Calor específico	$JK^{-1}kg^{-1}$
A	Area transversal	m^2
$T(x, y)$	Temperatura	K, °C
$q(t)$	Caudal de aceite	$m^3 s^{-1}$
$I(t)$	Radiación solar	Wm^{-2}
no	Eficiencia geométrica	Unitless
K_{opt}	Eficiencia óptica	Unitless
G	Apertura de los colectores	m
$T_a(t)$	Temperatura ambiente	K, °C
H_l	Coficiente de pérdidas térmicas	$Wm^{-2}C^{-1}$
H_t	Coficiente de transferencia de calor metal-fluido	$Wm^{-2}C^{-1}$
L	Perímetro mojado	m

Tabla 2.1: Parámetros y unidades

La densidad ρ , calor específico C y el coeficiente de transmisión de calor dependen de la temperatura del fluido. El coeficiente de transmisión de calor depende también del flujo de aceite (Camacho et al. (1997)).

$$\rho_f = 903 - 0,672T$$

$$C_f = 1820 + 3,478T$$

$$H_l = 0,00249\Delta T_m - 0,06133$$

$$H_v = 2,17e6 - 5,01e4T + 4,53e2T^2 - 1,64T^3 + 2,1e - 3T^4$$

$$H_t = H_v q^{0,8}$$

(2.2)

ΔT_m es la diferencia entre la temperatura del metal y la del ambiente. La eficiencia geométrica depende la hora, ángulo horario, declinación, día Juliano, coordenadas geográficas y dimensiones de los colectores (Carmona (1985)) y (Camacho et al. (1997)).

Para resolver numéricamente este sistemas de ecuaciones, se hace uso de un algoritmo de diferencias finitas, considerando cada segmento de 1 m de longitud y el tiempo de integración de 0.5 s (Gallego and Camacho (2011a)).

2.2.2. Modelo de Parámetros Concentrados

En el caso del modelo de parámetros concentrados, se considera una descripción puntual de la planta. La variación de energía interna puede describirse mediante la siguiente ecuación:

$$C \frac{dT}{dt} = K_{opt} no SI - q P_{cp} (T - T_{in}) - Hl (T_m - T_a)$$

(2.3)

Donde C es la capacidad térmica del lazo, K_{opt} es la eficiencia óptica y tiene en cuenta elementos como reflectividad, absortancia, factor de interceptación y otros, no es la eficiencia geométrica y se determina por la posición de los espejos respecto al vector solar, P_{cp} es un factor que modela factores geométricos y propiedades térmicas del lazo, T_{in} es la temperatura de entrada, Hl es el coeficiente de pérdidas térmicas, T_m es la temperatura media entre la salida y la entrada del lazo, y T_a es la temperatura ambiente.

Aunque el modelo de parámetros distribuidos es una descripción más precisa del comportamiento del lazo, el modelo de parámetros concentrados puede proporcionar buenos resultados y se usa para computar el controlador feedforward (Carmona (1985)) y (Camacho et al. (1997)).

2.3. El Filtro de Kalman Unscented

En esta sección se describe el filtro de Kalman unscented. El filtro de Kalman es una herramienta muy usada en el campo de la estimación de estado en sistemas lineales. Existen extensiones del mismo para el caso de sistemas no lineales tales como el filtro de Kalman extendido (EKF) o el filtro de Kalman unscented (UKF). Ambas aproximaciones suponen que las variables a estimar son distribuciones Gaussianas. La diferencia entre el UKF y el EKF es que el EKF trabaja con una aproximación de 1° orden del sistema no lineal, mientras que el UKF trabaja directamente con el modelo no lineal.

El problema de trabajar con una aproximación lineal es que los errores en la estimación de las matrices de media y covarianza de las variables a estimar pueden ser grandes. El UKF trata este problema usando un enfoque de muestreo determinístico. La distribución de estado es aproximada por una distribución Gaussiana, pero ahora es representado por un conjunto de puntos elegidos cuidadosamente, de modo que capturen la verdadera media y covarianza de la distribución. Posteriormente estos puntos se propagan a través del modelo no lineal, capturando la media y la covarianza con una precisión de segundo orden para cualquier no linealidad. El EKF, al contrario, solo logra una precisión de primer orden. En [Romanenko and Castro \(2004\)](#) y [St-Pierre and Gringras \(2004\)](#), se efectúa una comparación entre el EKF y el UKF, logrando este último un mejor desempeño.

Otra ventaja del UKF es que no es necesario computar ni Jacobianos ni Hessianos. Es importante destacar que la complejidad computacional de ambas estrategias es similar ([Haykin \(2001\)](#)). Se considera que el sistema no lineal viene dado por la siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= F(x_k, u_k, v_k) \\ y_k &= H(x_k, n_k)\end{aligned}\tag{2.4}$$

Donde x_k representa el vector de estado a estimar, u_k es la entrada del sistema e y_k es la salida medible del mismo. La variable v_k describe el ruido del proceso y n_k modela el ruido en la observación. Estas fuentes de ruido no son aditivas. Se considera que las funciones F and H son conocidas.

Para capturar la media y la covarianza del sistema, el UKF hace uso de la transformación unscented (UT, en inglés). La transformación unscented es un método para calcular los estadísticos de una variable aleatoria bajo una transformación no

lineal (Haykin (2001)). Consideremos la propagación de una variable aleatoria x de dimensión L a través de una función no lineal $y = f(x)$. Asimismo se asume que x tiene como media \bar{x} y covarianza P_x . Para calcular los estadísticos de y , se forma una matriz X de $2L+1$ vectores sigma X_i , como sigue:

$$\begin{aligned}
 X_0 &= \bar{x} \\
 X_i &= \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i, i = 1, \dots, L, \\
 X_i &= \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_{i-L}, i = L+1, \dots, 2L \\
 W_0^{(m)} &= \lambda / (\lambda + L) \\
 W_0^{(c)} &= \lambda / (\lambda + L) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\
 W_i^{(m)} &= W_i^{(c)} = 1 / (2(L + \lambda)), i = 1, \dots, 2L
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Donde $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$ es un parámetro de escalado, α determina la dispersión de los puntos sigma en torno a la media \bar{x} y es normalmente elegido como un valor positivo pequeño $1e - 4 \leq \alpha \leq 1$. La constante κ es un parámetro secundario que generalmente se elige como $3-L$ y β se usa para incorporar conocimiento de la distribución de las variables a estimar (para distribución Gaussiana $\beta = 2$ es óptimo (Haykin (2001))). La fila i -ésima de la matriz raíz cuadrada de la covarianza viene dada por $(\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i$. Estos vectores sigma se propagan por la función no lineal $H(X_i)$:

$$Y_i = H(X_i), i = 1, \dots, 2L \tag{2.6}$$

Finalmente, la media y la covarianza de y pueden ser aproximadas por un vector de medias y covarianzas ponderadas de puntos sigma:

$$\begin{aligned}
 \bar{y} &\approx \sum_{i=0}^{i=2L} W_i^{(m)} Y_i \\
 P_y &\approx \sum_{i=0}^{i=2L} W_i^{(c)} [Y_i - \bar{y}][Y_i - \bar{y}]^T
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

El UKF es una extensión directa de la transformación unscented a la estimación recursiva. El algoritmo es el siguiente:

Inicialización:

$$\hat{x}_0 = E[x_0]$$

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

Para $k = 1, \dots, \infty$: Calcular los puntos sigma:

$$X_{k-1} = [x_{k-1}^- \quad x_{k-1}^+ \pm \sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}}]$$

Actualización:

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

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

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

$$Y_{k|k-1} = H[X_{k|k-1}]$$

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

Corrección usando las medidas:

$$P_{\hat{y}_k^- \hat{y}_k^-} = \sum_{i=0}^{i=2L} W_i^{(c)} [Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-][Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-]^T + R_e$$

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

$$K = P_{x_k y_k} P_{\hat{y}_k^- \hat{y}_k^-}^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(y_k - \hat{y}_k^-)$$

$$P_k = P_k^- - K P_{\hat{y}_k^- \hat{y}_k^-} K^T$$

(2.8)

Donde Q_e y R_e representan las matrices de covarianza del estado x y la salida y .

2.4. Resultados

En esta sección, se presentan resultados usando datos del campo solar ACUREX. El UKF se usa para estimar la radiación solar efectiva (el producto $I * no * K_{opt}$) para usarla en el feedforward serie (Gallego and Camacho (2012b)).

El modelo usado para estimar la radiación efectiva es una simplificación del sistema de ecuaciones (2.1). En lugar de dividir el lazo en 172 segmentos, solo son considerados 15 elementos para el metal y 15 para el fluido. También se estiman los perfiles de temperatura. Aunque esta simplificación puede producir una pérdida de precisión, es necesaria para reducir la carga computacional.

Por otra parte, es necesario abordar otro problema: la posibilidad de rápidos cambios en la radiación solar. El campo solar es un sistema de dinámica lenta donde el tiempo de muestreo para propósitos de control es de 36 segundos. Sin embargo, este periodo de muestreo puede ser demasiado grande para estimar cambios repentinos de radiación. Una solución puede ser reducir el tiempo de muestreo para control, pero esto puede dar lugar a problemas con los modos antiresonantes (Meaburn and Hughes (1993)). La solución que se ha escogido en este trabajo es usar dos tiempos de muestreo diferentes, uno para el UKF y otro para el control. El esquema de control se presente en la figura 2.2. El controlador considerado es un PID con un feedforward en serie. El tiempo de muestreo para el UKF es de 12 s y el control de 36 s.

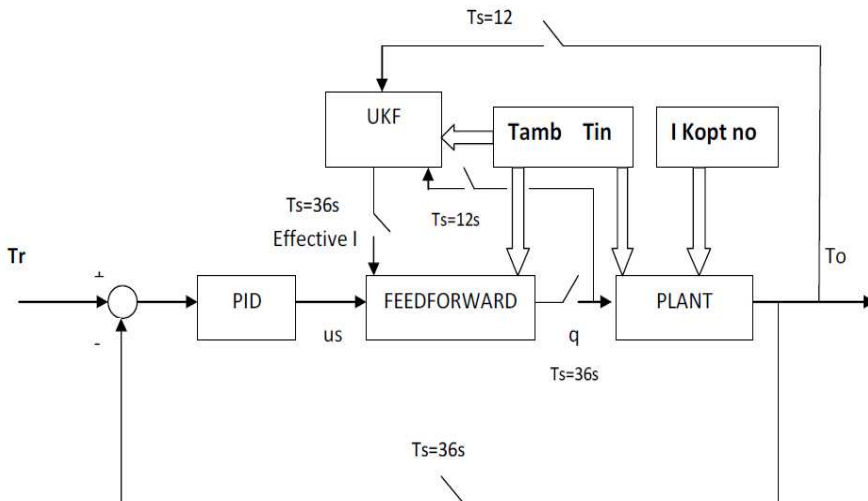


Figura 2.2: esquema de control

El estimador UKF recibe la temperatura de entrada T_{in} , la temperatura ambiente T_{amb} , el caudal q y la temperatura de salida T_o cada 12 segundos y estima la radiación efectiva. La radiación estimada es usada por el feedforward para calcular la señal de control cada 36 segundos.

El PID proporciona una referencia de temperatura us al feedforward, el cual computa el caudal q requerido tal y como se explica en [Camacho et al. \(1997\)](#). El feedforward serie se calcula usando la siguiente ecuación:

$$q = \frac{I_{effective}S - H_l((us + T_{in})/2 - T_a)}{P_{cp}(us - T_{in})} \quad (2.9)$$

Las simulaciones siguientes muestran la variación en el desempeño que se deriva de conocer perfectamente la radiación solar efectiva o su estimación. La figura 2.3 muestra una simulación de un día claro con nubes dispersas al final del experimento. La temperatura de salida se muestra en la parte superior de la figura 2.3. Las diferencias en el desempeño por usar la radiación efectiva real o la estimada son despreciables. La parte inferior de la figura 2.3 muestra la radiación efectiva medida y la estimada por el UKF. Como se muestra, la estimación sigue los cambios repentinos en la radiación solar. En la figura 2.4 se simula un día con perturbaciones en la temperatura de entrada y en la radiación solar. Las perturbaciones en la radiación solar son producidas al desenfocar los colectores por 5 minutos a las 13.18. El desempeño al usar la radiación estimada por el UKF es al menos igual que la obtenida al conocer perfectamente la radiación efectiva.

Las figuras 2.5 and 2.6 muestran dos tests donde existen errores de medida provocados por el pirheliómetro así como errores en la estimación de la eficiencia. Se considera que los errores están acotados en el rango de $\pm 10\%$, lo cual es una hipótesis razonable. En la figura 2.5, los valores de los errores son los siguiente: de las 11.7 hasta 11.8 un -10% , de las 11.9 to 12.0 hasta un 10% , de las 12.75 hasta 12.85 un -10% , de las 13.4 hasta 13.47 un -8% , de las 13.9 hasta 14 a -5% y desde las 14.1 hasta 14.25 un -5% . Como se puede ver, cuando se producen errores en la medida, el desempeño del controlador se deteriora. Esta degradación en el comportamiento podría ser peligrosa si el lazo trabaja cerca de la máxima temperatura admitida la cual es de unos $300\text{ }^\circ\text{C}$.

Desde el punto de vista de la producción de energía eléctrica, es mejor trabajar a altas temperaturas cuando la radiación solar lo permite, dado que la eficiencia de los ciclos de potencia se incrementa a altas temperaturas. El mecanismo de seguimiento solar incorpora una protección y puede trabajar en 3 estados ([Camacho et al. \(1997\)](#)):

- **Track:** El mecanismo sigue el sol y los colectores concentran la energía en el tubo.
- **Desteer:** El mecanismo desenfoca los colectores algunos grados de la posición de seguimiento solar y continua el seguimiento pero con el tubo fuera de foco. Esto protege contra sobretemperaturas en el caso de fallos en las bombas.
- **Stow:** El mecanismo mueve el colector a una posición invertida al final del día o si una alarma grave se produce.

El sistema de seguimiento toma sobre unos 5 minutos para llevar el campo desde stow a track. Para evitar pérdidas, esta situación debe evitarse en la medida de lo posible.

En la figura 2.6. se muestra un día donde hay fuertes variaciones en la radiación solar. El set-point de temperatura está en 290 °C cuando las perturbaciones tienen lugar. Se puede observar que, si el sensor proporciona una mala medida y la eficiencia global está mal estimada, se pueden producir situaciones peligrosas de sobrecalentamiento. La situación más peligrosa es el caso de que el sensor mide un valor de radiación inferior al que realmente hay. En este caso, el controlador bajaría caudal e incrementaría temperatura. Si la medida es superior, el controlador incrementaría el caudal y disminuiría la temperatura. En este último caso, solo se produciría una degradación en el comportamiento.

El desempeño obtenido usando el UKF es muy cercano al obtenido cuando se conoce perfectamente la radiación efectiva, mientras que si solo confiamos en la medida del pirheliómetro y existen errores en la medida de la radiación o en la estimación de la eficiencia, se puede producir grandes oscilaciones. Este efecto se muestra en la figura 2.6. Desde las 11.2 hasta las 11.3 se considera un error de un -10% y desde las 11.4 hasta las 11.45 uno de 10%. Si los errores son pequeños, el algoritmo de control puede disminuir su efecto. Desde las 12.2 hasta las 12.3 los errores considerados son de un 20% inferiores a la radiación efectiva real y la temperatura alcanza 310°C. Esta temperatura no está permitida y en la planta real, el campo pasaría a posición de desenfoco total. En el resto de la simulación se consideran los siguientes errores: de las 12.9 hasta las 12.98 un -10%; de las 13.4 hasta las 13.5 un 15% y desde las 13.65 hasta las 13.7 un -10%. Cuando los errores son pequeños, la temperatura de salida no supera los 300 °C.

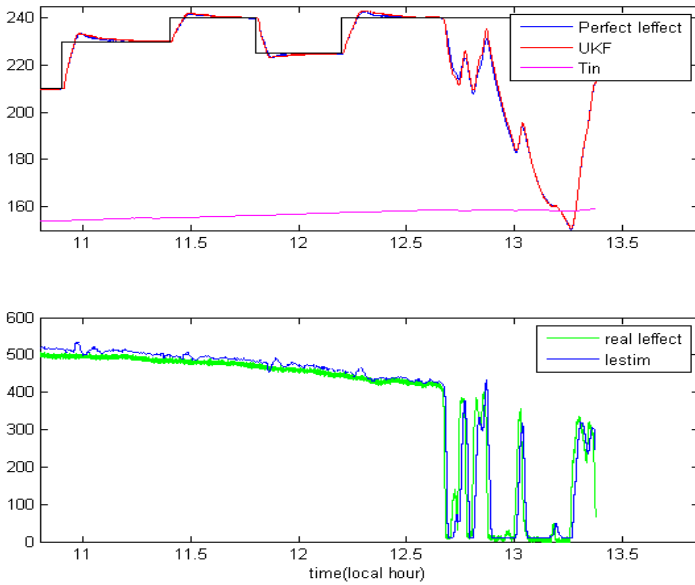


Figura 2.3: Test 1

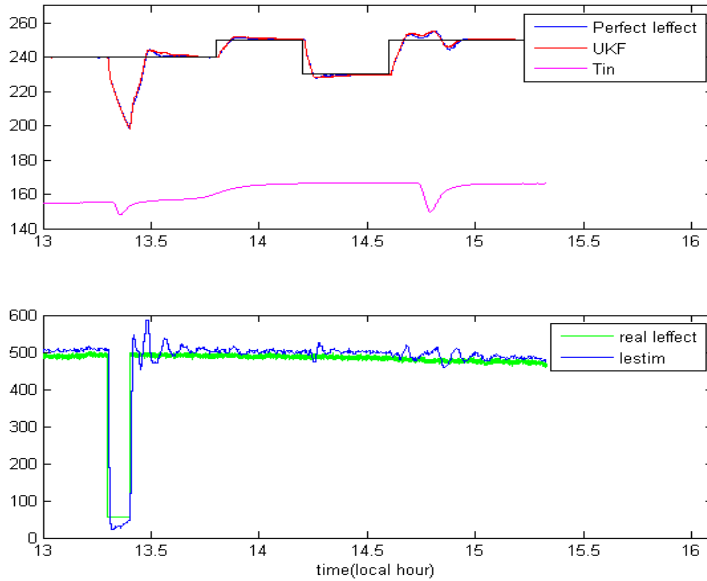


Figura 2.4: Test2

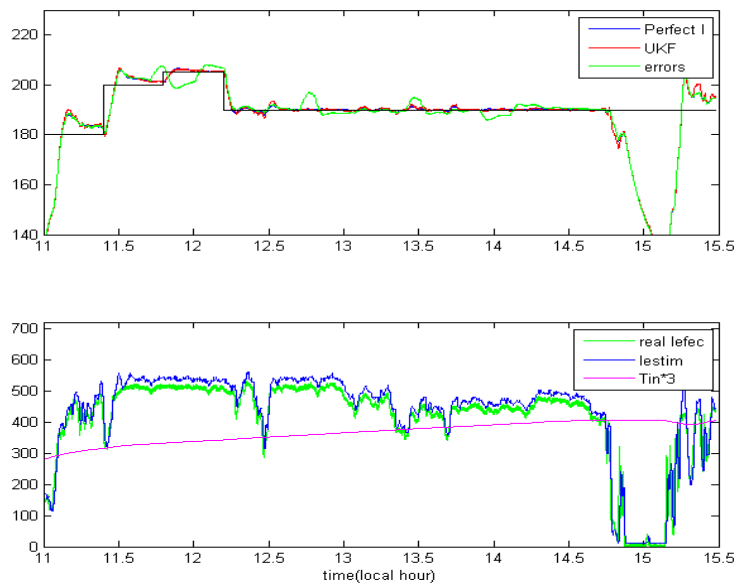


Figura 2.5: Test3

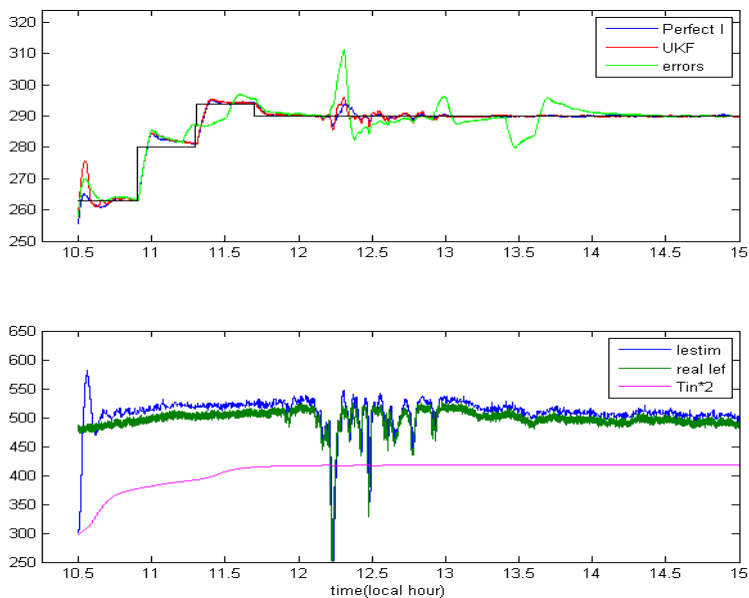


Figura 2.6: Test 4

2.5. Conclusiones

En este capítulo se ha abordado el problema de la estimación de la radiación efectiva en plantas de colectores CCP. Debido a que la radiación solar es medida localmente por los pirheliómetros, se puede producir importantes errores en la estimación de la radiación efectiva global si una parte del campo está cubierta por nubes dispersas y el pirheliómetro no lo está, o viceversa. Para paliar este problema se pueden poner varios pirheliómetros distribuidos a lo largo del campo solar, pero a un coste considerable y a una mayor complejidad. Además, ya que existen factores que son medidos también de forma local como la reflectividad de los espejos, la estimación de la eficiencia global está afectada por problemas similares.

En este capítulo se ha propuesto un algoritmo que estima la radiación efectiva global usando un filtro de Kalman unscented. El algoritmo ha obtenido un buen desempeño en todas las simulaciones realizadas.

Control Predictivo adaptativo de un lazo de colectores CCP

Contents

3.1. Introducción	31
3.2. Control predictivo basado en modelo en el espacio de estados .	33
3.2.1. Objetivo de control en campos de colectores CCP	33
3.2.2. Modelo lineal del lazo de colectores CCP	34
3.2.3. Estrategia MPC	36
3.3. Estimación de la radiación efectiva y de los perfiles de temperatura metal-fluido	38
3.3.1. Resultados del UKF usando datos reales	39
3.4. Simulaciones y resultados	40
3.5. Conclusiones	45

3.1. Introducción

En el capítulo anterior se presentó un algoritmo de estimación de la radiación efectiva en un campo solar de CCPs, haciendo uso del UKF. En este capítulo se hace uso del algoritmo presentado en el capítulo 2, para diseñar una estrategia de control predictivo.

En los últimos años, múltiples trabajos de investigación y artículos abordando el control de plantas solares, han sido presentados. Como ejemplo, cabe citar los algoritmos de control descritos en [Camacho et al. \(2007a\)](#) y [Camacho et al. \(2007b\)](#), implementados en la planta experimental ACUREX de la Plataforma Solar de Almería. En [Farkas and Vajk \(2002b\)](#), se propone un algoritmo de control por modelo interno. En [de la Parte et al. \(2008\)](#), se desarrolla un algoritmo de control por modos deslizantes.

En la actualidad, las plantas comerciales pueden tener un tamaño considerable. El continuo incremento del tamaño de estas plantas dificulta su control debido, fundamentalmente, a:

- La complejidad de la dinámica, constantes de tiempos y tiempos muertos se incrementan con la longitud de los lazos.
- La determinación de la radiación solar efectiva y de la eficiencia global del campo que se usan en los controladores por adelanto (feedforward), se vuelve mucho más difícil.

En [Camacho et al. \(1992a\)](#) y [Camacho et al. \(1997\)](#) se pone de manifiesto la importancia de la medida de la radiación, así como la necesidad de conocer la eficiencia global del campo, para reducir el impacto que las perturbaciones tienen en los sistemas de energía solar en general. La radiación efectiva es la perturbación más importante debido a las fuertes variaciones que pueden tener lugar a lo largo del día, a causa de nubes dispersas. Esta es una de las razones por las que obtener una medida fiable de la radiación es tan importante. Sin embargo, y tal como se explica en el capítulo anterior, la medida de radiación proporcionada por el pireliómetro es local, por lo que puede ocurrir que el pireliómetro reciba radiación mientras que el campo está cubierto o viceversa. En [Gallego and Camacho \(2012b\)](#), se presenta un algoritmo para estimar la radiación efectiva.

En este capítulo se propone un esquema de control predictivo adaptativo, el cual usa el UKF para obtener una estimación de la radiación efectiva y los perfiles de temperatura del metal y del fluido. El algoritmo de control predictivo hace uso de un modelo en el espacio de estados del lazo de colectores y se usa el UKF como estimador de estados, de forma análoga a como se usa en [Gallego and Camacho \(2011b\)](#), donde se propone un esquema de control predictivo no lineal. El comportamiento del controlador es validado usando el modelo de parámetros distribuidos descrito en el apartado [2.2.1](#).

Algunas estrategias combinando MPC y estimadores de estado no lineales, han sido usadas en el contexto del control en sistemas de energía solar. En [Pin et al. \(2009\)](#), se propone una estrategia de control predictivo no lineal que hace uso de un UKF para estimar parámetros. En [Pin et al. \(2007\)](#), se propone una estrategia de control predictivo adaptativo que hace uso del UKF para estimar la eficiencia óptica y las pérdidas térmicas, en el control de la temperatura de una planta de energía solar que usa sales fundidas como HTF.

3.2. Control predictivo basado en modelo en el espacio de estados

En esta sección se describe la estrategia de control predictivo que se usa en el capítulo. En el campo solar ACUREX se han implementado varias estrategias de control predictivo. Como ejemplo cabe citar la estrategia de control predictivo de tiempo de muestreo variable propuesta en [Silva et al. \(2003b\)](#). En [Igreja et al. \(2005\)](#), se desarrolla un control predictivo en el espacio de estados.

La estrategia de control predictivo que se implementa aquí hace uso de un modelo en el espacio de estados linealizado, considerando 7 segmentos en lugar de los 172 usados en el modelo de parámetros distribuidos descrito en el capítulo 2. Cada tiempo de muestreo se computan las matrices lineales, las cuales dependen de las variables fundamentales (caudal, temperatura de entrada y de salida, temperatura ambiente etc), así como de parámetros geométricos del lazo.

3.2.1. Objetivo de control en campos de colectores CCP

Las plantas solares CCP recogen la radiación solar y la concentran en un tubo por el cual, circula un fluido de transferencia de calor, en general aceite. El fluido calentado es usado para producir vapor que alimenta a una turbina para producir electricidad ([Camacho et al. \(2012\)](#)).

El principal objetivo de control es mantener la temperatura de salida del campo cercana a un set-point dado; debido a que la principal fuente de energía, la solar, no puede ser manipulada, se usa el caudal de aceite q como variable manipulable. El set-point puede cambiar de manera sustancial a lo largo de la operación debido a múltiples factores tales como cambios en los requisitos de producción, variaciones en la radiación solar, estación de año, hora solar etc.

Cumplir este objetivo no es una tarea, en general, sencilla: este tipo de plantas poseen una dinámica compleja, no lineal y son afectadas múltiples fuentes de perturbaciones. Además, el retardo de la planta depende del caudal al que se esté trabajando; a bajo caudal el control es bastante más complejo dado que los tiempos muertos pueden aumentar de manera considerable ([Camacho et al. \(1997\)](#)), ([L.Brus et al. \(2010\)](#)) y ([Brus and Zambrano \(2010\)](#)). Este problema aparece en general en el control de sistemas solares (no solo de tecnología CCP). El uso de un compensador de tiempos muertos puede ser muy útil, tal y como se explica en [Torrico et al. \(2010\)](#) y [Roca et al. \(2009\)](#).

3.2.2. Modelo lineal del lazo de colectores CCP

El modelo lineal se obtiene directamente linealizando las ecuaciones del modelo de parámetros distribuidos (2.2.1):

- El lazo se divide en 7 segmentos (T_{in} se considera como entrada), compuesto de 3 partes pasivas y 4 partes activas..
- Para reducir la dimensión de las matrices lineales y la carga computacional del algoritmo de control, se considera que el metal y el fluido tienen la misma temperatura. Esta hipótesis es razonable en la mayoría de los casos, debido a que el coeficiente de transmisión de calor metal-fluido está diseñado para ser muy alto. Esto implica que la temperatura del metal será muy parecida a la del fluido.

Usando las simplificaciones expuestas anteriormente, el modelo de parámetros distribuidos considerado para obtener las matrices lineales está gobernado por la ecuación (3.1):

$$\rho_f C_f A_f \frac{\partial T_f}{\partial t} + \rho_f C_f q \frac{\partial T_f}{\partial x} = IGnoK_{opt} - H_l G(T_f - T_a) \quad (3.1)$$

La siguiente expresión se obtiene al discretizar la ecuación (3.1) en espacio (no en tiempo):

$$\frac{dT_f(n,t)}{dt} = \frac{1}{\rho_f C_f A_f} (InoGK_{opt} - H_l G(T_f(n,t) - T_a) - \frac{-q}{A_f \Delta x} (T_f(n,t) - T_f(n-1,t))) \quad (3.2)$$

Donde n es el segmento n -ésimo en que el tubo es dividido y t es el tiempo. El modelo posee 4 entradas (la temperatura ambiente T_a , la radiación solar efectiva $InoK_{opt}$, la temperatura de entrada T_{in} y el caudal q) y una salida (la temperatura de salida).

Las matrices lineales tienen la forma (en tiempo continuo):

$$A = \begin{pmatrix} P_i & 0 & 0 & \dots & 0 \\ P_{i-1} & P_i & 0 & \dots & 0 \\ 0 & P_{i-1} & P_i & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & P_{i-1} & P_i \end{pmatrix}$$

$$B_{irra} = \begin{pmatrix} \frac{G}{A_f \rho_f(n) C_f(n)} \\ 0 \\ \frac{G}{A_f \rho_f(n) C_f(n)} \\ 0 \\ \dots \\ \frac{G}{A_f \rho_f(n) C_f(n)} \end{pmatrix}$$

$$B_{Tin} = \begin{pmatrix} \frac{q}{A_f \Delta x_2} \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$B_{Tamb} = \begin{pmatrix} \frac{H_l(n)G}{A_f C_f(n) \rho_f(n)} \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} P_i &= -q/(A_f \Delta x_n) - H_l(n)G/(A_f C_f(n) \rho_f(n)) \\ P_{i-1} &= q/(A_f \Delta x_n) \end{aligned} \quad (3.3)$$

Donde Δx_n es la longitud del segmento n y $H_l(n)$, $C_f(n)$ y $\rho_f(n)$ son los coeficientes de pérdidas térmicas, el calor específico y la densidad del aceite, respectivamente.

Debido al hecho de que la señal de control es el caudal de aceite, la contribución de cada entrada T_a , I_{effect} y T_{in} puede ser considerada como parte de la respuesta libre (Camacho and Bordons (2004)). Por lo tanto, estas matrices no se usan ya que la respuesta libre se obtendrá usando un modelo no lineal simplifi-

cado, tal y como se explica en la siguiente sección.

Es necesario hacer notar que la estrategia de control MPC es discreta. Para discretizar las matrices se usa un método ZoH con un tiempo de muestreo de 36 s. El sistema discreto tiene la forma (ecuación (3.4)):

$$\begin{aligned}
 T(n, k + 1) &= AT(n, k) + B_{irra}I_{effect} + B_{Tin}T_{in} \\
 &\quad + B_q q + B_{Tamb}T_a \\
 y(k) &= CT(n, k)
 \end{aligned} \tag{3.4}$$

3.2.3. Estrategia MPC

En esta sección se describe la estrategia de control predictivo (MPC). El MPC es una estrategia de control que usa un modelo de la planta para predecir su evolución y, en consecuencia, hallar una señal de control que minimiza una función de coste (Camacho and Bordons (2004)). Existe variaciones sobre la misma idea, siendo la característica distintiva de cada una el modelo usado para predecir. Por ejemplo, la respuesta impulso, la respuesta escalón, modelos en el espacio de estados, funciones de transferencia e incluso modelos no lineales (Camacho and Bordons (2004)) y (Magni et al. (2009)). El MPC basado en el espacio de estado se puede plantear de dos formas diferentes: una penalizando la señal de control y otra penalizando el incremento de la misma tal y como se explica en Camacho and Bordons (2004). En este trabajo se usa la segunda opción:

$$\begin{aligned}
 \min_{\Delta u} J(\Delta u, y(t)) &= \sum_{k=0}^{N_y} (y_{t+k|t} - w_{t+k})^T Q (y_{t+k|t} - w_{t+k}) \\
 &\quad + \sum_{k=0}^{N_c} \Delta u_{t+k}^T R \Delta u_{t+k}
 \end{aligned}$$

sujeto a:

$$\begin{aligned}
 y_{min} &\leq y_{t+k|t} \leq y_{max}, k = 1, \dots, N_y \\
 \Delta u_{min} &\leq \Delta u_{t+k} \leq \Delta u_{max}, k = 1, \dots, N_c \\
 U_{min} &\leq U(t+k|t) \leq U_{max}, k = 1, \dots, N_c \\
 U(t+k|t) &= U(t+k-1) + \Delta u(t+k-1), k = 1, \dots, N_c
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 x(t+k+1|t) &= Ax(t+k) + BU(t+k) + B_d d(t), k = 1, \dots, N_y, \\
 y(t+k) &= Cx(t+k), k = 1, \dots, N_y
 \end{aligned}
 \tag{3.5}$$

La trayectoria deseada viene dada por w_{t+k} . Δu_{t+k} es el incremento de la señal de control, U es la señal de control, x es el vector de estado e y es la salida. Q y R son las matrices de ponderación del error y el esfuerzo de control respectivamente. Dado que el modelo de predicción es lineal y la función de coste cuadrática, el problema es un problema de programación cuadrática QP y su solución está garantizada (Mayne et al. (2000)).

Dado que el modelo de predicción es lineal, la respuesta del sistema puede dividirse en dos: la respuesta forzada y la respuesta libre (Camacho and Bordons (2004)). En Pin et al. (2009), G.Pin et al. (2009) y Pickhardt and Silva (1998b), se usa un modelo no lineal para el problema MPC. Esto tiene la ventaja de incluir la dinámica no lineal en la estrategia de control. Sin embargo, el problema de usar modelos no lineales es que el problema de optimización es más difícil de resolver y su solución puede no estar garantizada por una posible pérdida de convexidad (Magni et al. (2009)). Tampoco está garantizado la obtención del óptimo global tal y como sucede en el caso lineal (Findeisen and Allgöwer (2006)).

En este trabajo se usa una manera alternativa de incluir la dinámica no lineal en la estrategia de control sin recurrir a resolver un MPC no lineal; la respuesta forzada se computa usando el modelo lineal y la respuesta libre se calcula por medio de un modelo de parámetros distribuidos simplificado. El modelo no lineal simplificado considera el lazo dividido en 8 segmentos en lugar de 172. Esta estrategia, el problema MPC sigue siendo un QP y puede ser resuelto de manera eficiente por métodos numéricos (Camacho et al. (1997)). Con respecto a las restricciones, se consideran restricciones la amplitud del caudal (2-12 l/s).

Dado que se usa un modelo en espacio de estados, aquellos estados no observables deben ser estimados. En Pin et al. (2007), se usa un filtro de Kalman unscented para estimar la eficiencia óptica, las pérdidas térmicas y un parámetro libre, usando un modelo bilineal. Sin embargo, la temperatura del fluido para cada colector se considera conocida. En este caso, solo las temperaturas de entrada y salida están disponibles, por lo que el resto de temperaturas deben ser estimadas. Para ello, tanto los perfiles de temperatura metal-fluido, como la radiación efectiva se estiman usando el UKF.

3.3. Estimación de la radiación efectiva y de los perfiles de temperatura metal-fluido

Para obtener la respuesta libre no lineal del sistema, son necesarias los perfiles de temperatura metal-fluido y la radiación solar efectiva. Estas variables son estimadas haciendo uso del filtro de Kalman unscented. En nuestro caso, solo se pueden medir la temperatura de salida y la de entrada, siendo necesario estimar las temperaturas intermedias. En la sección 2.3, se realiza una descripción más detallada del filtro de Kalman unscented.

Para completar el esquema de control es necesario abordar un problema importante: los cambios en la radiación solar pueden ser muy rápidos. El campo de colectores distribuidos es un sistema de dinámica lenta, cuyos tiempos de muestreo para propósitos de control puede ser de 30, 40 o incluso 1 minuto. Estas ventanas de tiempo pueden ser demasiado lentas para capturar la dinámica de la radiación. Una posible solución sería disminuir el tiempo de muestreo para control, pero ello podría implicar la excitación de los modos antiresonantes (Gallego et al. (2013a)). La solución que se adopta aquí es usar un tiempo de muestreo diferente para el UKF y para el MPC. Las simulaciones han demostrado que un tiempo de muestreo de 12 s para el UKF es adecuado, mientras que para el MPC se utiliza un tiempo de muestreo de 36 s.

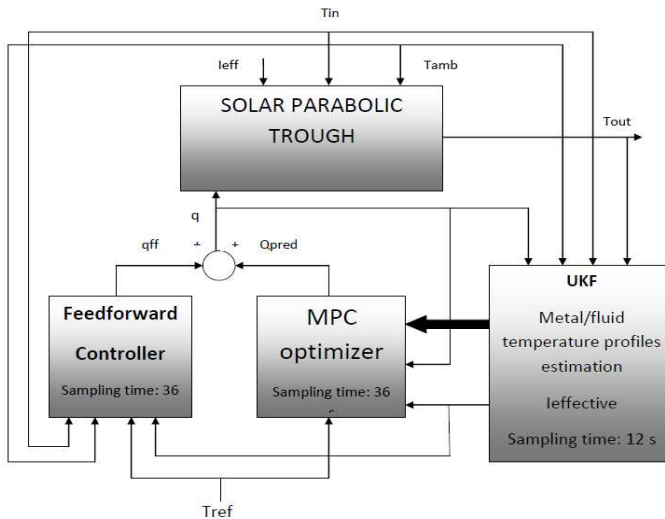


Figura 3.1: Esquema de control final

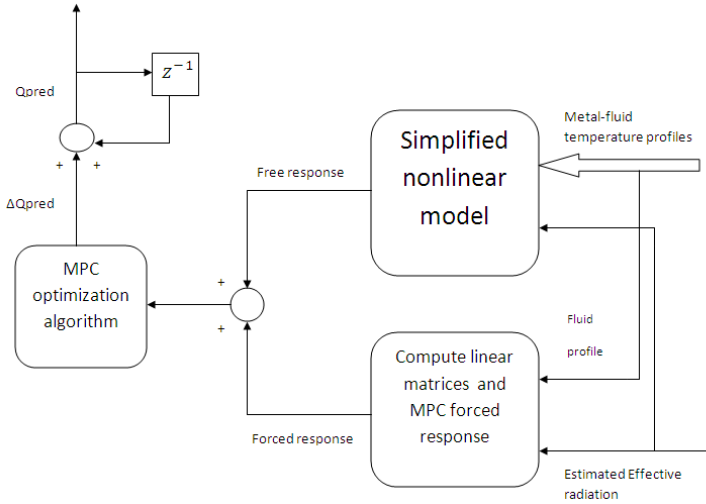


Figura 3.2: Bloque de optimización del MPC

El esquema de control completo se muestra en la figura 3.1: el UKF estima los perfiles de temperatura metal-fluido y la radiación efectiva cada 12 s. En cada periodo de muestreo de control, el bloque de optimización MPC recibe los perfiles y la radiación estimada del UKF, calcula una respuesta libre (usando el modelo no lineal simplificado) y una respuesta forzada (esta última usando el modelo lineal). Posteriormente, calcula la señal de control Q_{pred} , tal y como se muestra en la figura 3.2. Esta señal se añade al feedforward en paralelo qff (Valenzuela and Balsa (1998)). El feedforward en paralelo se obtiene haciendo uso del modelo de parámetros concentrados (ecuación (2.3)),

$$qff = \frac{I_{effective}S - H_l((T_{ref} + T_{in})/2 - T_a)}{P_{cp}(T_{ref} - T_{in})} \quad (3.6)$$

Donde $I_{effective}$ es el producto $K_{opt} * no * I$.

3.3.1. Resultados del UKF usando datos reales

En esta sección se muestran simulaciones usando datos de experimentos realizados en el campo ACUREX. En estos experimentos, la temperatura de salida proporcionada al UKF es la real tomada de un lazo ACUREX. Las medidas de temperatura consideradas para evaluar el comportamiento del UKF son las salidas de los colectores. Debido a que solo las temperaturas de salida y entrada están dis-

ponibles, las intermedias son estimadas por el modelo de parámetros distribuidos, haciendo que la temperatura de salida del modelo sea igual a la real tomada del campo.

Las figuras 3.3 y 3.4 muestran la estimación del radiación solar efectiva y los perfiles de temperatura en un día claro. Como se puede comprobar, los errores de estimación en la temperatura de salida de los colectores y en la radiación solar efectiva son pequeños. Las figuras 3.5 y 3.6 presentan una estimación de la radiación solar efectiva y los perfiles de temperatura en un día donde se llevaron a cabo experimentos de control. Se puede observar que la temperatura de salida del lazo muestra un comportamiento oscilatorio. El UKF estima correctamente tanto los perfiles de temperatura como la radiación solar efectiva.

3.4. Simulaciones y resultados

En esta sección se muestran algunas simulaciones y resultados obtenidos en simulación. En la primera parte, se analiza el comportamiento del controlador en tres días diferentes. En la segunda parte se exponen las ventajas de usar el UKF para estimar la radiación solar efectiva (el producto $I * no * K_{opt}$). Se han elegido un horizonte de predicción $N_y = 12$ y un horizonte de control $N_c = 8$.

En la figura 3.7 se ha simulado un día claro con nubes dispersas al final del experimento. El controlador muestra un buen desempeño, logrando un tiempo de subida de unos 7 minutos y una sobreoscilación menor de un 1 °C. La figura 3.8 se muestra un día con fuertes perturbaciones en la radiación solar. Se puede observar que el controlador rechaza adecuadamente las perturbaciones, logrando un buen comportamiento dinámico. El tiempo de subida está entre 7 y 8 minutos y la desviación entre la referencia y la temperatura de salida es menor a 4 °C, a pesar de las fuertes perturbaciones, excepto cuando la radiación es demasiado baja para permitir alcanzar la temperatura de referencia. En lo que respecta a la estimación, el UKF produce una muy buena estimación de la radiación efectiva en ambos casos.

Uno de los problemas que surgen al usar controladores de parámetros fijos es que el comportamiento suele degradarse a bajo caudal. A bajo caudal, el retardo se incrementa y la dinámica se vuelve más compleja. Debido a la característica adaptativa del esquema de control propuesto, este efecto es menos significativo (Camacho et al. (1997)). Esto puede verse más claramente al comparar el comportamiento del MPC con el de un PID con feedforward serie diseñado para

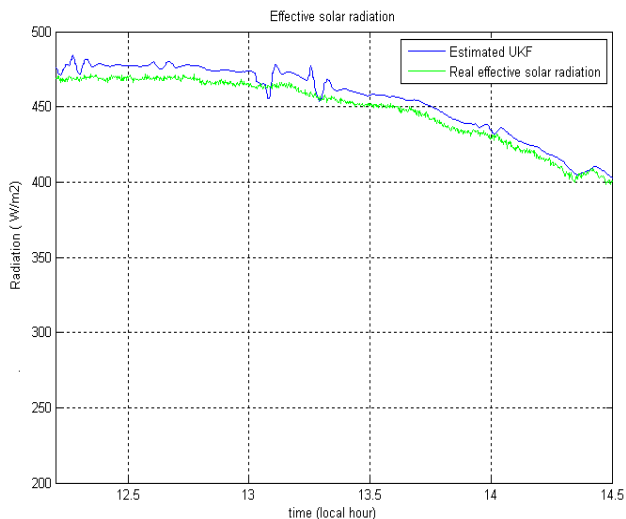


Figura 3.3: Estimación de la radiación solar en el día 1: Estimada (azul), Real (rojo)

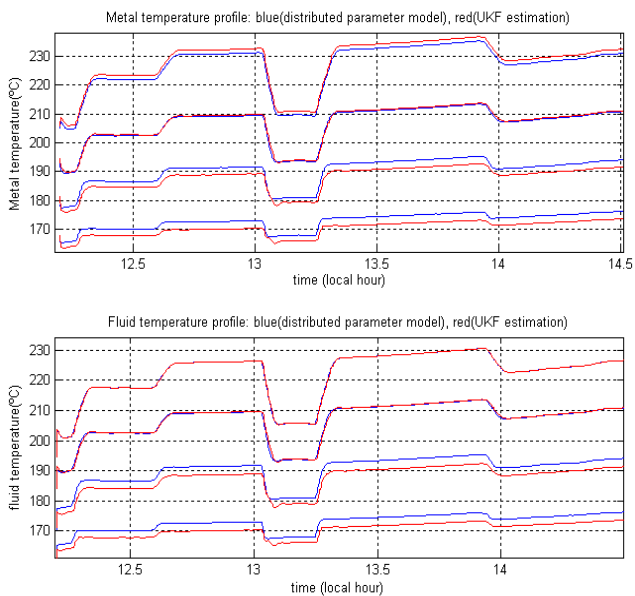


Figura 3.4: comparación entre la estima de los perfiles de temperatura metal-fluido por el UKF (rojo) y los estimados por el modelo de parámetros distribuidos (azul)

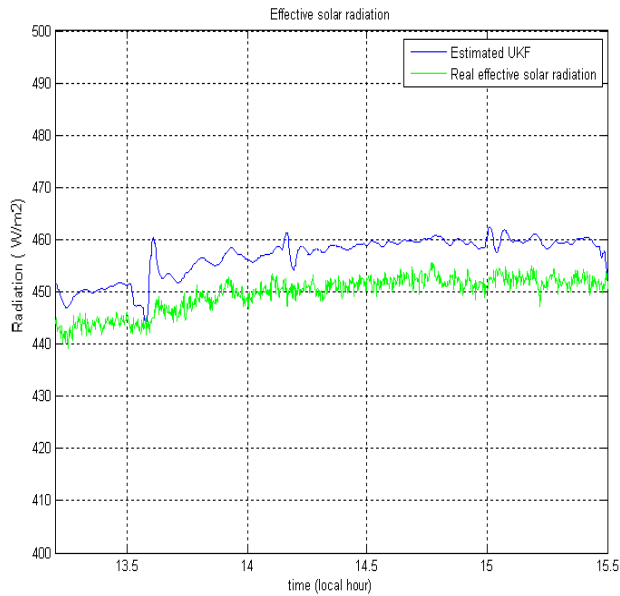


Figura 3.5: Estimación de la radiación solar efectiva en el día 2: estimada (azul), real (rojo)

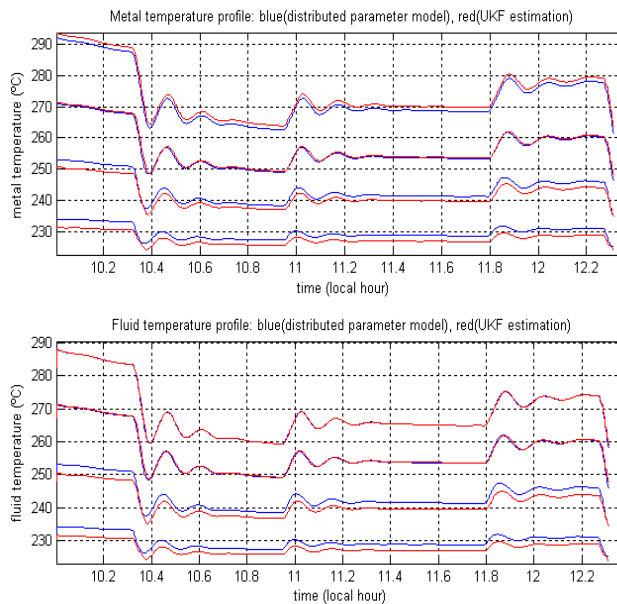


Figura 3.6: Comparación entre los perfiles de temperatura estimados por el UKF (rojo) y los estimados por el modelo de parámetros distribuidos en el día 2 (azul)

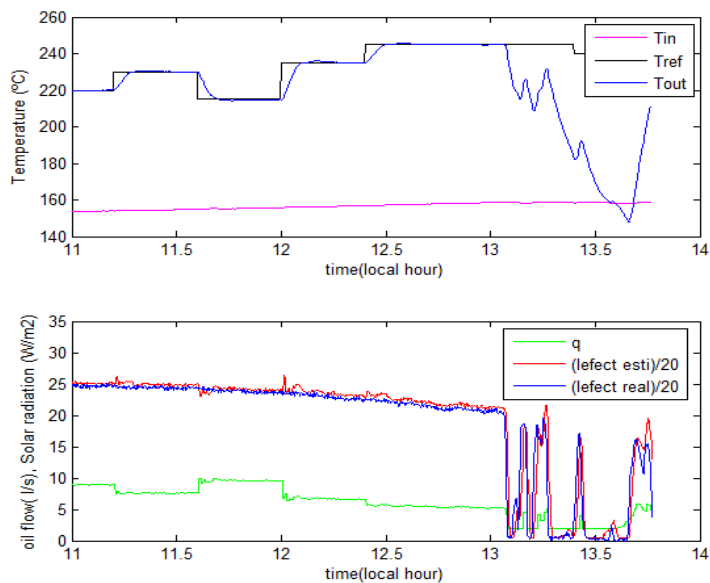


Figura 3.7: Día claro con nubosidad al final del día

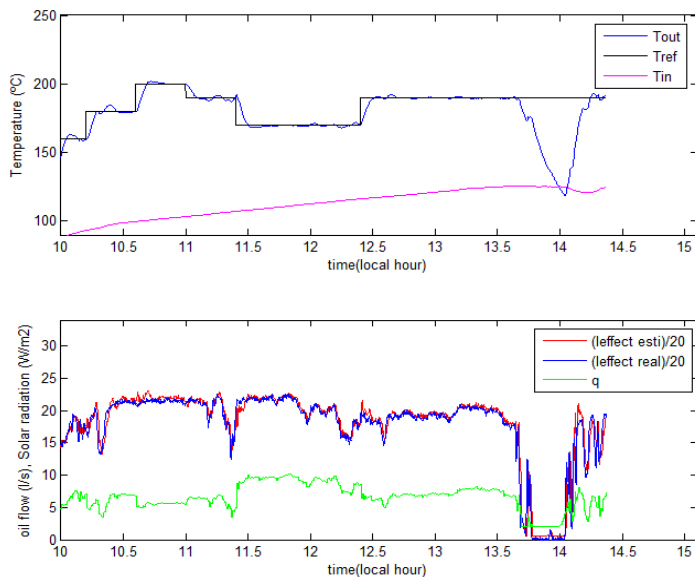


Figura 3.8: Día con fuertes perturbaciones en la radiación

condiciones de medio caudal. Los parámetros del PID son $K_p = 0,5$ (sin unidades), $K_i = 0,00625$ $1/s$ y $K_d = 12$ s (Camacho et al. (1997)). A medio caudal, el controlador predictivo muestra un tiempo de subida más rápido y la misma sobreoscilación, como se muestra en la figura 3.9. Sin embargo, a bajo caudal, el comportamiento del PID se deteriora, mientras que el MPC mantiene un buen desempeño como muestra la figura 3.10.

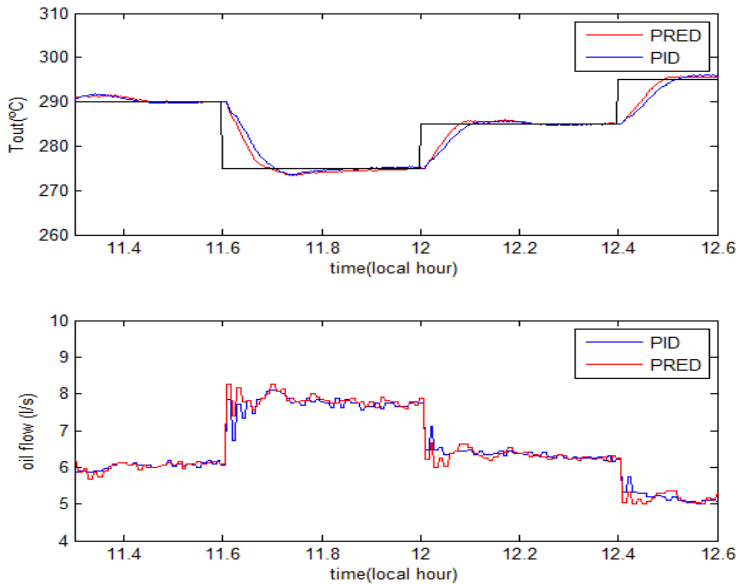


Figura 3.9: Comparación entre el PID y el MPC a niveles medios de caudal

Una característica importante que tiene lugar al usar el mismo modelo para estimar la radiación efectiva y los perfiles de temperatura y para computar la respuesta libre para el controlador predictivo, es que se obtiene una respuesta con error en régimen permanente nulo. En general, cuando se usan modelos en el espacio de estados, es necesario usar diversas estrategias para lograr errores en régimen permanente nulos, tales como modelos de integración de perturbaciones (Muske and Badgwell (2001)). En este caso el UKF actúa como un integrador de perturbaciones y por ello no existe error en régimen permanente. Este efecto se puede comprobar en la figura 3.11, donde se realiza una comparación entre el PID, el MPC con la respuesta libre no lineal y el MPC con la respuesta libre calculada con el modelo lineal. En este último caso aparece un error en régimen permanente.

Finalmente, otra característica destacable del UKF es que este estima la ra-

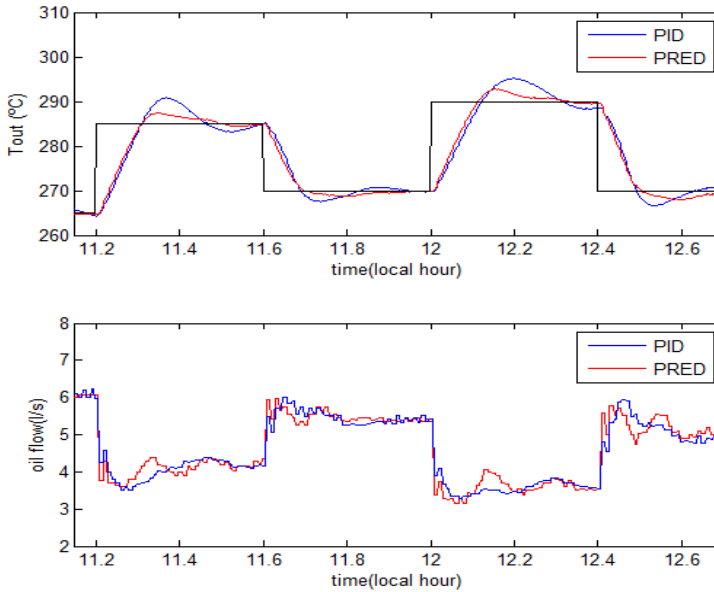


Figura 3.10: Comparación entre el PID y el MPC a niveles bajos de caudal

diación solar efectiva de modo que el modelo no lineal usado para computar la respuesta libre no lineal se va ajustando a la salida de la planta real. De este modo, las incertidumbres entre la planta y el modelo van corrigiéndose y disminuyendo. Esto trae como consecuencia de que el comportamiento del controlador no se deteriora de forma importante si la diferencia entre la planta real y el modelo no es muy importante. Para demostrar este hecho, se han considerado variaciones de $\pm 10\%$ en el coeficiente de pérdidas térmicas, en el coeficiente de transmisión de calor y en los parámetros A_m y A_f . La respuesta azul es computada usando la radiación solar efectiva real y la roja se computa usando la radiación estimada por el UKF. La radiación estimada posee una desviación respecto a la real de modo que el desempeño del controlador no se deteriora (figure 3.12).

3.5. Conclusiones

En este capítulo se ha diseñado un esquema de control MPC adaptativo que estima la radiación efectiva. Las simulaciones que se han realizado demuestran que el desempeño del controlador y el estimador son muy buenos en la mayoría de los casos. El controlador MPC se compara y supera a un PID+feedforward.

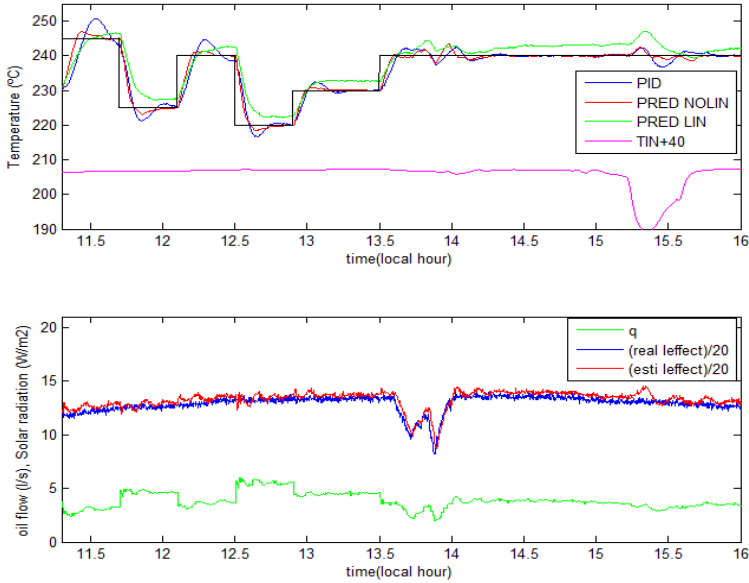


Figura 3.11: Comparación entre el PID vs MPC con respuesta libre no lineal vs MPC con respuesta libre lineal

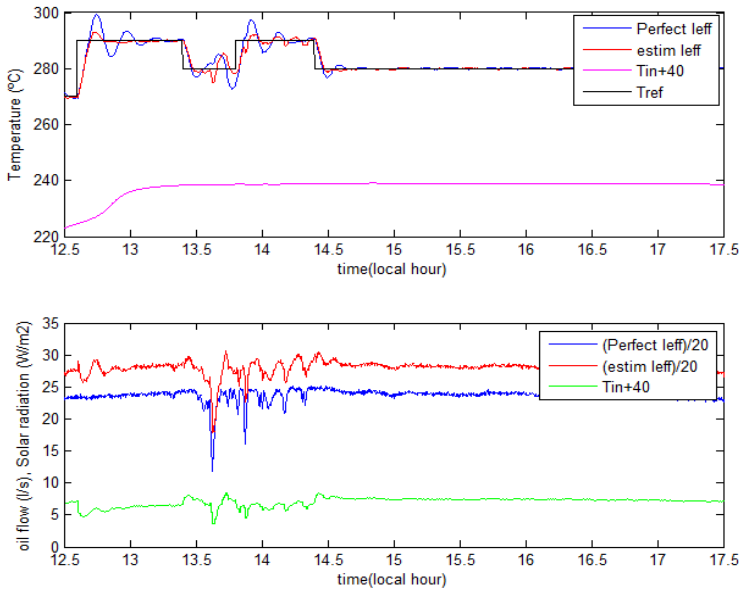


Figura 3.12: Desempeño en el control considerando incertidumbres en los parámetros del modelo de distribuido

También se ha comprobado el buen comportamiento del UKF en la estimación de la radiación efectiva y los perfiles de temperaturas, obviando posibles errores de medida y reduciendo incertidumbres entre el modelo y la planta así como eliminando el error en régimen permanente sin necesidad de usar otras estrategias.

Control Predictivo basado en observador de un lazo de colectores CCP

Contents

4.1. Introducción	48
4.2. Control predictivo en el espacio de estados	49
4.2.1. Formulación del MPC en el espacio de estados	51
4.2.2. Cálculo de la ganancia del observador	53
4.2.3. MPC en el espacio de estados con error en régimen permanente nulo	54
4.2.4. Control Feedforward	55
4.2.5. Esquema final de control	56
4.3. Resultados	57
4.3.1. Comparación con otras estrategias de control	58
4.3.2. Test reales	63
4.4. Conclusiones	65

4.1. Introducción

En este capítulo se presenta una estrategia de control predictivo basado en observador para el control de plantas solares CCPs. La estrategia propuesta se ha desarrollado basándose en el trabajo descrito en [Gallego and Camacho \(2012a\)](#), donde se usó un MPC adaptativo en el espacio de estados en combinación con un filtro de Kalman unscented (UKF) como estimador de la radiación solar efectiva y los perfiles de temperatura en el tubo. La estrategia propuesta en este trabajo

hace uso del modelo no lineal en la respuesta libre, manteniendo las propiedades cuadráticas para el problema de optimización que surge en la estrategia de control.

El problema de usar como estimador el UKF, es que es difícil establecer criterios de convergencia o imponer formulaciones robustas al problema de observación. Por otra parte la complejidad de la estrategia aumenta. Para optimizar el desempeño del UKF se necesita de la sintonización de las matrices Q y R para un buen desempeño, lo cual se dificulta conforme el número de estados crece.

Para simplificar el problema, sería deseable usar observadores lineales. Sin embargo, y debido al amplio rango de operación en este tipo de plantas, los modelos lineales que se usan en las estrategias de control están sometidos a fuertes incertidumbres en los parámetros. En este trabajo se hace uso de un modelo de incertidumbre politópica para modelar la variación de la dinámica en los diferentes rangos de operación de la planta. Este modelo servirá para computar un observador de Luenberger por medio de un problema de asignación de polos robusto en el plano discreto, que puede ser resuelto usando LMIs ([Chilali and Gahinet \(1996\)](#)). En este caso solo se estima los perfiles de temperatura del metal y del fluido, dado que solo son medibles las temperaturas de salida y entrada del campo. Por otra parte, el modelo lineal usado en el controlador MPC ha sido mejorado, añadiendo nuevos estados e incluyendo la dinámica metal-fluido, que el caso anterior se omitía para reducir el número de estados a estimar por el UKF. El esquema de control ha sido probado en dos tests en la planta, demostrando su buen desempeño. La estrategia propuesta ha sido comparada, en simulación, con un control predictivo generalizado (GPC) con tabla de ganancias y un PID.

El modelo de simulación que usará será el correspondiente al campo de colectores ACUREX, localizado en la plataforma Solar de Almería (PSA), y ha sido usado como banco de pruebas para estrategias de control avanzado desde los 80s. Múltiples algoritmos de control y trabajos de investigación se han llevado a cabo ella ([Camacho et al. \(1992b\)](#); [Silva et al. \(1997\)](#); [Igreja et al. \(2003\)](#); [Camacho et al. \(2007b\)](#); [Gallego et al. \(2013a\)](#)).

4.2. Control predictivo en el espacio de estados

En esta sección, se presenta la estrategia de control predictivo (MPC) en el espacio de estados. Las matrices lineales usadas por el MPC se obtienen linealizando el modelo de parámetros distribuidos no lineal. Para obtener una solución de compromiso entre los requerimientos de computación y la precisión del

modelo, el tubo ha sido dividido en 15 segmentos: diferentes simulaciones han mostrado que un menor número de segmentos captura peor el carácter distribuido de la planta, mientras que un número mayor no proporciona mejora significativa alguna.

En el campo solo se pueden medir las temperaturas de salida y entrada del fluido. Las temperaturas de los segmentos de metal y las temperaturas intermedias del fluido deben ser estimadas para usarlas en la formulación del espacio de estados. Como ha sido mencionado anteriormente, se va a usar un estimador de Luenberger para estimarlas. Para tener en cuenta las incertidumbres paramétricas en el modelo a medida que la planta cambia de punto de funcionamiento, la ganancia del observador se computa usando un método de ubicación de polos robusto que puede ser resuelto usando LMIs.

En primer lugar, se plantea el procedimiento de obtención de las matrices lineales. Posteriormente, se describe el procedimiento para calcular la ganancia del observador. Finalmente, la sección proporciona algunos comentarios sobre el resto de componentes de la estrategia de control: eliminación de offset y controlador feedforward.

A continuación, se describen las matrices lineales obtenidas del modelo de parámetros distribuidos. Las matrices dependen de las entradas y del estado. Sea x el vector de estado formado por las temperaturas de los 15 segmentos de metal y fluido (dimensión 30×1), T_{in} es la temperatura de entrada, q el caudal, $I_{eff} = IK_{opt}\eta_o$ la radiación efectiva, y T_a la temperatura ambiente.

El modelo lineal, en tiempo continuo, es el siguiente (4.1):

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + B_d d(t) \\ y(t) &= Cx(t)\end{aligned}\tag{4.1}$$

Donde

$$u = q, \quad d = [T_{in} \quad I_{eff} \quad T_a]^T$$

Las matrices se componen como sigue:

$$\begin{aligned}P_0 &= \frac{-H_l G - \delta_p H_t}{\rho_m C_m A_m} & P_1 &= \frac{\delta_p H_t}{\rho_m C_m A_m} \\ P_2 &= \frac{\delta_p H_t}{\rho_f C_f A_f} & P_3 &= \frac{q}{A_f \Delta l} \\ P_4 &= -P_2 - P_3\end{aligned}\tag{4.2}$$

$$A = \left(\begin{array}{cccc|cccc} P_0 & 0 & \cdots & 0 & P_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & P_0 & & 0 & 0 & P_1 & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & P_0 & 0 & 0 & \cdots & P_1 \\ \hline P_2 & 0 & \cdots & 0 & P_4 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & P_2 & & 0 & P_3 & P_4 & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots & & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & P_2 & 0 & \cdots & P_3 & P_4 \end{array} \right) \quad (4.3)$$

$$B = \left[0 \quad \cdots \quad 0 \mid \frac{1}{A_f \Delta t} \quad \cdots \quad \frac{1}{A_f \Delta t} \right]^\top \quad (4.4a)$$

$$B_{Tin} = \left[0 \quad \cdots \quad 0 \mid \frac{q}{A_f \Delta t} \quad 0 \quad 0 \quad \cdots \right]^\top \quad (4.4b)$$

$$B_{Ieff} = \left[\frac{G}{\rho_m C_m A_m} \quad \cdots \quad \frac{G}{\rho_m C_m A_m} \mid 0 \quad \cdots \quad 0 \right]^\top \quad (4.4c)$$

$$B_{Ta} = \left[\frac{H_l G}{\rho_m C_m A_m} \quad \cdots \quad \frac{H_l G}{\rho_m C_m A_m} \mid 0 \quad \cdots \quad 0 \right]^\top \quad (4.4d)$$

$$B_d = \left[B_{Tin}^\top \quad B_{Ieff}^\top \quad B_{Ta}^\top \right]^\top \quad (4.4e)$$

$$C = \left[\mathbf{0}_{1 \times 29} \quad 1 \right] \quad (4.5)$$

Es importante hacer notar que A y B_{Ta} dependen de los estados del sistema y de los parámetros; B_{Tin} es una función del caudal q . Los parámetros ρ_m , C_m , A_f , A_m y G son constantes, mientras que los parámetros H_l , p_f , C_f y H_t dependen del estado.

El tiempo de muestreo se ha escogido como $t_s = 36$ s. Esta elección es adecuada para captar la dinámica fundamental de la planta y, al mismo tiempo, para mantener la parte real de los polos del sistema discretizado razonablemente inferiores a 1 ([Åström and Wittenmark \(1997\)](#)). A partir de ahora, nos referimos a las matrices A , B y B_d en tiempo discreto.

4.2.1. Formulación del MPC en el espacio de estados

En general, la estrategia de todos los algoritmos de control predictivo basado en modelo consisten en los siguientes 3 pasos ([Camacho and Bordons \(2004\)](#), [Rawlings and Mayne \(2009\)](#)):

1. Usar un modelo para predecir la evolución del proceso en el futuro (horizonte), dependiendo de una secuencia de acciones de control.
2. Calcular la acción de control que minimiza una función objetivo.
3. Aplicar el primer elemento de la secuencia calculada y luego recalcularla desplazando el horizonte un paso al futuro (estrategia de horizonte deslizante).

Los modelos para predecir pueden ser lineales o no lineales. Sin embargo, al usar modelos lineales, la solución del problema de control asociado puede ser obtenida de modo eficiente y, además, está garantizada. El uso de modelos no lineales permiten reproducir dinámicas más complejas, pero el problema de optimización es, en general, más difícil de resolver ([Magni et al. \(2009\)](#), [Findeisen and Allgöwer \(2006\)](#)).

De hecho, el uso de estrategias de control lineal en sistemas complejos como las plantas solares, posee algunos inconvenientes. El desempeño del controlador puede deteriorarse de manera sustancial si el sistema se aleja mucho del punto para el que fue diseñado el controlador. En las plantas solares CCPs, la dinámica se vuelve mucho más compleja y no lineal a bajo caudal ([Carmona \(1985\)](#)). Para superar este inconveniente, se ha implementado una solución basada en la estrategia propuesta en [Gallego and Camacho \(2012a\)](#) y [Camacho et al. \(1997\)](#). Al computar la respuesta libre haciendo uso de un modelo no lineal de la planta, se incluye parte de la dinámica no lineal en la estrategia de control, haciendo que la predicción sea más precisa en todo el rango de operación. Sin embargo, la señal de control se obtiene resolviendo un problema de optimización cuadrático, debido a que la respuesta forzada es calculada haciendo uso de los modelos lineales (4.1)-(4.5). La predicción de la respuesta libre se realiza usando el sistema de ecuaciones en derivadas parciales (2.2.1) con 15 segmentos. Una mayor resolución espacial limitaría el tamaño del horizonte de predicción, debido al incremento de la carga computacional.

Los valores T_{in} , I_{eff} y T_a se mantienen constantes a lo largo del horizonte de predicción. La bomba de aceite es modelada como un sistema de primer orden con una ganancia unidad y una constante de tiempo de 6 s. El caudal está restringido entre 2 y 12 l/s. Para computar la consigna de caudal u_k para la bomba, se resuelve

un problema QP cada periodo de muestreo k .

$$\min_{\Delta u} J = \sum_{t=1}^{N_p} \left(y_{k+t|k} - y_{k+t}^{ref} \right)^T Q \left(y_{k+t|k} - y_{k+t}^{ref} \right) + \sum_{t=0}^{N_c-1} \Delta u_{k+t|k}^T R \Delta u_{k+t|k}$$

s.t.

$$\begin{aligned} x_{k+t+1|k} &= A(x, u)x_{k+t|k} + Bu_{k+t|k} + B_d(x, u)d_k \\ y_{k+t|k} &= Cx_{k+t|k} \\ u_{k+t|k} &= u_{k+t-1|k} + \Delta u_{k+t|k} \\ u_{\min} &\leq u_{k+t|k} \leq u_{\max} \\ t &= 0, \dots, N_p - 1 \end{aligned} \quad (4.6)$$

Donde N_p y N_c son los horizonte de predicción y control respectivamente. Una vez resuelto el problema, $u_k \equiv u_{k|k}$ se aplica al sistema.

4.2.2. Cálculo de la ganancia del observador

Las medidas disponibles en la planta son las temperaturas de salida y entrada, así como la radiación solar directa. Para estimar las temperaturas del fluido intermedias y la temperaturas del metal necesarias para el modelo descrito en la sección 4.2, es necesario un observador de estado. Dado que el proceso es descrito por un sistema de ecuaciones no lineales, para estimar correctamente a lo largo del todo el rango de operación, se requeriría el uso de un observador no lineal, como el propuesto en Gallego and Camacho (2012b). En esta sección, el modelo de la planta es linealizado por medio de una descripción politópica, permitiendo la explotación de la simplicidad de diseño del observador de Luenberger para un diseño robusto por asignación de polos. Esta técnica ha demostrado ser muy útil en esta aplicación.

La ganancia del observador L se obtiene mediante la solución de un problema LMI. Se usa un politopo de 4 vértices, acotando la dinámica de la planta en un rango del caudal q y el salto térmico entre la temperatura de entrada y la salida $T_{out} - T_{in}$. Las ecuaciones que describen la dinámica del estado observado \hat{x} son:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} &= A(x, u)\hat{x}_k + Bu_k + B_d(x, u)d_k + L(y(k) - \hat{y}(k)) \\ \hat{y}_k &= C\hat{x}_k \end{aligned} \quad (4.7)$$

Donde $A(x, u) \in \mathbf{Co}\{A_1, \dots, A_4\}$.

El error de estimación se define como $e_k = \hat{x}_k - x_k$ y su dinámica viene dada por:

$$e_{k+1} = (A(x, u) + LC) e_k \quad (4.8)$$

El objetivo del problema LMI es hallar la ganancia del observador L de modo que e_k converja a cero para $k \rightarrow \infty$ con el sistema descrito por la incertidumbre politópica, cumpliendo los requerimientos de desempeño impuestos por la asignación de polos (Chilali and Gahinet (1996)). Para evitar términos no lineales en el LMI, el problema puede ser formulado usando el problema equivalente en $(A(k, x, u) + LC)^\top$, dado que una matriz cuadrada comparte los mismos autovalores que su traspuesta.

El problema final se traduce en buscar una matriz definida positiva W y una matriz Y de modo que los LMIs (4.9) se satisfagan para cada vértice del politopo (Boyd et al. (1994)).

$$\min_{W, Y} r$$

$$A_i^\top W + C^\top Y + WA_i + Y^\top C > 0 \quad (4.9a)$$

$$\begin{bmatrix} -rW & A_i^\top W + C^\top Y \\ WA_i + Y^\top C & -rW \end{bmatrix} < 0 \quad (4.9b)$$

Con $Y = L^\top W$ y $r \in (0, 1)$, que corresponden a las siguientes condiciones de asignación de polos a regiones del espacio Z (da Silva and Tarbouriech (2001)):

- $\text{Re}(\lambda(A_i + LC)) > 0$
- $|\lambda(A_i + LC)| < r$

Para transformar las restricciones bilineales en (4.9b) en un LMI, el valor de r es una constante la cual es escalada iterativamente por un factor $\beta < 1$ mientras se mantenga la factibilidad del problema.

4.2.3. MPC en el espacio de estados con error en régimen permanente nulo

Cuando se usa un modelo en el espacio de estados, puede ocurrir que la respuesta final del sistema tenga un error en régimen permanente u offset. Para lograr una respuesta sin error en régimen permanente, se hace uso del método propuesto en (Maeder et al. (2009)) para compensar la discrepancia entre la planta y el modelo. Considérese un modelo lineal en el espacio de estados:

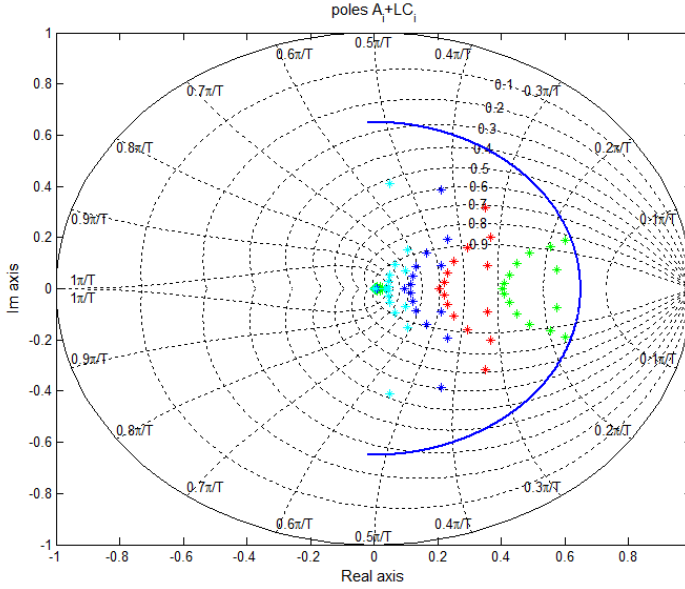


Figura 4.1: Resultados de la asignación de polos para el observador

$$\begin{aligned}
 x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + B_d d_k \\
 y_k &= Cx_k \\
 u_k &= u_{k-1} + \Delta u_k
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

La clave es computar una entrada \hat{u}_k que actúa como integrador de perturbaciones. Cualquier discrepancia modelo-planta es agrupada en \hat{u}_k . La formulación del observador viene dado por (4.11):

$$\begin{aligned}
 \hat{x}_{k+1} &= A\hat{x}_k + B(\hat{u}_k + \Delta u_k) + B_d d_k + L(y_k - \hat{y}_k) \\
 \hat{u}_{k+1} &= \hat{u}_k + \Delta u_k + L_u(y_k - \hat{y}_k)
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

4.2.4. Control Feedforward

El uso de un controlador por adelantado o feedforward, ha demostrado ser muy efectivo para rechazar perturbaciones y mejorar la respuesta de controladores lineales en el control de sistemas solares. Además, este ayuda a preservar la validez de la descripción del sistema como un sistema lineal a lo largo de su rango de operación. En definitiva, el controlador feedforward ayuda a no tener que usar

estrategias de control no lineal más complejas.

La señal de control q_{ff} se calcula usando el modelo de parámetros concentrados (2.3) como sigue (Camacho et al. (1992b)):

$$q_{ff} = \frac{IK_{opt} \eta_o S - SH_f((y^{ref} + T_{in})/2 - T_a)}{Pc_p(y^{ref} - T_{in})} \tag{4.12}$$

La señal de control q_{pred} del MPC puede ser considerada como una acción correctiva aplicada a la consigna de caudal del feedforward q_{ff} . Como resultado de la acción de las dos señales, la temperatura de salida del campo puede ser llevada a la referencia. El feedforward no corrige las discrepancias y diferencias entre el modelo y la planta real.

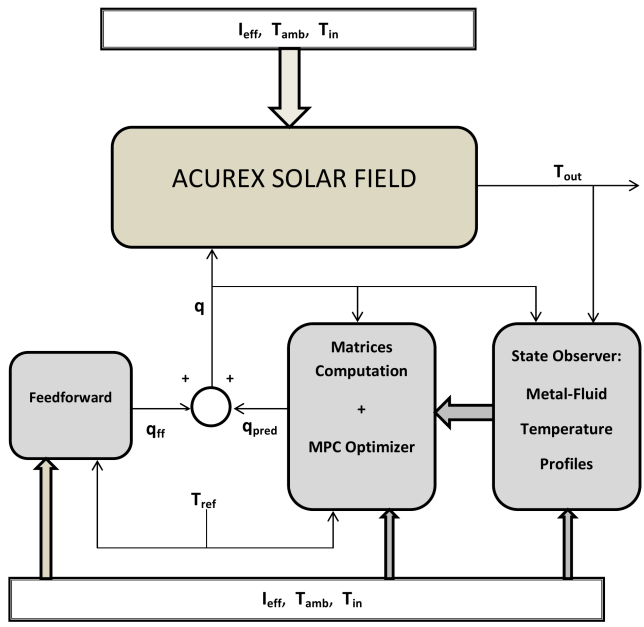


Figura 4.2: Esquema de control

4.2.5. Esquema final de control

El esquema de control se muestra en la figura 4.2. Cada $t_s = 36$ s, el sistema de adquisición de datos recibe medidas del campo, las cuales son usadas por el observador para obtener una estimación del vector de estados. El paso siguiente

consiste en actualizar las matrices lineales, calculando la respuesta libre usando el modelo no lineal simplificado. Por último, se resuelve el MPC descrito por la ecuación (4.6). La señal de control q_{pred} , se añade al feedforward q_{ff} para obtener la consigna de caudal enviada a la bomba.

Es importante resaltar que, además de ser uno de los componentes de la señal de control q , la señal feedforward se necesita para la predicción de la respuesta libre no lineal, considerando la señal de caudal constante a lo largo del horizonte de predicción. Tal respuesta libre proporciona de algún modo, una compensación feedforward. Sin embargo, no es suficiente para evitar el uso del feedforward, si se quiere optimizar el desempeño dado que el bloque MPC es lineal: la respuesta forzada se calcula usando modelos lineales (ver la sección 4.2.1).

4.3. Resultados

En esta sección se presentan resultados de simulación y test reales. Debido a que las condiciones ambientales y de la planta no pueden mantenerse consistentes en varios test en el campo solar, para comparar el desempeño del controlador con otras soluciones de control se realizan varias simulaciones. El esquema propuesto se compara con un GPC con tabla de ganancias (GS-GPC) y un controlador PID, ambos en serie con un feedforward. El diseño del GS-GPC se describe en [Camacho et al. \(1994b\)](#) y es uno de los controladores que mejor comportamiento ha tenido en el campo solar. Finalmente, se presentan los resultados conseguidos en dos test llevados a cabo en el campo solar. Por brevedad, en adelante nos referimos a la estrategia propuesta en este trabajo como MPC.

Dependiendo del punto en el cual opera el sistema, la ganancia de la estrategia GS-GPC se ajusta para compensar la variación de la respuesta del campo ante diferentes condiciones. Para ello se requiere la identificación de los parámetros del modelo en todo el rango de operación. En el campo de colectores CCPs ACUREX, la repuesta es principalmente gobernada por el caudal. Por ello, y para obtener los parámetros del modelo en diferentes puntos de operación, diversos test se llevaron a cabo en la planta, con cuatro puntos de caudal (2.8, 5.6, 7.9 and 9.8 l/s). Los valores intermedios se obtienen mediante interpolación lineal. En la figura 4.3 se muestran la respuesta a escalón de los modelos obtenidos. Se puede observar que la respuesta cambia su comportamiento con el caudal, especialmente a niveles bajos de este.

Para ilustrar el desempeño del observador de Luenberger, los perfiles del metal

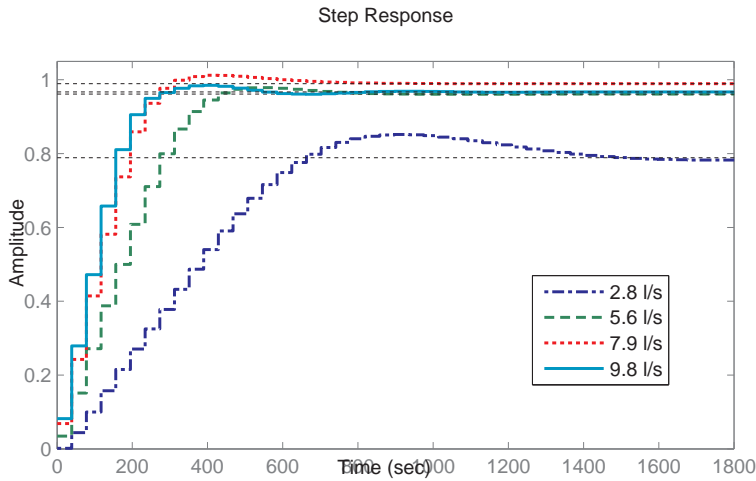


Figura 4.3: Respuesta a escalón de los modelos lineales usados por el GS-GPC

y del fluido estimados se comparan con los obtenidos por el modelo de parámetros distribuidos, en diferentes puntos de funcionamiento. La temperatura de salida los colectores se muestran en la parte superior de la figura 4.4; el error de estimación de la temperatura del metal se muestra en la parte inferior.

4.3.1. Comparación con otras estrategias de control

La estrategia propuesta se compara en esta sección con el GS-GPC y con el PID, ambos con un feedforward en serie. La comparación se realiza en simulación por los motivos mencionados anteriormente. La temperatura ambiente, la temperatura de entrada y la radiación solar, son valores obtenidos de datos reales del campo ACUREX. Se consideran 3 situaciones: un día claro y dos días nublados.

La figura 4.5 presenta el primer caso. El propósito de esta simulación es obtener una comparación de los diferentes esquemas con pocas perturbaciones.¹ Con el algoritmo MPC, se logran tiempos de subida de unos 3 minutos con sobreoscilaciones de un 10% (1-3 dependiendo de la amplitud del escalón de referencia). Por otra parte, la respuesta del sistema controlador con el GS-GPC muestra tiempos de subida de unos 5 minutos sin sobreoscilación. El controlador PID muestra tiempos de subida del mismo orden que el MPC, pero con grandes sobreoscilaciones y mayores tiempos de establecimiento. Todos los esquemas de control logran una respuesta sin offset.

¹Para ello, la temperatura de entrada se mantiene constante a 206 °C, solo en este test.

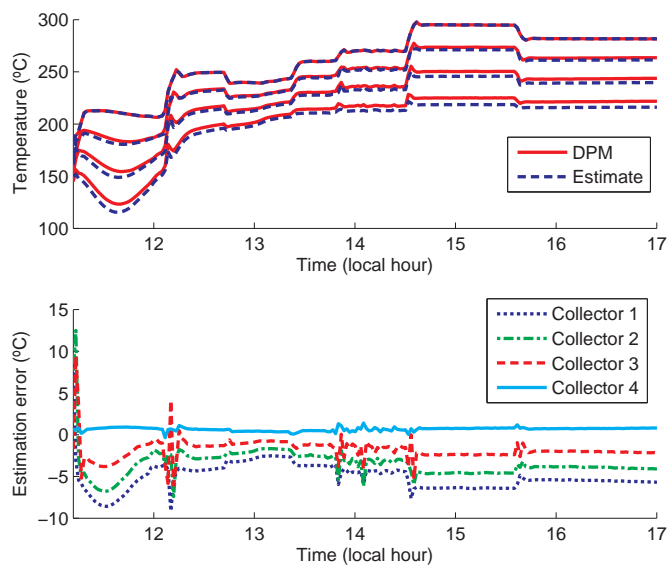


Figura 4.4: Las estimas se comparan con los valores obtenidos por el modelo no lineal. Parte superior: temperatura del fluido a la salida de los colectores. Parte inferior: error de estimación en las temperaturas del metal

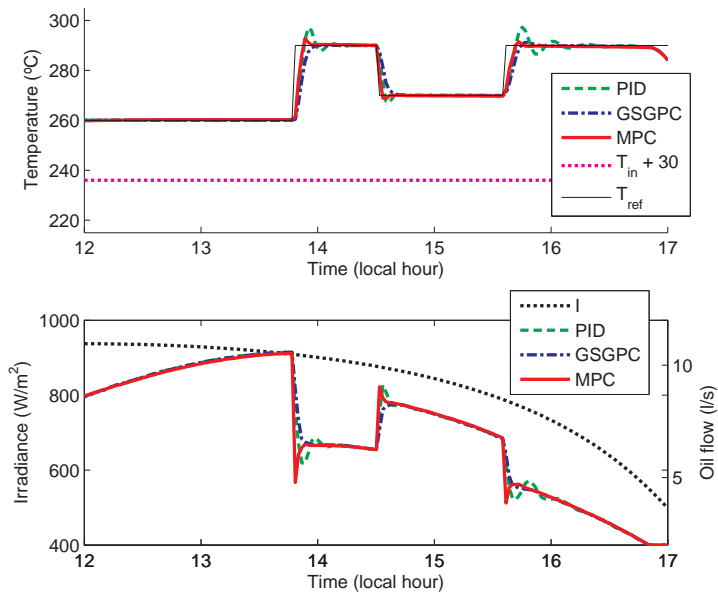


Figura 4.5: Escenario 1: diaclaro

La figura 4.6 muestra los resultados obtenidos en el segundo escenario. En este caso, los datos son los relativos a un día con nublado. La temperatura de entrada decrece debido a las perturbaciones a las 16.5 h. La ventaja del MPC sobre el GS-GPC se mantiene, con una sobreoscilación ligeramente superior (menor a un 15%). Desde las 14.8 h hasta las 15.2 h, se produce una perturbación en la radiación solar debido a nubes dispersas. Todos los controladores rechazan la perturbación. Sin embargo el MPC logra una desviación más reducida con respecto a la referencia deseada. A las 16.4 h, una perturbación produce un descenso en la temperatura de entrada. La ventaja del MPC sobre el GS-GPC es más evidente, con menos rizado en la respuesta.

La figura 4.7 representa la respuesta del sistema en el último caso. En este escenario, la temperatura de entrada empieza a incrementarse más tarde que en los casos anteriores. Esto produce que el controlador tenga que mantener un bajo caudal para alcanzar la referencia de temperatura de salida de 250 dada a las 12.1 h.

En todos los casos simulados, el MPC muestra señales de control más bruscas que el controlador GS-GPC. Esto podría producir efectos no deseados en los actuadores (bombas, válvulas) en algunos casos. Sin embargo, es importante notar que los cambios de referencia son grandes (hasta 20 °C), rara vez usados en la operación normal en este tipo de plantas. Asimismo, la bomba actúa como un filtro en la señal de control (de hecho, puede ser modelada como un sistema de primer orden). En la siguiente sección, los resultados de los test llevados a cabo en el campo, muestran señales de control más suaves.

Una de las principales características en la dinámica de las plantas de colectores cilindro-parabólicos es la aparición de modos antiresonantes (Álvarez et al. (2007)), especialmente si se requieren respuestas rápidas con controladores lineales de bajo orden (Rubio et al. (1996)). En Álvarez et al. (2010), se propone un método para minimizar la influencia de estos modos. Con el controlador propuesto, la inclusión del modelo no lineal en el cálculo de la respuesta libre, trata los modos antiresonantes del campo de manera implícita. Se puede ver en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7 que el MPC compensa rápidamente la excitación de los modos antiresonantes. Para poner de manifiesto las consecuencias de excitar dichos modos, en la figura 4.8 se muestran los resultados de una simulación donde el GS-GPC se hace más agresivo para lograr tiempos de subida más rápidos (del mismo orden que el MPC). Para ello, el parámetro λ es elegido como 0.7. Para completar esta sección, se realiza una comparación en el criterio ITAE (integral of time-weighted absolute error), para los tres controladores (tabla 4.1).

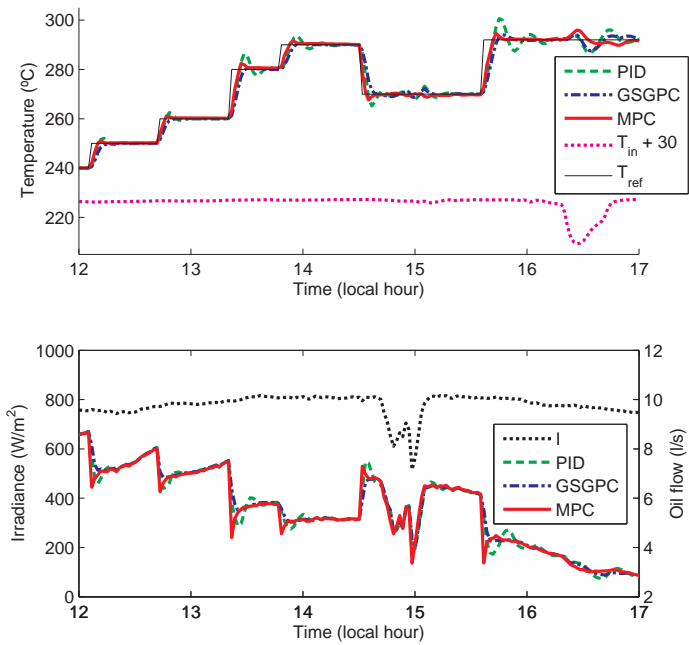


Figura 4.6: Escenario 2: día nublado con perturbaciones en la temperatura de entrada

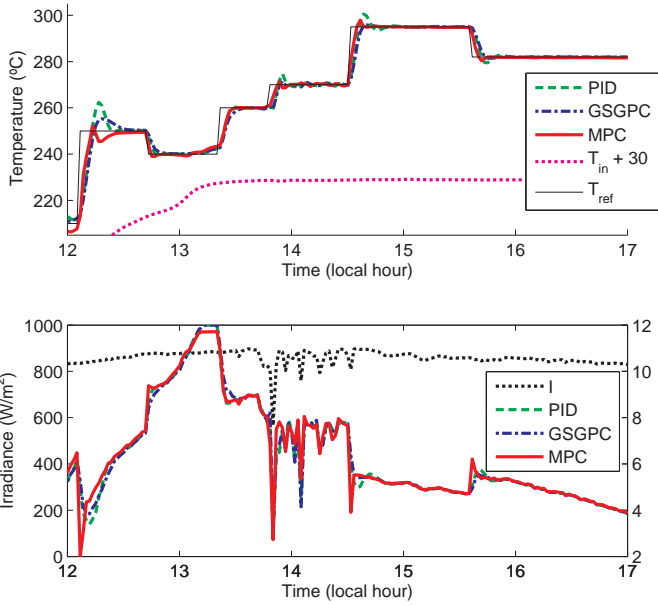


Figura 4.7: Escenario 3: día nublado

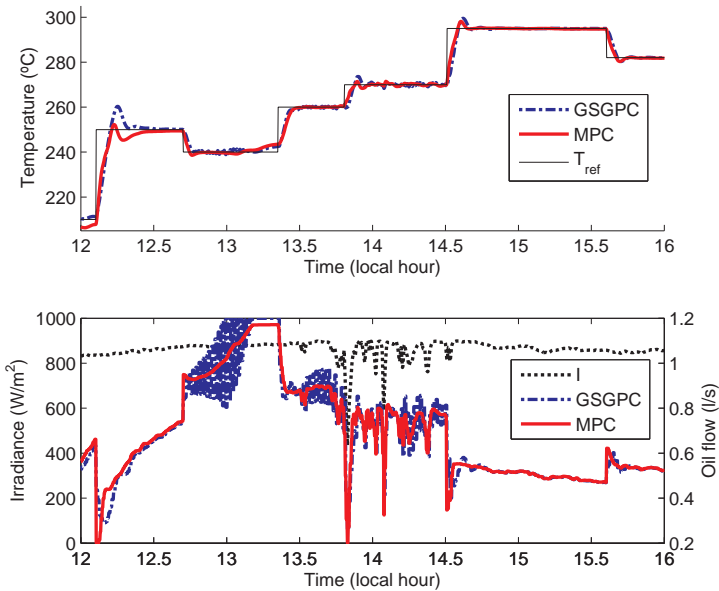


Figura 4.8: Comparación entre el MPC y GS-GPC ($\lambda = 0,7$). Observar el comportamiento oscilatorio producido por el GS-GPC.

ITAE ($\cdot 10^4$)	PID	GS-GPC	MPC
Scenario 1	3.8921	3.6534	2.9757
Scenario 2	5.0757	4.0500	2.9360
Scenario 3	4.7715	4.7433	3.7683

Tabla 4.1: Comparación usando el criterio ITAE relativo al desempeño de los tres controladores considerados, para los 3 escenarios.

4.3.2. Test reales

En esta subsección, se muestran los resultados de los test llevados a cabo en dos días diferentes en el campo solar ACUREX. Durante los tests solo estaban activos 8 de los 10 lazos, y el caudal estaba restringido al rango 2-8.8 l/s.

En ambos días, el tiempo fue soleado, con nubes dispersas al final del primer día de test. La parte superior de la figura 4.9 muestra la temperatura de entrada y salida del experimento realizado el 13/02/2013. La parte inferior de la figura 4.9 muestra la radiación solar y el valor del caudal para el mismo día. Después del arranque, a las 12.2 h las pruebas comenzaron con algunos cambios de referencia. El comportamiento del controlador fue consistente con los resultados de simulación, logrando tiempos de subida de unos 3 minutos y sobreoscilaciones menores de 2 a lo largo del test (sobre un 15%). La referencia dada a las 12.6 h no pudo ser alcanzada por la restricción de caudal máximo. A las 13.7 h, se fuerza una caída en la temperatura de entrada. La figura 4.11 muestra como el controlador fue capaz de recuperar el set-point después de la perturbación en la radiación. Sin embargo, constantes cambios en la misma forzaron el final de las pruebas.

La figura 4.10 muestra los resultados del test realizado al siguiente día. El controlador se activó a las 10.1 h. La primera parte del test pretendía examinar la respuesta de la planta ante una serie de cambios de setpoints crecientes. A las 11.2 h, ocurrió un error en el SCADA, el cual produjo una referencia muy grande en el set-point. El controlador fue deshabilitado para permitir recobrar la planta hasta las 11.4 h, cuando la operación normal fue restaurada. Durante la siguiente hora, se dieron varios cambios en la referencia de temperatura de salida, con variaciones mayores a 10. El controlador actuó como se esperaba, logrando tiempos de subida entre 3-3.5 minutos y una sobreoscilación máxima de 2 °C.

Se puede deducir que los modos antiresonantes no fueron excitados durante los test realizados en ambos días debido a la ausencia de oscilaciones en la acción de control en las figuras 4.9 y 4.10.

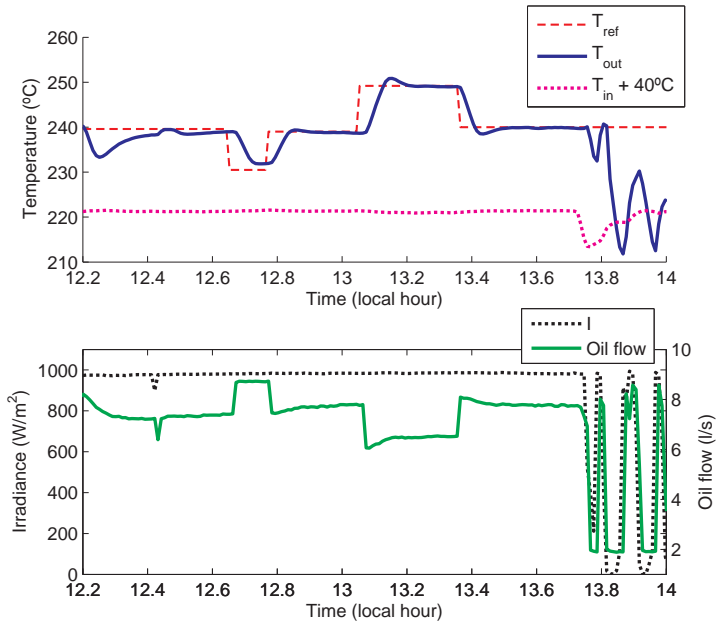


Figura 4.9: Test realizado el 13/02/2013

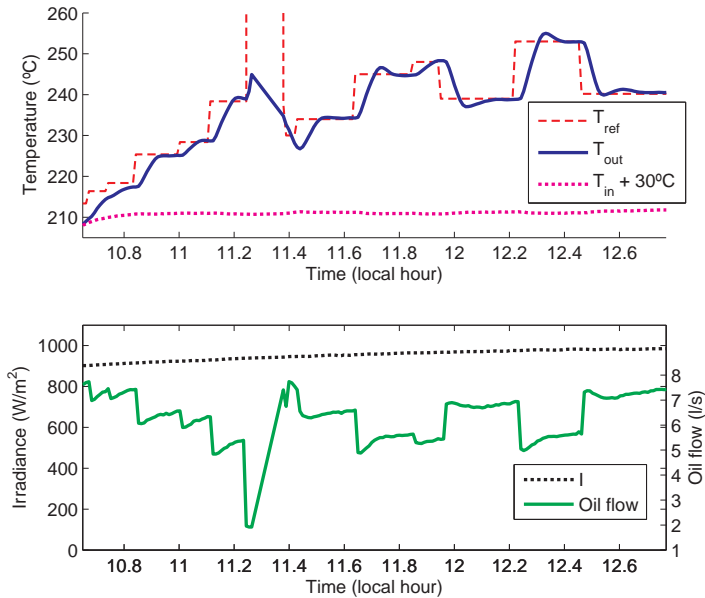


Figura 4.10: Test realizado el 14/02/2013

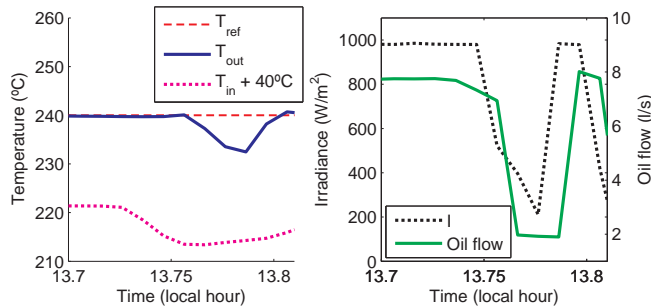


Figura 4.11: Test realizado el 13/02/2013: rechazo de las perturbaciones de temperatura de entrada y radiación.

4.4. Conclusiones

En este capítulo se ha propuesto una estrategia de control predictivo basado en modelo capaz de tratar con la dinámica compleja de las plantas de colectores cilindro-parabólicos. La estrategia de control usa un observador de Luenberger diseñado mediante asignación de polos robusta. El controlador ha sido probado en la planta de CCPs ACUREX en la PSA con muy buenos resultados.

También se ha comparado su desempeño con un GPC con tabla de ganancias—uno de los controladores que mejor se ha comportado en el campo ACUREX— y un PID, ambos con feedforward en serie. La estrategia propuesta muestra tiempos de subida más rápidos y mejor rechazo a perturbaciones, así como ausencia de excitación de los modos antiresonantes.

Planificación Óptima en plantas de colectores CCP

Contents

5.1. Introducción	66
5.2. Modelado de los subsistemas	68
5.2.1. Tanque de estratificación	69
5.2.2. Ciclo Rankine	70
5.3. Algoritmo de 3 niveles	71
5.3.1. Primer nivel: Cálculo de la producción eléctrica	72
5.3.2. Segundo nivel: Optimización del punto de operación	74
5.3.3. Tercer nivel: Regulación	75
5.4. Procedimiento de obtención del set-point óptimo	76
5.5. Simulaciones y Resultados	79
5.6. Conclusiones	88

5.1. Introducción

En este capítulo se aborda un tema muy importante y es el de la planificación óptima en plantas de colectores CCP. Los resultados que aquí se presentan han sido publicados en [Camacho and Gallego \(2013\)](#).

Este trabajo se centra en las plantas CCPs, sin embargo los conceptos que se exponen pueden ser aplicados a otras tecnologías de energía solar. Una planta de colectores CCP consta de un campo de colectores, un sistema de conversión de potencia (PCS, en inglés), un sistema de almacenamiento térmico y elementos auxiliares como bombas, tuberías y válvulas ([Duffie and Beckman \(1991\)](#); [Camacho et al. \(1997\)](#)). El campo de colectores capta y focaliza la radiación solar en un tubo

por el que un fluido de transferencia de calor circula, generalmente aceite sintético. El aceite es calentado y usado en el PCS para producir vapor a alta presión y alimentar una turbina que produce electricidad. El sistema de almacenamiento es necesario para cubrir la diferencia entre la energía solar disponible y la demanda. Este es uno de las ventajas de la energía solar térmica: el almacenamiento de calor es más sencillo y barato que el almacenamiento de energía eléctrica (Gil et al. (2010); Medrano et al. (2010); Herrmann and Kearney (2002)).

Uno de los retos más importantes propuestos por la U.S. National Academy of Engineering es hacer la energía solar económica (Engineering (2008)). Este reto puede ser abordado reduciendo inversión en costes de operación así como incrementando la eficiencia de las plantas solares (Camacho et al. (2011b)). Las técnicas de control avanzadas pueden ayudar a reducir los costes de operación e incrementar el rendimiento de las plantas.

En el campo de las plantas comerciales, es normalmente considerado que operar a la máxima temperatura posible es óptimo. La razón es que el ciclo de potencia, generalmente un ciclo Rankine (Prabhu (2006)), aumenta la eficiencia a mayor temperatura. Sin embargo, las pérdidas térmicas del campo aumentan con la temperatura del mismo y, por lo tanto, trabajar a altas temperaturas no incrementa necesariamente la eficiencia global del conjunto PCS+campo solar (Stine and Geyer (2001); Camacho et al. (2011a)). En adicción, el consumo eléctrico de las bombas aumenta a bajas temperaturas pues generalmente implican caudales más altos y viceversa. Todas estas variables y su influencia se muestran en la figura 5.1:

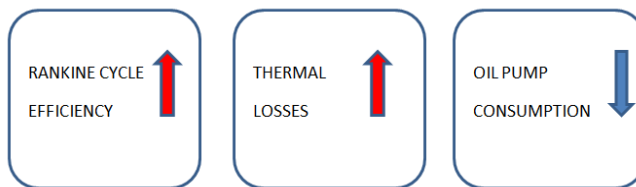


Figura 5.1: Influencia de las variables al aumentar la temperatura de operación

Algunas ideas han sido propuestas en la literatura para incrementar la eficiencia de los sistemas solares (Berenguel et al. (2005)). Una estrategia de control jerárquica de dos niveles se propuso en Cirre et al. (2009). En este trabajo se proponían dos esquemas para el nivel de cálculo de referencias, uno basado en lógica difusa y uno que sugería maximizar el beneficio económico. La capa de regulación

consistía en un regulador I+PD. La optimización es realizada en estado estacionario y el PCS se modela como una constante y, por lo tanto, la dependencia de la eficiencia del PCS con la temperatura de operación no se tiene en cuenta.

En este trabajo se propone un esquema de tres niveles para incrementar el rendimiento en las plantas CCP. El capítulo se centra sobre todo en la segunda capa, donde los modelos y algoritmos usados son descritos en mayor profundidad (Figura 5.2).

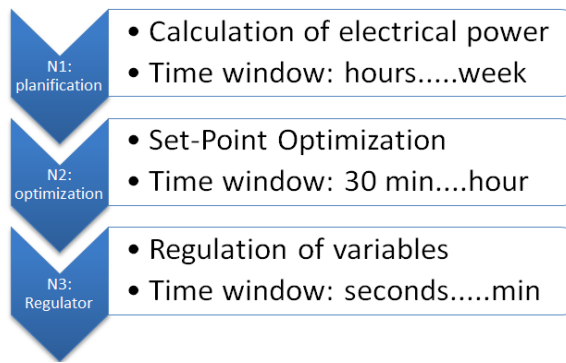


Figura 5.2: Algoritmo de 3 niveles

El algoritmo propuesto se prueba en el modelo del campo ACUREX en la PSA, descrito en (Carmona (1985);Camacho et al. (1997)).

El capítulo se organiza del siguiente modo: La sección 2 describe el modelado de cada subsistema. La sección 3 se dedica a describir el algoritmo de 3 capas. La sección 4 presenta el procedimiento para calcular el punto óptimo de operación. La sección 5 muestra los resultados y simulaciones llevados a cabo. Finalmente, se muestran las conclusiones obtenidas.

5.2. Modelado de los subsistemas

A continuación se presentan los modelos de cada uno de los subsistemas que forman el campo de colectores distribuidos (DCS, en inglés) de la planta solar ACUREX. Los modelos del campo solar y del tanque de almacenamiento usados en este trabajo, fueron previamente desarrollados y publicados en Camacho et al. (1997) y Arahall et al. (2008). El modelo del campo solar usado es el mismo que en capítulos anteriores descrito en el apartado 2.2.1.

El sistema de conversión de potencia se modela como una relación entre la temperatura del aceite que proviene del campo solar y la eficiencia del ciclo. Por razones de simplicidad, el sistema de conversión de potencia se considera como un ciclo Rankine. Aunque el ciclo real puede tener una complejidad mayor y más etapas, la relación temperatura-eficiencia evoluciona de un modo similar (Goswami et al. (2000)).

5.2.1. Tanque de estratificación

El almacenamiento de energía es necesario siempre que la energía disponible y la demanda no coinciden. Debido al carácter intermitente de la energía solar, los sistemas de almacenamiento de energía son un elemento importante para satisfacer la demanda cuando el campo solar no puede hacerlo. Existen varias tecnologías: tanques estratificados, sistemas de almacenamientos de calor latente o calor sensible, sistemas termoquímicos etc (Ibrahima et al. (2008)). En Powell and Edgar (2012), se presentan simulaciones de un modelo dinámico para un sistema de almacenamiento térmico usado en una planta de CCPs. En el caso del campo ACUREX, el sistema de almacenamiento de energía térmica es un tanque estratificado.

El modelo para el tanque se basa en un sistema de ecuaciones de primer orden discreto, que describen la transferencia de masa y energía. El modelo fue presentado en (Arahal et al. (2008)) y solo se muestran las ecuaciones finales del mismo.

$$\begin{aligned}\theta_i^o d_i^o c_i^o|_{k+1} &= \theta_i^o d_i c_i|_k + \frac{T_s}{V_i^o} (\Delta E^t + \Delta E^{co} + \Delta E^v - \Delta E^w)|_k \\ \theta_i^m d_i^m c_i^m|_{k+1} &= \theta_i^m d_m c_m|_k + \frac{T_s}{V_i^m} (\Delta E^w + \Delta E^{cm} - \Delta E^a)|_k\end{aligned}\quad (5.1)$$

Donde d y c son la densidad y el calor específico respectivamente, θ_i^o y θ_i^m representan el segmento i del metal o del fluido, ΔE^t es el cambio de energía debido a fenómenos de transporte, ΔE^{co} es la conducción entre volúmenes de fluido. La conducción entre las paredes se denota como (ΔE^{cm}) , la convección ΔE^v , las pérdidas desde el aceite a las paredes y de estas al ambiente se representa por ΔE^w y ΔE^a . T_s es el tiempo de muestreo y V_i^o y V_m^o son parámetros geométricos del tanque.

5.2.2. Ciclo Rankine

La mayoría de ciclos de potencia en plantas de energía solar térmica están basados en ciclos Rankine y, en menor medida, en ciclos Brayton (sobre todo en plantas de torre).

La figura 5.3 muestra el ciclo Rankine con recalentamiento considerado en este trabajo. La eficiencia del ciclo puede ser modelada por la ecuación (5.2).

$$\eta_{rank} = K \left(1 - \frac{T_{cf}}{T_{hf}} \right) \quad (5.2)$$

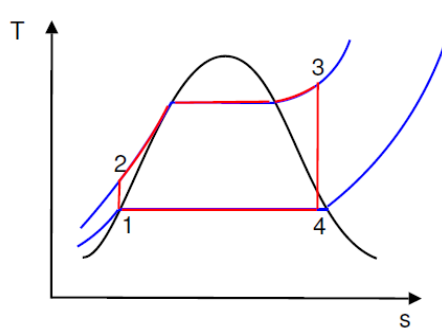


Figura 5.3: Ciclo Rankine

Donde T_{hf} y T_{cf} son las temperaturas de los focos caliente y frío respectivamente, y K es una constante para modela la pérdida de eficiencia del ciclo real con respecto al ciclo ideal de Carnot. T_{cf} es la temperatura del condensador en lugar de la del ambiente. La evolución entre los puntos 2 y 3 se produce a presión constante, en consecuencia T_{hf} puede ser calculada para diferentes temperaturas de trabajo usando el concepto de temperatura media termodinámica (Baerh (1965)). Usando este concepto, se puede obtener una relación entre la temperatura de salida del campo y la eficiencia del ciclo. Esta relación se describe por la ecuación (5.3) usando datos de tablas termodinámicas (Cengel (2006); Wylene (2002)).

$$\eta_{rank} = -4,98e - 6 Tout^2 + 3,37e - 3 Tout - 0,194 \quad (5.3)$$

La constante K es estimada usando las ecuaciones del PCS descritas en Camacho et al. (2012) y ITET (Berlin (1986)). La turbina instalada en la planta (500 KW Stal-Laval) solo puede operar en un rango muy estrecho de temperaturas 277-292

°C.

Para aproximar el ciclo Rankine al real, se utilizan tres valores del ciclo real. Aunque el rango de operación de la turbina es muy estrecho, esta aproximación puede considerarse aceptable. Esta constante asegura que el modelo del ciclo se ajusta al real en el rango de operación de la turbina. La eficiencia global del campo solar, η_{solar} , se considera 0.52 (Camacho et al. (2012)).

La eficiencia del ciclo Rankine dependiente de la temperatura de salida de campo se representa en la figura 5.4. Como se puede observar la gráfica sigue la típica evolución de este tipo de ciclos de potencia (Kapooria et al. (2008); Wang et al. (2011)).

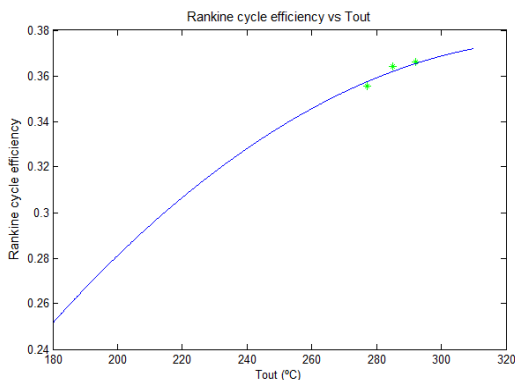


Figura 5.4: Eficiencia Rankine η_{rank} vs temperatura de salida del campo solar

5.3. Algoritmo de 3 niveles

En esta sección, se describe el algoritmo de tres niveles propuesto en este trabajo. La primera capa se dedica a la planificación de la planta solar y computa la producción eléctrica que se debe producir y la que se debe entregar a la red. La segunda capa computa los set-points de temperatura óptimos para el campo solar de modo que se cumplan las producciones eléctricas requeridas por la primera capa. La tercera capa aborda el problema de seguimiento de los set-points calculados por la primera capa.

El algoritmo de tres niveles se propone como una estrategia de control jerárquico para abordar tareas que ocurren a diferentes escalas de tiempo. Las tareas, objetivos y ventanas de tiempo para cada nivel son diferentes.

5.3.1. Primer nivel: Cálculo de la producción eléctrica

En este nivel se realiza la planificación de la producción. La variable de decisión es el perfil de producción eléctrica a lo largo del horizonte de planificación. Este horizonte se computa teniendo en cuenta la predicción de los precios de la energía eléctrica ([Camacho and Berenguel \(2012\)](#)), la demanda energética prevista, la predicción de la radiación solar y otros factores. Los horizontes de tiempo para este nivel van desde horas hasta una semana. Para realizar la predicción es necesario contar con modelos de predicción de los subsistemas que conforman la planta así como de evolución de la demanda de energía eléctrica, ya que la demanda puede cambiar de manera sustancial debido a la fecha, condiciones ambientales etc. Es muy importante realizar una predicción acertada de la evolución de los precios tanto para productores como para consumidores en orden de negociar contratos y establecer estrategias de subasta en el mercado ([Fosso et al. \(1999\)](#); [Camacho et al. \(2012\)](#)). En [Wittmann et al. \(2011\)](#) se presenta una metodología para optimizar las estrategias de operación en plantas de energía termosolar con almacenamiento térmico.

En este nivel se pueden considerar dos casos: producción comprometida o no comprometida. En el caso de producción no comprometida, los precios son fijos a lo largo del horizonte de tiempo considerado sin ningún compromiso sobre la energía a entregar. En el caso de producción comprometida, se debe decidir la producción diaria, la energía a entregar y la energía a almacenar en el periodo de tiempo considerado.

Por simplicidad, se describe solo el caso de producción no comprometida. En [Camacho et al. \(2012\)](#) se presenta una descripción más completa del caso de producción comprometida. Simular el caso de producción comprometida requeriría un modelo complejo de la evolución del mercado y sus precios, lo cual queda fuera del alcance de este trabajo.

5.3.1.1. Producción no comprometida

Si los precios de la energía son constantes, la mejor opción sería producir y entregar tanta electricidad como sea posible. Los sistemas de almacenamiento son útiles cuando hay más energía solar de la que se puede aprovechar, cuando el sistema de conversión de energía no está totalmente operativo (por ejemplo, en el caso de que haya limitaciones en la red eléctrica) donde no es posible convertir toda la energía solar captada, o cuando los precios cambian a lo largo del día.

Para un periodo de muestreo k , el balance de energía es descrito por la ecuación (5.4):

$$E_r(k) = \gamma_{te}(E_{solar}(k) - E_{s+}(k) + E_{s-}(k)) - E_{load}(k) \quad (5.4)$$

Donde $E_r(k)$ es la energía entregada a la red durante el periodo k , $E_{solar}(k)$ es la energía solar generada y que depende de la radiación solar y las condiciones de operación de la planta, $E_{load}(k)$ es la energía consumida por los sistemas locales y auxiliares, $E_{s+}(k)$ es la energía almacenada en el intervalo $[k-1, k]$, $E_{s-}(k)$ es la energía que se extrae del sistema de almacenamiento en caso de ser necesario y γ_{te} es el factor de conversión de energía térmica/eléctrica. Tanto E_r como E_{stored} están limitados debido a que la capacidad de almacenamiento no es infinita y la planta no está conectada a una red donde la energía puede ser inyectada o extraída a conveniencia.

Sea β_{stor} la eficiencia del sistema de almacenamiento y α_{stor} un parámetro que modela la pérdida de energía almacenada debido las pérdidas térmicas. La energía total almacenada $E_{stored}(k)$ puede ser modelada por la ecuación (5.5):

$$E_{stored}(k+1) = E_{stored}(k) + E_{s+}(k) - \beta_{stor}E_{s-}(k) - \alpha_{stor}E_{stored}(k) \quad (5.5)$$

Considerando un horizonte de predicción de N muestras, el objetivo es determinar la secuencia $[E_r(k), E_r(k+1), \dots, E_r(k+N-1)]$ que maximiza (Camacho et al. (2012)):

$$J(N) = \sum_{j=1}^{j=N} E_r(k+j)e_1(k+j) + E_{stored}(k) + \sum_{i=1}^{i=N} (E_{s+}(k+i) - \beta_{stor}E_{s-}(k+i))\alpha_{stor}^{N-i} \quad (5.6)$$

sujeto a

$$0 \leq E_{stored}(k+j) \leq E_{max}$$

$$0 \leq E_{s+}(k+j) \leq E_{smax}$$

$$0 \leq E_{s-}(k+j) \leq E_{smax}$$

$$E_{rmin} \leq E_r(k+j) \leq E_{rmax}$$

$$E_r(k) = \gamma_{te}(E_{solar}(k+j) - E_{s+}(k) + E_{s-}(k)) - E_{load}(k)$$

$E_{solar}(k+1)$ debe ser estimada usando modelos de predicción de la radiación solar. En [Kratzenberg et al. \(2008\)](#) y [Hocaoglu et al. \(2008\)](#), se proponen algunos modelos de predicción de la radiación solar. Las variables de decisión son $E_r(k+j)$, $E_{s+}(k+j)$ y $E_{s-}(k+j)$ para $j = 0, \dots, N$. Se implementa una política de horizonte deslizante, aplicando solo el primer elemento de la secuencia. Es importante señalar que el problema de optimización (5.6) puede ser resuelto mediante un algoritmo de programación lineal.

5.3.2. Segundo nivel: Optimización del punto de operación

El segundo nivel computa el set-point óptimo con horizonte de tiempo de minutos (20-60 minutos), con el objetivo de satisfacer la producción eléctrica planificada por el primer nivel. Se requieren modelos de cada subsistema y un modelo de predicción de la radiación solar para predecir la evolución de las variables fundamentales. El cálculo del set-point óptimo está basado en dichos modelos. En este trabajo, se calcula un set-point cada 30 minutos. Es necesario hacer las dos siguientes suposiciones:

- La turbina trabaja a pleno rendimiento y toda la electricidad producida se puede inyectar a la red.
- El salto térmico máximo entre la temperatura de entrada y salida es de 80 °C, cuando la turbina trabaja a pleno rendimiento.

Para predecir la evolución de la planta y el caudal para un set-point dado, se van a considerar dos enfoques:

- La primera es considerar solo un modelo estático del campo solar, que relaciona una temperatura de salida con un caudal en estado estacionario. La radiación solar se considera constante a lo largo de la ventana de tiempo considerada. La dinámica del tanque de almacenamiento y las tuberías no se considera y la eficiencia del PCS se calcula por la ecuación (5.3). El caudal se puede aproximar por la ecuación (5.7) ([Gallego and Camacho \(2012a\)](#)):

$$q = \frac{IK_{opt}noS - H_l((T_{ref} + T_{in})/2 - T_a)}{P_{cp}(T_{ref} - T_{in})} \quad (5.7)$$

La principal ventaja de este método es su simplicidad: solo se requieren relaciones estáticas. Este enfoque está basado en el hecho de que el campo solar y el PCS son los sistemas más importantes en la producción de energía. Sin embargo, si se usan ventanas de tiempo largas, la evolución dinámica de la planta puede hacerse más importante.

- El segundo enfoque es usar un modelo más complejo que tiene en cuenta no solo el estado estacionario, si no el comportamiento dinámico del campo solar y del tanque de almacenamiento. Este enfoque tiene la ventaja de ser capaz de considerar las mismas leyes de control implementadas en el campo solar y la dinámica de cada subsistema. El inconveniente es evidente: el problema de optimización es mucho más complejo de resolver. Se necesitan modelos de cada subsistema y un modelo de predicción de radiación. Se considera como modelo del campo solar el modelo de parámetros concentrados (ecuación (2.3)), el modelo del tanque es el descrito en por el sistema de ecuaciones (5.1), se consideran un modelo de tuberías y la eficiencia del PCS se computa usando la ecuación (5.3). Para predecir la radiación se usa el modelo descrito en [Camacho et al. \(2012\)](#), calculando la transmitancia de la atmósfera usando el procedimiento que se explica en [Hottel \(1975\)](#).

El procedimiento de optimización se describe en la sección 4 de forma más detallada.

5.3.3. Tercer nivel: Regulación

El tercer nivel tiene por objeto seguir el set-point que calcula la segunda capa, haciendo uso de algoritmos de control con periodos de muestreo de segundos.

Las plantas solares de CCP calientan un fluido, generalmente aceite. El fluido calentado es usado para producir vapor que alimenta a una turbina para producir electricidad ([Camacho et al. \(2012\)](#)). La principal meta es mantener la temperatura de salida del campo solar tan cerca como sea posible del set-point. El caudal de aceite q se usa como señal de control puesto que la fuente de energía, la radiación solar, no puede ser manipulada.

La dinámica de las plantas solares de CCP es compleja, no lineal, con retardos variables con la señal de control ([Brus et al. \(2010\)](#)), y múltiples fuentes de per-

turbación (Camacho et al. (1997)). Se han realizado muchos trabajos en el campo ACUREX relacionados con el desarrollo de estrategias de control para este tipo de plantas (Camacho et al. (1992a); Silva et al. (1997); Igreja et al. (2003); Camacho et al. (2007b)). En este trabajo se usa como estrategia de control un PI adaptativo con un feedforward en serie (Rubio et al. (2006)).

5.4. Procedimiento de obtención del set-point óptimo

En esta sección, se describe el procedimiento para obtener el set-point que maximiza la eficiencia global de la planta.

La decisión fundamental que debe ser tomada es la determinación de la temperatura de salida del campo solar, la cual es una función de las condiciones ambientales, radiación solar, eficiencias óptica y geométrica y el estado de la planta. Por un lado, cuando la temperatura de operación aumenta, la eficiencia del PCS aumenta y el consumo eléctrico de las bombas decrece a bajo caudal puesto que la caída de presión es menor que a alto caudal (Potter and Wiggert (2003)). Por otro lado, las pérdidas térmicas del campo solar aumentan y la eficiencia del campo solar disminuye (Camacho et al. (1997)). El set-point óptimo depende de estas variables.

La energía solar recogida por el campo solar depende de la radiación solar I , la superficie reflectante S , la eficiencia óptica y geométrica y los factores de sombra:

$$E_{collected}(I, K_{opt}, no, S) = IK_{opt}noS \quad (5.8)$$

La eficiencia global de los colectores, el producto $K_{opt}no$, está compuesta de dos partes: la eficiencia geométrica, determinada por la posición relativa entre el sol y el campo solar, y la eficiencia óptica depende de factores tales como reflectividad, absorción del metal, factor de interceptación etc. Algunas de estas variables son muy difíciles de medir o estimar. El algoritmo propuesto en Gallego and Camacho (2012b) puede ser útil para obtener una estimación de la eficiencia global de los colectores.

Las pérdidas térmicas del campo ACUREX son una función de la temperaturas de entrada y salida y la temperatura ambiente (otras variables como la humedad y la velocidad del viento, pueden también afectar). Sea ΔT_m la diferencia entre la temperatura media del campo y la temperatura ambiente (Carmona (1985)):

$$E_{losses} = 0,00667 \Delta T_m^2 - 0,164 \Delta T_m - 0,22(kW)$$

$$E_{losses} = E_{losses}(T_{out}, T_{in}, T_{amb}) \quad (5.9)$$

La evolución de la temperatura de salida del campo solar es gobernada por la ecuación descrita en la sección (sistema de ecuaciones (2.1)). El calor transferido al fluido, E_{solar} , es una función del caudal, de las temperaturas de entrada y salida (ecuación (5.10)). T_{out} es, a su vez, una función de la temperatura de entrada T_{in} , caudal q , pérdidas térmicas E_{losses} y la energía solar captada E_{solar} (ecuación (2.3)):

$$E_{solar} = q \rho_f C_f (T_{out} - T_{in})$$

$$E_{solar} = E_{solar}(E_{collected}, E_{losses}, q, T_{out}, T_{in}) \quad (5.10)$$

La eficiencia global del campo solar, η_{solar} , es la relación entre la energía entrada por el campo solar al aceite, E_{solar} , y la energía que entrega el sol $I S$:

$$\eta_{solar} = \frac{E_{solar}}{I S} \quad (5.11)$$

La eficiencia del ciclo Rankine η_{rank} depende de la temperatura de salida del campo solar. La eficiencia global de la planta, $\eta_{plant} = \eta_{rank} \eta_{solar}$, es decir, la eficiencia del conjunto campo solar+PCS (ver sección 2.3) depende de las temperaturas de entrada y salida del campo solar, del caudal y de la temperatura ambiente. La producción eléctrica es calculada multiplicando la energía térmica del aceite por la eficiencia del ciclo Rankine.

$$E_{elect} = E_{solar} \eta_{rank} = I S \eta_{plant} \quad (5.12)$$

Por último, el consumo eléctrico de la bomba depende del caudal y de las temperaturas de entrada y salida del campo solar. Para calcular la caída de presión y las pérdidas de energía en las tuberías, se usan las ecuaciones de Darcy (Cengel and Cimbala (2006)). En primer lugar se computa el número de Reynolds Re y el coeficiente de fricción de Barr f , usando las ecuaciones (5.13) y (5.14):

$$Re = \frac{\rho_f q}{A_f \mu} \quad (5.13)$$

$$\frac{1}{\sqrt{f}} = -2 \log_{10}(\varepsilon_r/3,7 + 5,1286/Re^{0,89}) \quad (5.14)$$

Donde μ es la viscosidad dinámica y ε_r es la rugosidad relativa. La ecuación de Darcy para obtener la pérdida de presión viene dada por:

$$h_{pl} = 9806,65 \frac{8fLq^2}{g\pi^2d^5} \quad (Pa) \quad (5.15)$$

Donde L es la longitud del lazo y d es el diámetro de la tubería. La potencia consumida depende de la eficiencia de la bomba, caudal y caída de presión h_{pl} :

$$E_{pump} = h_{pl} q / \eta_{pump} \quad (W) \quad (5.16)$$

Sea E_{net} la producción eléctrica neta:

$$E_{net} = E_{elect} - E_{pump} = F(T_{out}, T_{in}, T_{amb}, I, q, K_{opt}, no, S) \quad (5.17)$$

La función E_{net} depende del salto térmico entre T_{out} y T_{in} , caudal, radiación solar, eficiencia global del campo solar y otras variables. El objetivo es maximizar la producción eléctrica neta, la diferencia entre la producción eléctrica y el consumo de las bombas y elementos auxiliares.

El objetivo de control es la regulación de la temperatura de salida del campo solar usando el caudal como señal de control. El algoritmo de optimización debe buscar un set-point para la temperatura de salida teniendo en cuenta la máxima y mínima temperatura permitidas y el máximo salto térmico permitido (en ACUREX es de unos 80 °C (Camacho et al. (1997))). Sea ΔT_{max} el máximo salto térmico permitido, E_{max} la máxima energía que puede ser inyectada a la red y E_r la referencia de energía enviada por el primer nivel. El problema de optimización se puede plantear como sigue:

$$\underset{T_{ref}}{\text{máx.}} \cdot E_{net}(T_{ref}, T_{in}, T_{amb}, I, q, K_{opt}, no, S)$$

subject to

$$\begin{aligned} E_r &\leq E_{net} \leq E_{max} \\ T_{min} &\leq T_{ref} \leq T_{max} \\ T_{ref} - T_{in} &\leq \Delta T_{max} \end{aligned} \quad (5.18)$$

5.5. Simulaciones y Resultados

En esta sección se presenta resultados en simulación, obtenidos con el algoritmo propuesto. El rango de operación de la turbina real (277-292 °C) es demasiado pequeño y ha sido extendido para realizar un estudio más completo. Para propósitos de simulación, se ha considerado un rango de 205-295 °C. En lo restante, nos referimos a la radiación como aquella que se mide usando el pirheliómetro, es decir, la radiación solar directa.

La figura 5.5 muestra la eficiencia global de la planta solar (Producción eléctrica neta/Energía térmica proporcionada por el Sol) con respecto a la temperatura de salida de campo para diferentes valores de radiación. Un salto térmico entre la temperatura de entrada y salida de 80 °C y una eficiencia global de los colectores de 0.61 han sido consideradas. Como puede verse, la temperatura de salida óptima depende de la radiación y la máxima eficiencia del conjunto campo solar+PCS no se consigue a la temperatura más elevada. Este efecto es más notorio a niveles bajos de radiación, donde la pérdida de eficiencia puede ser de hasta un 2% cuando se opera en el punto óptimo en lugar de la máxima temperatura.

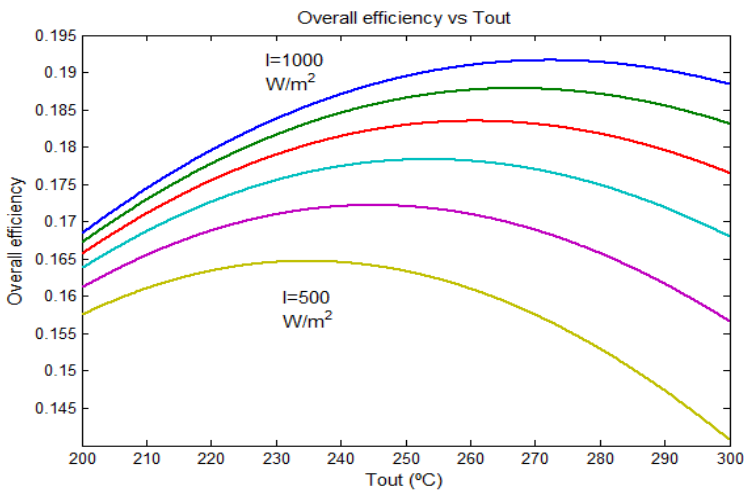


Figura 5.5: Eficiencia global de la planta vs temperatura de salida

La figura 5.6 representa la eficiencia global de la planta, η_{plant} , para diferentes valores del salto térmico. La radiación solar directa considerada es de 900 W/m^2 y la eficiencia global de los espejos es de 0.61 (Camacho et al. (1997)). La eficiencia global de la planta, η_{plant} , se incrementa al aumentar el salto térmico

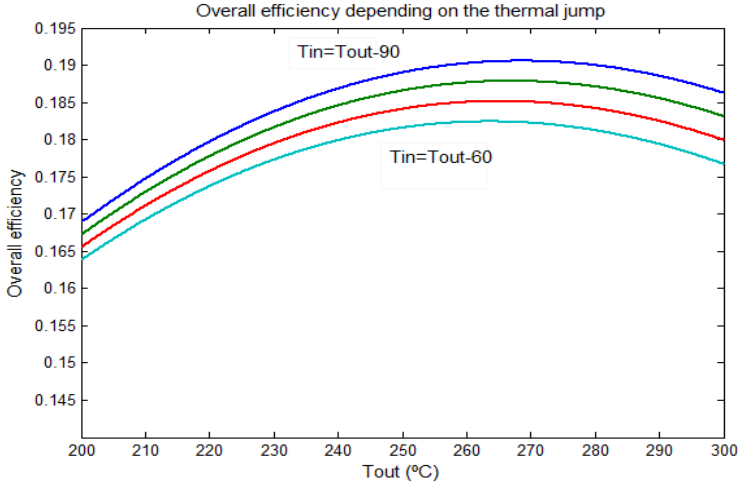


Figura 5.6: Eficiencia global de la planta para diferentes saltos térmicos

El set-point óptimo depende de las pérdidas térmicas del campo solar (Patnode (2005); Montes et al. (2009)). Contra mayores son las pérdidas térmicas, menores son los set-points óptimos. Esto se puede ver claramente en la figura 5.7, donde los set-points son calculados cada 10 minutos para un día con alta radiación y considerando diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas. El set-point óptimo solo se alcanza a la máxima temperatura para bajos niveles de pérdidas térmicas. La figura 5.8 muestra los set-points óptimos para un día con baja radiación. En este caso, incluso con bajos niveles de pérdidas térmicas, el perfil de set-points no alcanza la máxima temperatura. La parte baja de la figura figure 5.8 representa la radiación directa y la radiación efectiva (el producto $I_{no}K_{opt}$). Es importante resaltar que el perfil de set-points óptimo sigue la evolución de la radiación solar efectiva.

En la figura 5.9, se muestra el perfil de set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas en el rango de operación de la turbina real (277-292 °C). Para el coeficiente real del campo ACUREX, la temperatura de trabajo óptima es 277 °C. Cuando se consideran menores valores del coeficiente el set-point óptimo varía a lo largo del día, llegando a la máxima temperatura admisible cuando el coeficiente de pérdidas térmicas considerado es un 60 % del coeficiente real.

La tabla 5.1 muestra la producción obtenida trabajando a la máxima temperatura del PCS (292 °C) PT_{max} , y la obtenida operando an el set-point óptimo

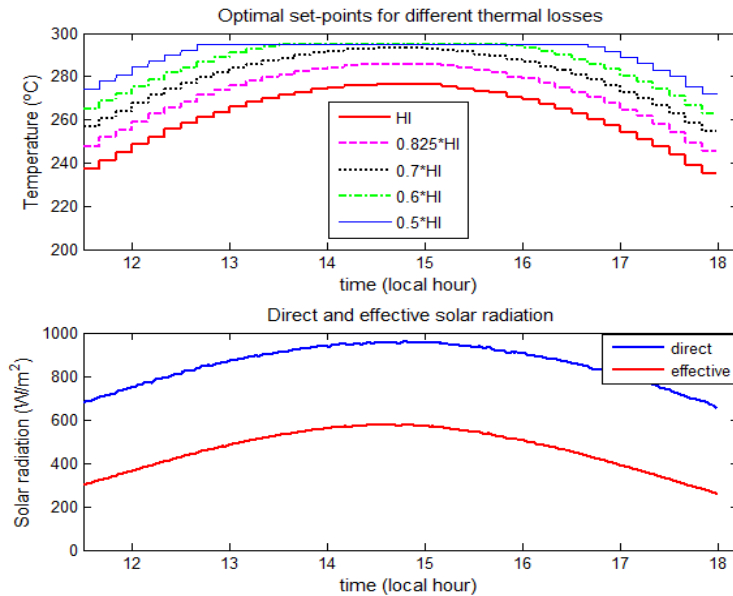


Figura 5.7: Set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas: día con alta radiación

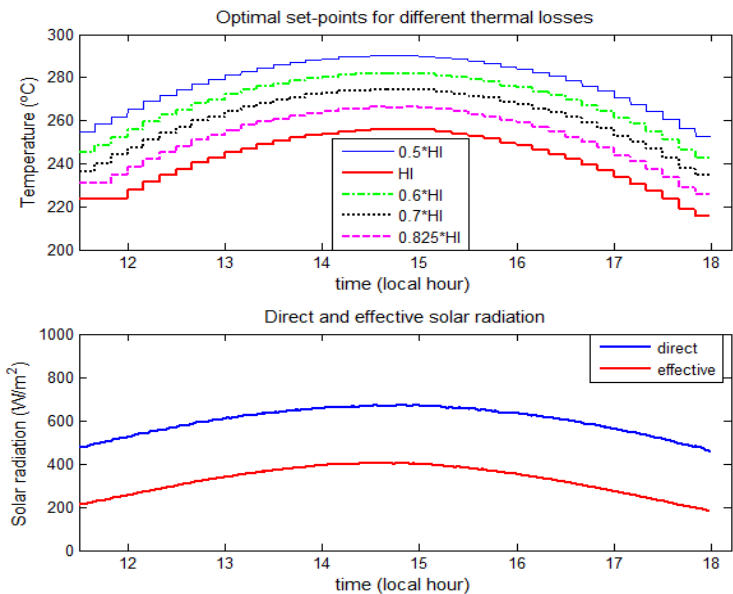


Figura 5.8: Set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas: día con baja radiación

P_{Topt} , para diferentes valores de las pérdidas térmicas. Como se puede observar el incremento en la potencia es menor cuanto menor es el coeficiente de pérdidas térmicas. Esto es debido al hecho de que cuando las pérdidas térmicas decrecen, los set-points óptimos son más próximos a la máxima temperatura admisible.

	PTmax (kWh)	PTopt (kWh)	$\Delta P(\%)$
H_l	2420.1	2468.5	1.891
0,8 H_l	2666.5	2692.7	0.981
0,7 H_l	2792.0	2803.9	0.428
0,6 H_l	2898.2	2901.7	0.121

Tabla 5.1: Producción para el rango de operación del PCS real

El set-point óptimo depende también de la eficiencia del PCS. La figura 5.10 muestra 2 ciclos considerados para evaluar como afecta la variación en la eficiencia del PCS, al cálculo del set-point óptimo. Cuando la eficiencia del PCS es menor, los set-points óptimos son mayores como se muestra en la figura 5.11. Sin embargo, a pesar de disminuir un 20% la eficiencia del ciclo Rankine, la máxima diferencia entre los perfiles asociados es de 2 °C.

La figura 5.12 muestra la evolución de la planta en un día de verano. A las 10.6 h finaliza el arranque y la turbina se conecta. La parte superior de la figura 5.12 representa los set-points óptimos obtenidos usando el modelo dinámico, la temperatura de salida y la temperatura de entrada devuelta por el PCS al campo solar. El retardo observado es debido a las tuberías que conectan el PCS y el campo solar. La parte baja representa la radiación solar y el caudal.

La figura 5.13 representa la producción eléctrica, en kWh, a lo largo del día para diferentes modos de operación: a) operando en los set-points óptimos calculados usando el modelo dinámico (Pdyn), b) operando en los set-points óptimos calculados usando el modelo estático (Pst) y c) operando a la máxima temperatura admisible de 295 °C (PTmax). Como se puede observar, trabajar en los set-points óptimos produce un incremento sustancial en la producción eléctrica y usar el modelo dinámico en lugar del estático, produce un ligero incremento en la producción. En la tabla 5.2 se reflejan los datos numéricos.

En la figura 5.14 se representa un día bueno de invierno. Después del arranque, a las 10.8 h, la turbina se acopla al campo solar. Los niveles de radiación son más bajos que en verano y los set-points óptimos calculados son menores a los obtenidos para el día de verano.

La figura 5.15 representa la producción eléctrica en el día de invierno. Los

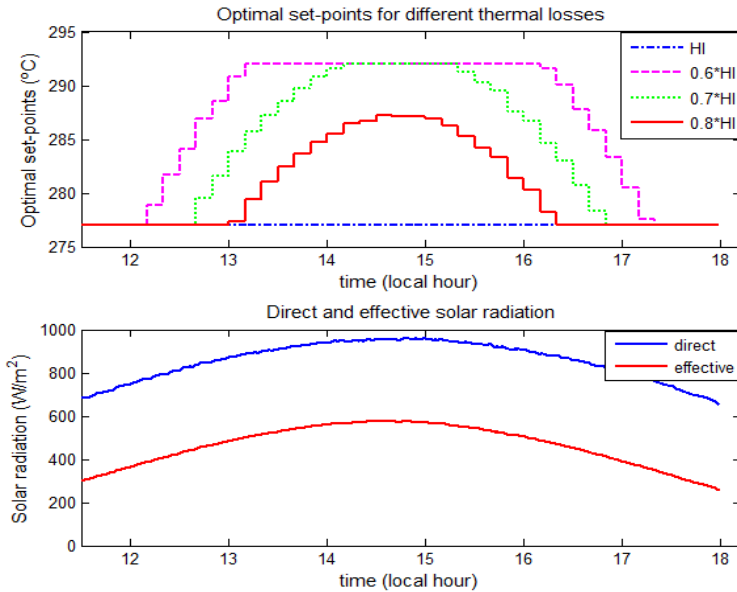


Figura 5.9: Set-points óptimos para diferentes valores del coeficiente de pérdidas térmicas: rango de operación del PCS

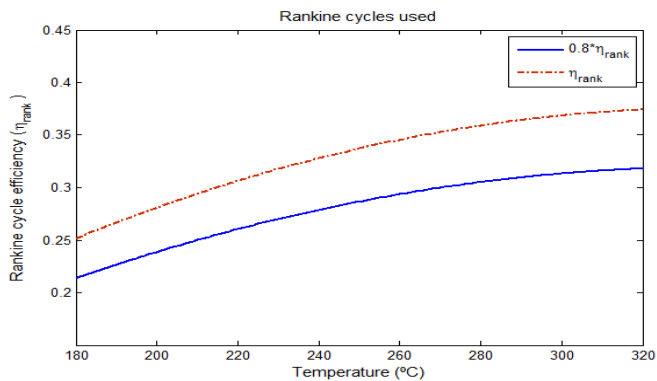


Figura 5.10: Eficiencias del ciclo Rankine

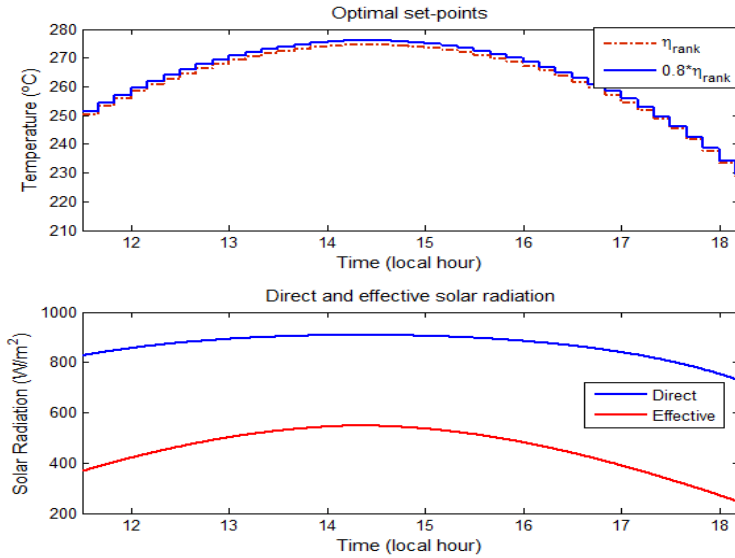


Figura 5.11: Set points óptimos para los dos ciclos Rankine considerados

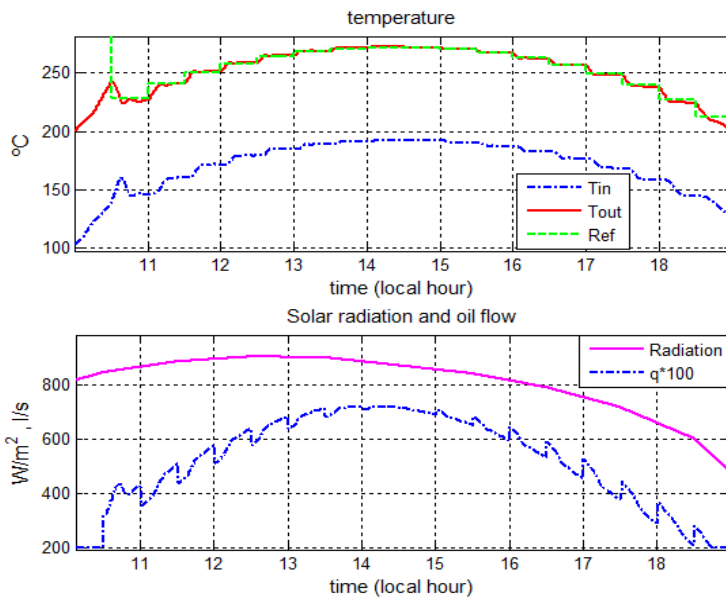


Figura 5.12: Día de verano: Evolución de la planta y set-points óptimos

	PTmax	Pdyn	Pst
kWh	2406.9	2571.7	2558.1
ΔP (kWh)		164.87	151.24
ΔP (%)		6.85	6.28

Tabla 5.2: Producción en un día de verano

resultados son bastante similares a los obtenidos para el día de verano. Operar en los set-points óptimos proporciona en lugar de operar a la máxima temperatura importantes ganancias en la producción eléctrica. El incremento de producción es mayor que el conseguido en el día de verano, debido a que el perfil de set-points óptimos está más lejos de la máxima temperatura. La tabla 5.3 avala estos resultados de forma numérica.

	PTmax	Pdyn	Pst
kWh	1297.7	1443.6	1434.3
ΔP (kWh)		145.91	136.53
ΔP (%)		11.25	10.52

Tabla 5.3: Producción en el día de invierno

	PTmax	Pdyn	Pst
kWh	1308.9	1366.7	1358.4
ΔP (kWh)		57.8	49.5
ΔP (%)		4.42	3.78

Tabla 5.4: Producción en el día nublado

Las figuras 12 y 13 muestran la simulación realizada considerando un día nublado. En este tipo de días es necesario un nivel supervisor para evitar que el punto óptimo se compute cuando están pasando nubes dispersas. En días nublados, las nubes dispersas pueden afectar la lectura del pirheliómetro y no al resto del campo (Gallego and Camacho (2012b)). El cálculo de los set-points puede ser afectado por este hecho. En esta simulación, cuando las nubes dispersas están afectando al campo, el set-point se mantiene constante.

En la figura 5.17 se efectúa una comparación en la producción eléctrica para los diferentes modos de operación considerados. Solo cinco horas son simuladas debido a que desde las 15.5 h la radiación solar es muy baja. Como era de esperarse, las ganancias de producción son más pequeñas en días nublados, pero

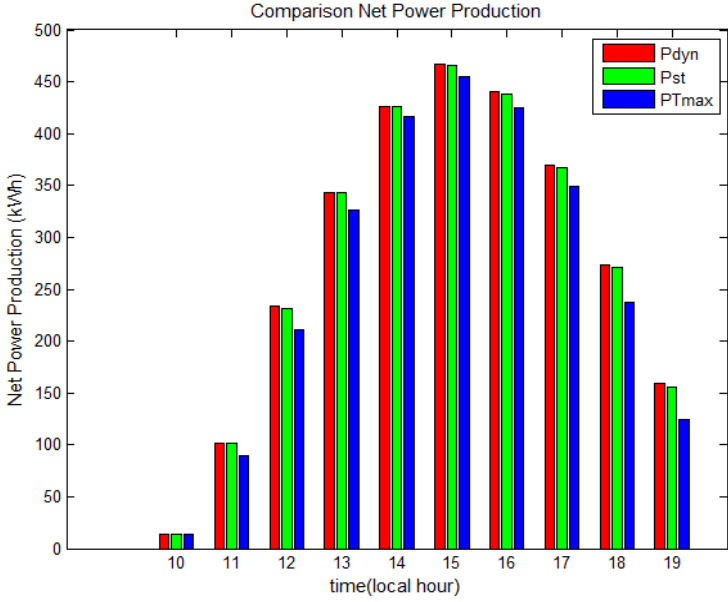


Figura 5.13: Día de verano: Comparación de la producción eléctrica

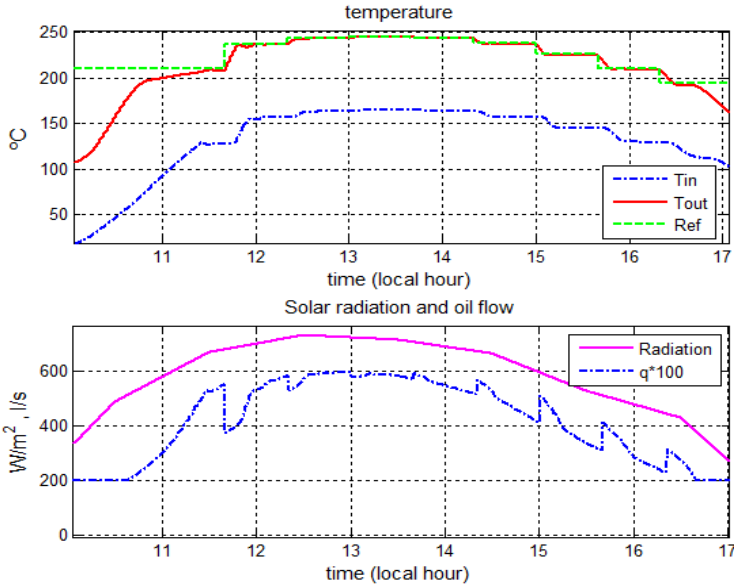


Figura 5.14: Día de invierno: Evolución de la planta y set-points óptimos

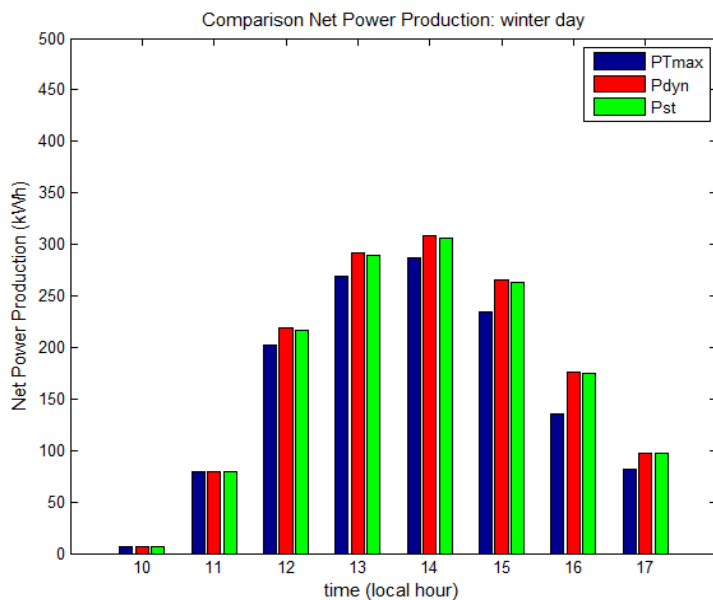


Figura 5.15: Día de invierno: Comparación en la producción eléctrica

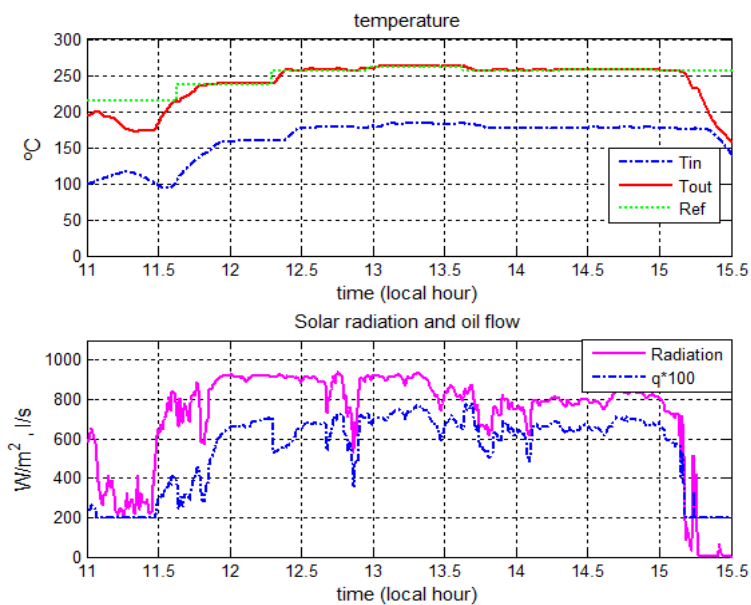


Figura 5.16: Día nublado: Evolución de la planta y set-points óptimos

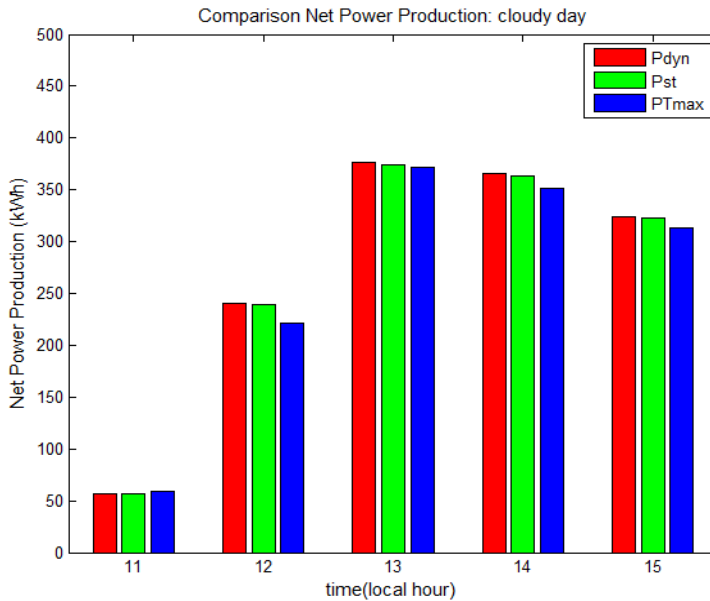


Figura 5.17: Día nublado: Comparación en la producción eléctrica

incluso así, operar en los set-points óptimos produce ganancias en torno a un 4% como se muestra en la tabla 5.4.

Finalmente, la figura 5.18 muestra la mejora obtenida cuando se trabaja en los set-points óptimos en lugar de una referencia constante para dos días típicos de verano e invierno y para diferentes temperaturas. Como se puede observar, la mínima ganancia obtenida está en torno a un 3.1% en un día de verano con altos niveles de radiación y sobre un 3.85% en un día de invierno. La característica más notoria es que la mejor referencia constante, 230 °C en invierno y 250 °C en verano, están muy lejos de la máxima temperatura permitida en el campo solar.

5.6. Conclusiones

La competitividad de los sistemas de energía solar se puede incrementar reduciendo inversión y costes de operación así como incrementando el rendimiento global. Los algoritmos de control avanzado son una estrategia clave para mejorar el rendimiento.

En este capítulo se ha desarrollado un método para optimizar la producción eléctrica en plantas de colectores CCPs. Los resultados de simulación muestran

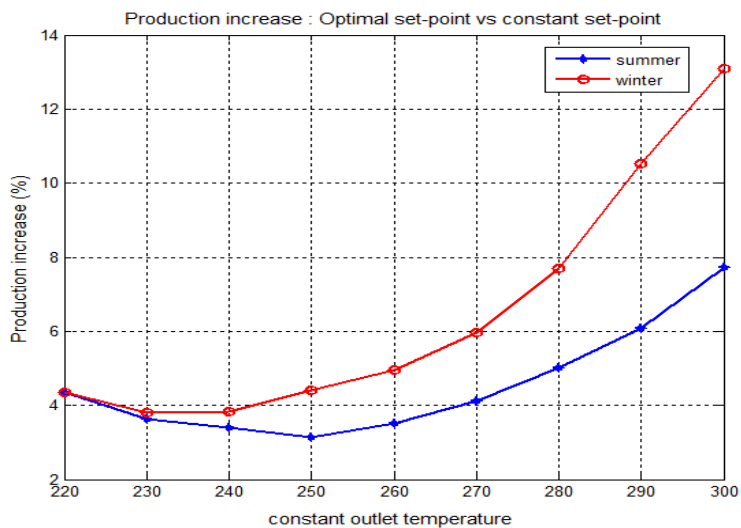


Figura 5.18: Incrementos de producción trabajando en los set-points óptimos

que se puede conseguir incrementos sustanciales con el procedimiento propuesto.

Modelado Híbrido de una planta solar de refrigeración

Contents

6.1. Introducción	90
6.2. Descripción de la planta	92
6.3. Modelado de los subsistemas	94
6.3.1. Campo solar Fresnel	94
6.3.2. Tanque de almacenamiento basado en PCM	96
6.3.3. Modelado de la máquina de absorción	102
6.4. Modelo Híbrido de la planta solar de refrigeración	104
6.5. Transiciones entre los modos de operación	107
6.6. Simulaciones y resultados	109
6.7. Conclusiones	111

6.1. Introducción

En los últimos años se han construido múltiples plantas solares haciendo uso de múltiples tecnologías tales como colectores cilindro-parabólicos (CCP), torre, disco solar, colectores Fresnel etc. Por ejemplo, se puede mencionar la planta experimental ACUREX en la plataforma solar de Almería (España), las plantas de CCPs comerciales de 50 MW Helioenergy 1 y 2 (Écija, España), Solnova 1, 3 y 6 (Sanlúcar, España), o las plantas de torre PS10 y PS20 (Sanlúcar, España), todas ellas operadas por Abengoa Solar ([Abengoa Solar \(2012\)](#)).

Las plantas anteriormente mencionadas proporcionan energía eléctrica haciendo uso de la energía solar. Sin embargo, una de las aplicaciones de la energía solar es el suministro de aire acondicionado en edificios. El interés en los sistemas

de refrigeración solar se ha incrementado de manera importante debido al hecho de que la necesidad de aire acondicionado está fuertemente relacionada con altos niveles de radiación solar (Sonntag et al. (2008)). Esto no tiene porqué suceder en las plantas termosolares. Existen varios trabajos relacionados con las diferentes tecnologías en los sistemas de refrigeración solar. En Kima and Infante-Ferreira (2008), se presenta una revisión del estado del arte en las diferentes tecnologías disponibles para refrigeración solar. En Fong et al. (2010), se describen algunas instalaciones para refrigeración solar, su operación, ventajas y limitaciones. En Albers et al. (2011), se presenta una completa revisión de tecnologías para refrigeración solar usando sistemas de sorción.

Este capítulo aborda el modelado y simulación de la planta de refrigeración solar ubicada en la Escuela Superior de Ingenieros de la Universidad de Sevilla (ESI) (Bermejo et al. (2010)). Esta planta fue puesta en servicio en el 2008, y consta de un campo de colectores tipo Fresnel, una máquina de absorción LiBr+ de doble efecto que usa agua presurizada, y un tanque de almacenamiento. El campo de colectores Fresnel entrega el agua presurizada a una temperatura en el rango 140-170 °C a la máquina de absorción para producir aire acondicionado. Si la radiación solar no es suficientemente alta para calentar el agua a la temperatura requerida, se puede hacer uso del tanque de almacenamiento. Si este tampoco posee energía suficiente, la máquina de absorción puede recurrir a quemar gas natural. Los resultados aquí descritos se encuentran en Gallego et al. (2014b).

Los trabajos desarrollados usando otra planta solar de refrigeración instalada en la ESI de Sevilla muestran que el desarrollo de algoritmos de control para este tipo de sistemas, deben hacer frente a dos grandes dificultades (Zambrano (2007); Zambrano et al. (2008)): en primer lugar, la fuente de energía primaria, el Sol, no puede ser manipulado. En segundo lugar, las condiciones ambientales y la demanda de refrigeración pueden cambiar de forma sustancial. Esta planta se usó dentro del programa de excelencia HYCON y sirvió como banco de pruebas para probar diferentes tecnologías de control basadas en sistemas híbridos.

Las diferencias entre la planta solar HYCON y la que se describe en este capítulo son las siguientes:

- El campo solar de la planta descrita en este capítulo usa colectores tipo Fresnel, mientras que la planta HYCON usa colectores planos fotovoltaicos.
- El sistema de almacenamiento está basado en materiales de cambio de fase (PCM, en inglés), mientras que el sistema de acumulación en la planta HYCON está compuesto de dos tanques de almacenamiento de agua.

- La máquina de absorción es de doble efecto LiBr+ con una potencia teórica máxima de refrigeración de 174 kW. El enfriador usado en la planta HYCON fue una máquina de simple efecto con una potencia de refrigeración de 35 kW.

Las plantas solares para refrigeración pueden trabajar en diferentes modos de operación tal y como se explica en [Zambrano et al. \(2006\)](#) y [Zambrano \(2007\)](#). Para asegurar una operación óptima de la planta y minimizar el consumo de gas natural, se necesita un modelo de la planta. El problema de control resultante combina variables continuas y discretas, el cual es difícil de resolver en tiempo real ([Zambrano \(2007\)](#)). Para evitar esto, se desarrolla un modelo híbrido en el que el cambio de modos está gobernado por umbrales los cuales han sido calculados de forma óptima para diferentes días tipo.

Este capítulo está organizado de la siguiente forma: en la sección 2, se describe brevemente la planta solar de refrigeración. En la sección 3, se presenta el modelado de cada subsistema. En la sección 4, se describe el procedimiento de selección del modo de operación. En la sección 5 se presentan simulaciones y se describen los resultados obtenidos. Finalmente, el capítulo acaba con algunas conclusiones.

6.2. Descripción de la planta

La planta solar de refrigeración fue puesta en servicio en 2008 y está compuesta de 3 tres subsistemas: la máquina de absorción de doble efecto de 174 kW de potencia nominal. El campo de colectores Fresnel calienta el agua presurizada y la entrega al enfriador para producir aire acondicionado. El tanque de almacenamiento basado en PCM ayuda, suministrando energía adicional al agua para alcanzar la temperatura de operación requerida, si el campo solar no puede alcanzarla. La figura 6.1 muestra el esquema de la planta completa.

Máquina de absorción: Es un ciclo LiBr+ de doble efecto con una potencia nominal de 174 kW y un COP teórico de 1.34, el cual transforma la energía térmica del agua a una temperatura entre 140-170 °C que proviene del campo solar o del tanque, en agua fría para usarla en la ESI de Sevilla ([Bermejo et al. \(2010\)](#)). Además del agua caliente, se requiere un fluido de refrigeración, el cual se extrae del río Guadalquivir.

Campo solar: El campo solar está formado por un conjunto de colectores Fresnel como se muestra en la figura 6.2). Estos concentran la radiación solar

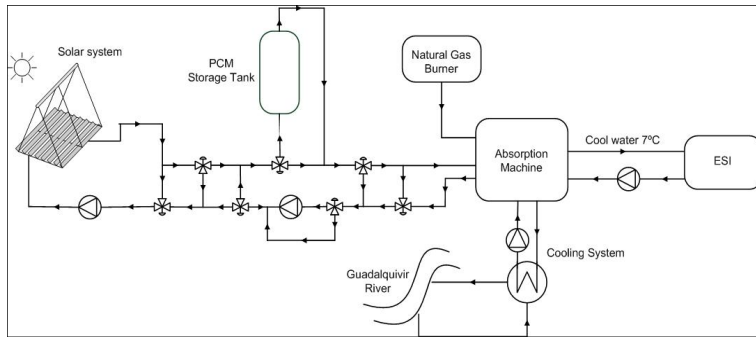


Figura 6.1: Esquema general de la planta

en una línea focal donde se ubica un tubo que la absorbe. La energía se transfiere al agua presurizada, que actúa como fluido de transmisión de calor.

Tanque de almacenamiento PCM: El tanque de almacenamiento es un intercambiador de calor carcasa-tubo de 18 m de largo y 1.31 m de diámetro (figura 6.3). Está formado por una serie de tubos que contienen el fluido de transmisión de calor y el PCM rellena el espacio entre ellos y la carcasa. El material de cambio de fase utilizado es la hidroquinona, dado que la temperatura de fusión de está es de aproximadamente 170 °C, la cual es adecuada para los requisitos de operación (140-170 °C).



Figura 6.2: Campo de colectores Fresnel



Figura 6.3: Tanque de almacenamiento basado en PCM

6.3. Modelado de los subsistemas

En esta sección se presentan los modelos de los diferentes subsistemas que forman la planta. La planta solar de refrigeración posee cuatro subsistemas: El campo de colectores Fresnel, el tanque de almacenamiento, la máquina de absorción y el sistema de tuberías que los conectan. Se presentan las ecuaciones que gobiernan cada subsistema, validadas mediante datos reales tomados de la planta.

Debido a que el objetivo principal del modelo es ser usado para propósitos de control, las ecuaciones de balance de cada subsistema deben ser lo más simples posible, buscando una solución de compromiso entre precisión y complejidad.

6.3.1. Campo solar Fresnel

En esta subsección se presenta el modelo matemático del campo solar Fresnel. En este tipo de sistemas solares se pueden considerar dos enfoques: el modelo de parámetros concentrados (desarrollado y explicado en [Robledo et al. \(2010\)](#)) y el modelo de parámetros distribuidos (descrito en [Spoladore et al. \(2011\)](#)). En este trabajo se ha elegido el modelo de parámetros distribuidos, el cual es descrito por el sistema de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales (PDE, en inglés) ([Camacho et al. \(1997\)](#); [Gallego and Camacho \(2012b\)](#)):

$$\rho_m C_m A_m \frac{\partial T_m}{\partial t} = IK_{opt} n_o G - H_l G (T_m - T_a) - LH_t (T_m - T_f) \quad (6.1)$$

$$\rho_f C_f A_f \frac{\partial T_f}{\partial t} + \rho_f C_f q \frac{\partial T_f}{\partial x} = LH_t (T_m - T_f) \quad (6.2)$$

Símbolo	descripción	Unidades
t	Tiempo	s
x	Espacio	m
ρ	Densidad	kgm^{-3}
C	Calor específico	$JK^{-1}kg^{-1}$
A	Área de la sección transversal	m^2
$T(x,y)$	Temperatura	K, °C
$q(t)$	Caudal de agua	m^3s^{-1}
$I(t)$	Radiación solar	Wm^{-2}
η_o	Eficiencia geométrica	Sin unidad
K_{opt}	Eficiencia óptica	Sin unidad
G	Apertura del colector	m
$T_a(t)$	Temperatura ambiente	K, °C
H_l	Coficiente global de pérdidas térmicas	$Wm^{-2}°C^{-1}$
H_t	Coficiente de transmisión de calor metal-fluido	$Wm^{-2}°C^{-1}$
L	Longitud del perímetro mojado	m

Tabla 6.1: Descripción de parámetros del captador Fresnel

Donde el subíndice m se refiere al metal y el subíndice f al fluido. En la tabla 6.1, se muestran los parámetros y sus unidades. El mismo sistema de ecuaciones se usa para modela el sistema de tuberías. En este caso, la radiación incidente es nula (al estar aislados los tubos) y las pérdidas térmicas son diferentes.

El sistema PDE se resuelve dividiendo el tubo en 64 segmentos de 1 m de longitud y un tiempo de integración de 0.5 s.

Como se ha mencionado, el fluido de transmisión de calor es agua presurizada cuya densidad y calor específico se obtienen como funciones de la temperatura de cada segmento usando datos del fabricante. El coeficiente de transmisión de calor depende de la temperatura del segmento y del caudal de agua (Kreith et al. (2011); Withephanich et al. (2013)). En lo que respecta al coeficiente de pérdidas térmicas, este fue obtenido usando datos experimentales del campo (Spoladore et al. (2011); Robledo et al. (2010); Martín-Macareno et al. (2011)). Las expresiones

para estas variables son las siguientes:

$$\rho_f = -0,0025498 T^2 - 0,20262 T + 1003,91757$$

$$C_f = 5,1673e - 7 T^4 - 0,0001568 T^3 + 0,02767 T^2 - 1,6264 T + 4207,4039$$

$$H_l = 0,001297(T_m - T_a) + 0,28585$$

$$H_t = (0,00013388 T^4 - 0,0778 T^3 + 18,72 T^2 - 2573,11 T + 410838,38)q^{0,8}$$

La eficiencia óptica, K_{opt} , está compuesta por factores como la reflectividad de los espejos, la absorción de los tubos primario y secundario y otros factores. Las expresiones de la eficiencia geométrica *no*, son complicadas y están descritas en detalle en [Robledo et al. \(2010\)](#) .

Las figuras 6.4 y 6.5, muestran una comparación entre el comportamiento y la evolución del modelo y del campo real. Como se puede observar, el modelo reproduce el comportamiento de la planta de un modo satisfactorio.

6.3.2. Tanque de almacenamiento basado en PCM

Para modelar la dinámica del tanque de almacenamiento, se usa un modelo de dos etapas: cuando el PCM está en la zona de transmisión de calor sensible, el comportamiento del modelo se puede describir como un modelo de doble capacidad. En el cambio de fase, la solución está basada en las ecuaciones de Stephan. En [Ruíz-Pardo et al. \(2012\)](#), se realiza una descripción más completa del tanque de almacenamiento.

6.3.2.1. Modelo de doble capacidad

En esta etapa, el modelo está formado por dos zonas capacitivas diferentes, con una resistencia térmica entre ellas. Los radios r_e y r_i denotan los radios exterior e interior respectivamente, r_m es el radio de separación entre las dos zonas capacitivas, siendo un parámetro que debe ser identificado. T_1 y T_2 representan las temperaturas de las zonas 1 y 2, h es el coeficiente de transmisión de calor por convección, K es la conductividad, C_p es el calor específico y T_∞ representa la temperatura del agua.

El modelo posee dos ecuaciones diferenciales, una por cada zona:

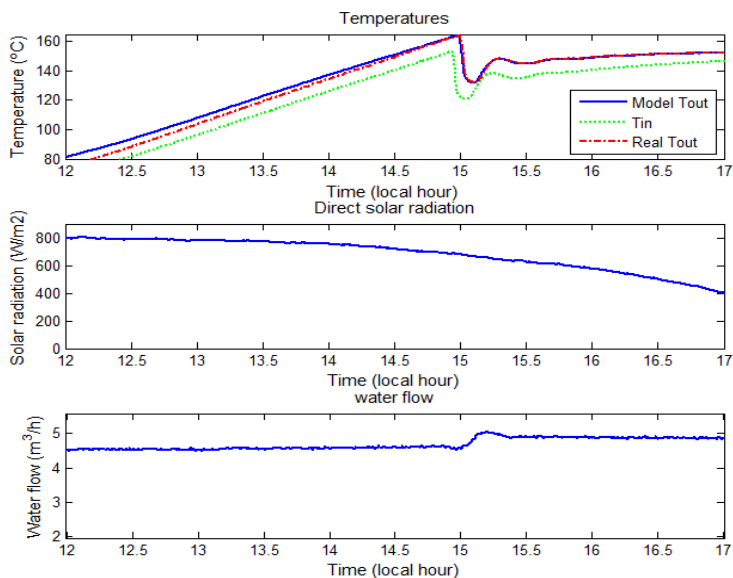


Figura 6.4: Modelo vs Real: 21/09/2011

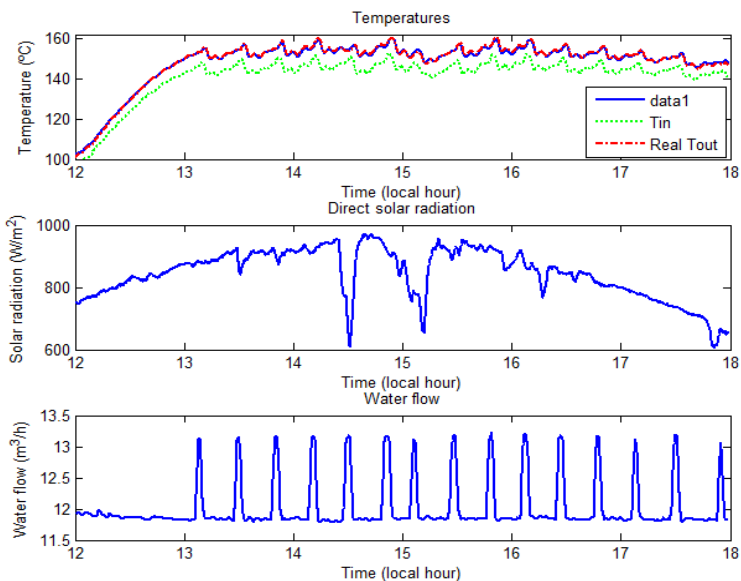


Figura 6.5: Modelo vs Real: 29/06/2009

Zona1 :

$$\pi \rho C_p (r_m^2 - r_i^2) \frac{dT_1}{dt} = 2h \pi r_i (T_\infty - T_1) - \frac{2\pi K (T_1 - T_2)}{\ln(r_e/r_i)} \quad (6.3)$$

Zona2 :

$$\frac{2\pi K (T_1 - T_2)}{\ln(r_e/r_i)} = \rho C_p \pi (r_e^2 - r_m^2) \frac{dT_2}{dt} \quad (6.4)$$

Para las fases sólida y líquida se usan las mismas ecuaciones, pero la conductividad y la densidad puede tener diferentes valores para cada una.

6.3.2.2. La solución de Stephan para el cambio de fase

Una vez que el PCM alcanza los 170 °C, empieza el cambio de fase. En esta etapa, la dinámica está gobernada por el cambio de fase. Se considera que las fases sólida y líquida están en estado estable. La solución de Stefan establece un límite inferior de la energía almacenada en el fenómeno de cambio de fase, así como un límite de velocidad para su evolución. Si el número de Stefan, dado por la ecuación (6.5), es muy pequeño, se puede hallar una solución suponiendo un medio semi-infinito y que todo el material está inicialmente a la temperatura de cambio de fase (j. Lunardini (1981)) y (Naterer (2002)).

$$S_T = \frac{C_p (T_f - T(r_i))}{L} \quad (6.5)$$

Las expresiones finales de la solución de Stefan vienen dadas por las ecuaciones (6.6) y (6.7):

$$T(r) = T_f + \frac{h r_i}{K} \left(\frac{T_f - T_\infty \frac{h r_i}{K} \ln(r_i/R)}{1 - \frac{h r_i}{K} \ln(r_i/R)} - T_\infty \right) \ln(r/R) \quad (6.6)$$

$$t_{st} = C \left(r_i \left[\frac{r_i h}{K} - 2 \right] - R^2 \left(\frac{2h}{K} \ln(r_i/R) + \frac{h}{K} - \frac{2}{r_i} \right) \right) \quad (6.7)$$

$$C = \frac{\rho L^*}{4h(T_\infty - T_f)}$$

Donde $R = R(t_{st})$ es la posición de la interfase que depende de t_{st} (tiempo de Stefan), T_f es la temperatura de fusión, $T(r)$ es la temperatura del PCM que

depende del radio y L^* el calor latente corregido de la hidroquinona. En [Ruíz-Pardo et al. \(2012\)](#) y [Gallego et al. \(2013b\)](#), se proporcionan todos los detalles de modelado y la estimación de los parámetros se describe en mayor profundidad. En la Tabla 6.2, se detallan los parámetros y unidades.

Symbol	description	Units
t	Tiempo	s
k	Espacio	m
A_t	Área de los tubos	m
t_{st}	Tiempo de Stefan	s
ρ_l	Densidad del estado líquido	$kg\ m^{-3}$
ρ_s	Densidad del estado sólido	$kg\ m^{-3}$
C_{psolid}	Calor específico de la hidroquinona en estado sólido	$JK^{-1}kg^{-1}$
$C_{pliquid}$	Calor específico de la hidroquinona en estado líquido	$JK^{-1}kg^{-1}$
C_{pwater}	Calor específico del agua	$JK^{-1}kg^{-1}$
h	Coefficiente de convección agua-hidroquinona	$Wm^{-2}K^{-1}$
K	Coefficiente de conductividad	$Wm^{-1}K^{-1}$
K_l	Coefficiente de conductividad de la hidroquinona en estado líquido	$Wm^{-1}K^{-1}$
K_s	Coefficiente de conductividad de la hidroquinona en estado sólido	$Wm^{-1}K^{-1}$
T_∞	Temperatura del agua	K, °C
$T(r)$	Temperatura superficial de cada segmento	K, °C
$Tseg(t, k)$	Temperatura de cada segmento	K, °C
$q_{mass}(t)$	caudal de agua	$kg\ s^{-1}$
r_e	radio exterior	m
r_i	radio interior	m
r_m	radio de separación	m
$R(t)$	Posición de la interfase	m
L	Calor latente de la hidroquinona	J/g

Tabla 6.2: Descripción de parámetros y unidades para el tanque de almacenamiento PCM

6.3.2.3. Identificación de Parámetros

Todos los parámetros del modelo son conocidos o pueden obtenerse por datos del fabricante o tablas termodinámicas. Sin embargo hay 4 parámetros que deben

ser identificados: K_s, K_l, h y r_i . Para poder estimar su valor, se hará uso de datos experimentales tomados del tanque. A continuación se muestran los rangos de búsqueda para cada parámetro:

Coefficiente de conducción: El flujo de energía debido a la transmisión de calor por conducción está gobernada por este coeficiente. En realidad, hay 2 coeficientes diferentes: uno para el estado líquido y otro para el estado sólido, los cuales pueden tener un valor diferente. Como se describe en [R. Velrag et al. \(1999\)](#), la mayor parte de los materiales de cambio de fase poseen una conductividad térmica muy baja. Debido a este hecho, el rango de búsqueda para estos coeficientes será de $0 \leq K_s \leq 1,2$ and $0 \leq K_l \leq 1,2 \text{ Wm}^{-1}\text{K}^{-1}$.

Coefficiente de convección: En general, el modelado detallado de la transmisión de calor por convección es una tarea bastante difícil debido a que existen múltiples factores que pueden influir. En los sistemas de almacenamiento basados en PCM, este coeficiente toma un valor mucho mayor que la conductividad. Aunque h depende del caudal y la temperatura, en este caso se buscará un valor constante por simplicidad. Se ha establecido un rango de búsqueda de $0 \leq h \leq 1400 \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-1}$.

Radio de separación r_m : Este parámetro separa las dos zonas consideradas en la etapa de transferencia de calor sensible en el modelo. En este caso, el valor de búsqueda está entre el radio interior y exterior, es decir, $r_i \leq r_m \leq r_e$.

Con esta información, la obtención de parámetros se puede plantear como un problema de optimización no lineal, de la siguiente manera (ecuación (6.8)):

$$\min_{\theta} J(y, \theta)$$

s.t

$$\theta_{min} \leq \theta \leq \theta_{max}$$

(6.8)

Donde θ representa el vector de parámetros. La función de coste se elige como una cuadrática. Sea y_{sal} , la salida medida en el tanque de almacenamiento e y_{model} la salida del modelo, $f(t, T, K_l, K_s, h, r_m)$ las ecuaciones del modelo. El problema de optimización se puede plantear como:

$$\min_{K_l, K_s, h, r_m} (y_{sal} - y_{model})^T (y_{sal} - y_{model})$$

sujeto a

$$y_{model} = f(t, T, K_l, K_s, h, r_m)$$

$$0 \leq K_l \leq 1,2$$

$$0 \leq K_s \leq 1,2$$

$$0 \leq h \leq 1400$$

$$r_i \leq r_m \leq r_e$$

(6.9)

Después de resolver el problema, los parámetros toman los siguientes valores (Gallego et al. (2013b)):

$$K_s = 0,45 \text{ W}/(mK)$$

$$K_l = 0,612 \text{ W}/(mK)$$

$$h = 510 \text{ W}/(mK)$$

$$r_m = 0,01471 \text{ m}$$

La figura 6.6 muestra una comparación entre el modelo y la temperatura real del tanque de almacenamiento. A las 14.45 h la válvula de entrada se abre y el agua caliente entra en el tanque. Como se puede observar, el modelo se ajusta fielmente a los datos reales con un error máximo de un 2,5%.

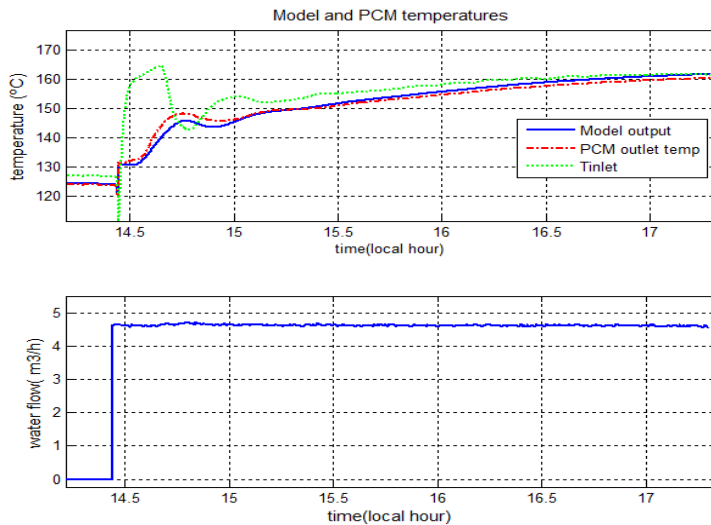


Figura 6.6: Evolución de la temperatura del PCM: Modelo vs Real

6.3.3. Modelado de la máquina de absorción

La máquina de absorción (ver figura 6.7) está formada por tres partes, el generador de alta temperatura, el sistema de refrigeración y el evaporador. Cada componente está modelado como un modelo de caja gris, usando datos de entrada-salida.



Figura 6.7: Máquina de absorción de doble efecto

Existen en la literatura modelos más complejos para enfriadores por absorción [Grossman and Wilk \(1994\)](#), pero son demasiado complicados para usarlos en propósitos de control. El modelo desarrollado aquí es un modelo simplificado.

Los tres subsistemas se describen por un modelo de parámetros concentrados con capacidades caloríficas constantes. Todos los coeficientes involucrados en las ecuaciones fueron obtenidos usando datos de la máquina de absorción real. Las figuras 6.8 y 6.9, muestran una comparación entre la evolución del modelo y de la máquina real. Como se puede observar las evoluciones son bastante parecidas, por lo que el modelo puede considerarse suficiente para los propósitos que aquí se persiguen. Los parámetros de cada parte del modelo han sido identificados con datos reales tomados de la máquina de absorción de doble efecto.

6.3.3.1. Generador de alta temperatura

La ecuación de balance que describe la evolución de la temperatura de salida del generador está dada por la ecuación (6.10):

$$C_g \frac{dT_{ogen}}{dt} = Q_{cald} - Q_{gloss} + \rho_w q_h C_w (T_{ogen} - T_{igen}) \quad (6.10)$$

Donde T_{ogen} y T_{igen} representan las temperaturas de salida y entrada del generador de alta, Q_{cald} es la energía proporcionada por el quemador (W), Q_{gloss} son las pérdidas térmicas (W), C_g es la capacidad térmica del generador de alta y tiene el valor de 1128 kJ/°C, ρ_w y C_w son la densidad y el calor específico del agua, y q_h es el caudal de agua del generador de alta.

Sea T_{gm} , la temperatura media del generador y T_a la temperatura ambiente. El coeficiente de pérdidas térmicas tienen la forma:

$$Q_{gloss} = 2,3134e - 4 * (T_{gm} - T_a)^3 - 1,7789e - 2 * (T_{gm} - T_a)^2 - 2,607e - 2 * (T_{gm} - T_a) + 2,223; \quad (6.11)$$

6.3.3.2. Evaporador

La ecuación de balance que describe la evolución de la temperatura de salida del evaporador está dada por la ecuación (6.12):

$$C_{ev} \frac{dT_{oevap}}{dt} = -Q_{ev} - Q_{evloss} + \rho_w q_{ev} C_w (T_{iev} - T_{oev}) \quad (6.12)$$

Donde T_{oev} y T_{iev} representan las temperaturas de salida y de entrada del evaporador, Q_{ev} es la potencia de refrigeración suministrada por la máquina de absorción (W), Q_{evloss} son las pérdidas térmicas (W), C_{ev} es la capacidad térmica del evaporador, y tiene el valor de 2088 kJ/°C, y q_{ev} es el caudal de agua del evaporador.

Sea T_{evmed} , la temperatura media del evaporador y T_a la temperatura ambiente. El coeficiente de pérdidas térmicas tienen la forma:

$$Q_{evloss} = 4,8687(T_{evmed} - T_a) \quad (6.13)$$

La cantidad de calor absorbida por el evaporador depende de la que genera el generador de alta, multiplicada por el COP, que en este caso es 1.3.

$$Q_{ev} = \rho_w * q_h * C_w * (T_{igen} - T_{ogen}) * COP \quad (6.14)$$

6.3.3.3. Refrigerador

La ecuación de balance que describe la evolución de la temperatura de salida del refrigerador está dada por la ecuación

$$C_{refr} \frac{dT_{orefr}}{dt} = Q_{refr} - Q_{refr1oss} + \rho_w q_{ref} C_w (T_{irefr} - T_{orefr}) \quad (6.15)$$

Donde T_{orefr} y T_{irefr} representan las temperaturas de salida y entrada del refrigerador, Q_{refr} es la potencia térmica disipada por el refrigerador (W), $Q_{refr1oss}$ son las pérdidas térmicas (W), C_{refr} es la capacidad térmica del refrigerador y tiene el valor de 2640 kJ/°C, q_{ref} es el caudal de agua del refrigerador.

Sea T_{refr_m} , la temperatura media del evaporador y T_a la temperatura ambiente. El coeficiente de pérdidas térmicas tienen la forma:

$$Q_{ev1oss} = 0,05214(T_{refr_m} - T_a) \quad (6.16)$$

6.4. Modelo Híbrido de la planta solar de refrigeración

En esta sección se describe el modelo híbrido de la planta solar.

Como se ha mencionado previamente, la planta solar de refrigeración puede operar en diferentes modos de funcionamiento. La selección de los diferentes modos tiene como objetivo cumplir dos metas: satisfacer la demanda de refrigeración y minimizar el consumo de gas natural de la máquina de absorción.

Un modo de operación puede definirse como una configuración particular de los subsistemas, válvulas y bombas que componen la planta (figura 6.1). La elección de trabajar en un modo particular está determinada por la demanda, el estado de la planta y las condiciones ambientales.

El estado de la planta está descrito por enteros (por ejemplo, las posiciones de las válvulas abierta/cerrada) y variables reales (temperaturas, caudales,...). Este hecho conlleva la necesidad de una descripción híbrida del proceso. Para implementar estrategias de control avanzadas se requeriría resolver un problema de optimización entero-mixto, si se desea que el algoritmo de control elija el mejor modo para operar (Zambrano (2007)). Aunque existen algoritmos de resolución de problemas entero-mixtos bastante eficientes en la literatura (Bertsekas (April 2003)), generalmente requieren más recursos de computación que los disponibles

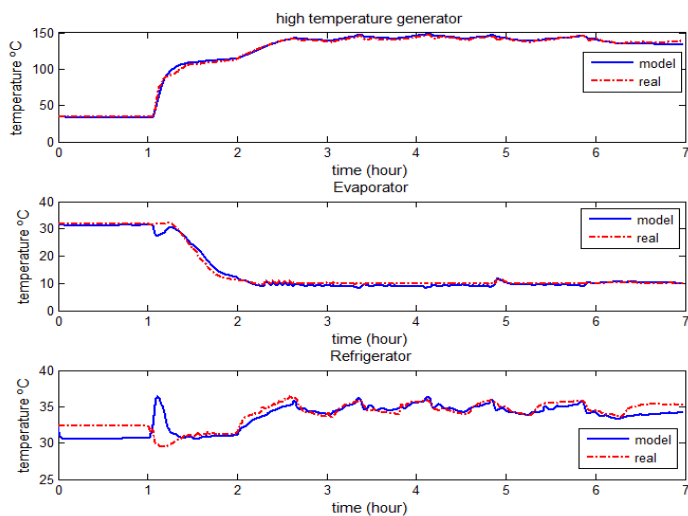


Figura 6.8: Modelo vs Real: 19/07/2010

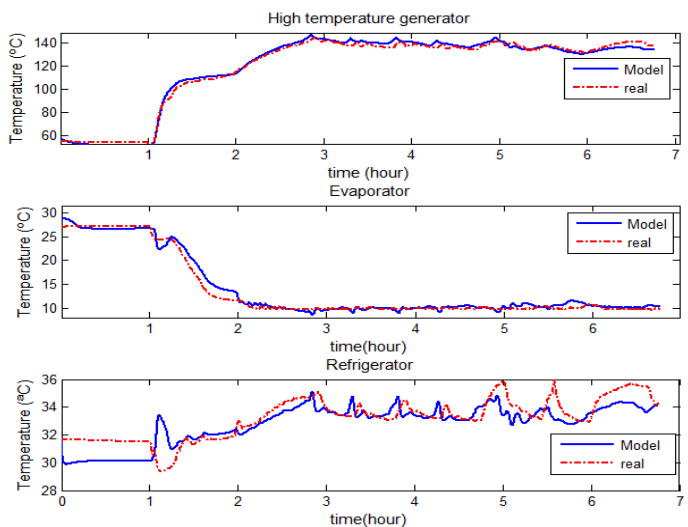


Figura 6.9: Modelo vs Real: 21/07/2010

en los controladores de la planta. Además, la complejidad de resolver este problema de optimización se incrementa de un modo importante con el número de variables enteras. Si se considera un alto número de variables, el problema de optimización puede ser muy difícil de resolver en tiempo real.

En este capítulo se elige un enfoque alternativo: para seleccionar el modo de operación se desarrollará un algoritmo heurístico basado en una serie de umbrales obtenidos usando datos correspondientes a días típicos de operación. Este procedimiento es similar al usado en [Sonntag et al. \(2008\)](#) y [Zambrano et al. \(2006\)](#). A continuación se listan y describen brevemente, los diferentes modos de operación:

- Modo 0: el campo solar carga el tanque de almacenamiento si es posible. No existe demanda de refrigeración por lo que la máquina de absorción está apagada.
- Modo 1: El campo solar está conectado a la máquina de absorción a través del tanque de almacenamiento. Este modo es útil en dos situaciones: el tanque puede proporcionar energía si el campo solar no puede calentar el agua a la temperatura requerida o hay un exceso de energía en el campo solar que puede servir para cargar el acumulador a la vez que se alimenta a la máquina de absorción.
- Modo 2: El tanque de almacenamiento alimenta la máquina de absorción mientras el campo solar se calienta recirculando agua.
- Modo 3: Se usa el tanque de almacenamiento para calentar tuberías. Puede ser útil al principio de la mañana para un arranque rápido.
- Modo 4: El tanque suministra agua caliente a la máquina de absorción si el campo solar no puede trabajar (avería, nula radiación...). Por ejemplo, en un día nublado cuando la radiación solar es nula y el tanque está completamente cargado.
- Modo 5: El campo solar alimenta a la máquina de absorción.
- Modo 6: El agua se recircula en el circuito del campo solar. La máquina de absorción consume gas natural.

Aunque existen muchas transiciones posibles entre los modos, algunas no son factibles. Por ejemplo, suponiendo que la planta está en el modo 5 y una caída repentina en la radiación enfría el campo solar por debajo del mínimo requerido, en este caso, si el tanque tiene energía la opción más razonable sería el modo 1. En la siguiente sección se explica la transición entre los diferentes modos de operación.

Actual \ Objetivo	M. 0	M. 1	M. 2	M. 5	M. 6
M.0	X	X	T_{0-2}	T_{0-5}	T_{0-6}
M.1	T_{1-0}	X	T_{1-2}	T_{1-5}	X
M.2	T_{2-0}	T_{2-1}	X	X	T_{2-6}
M.5	T_{5-0}	T_{5-1}	X	X	T_{5-6}
M.6	T_{6-0}	T_{6-1}	X	T_{6-5}	X

Tabla 6.3: Transiciones permitidas entre los modos de operación

6.5. Transiciones entre los modos de operación

En esta sección se describen las transiciones entre los modos de operación. Solo los modos 0,1,2,5 y 6 se consideran como seleccionables automáticamente por el modelo híbrido. El modo inicial se considera siempre el modo 6. Los modos 3 y 4 se seleccionan por el operador debido a que tratan casos especiales en la operación de la planta.

No todas las transiciones entre los modos de operación se permiten. El criterio para elegir el modo de operación es que la apertura y cierre de las válvulas en la planta debería ser suave: incluir o excluir más de un subsistema en cada transición no es deseable. Las posibles transiciones se muestran en la tabla 6.3.

Las transiciones dependen de las variables de la planta: temperatura de salida del campo solar, la energía almacenada en el tanque, demanda de refrigeración, condiciones medioambientales etc. Para modular las transiciones entre los diferentes modos, se han definido 3 umbrales. Sus valores se han obtenido simulando algunos días tipo y minimizando el gas natural usado por la máquina de absorción.

Es necesario resaltar diversos puntos:

- La temperatura mínima en la máquina de absorción, permitida para una correcta operación es de 135 °C. Esto debe ser tenido en cuenta porque hay pérdidas térmicas en las tuberías que conectan el campo solar y la máquina.
- El tanque de almacenamiento puede proporcionar energía por 1 hora aproximadamente cuando está totalmente cargado. El tanque solo debería ser usado en el caso en que la cantidad de energía sea alta o el campo solar es capaz de cargarlo. Es decir, como regla general, su uso debería minimizarse.
- Cuando la radiación solar es alta y el campo solar es capaz de cargar el acumulador y alimentar a la máquina de absorción, esto solo se debería

hacer si la temperatura del tanque es suficientemente alta para asegurar que a la entrada del enfriador haya una temperatura adecuada. Por ejemplo, si la temperatura de salida del campo solar es de 160 °C y la temperatura del tanque es de 130 °C, el uso del modo 1 no sería correcto, debido a que la temperatura del tanque es inferior que la requerida por la máquina. En este caso se procedería a quemar gas natural.

- El máximo gradiente entre la temperatura de salida del campo solar y del tanque de almacenamiento no debe superar los 30 °C, si se decide usar el tanque de almacenamiento.

En lo restante, nos referimos a la temperatura de salida del campo solar como T_{capt} , la temperatura del tanque de almacenamiento es T_{tank} y la existencia de demanda de refrigeración se representa por una variable binaria, CD, la cual toma el valor 1 si existe demanda y 0 en otro caso. Las condiciones para cada transición se presentan a continuación:

$$T_{0-2}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} < 135 \text{ AND } T_{tank} \geq 140 + U_3$$

$$T_{0-5}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} > 140 + U_1$$

$$T_{0-6}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} < 135 \text{ AND } T_{tank} < 140 + U_3$$

$$T_{1-0}: CD==0$$

$$T_{1-2}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} < 135 \text{ AND } T_{capt} > 140 + U_3$$

$$T_{1-5}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} > 140 + U_1$$

$$T_{1-6}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} < 135 \text{ AND } T_{tank} < 140 + U_2$$

$$T_{2-0}: CD==0$$

$$T_{2-1}: CD==1 \text{ AND } (T_{capt} > 140 + U_3 \text{ AND } T_{tank} > 135 \text{ AND } |T_{capt} - T_{tank}| < 30)$$

$$T_{2-6}: CD==0 \text{ AND } T_{tank} < 138$$

$$T_{5-0}: CD==0$$

$$T_{5-1}: CD==1 \text{ AND } ((T_{capt} > 140 + U_3 \text{ AND } T_{tank} \geq 135 \text{ AND } T_{capt} - T_{tank} \geq 5) \text{ OR } (T_{capt} < 135 \text{ AND } T_{tank} > 140 + U_2) \text{ AND } |T_{capt} - T_{tank}| < 30)$$

$$T_{5-6}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} < 135 \text{ AND } T_{tank} < 140 + U_2$$

$$T_{6-0}: CD==0$$

$$T_{6-1}: CD==1 \text{ AND } ((T_{capt} > 140 + U_1 \text{ AND } T_{tank} > 140 + U_2) \text{ OR } (T_{capt} \geq 140 \text{ AND } T_{tank} \geq 140 + U_3) \text{ AND } |T_{capt} - T_{tank}| < 30)$$

$$T_{6-5}: CD==1 \text{ AND } T_{capt} > 140 + U_1$$

Los valores de los umbrales son los siguientes: $U_1 = 10,32$, $U_2 = 11,86$ and $U_3 = 17,89$. En las siguiente sección se presentan resultados de simulación para evaluar el desempeño del algoritmo híbrido.

6.6. Simulaciones y resultados

En esta sección, se presentan simulaciones para probar el algoritmo de elección de modos presentado en la sección anterior.

La figura 6.10 muestra un día claro donde el tanque poseía una temperatura de 146 °C. El modo inicial de operación es el modo 6 para calentar el agua en el captador solar. Una vez la temperatura de salida del captador solar alcanza un valor adecuado para alimentar la máquina de absorción, el algoritmo conmuta al modo 1. Esta es la operación normal en días claros, donde el campo solar es suficiente para alimentar a la máquina.

La figura 6.11 representa el mismo día que la figura 6.10. A las 16.8 h el caudal se disminuye a $6 \text{ m}^3/\text{h}$. Esto produce un incremento en la temperatura del campo solar y la energía es suficientemente alta para cargar el tanque. En consecuencia, el modo de operación es el modo 1. Cuando el tanque se carga y su temperatura es muy cercana a la del campo solar, el algoritmo selecciona de nuevo el modo 5, continuando con la operación normal.

La figura 6.12 muestra un día con nubes dispersas. Al principio del día, la máquina de absorción funciona quemando gas natural y el modo es el modo 6. El agua recircula a través de los colectores solares. A las 13.05 h el agua alcanza los 140 °C y, debido a que el tanque está cargado, el modo seleccionado es el modo 1 y la temperatura de entrada a la máquina de absorción se incrementa hasta los 148 °C. Después de esto, el algoritmo elige el modo 5 puesto que el campo solar es capaz de alimentar a la máquina por si mismo.

Desde las 13.4 hasta las 14 h, una nube produce una caída en la radiación solar. La temperatura de salida del campo empieza a decrecer. A las 13.7 h, la temperatura del campo es inferior a 135 °C y el modo de operación cambia al modo 1 para usar la energía almacenada en el tanque. Cuando la energía almacenada disminuye, el modo de operación es el modo 6, pues no hay otra vía que consumir gas natural.

A las 14 h, la radiación se recupera y la temperatura en el captador sube. A las 14.2 h, cuando el campo solar tiene suficiente energía para alimentar a la máquina de absorción, el modo de operación es el modo 5. Desde las 15 hasta las 15.4 h,

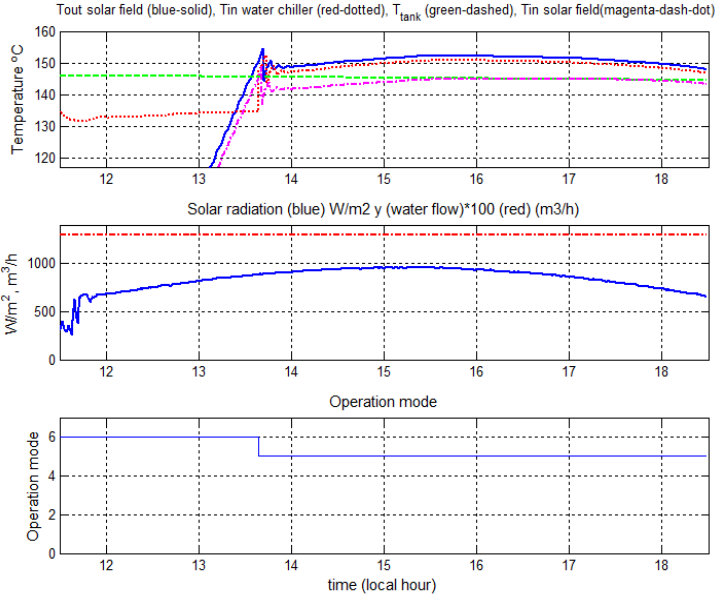


Figura 6.10: Modos de operación en días claros

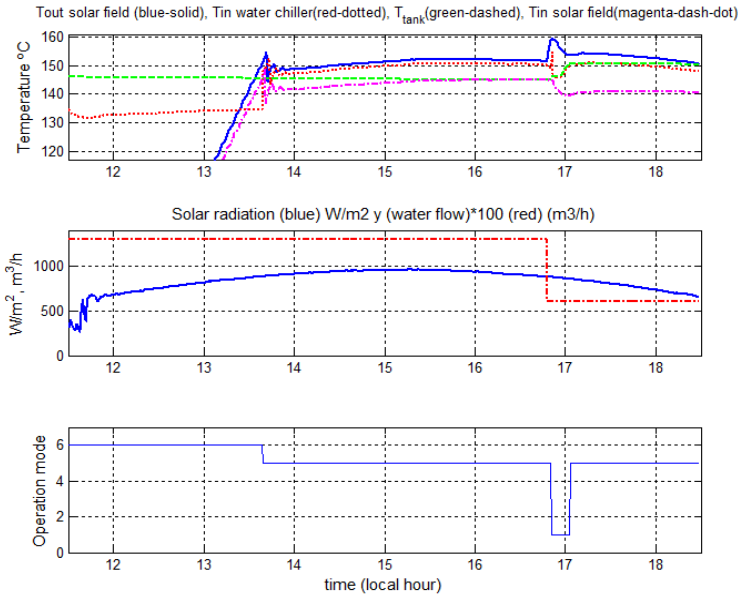


Figura 6.11: Modos de operación en un día normal: carga del tanque de almacenamiento

no hay necesidad frigorífica, de modo que la máquina se apaga y se conmuta al modo 0. A las 15.4 h, la demanda se restablece y el modo de operación es el modo 5.

A las 16.4 h, el caudal se decrementa para incrementar la temperatura de salida y cargar el tanque. Cuando el tanque está cargado se selecciona el modo 5 y se prosigue con la operación normal.

Finalmente, en la figura 6.13 se muestra un día nublado donde el tanque de almacenamiento no está cargado. Debido a que la energía del tanque es baja y no está operativo, solo los modos 5 y 6 son usados. Cuando la temperatura de salida del campo es menor a la requerida, se selecciona el modo 6 y la máquina de absorción consume gas natural.

6.7. Conclusiones

La energía solar para sistemas de refrigeración ha sido ampliamente usada para satisfacer la creciente demanda de aire acondicionado. Este enfoque es muy prometedor debido a que la demanda de aire acondicionado está, generalmente, bien correlada con altos niveles de radiación solar. En este capítulo se ha presentado un modelo híbrido de la planta solar de refrigeración ubicada en el tejado de la ESI de Sevilla.

Para optimizar la operación en este tipo de sistemas, se necesita un modelo dinámico. Sin embargo, la planta puede trabajar en diferentes modos de operación, haciendo que el problema de control asociado tenga variables enteras y reales. Para evitar las dificultades inherentes que aparecen al tratar problemas enteros mixtos, el modelo elige el modo de operación de modo adecuado para la planta, usando un algoritmo modulado por 3 umbrales. Estos umbrales fueron obtenidos simulando diferentes días típicos de operación para minimizar el gas natural consumido. Las simulaciones mostraron un adecuado comportamiento del algoritmo propuesto.

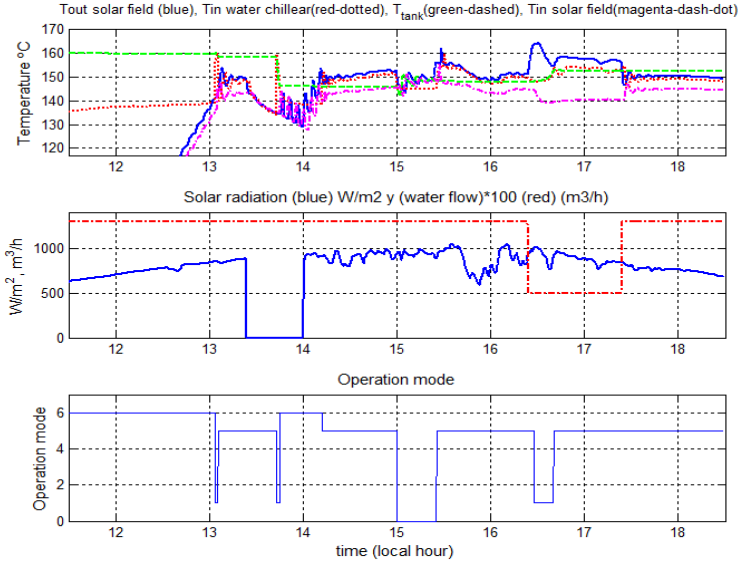


Figura 6.12: Modos de operación en un día nublado

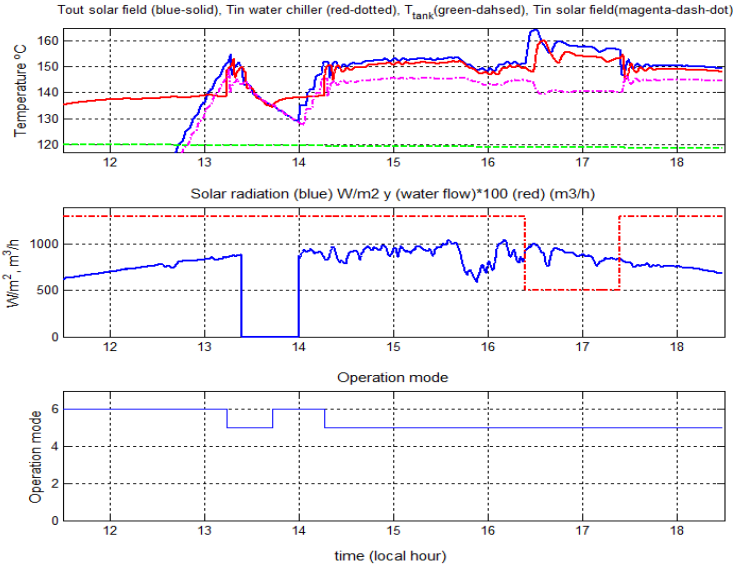


Figura 6.13: Modos de operación en un día nublado: tanque descargado

Optimización de la distribución de flujo en plantas solares de torre

Contents

7.1. Introducción	113
7.2. Descripción de la Planta	115
7.3. Modelado matemático del campo de heliostatos	116
7.4. Problema de Optimización	119
7.5. Resultados	121
7.6. Conclusiones y futuros trabajos	126

Uno de los problemas más importantes en la operación de las plantas solares de torre es lograr una distribución de flujo uniforme en el receptor, para evitar puntos calientes. En este trabajo se presenta un algoritmo para calcular los puntos objetivo (aquellos puntos donde el heliostato debe apuntar), para obtener una distribución de flujo uniforme y optimizar la cantidad de energía recogida en el receptor. Los resultados aquí presentados han sido aceptados para publicación en [Gallego et al. \(2014a\)](#).

7.1. Introducción

Las tecnologías para el aprovechamiento de energía solar más usadas son la de colectores CCPs y las centrales de torre. Las centrales de torres son capaces de alcanzar mayores temperaturas (700-800 °C con receptores de metal y mayores a 1000 °C con receptores cerámicos) que las instalaciones de colectores CCPs (sobre los 400 °C). Mayores temperaturas implican mayores eficiencias, rendimientos superiores y almacenamiento térmico más barato [Romero et al. \(2002\)](#).

El principal inconveniente es que la operación y el control de las centrales de torre es más difícil que las plantas de colectores CCPs ([Camacho and Berenguel \(2012\)](#)) y ([Stine and Geyer \(2001\)](#)).

Una planta solar de torre está formada por un campo de espejos denominados heliostatos, organizados alrededor de una torre equipada con un receptor solar. El campo de heliostatos concentra la radiación solar en el receptor, siguiendo el sol. El campo de heliostatos puede estar compuesto por un gran número de heliostatos (más de 900 en plantas comerciales tales como la PS20 de Abengoa Solar ([Abengoa-Solar \(2009\)](#))), cada uno de los cuales es controlado de manera independiente ([Camacho et al. \(2011b\)](#)). La estrategia de apuntamiento más simple es apuntar al centro del receptor, para minimizar pérdidas en la energía captada debido a errores de apuntamiento y/o calibración ([Camacho et al. \(2012\)](#)). Sin embargo, esta estrategia puede producir problemas debido a una mala distribución del flujo radiativo, así como excesivos gradientes de temperatura entre las distintas partes del receptor, lo cual puede producir el deterioro del receptor e incluso su destrucción ([Spirkl et al. \(1997\)](#)). Estos problemas hacen que optimizar los puntos objetivo para el campo de heliostatos, para lograr una distribución de flujo lo más uniforme posible así como maximizar la cantidad de energía captada, sea un problema de importancia [Camacho et al. \(2012\)](#). Una posible solución es considerar varios focos en el receptor tal y como se hace en la planta solar de torre CESA-1, en la plataforma solar de Almería ([CIEMAT \(2012\)](#)). El problema de considerar varios focos es decidir, dinámicamente, que heliostato debe apuntar a un foco dado.

Existen algunos trabajos relacionados con la optimización de la distribución de flujo en receptores solares. Por ejemplo, en [García-Martín et al. \(1999\)](#), se propone un método heurístico para la optimización de la distribución de la temperatura. Este método se basa en considerar 5 focos distribuidos en el receptor e ir decidiendo que heliostato apunta a cada foco para minimizar gradientes de temperatura. Algunos tests reales muestran que la estrategia propuesta logra una distribución más uniforme de la temperatura en el receptor. Un método basado en algoritmos genéticos para el ajuste de los puntos objetivo de heliostatos parabólicos en una planta de torre de pequeña escala, es propuesto en [Hamza et al. \(2011\)](#). El método logra reducir picos de flujo en el receptor.

El trabajo reciente de [Belhomme et al. \(2014\)](#) presenta un procedimiento para la optimización de los puntos objetivo basado en algoritmos metaheurísticos de colonia de hormigas, cuya eficiencia es demostrada en un receptor fotovoltaico. En [Ahlbrink et al. \(2009\)](#) se considera el problema de optimizar la distribución de flujo másico en un receptor volumétrico de aire.

Además de lograr una distribución apropiada del flujo, el principal objetivo

es maximizar la energía captada, mientras se cumplen las restricciones físicas del receptor. En este capítulo se propone un método para optimizar la distribución de flujo y de la radiación solar captada por el receptor. El método computa los puntos objetivo para cada heliostato de modo que se cumplan los siguientes tres objetivos:

- Reducir picos de flujo y gradientes de temperatura, y en consecuencia, reducir el estrés térmico en los componentes del receptor.
- Minimizar las pérdidas térmicas, las cuales son proporcionales a la cuarta potencia de la temperatura (fundamentalmente a altas temperaturas las pérdidas dominantes son por radiación).
- Maximizar la radiación solar incidente en el receptor.

El capítulo se organiza como sigue: en la sección 2 se presenta una breve descripción de la instalación CESA-1. La sección 3 presenta el modelado matemático del flujo producido por un heliostato en el receptor. La sección 4 desarrolla el algoritmo propuesto. La sección 5 presenta resultados de simulación. Por último, se presentan conclusiones y futuras líneas de investigación.

7.2. Descripción de la Planta

En esta sección se presenta una breve descripción de la planta considerada. El modelo de planta corresponde a la central de torre de la planta solar de Almería (PSA) (Figura 7.1).

La planta solar de torre de la PSA (TSA) está compuesta por un campo de heliostatos, un receptor volumétrico, un generador de vapor, un sistema de almacenamiento y un sistema de conversión de potencia. La distribución del campo está formada por 300 heliostatos con un área de 39.6 m^2 cada uno (Álvarez et al. (2009)). Aunque hay 300 heliostatos, solo 180 se requieren para producir una potencia incidente adecuada en el receptor, tal y como se describe en Camacho et al. (2012). En este capítulo, por simplicidad, solo se consideran 180 heliostatos para probar el algoritmo propuesto. La posición de los heliostatos elegidos (azul) y de la torre CESA-1, se muestran en la figura 7.2:

El receptor volumétrico se encuentra en la parte superior de la torre CESA-1, y posee una altura de 86 m. Consiste en una serie de paquetes de hilo metálico (un medio poroso) Ávila-Marín (2001), con una potencia de absorción de 2500/3000 kW (nominal/máximo). La temperatura media del aire es de unos $700 \text{ }^\circ\text{C}$, para el



Figura 7.1: Planta solar de Torre CESA-1 (cortesía de la PSA)

flujo nominal. La radiación solar es concentrada por el campo de heliostatos en la superficie receptor volumétrico, calentando la malla de alambre metálico. El calor es transferido al aire, el cual circula a través del medio poroso y es usado por el PCS para producir energía eléctrica (Camacho et al. (2012)).

En orden de lograr una distribución de flujo apropiada en el receptor, se implementó una estrategia de 5 puntos objetivo (o focos), para cubrir la totalidad de la superficie de absorción García-Martín et al. (1999). Para una mayor descripción de la planta y su operación ver Camacho et al. (2012) y Haeger et al. (1994).

7.3. Modelado matemático del campo de heliostatos

En esta sección se describe brevemente el modelo matemático usado para calcular la densidad de flujo en el receptor. Para ello se tienen en cuenta dos hipótesis: (i) la superficie de cada heliostato es perfectamente plana y continua y (ii) la radiación solar se modela como una distribución Gaussiana.

Existen varios trabajos que tratan el modelado del flujo producido por un campo de heliostatos en el receptor. En Bonilla et al. (2009), se presenta un simulador del campo de heliostatos usando como lenguaje de modelado Modelica. En Yu et al. (2012), se describe el modelo de la distribución de flujo en un receptor de cavidad usando técnicas ray-tracing.

En Buie and Monger (2004), se presentan varias técnicas para modela la dis-

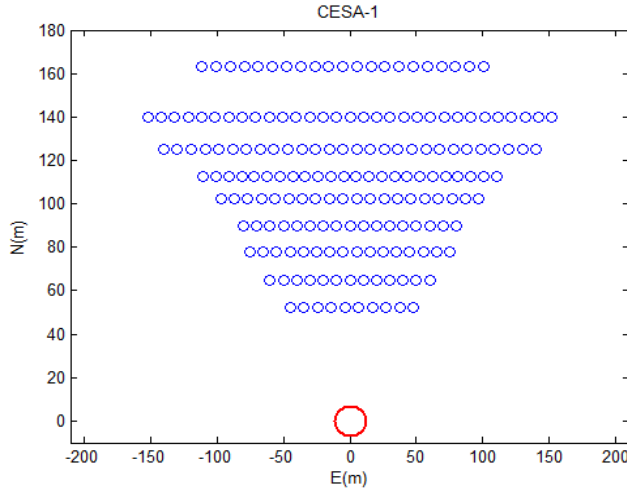


Figura 7.2: Posición heliostatos (Este,Norte) y de la torre CESA (círculo grande)

tribución de la radiación solar. En este capítulo el sol es modelado como una distribución Gaussiana elíptica (Camacho et al. (2012); Collado and Turégano (1989)).

Como se señala en Collado and Turégano (1989), la potencia total reflejada por un heliostato en el receptor se puede calcular como sigue:

$$P_h = I_n S_m \cos(\theta) \zeta_{\text{at}} \zeta_{\text{sp}} \rho_m \quad (7.1)$$

Donde I_n es la radiación directa normal (la medida por los pirheliómetros), S_m es el área del heliostato, donde I_n es la radiación directa normal, S_m es el área de los espejos, θ es el ángulo de incidencia de los rayos solares en el heliostato, ζ_{at} es la transmitancia de la atmósfera, ζ_{sp} es el factor de spillage y ρ_m denota la reflectividad de los espejos.

Para calcular la transmitancia de la atmósfera, se usa el método propuesto en Hottel (1975). El factor de spillage se calcula usando las fórmulas descritas en Collado and Turégano (1989), y el ángulo de incidencia θ es una función del vector solar y la posición del heliostato (Camacho et al. (2012)). El vector solar se puede calcular usando la siguiente expresión:

$$\vec{S} = \cos(\alpha_s) \cos(\phi_s) \vec{i} + \cos(\alpha_s) \sin(\phi_s) \vec{j} + \sin(\alpha_s) \vec{k} \quad (7.2)$$

donde \vec{S} es el vector solar, $(\vec{i}, \vec{j}, \vec{k})$ son los vectores en las direcciones este,

norte y cénit, respectivamente. El ángulo de azimut se representa por ϕ_s y α_s es la altura solar, ambos calculados usando el modelo descrito en [Goswami et al. \(2000\)](#).

Sea $P := (e_r, n_r, z_r)$ un punto objetivo para un heliostato dado ubicado en (e_h, n_h, z_h) . El vector unitario que une el punto objetivo P con el centro del heliostato está dado por (7.3):

$$\vec{R} = \frac{(e_r - e_h)\vec{i} + (n_r - n_h)\vec{j} + (z_r - z_h)\vec{k}}{\sqrt{(e_r - e_h)^2 + (n_r - n_h)^2 + (z_r - z_h)^2}} \quad (7.3)$$

El ángulo de incidencia puede obtenerse al calcular el producto escalar entre \vec{S} y \vec{R} (?):

$$\cos(2\theta) = \vec{S} \cdot \vec{R} \quad (7.4)$$

La caracterización de la densidad de flujo producida por un heliostato al apuntar a un punto deseado en el receptor ha sido abordado de múltiples maneras ([Lipps \(1976\)](#); [Collado \(2010\)](#)). En este capítulo, se considera una distribución Gaussiana elíptica [Guo and Wang \(2011\)](#). El sol puede ser modelado como una distribución normal descrita por la ecuación (7.5) (en el sistema de coordenadas del sol):

$$I(x_s, y_s) = \frac{P_h}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x_s^2 + y_s^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7.5)$$

cuya desviación típica es $\sigma = 2,325$ como se menciona en [Camacho et al. \(2012\)](#). El objetivo es calcular la proyección del flujo en el receptor. Para ello se necesitan dos transformaciones de coordenadas: una del sol al heliostato y otra del heliostato al sistema de coordenadas del receptor. Para cualquier punto P , la relación entre sus coordenadas en el sistema de coordenadas del receptor y el sistema de referencia del sol es:

$$P_r = R_h^r R_s^h P_s = M P_s \quad (7.6)$$

$$P_s = M^{-1} P_r \quad (7.7)$$

donde R_h^r denota la matriz de transformación heliostato-receptor y R_s^h es la matriz de transformación sol-heliostato. M es la matriz de transformación del sol al plano del receptor. Para una descripción más detallada del modelo y las expresiones complejas que surgen de los cálculos trigonométricos necesarios, el lector encontrará más información en [Collado et al. \(1986\)](#). Finalmente, la distribución

de flujo Gaussiana proyectada en el receptor, puede ser obtenida por la ecuación (7.8):

$$f(x_r, y_r) = \frac{P_h}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_1(x_r - \bar{x}_r)^2 + k_2(y_r - \bar{y}_r)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7.8)$$

donde k_1 and k_2 pueden ser obtenidas de la matriz de transformación M^{-1} , la cual depende de complejos cálculos trigonométricos (Collado et al. (1986); Yu et al. (2012)).

La figura 7.3 muestra el flujo proyectado por 3 heliostatos diferentes en el receptor, en el día Juliano 150, hora solar 12 a.m. Los 3 heliostatos se encuentran en los puntos (60, 70) m, (0, 70) m, (-60, 70), a lo largo de las direcciones Este-Norte. El ángulo azimut es $\phi_s = 0$ y la altura solar $\alpha_s = 1,291$ rad.

En la siguiente sección se desarrolla el procedimiento para optimizar la distribución de flujo.

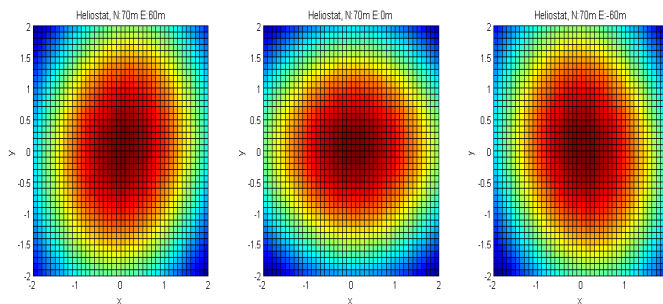


Figura 7.3: Ejemplo de las densidades de flujo proyectadas por 3 heliostatos ubicados a la izquierda, alineado y derecha de la torre del receptor.

7.4. Problema de Optimización

Básicamente, el algoritmo que aquí se propone trata de optimizar el punto objetivo asociado a cada heliostato, dependiendo de la posición del sol y de la distribución del campo. Existen 3 objetivos (posiblemente en conflicto) que deben ser cumplidos por la optimización:

1. El punto objetivo debe estar en el interior de la superficie del receptor.
2. Los puntos objetivo deben ser elegidos para lograr una distribución uniforme de radiación en el receptor.

3. La energía captada debe maximizarse.

Para el cálculo de la distribución de flujo se usan, fundamentalmente, dos técnicas: *ray-tracing* y *convolution*. En los métodos de ray-tracing, dada una superficie emisora S_A y una superficie receptora S_B , se escogen un conjunto de rayos que se originan en S_A de modo aleatorio: posteriormente, se calcula donde se proyecta cada rayo en S_B . El número de rayos considerados determina la complejidad computacional. Por otra parte, los métodos de convolución consideran el reflejo de cada espejo por medio de conos de error calculados mediante convolución de distribuciones Gaussianas. Siguiendo el trabajo de [Camacho et al. \(2012\)](#), se ha escogido un método de convolución para el algoritmo de optimización.

Para ilustrar la efectividad el método propuesto, en las simulaciones se ha supuesto que el receptor es un rectángulo de $4 \times 4 \text{ m}^2$. El receptor se discretiza en casillas de $0,25 \times 0,25 \text{ m}^2$ para matener un compromiso entre la precisión y la carga computacional. Se denomina a $F_r : l \times m \rightarrow \mathbb{R}$ a la distribución de flujo agregada de todos los heliostatos del campo. Sea $f_i(x_r, y_r; \bar{x}_i, \bar{y}_i)$ la distribución de flujo —calculada mediante la ecuación (7.8)— con centro en el punto (x_r, y_r) , producida por el heliostato i cuyo punto objetivo es (\bar{x}_i, \bar{y}_i) . El flujo total en el receptor se puede obtener como sigue:

$$F_r(x_r, y_r) = \sum_{i=1}^{N_h} f_i(x_r, y_r; \bar{x}_i, \bar{y}_i) \quad (7.9)$$

donde N_h es el número total de heliostatos.

Sea J la función objetivo que se desea minimizar:

$$J = -\rho_1 \sum_{j=1}^l \sum_{k=1}^m (F_r(j, k) - \text{máx}(F_r)) - \rho_2 \sum_{j=1}^l \sum_{k=1}^m F_r(j, k) \quad (7.10)$$

donde l y m denotan el tamaño del área del receptor discretizada, y $\text{máx}(F_r)$ es el valor de pico de la radiación en el receptor. La primera parte de la función objetivo (7.10) penaliza cuanto de uniforme es la distribución sobre el receptor, es decir, cuál es la máxima diferencia entre el valor máximo y el resto. La parte derecha de la función J , expresa la cantidad total de flujo que alcanza el receptor. Los parámetros de ponderación ρ_1 y ρ_2 , establecen la si la prioridad es obtener una distribución uniforme o captar la máxima energía posible.

En consecuencia, el problema (7.11) consiste en determinar las coordenadas de los puntos objetivo (\bar{x}_i, \bar{y}_i) para cada heliostato i , que minimiza la función de coste (7.10):

$$\min_{\bar{x}, \bar{y}} J(\bar{x}, \bar{y}; I_n, \theta, \dots) \quad (7.11)$$

subject to

$$\begin{aligned} \bar{x}_{\min} &\leq \bar{y} \leq \bar{x}_{\max} \\ \bar{y}_{\min} &\leq \bar{y} \leq \bar{y}_{\max} \end{aligned}$$

Es importante resalta que el flujo F_r en el receptor depende de los puntos objetivo e, implícitamente, de varios factores adicionales tales como la posición y orientación de los heliostatos, hora del día, día Juliano, la transmitancia de la atmósfera. El problema de optimización es fuertemente no lineal. Además, incluso con dos variables de decisión por heliostato $((\bar{x}_i, \bar{y}_i))$, el problema de optimización resultante posee una gran cantidad e variables de decisión.

7.5. Resultados

En los resultados de simulación, se ha comparado el método propuesto con dos enfoques en las plantas solares de torre:

1. Todo el campo de heliostatos apunta al centro del receptor (CS).
2. Una estrategia multifoco (MA), donde se consideran 5 focos, de modo similar a la planta CESA-1 ([García-Martín et al. \(1999\)](#)). Se ha elegido que los focos están localizados en los puntos $(x_r, y_r) = \{(-1,25, -1,25), (-1,25, 1,25), (0,0), (1,25, 1,25), (1,25, -1,25)\}$ [m], para cubrir todo el área del receptor.

El algoritmo de optimización no lineal se resuelve en intervalos de 15 minutos, para lograr una solución lo suficientemente precisa. El problema (7.11) se resuelve usando un método de puntos interiores [Bertsekas \(April 2003\)](#), con el software de simulación Matlab.

La figura 7.4 muestra una simulación del flujo obtenido con las estrategias CS y MA. El ángulo de azimut es $\phi_s = -0,45$ rad y la altura solar $\alpha_s = 1,28$ rad. Para el mismo día (y hora del día), la distribución de flujo obtenida usando el algoritmo propuesto se muestra en la figura 7.5. Como se puede observar, con el método propuesto se logra una distribución más uniforme en el receptor que con las otras dos estrategias. La figura 7.6 representa el resultado de simulación para un intervalo de 3 horas para un día de Mayo (día Juliano 130). La figura 7.7 muestra la evolución de la radiación solar directa usada en la simulación;

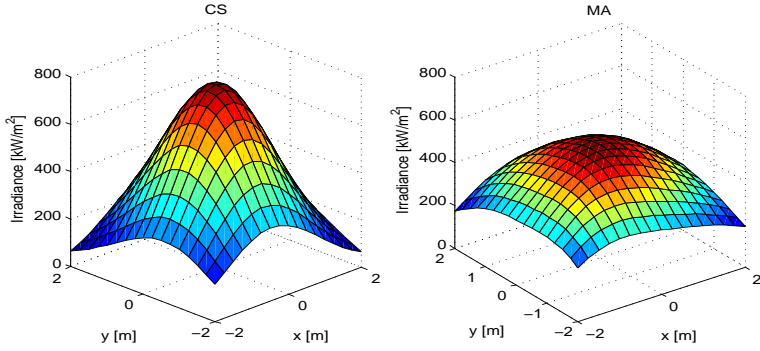


Figura 7.4: Distribución de flujo en el receptor en un día de Junio ($\phi_s = -0,45$ rad, $\alpha_s = 1,28$ rad) con las estrategias CS y AM.

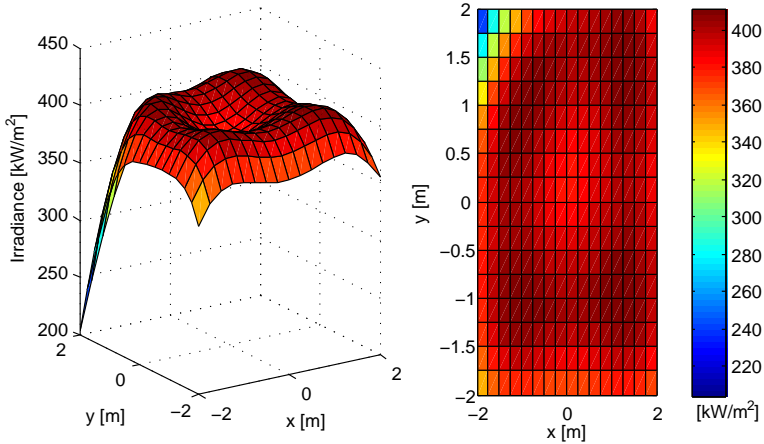


Figura 7.5: Distribución de flujo obtenida con el método propuesto en el mismo día de Junio.

Los valores medidos en cada intervalo se mantienen constantes a lo largo de la optimización.

La parte superior de la figura 7.6 presenta la radiación total recogida en el receptor para las 3 estrategias mencionadas. Se puede observar que el flujo total logrado por el método propuesto es muy cercano al obtenido apuntando todos los heliostatos al centro. El resultado conseguido mediante la estrategia MA es subóptimo. La parte inferior de la figura 7.6 muestra la diferencia entre el máximo y el mínimo valor del flujo en el receptor. Tal y como se esperaba, la densidad de flujo es mucho más uniforme que en el caso de la estrategia CS. Incluso es superior a la lograda por la estrategia AM.

En las simulaciones anteriores no se han considerado errores de calibración y/o apuntamiento. Existen metodologías para calibrar los heliostatos tal y como se explica en Berenguel et al. (2004). Sin embargo, estos pueden ocurrir, particularmente cuando los heliostatos están muy alejados del receptor, debido a que pequeños desplazamientos en los ángulos producen grandes desplazamientos lineales. En la siguiente simulación se muestra el efecto de considerar errores de calibración y apuntamiento (uniformemente distribuidos en ambos ejes y entre 1 m y -1 m)

La Figura 7.8 compara los puntos en el receptor en condiciones ideales (círculos azules) y cuando están afectados por errores de offset (cruces rojas). Errores de calibración pueden producir pérdidas de energía dado que algunos heliostatos apunten fuera de la superficie del receptor. Las figuras 7.9 y 7.10 muestran el

	OptFlux	CS	MA
$\bar{F}_r [kW/m^2]$	229.66	229.70	223.97
$\Delta F_r [kW/m^2]$	95.02	576.64	274.25

Tabla 7.1: Radiación media y máxima variación del flujo en el receptor

efecto de los errores de calibración en la distribución de flujo obtenida por las estrategias CS, AM y el algoritmo propuesto. Incluso si existen errores de apuntamiento, la uniformidad en la distribución obtenida por el algoritmo propuesto es superior a la lograda con las otras dos estrategias.

Por último, los datos recogidos en la tabla 7.1 muestran el flujo medio \bar{F}_r recogido en el receptor y ΔF_r es la máxima diferencia entre el máximo y el mínimo valor de flujo. Como se puede observar, el algoritmo propuesto logra mejor distribución de flujo que las estrategias CS y AM, y logra captar casi la misma cantidad de energía que la estrategia CS.

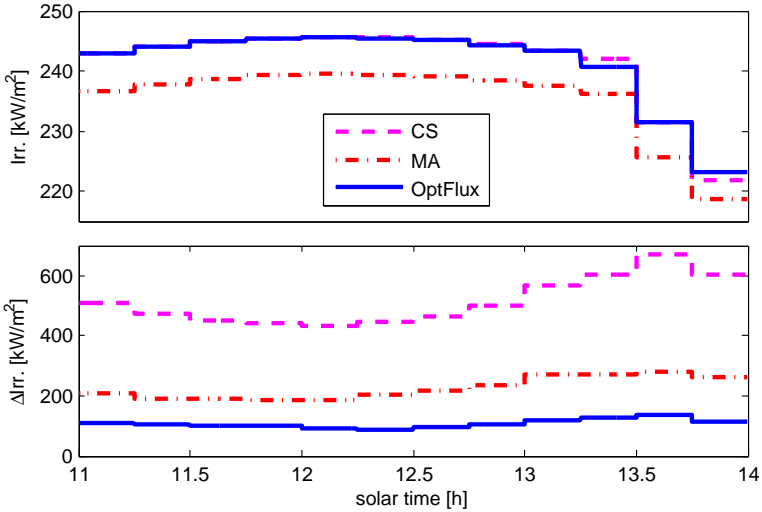


Figura 7.6: Día Juliano 130 (May): Parte superior: comparación entre la radiación en el receptor para las 3 estrategias: CS, AM y el método propuesto. Parte inferior: diferencia entre el máximo y el mínimo valor de flujo en el receptor para las 3 estrategias.

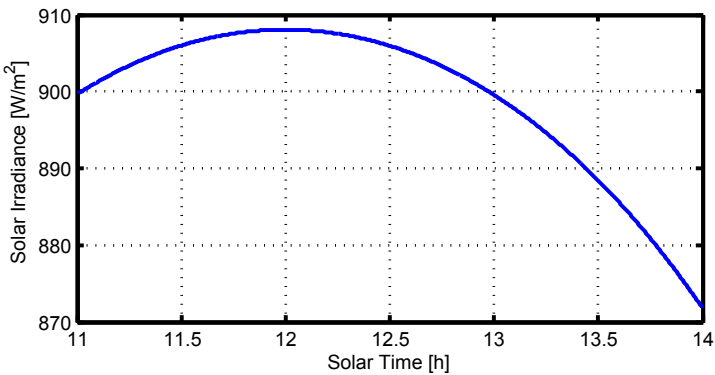


Figura 7.7: Evolución de la radiación solar directa

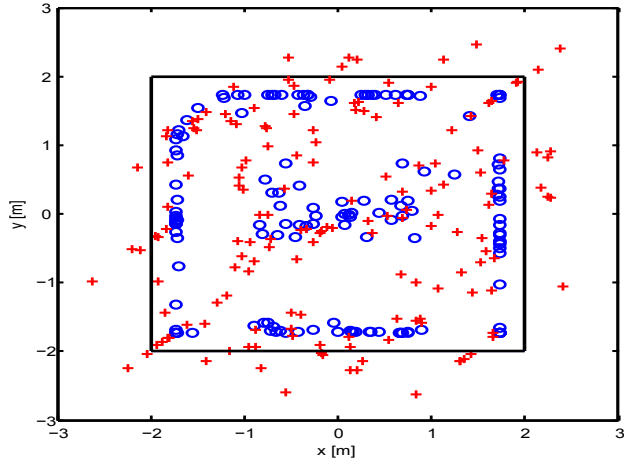


Figura 7.8: Puntos a los que apuntan los heliostatos: círculos (sin errores), cruces (con errores).

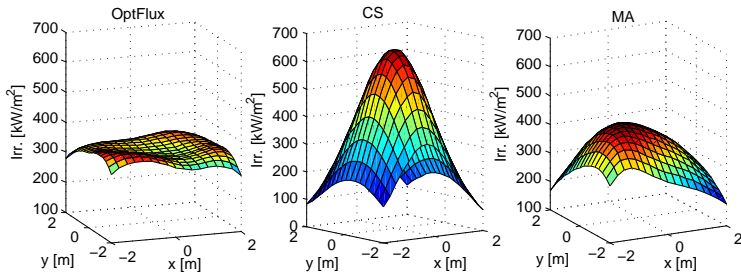


Figura 7.9: Densidades de flujo afectadas por errores de calibración en un día de verano (17th Julio, 12 h). Algoritmo propuesto, CS y AM.

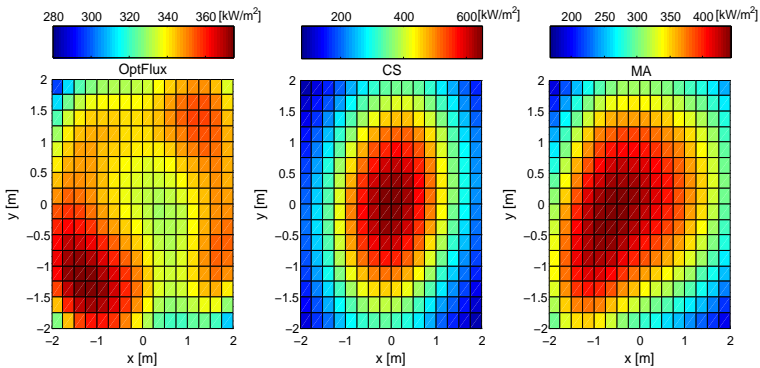


Figura 7.10: Vista alternativa de la distribución de la radiación. Algoritmo propuesto, CS y AM.

7.6. Conclusiones y futuros trabajos

En este capítulo se ha presentado un algoritmo para calcular los puntos objetivo para el campo de heliostatos en orden de obtener una distribución de flujo lo más uniforme posible y optimizar la radiación solar captada por el receptor. Esta estrategia ha sido comparada con otras dos. La estrategia propuesta logra una mejor distribución de flujo, incluso cuando se consideran errores de apuntamiento.

Sin embargo, debido al alto número de variables de decisión, la forma centralizada del algoritmo de optimización puede ser inaplicable en plantas con un gran número de heliostatos. Actualmente existen plantas de torre con más de 900 heliostatos. La figura 7.11 muestra el tiempo de computación con respecto al número de heliostatos considerados. Como se puede ver, el tiempo crece muy rápido conforme el número de heliostatos aumenta.

Estrategias de optimización distribuida o basadas en teoría de juegos, pueden ser una interesante solución para este problema.

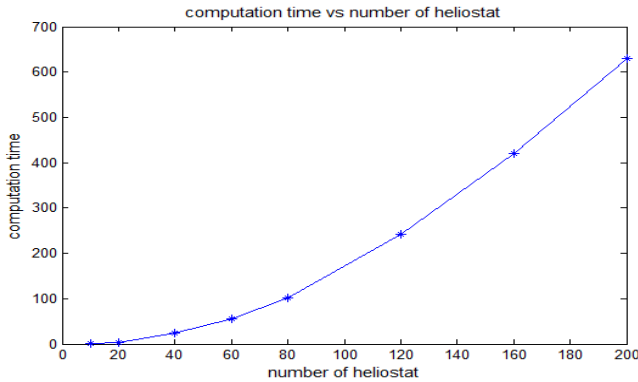


Figura 7.11: Tiempo de cálculo vs número de heliostatos

Conclusiones

Contents

8.1. Aportaciones y Conclusiones de la Tesis	127
8.2. Trabajos Futuros	131

8.1. Aportaciones y Conclusiones de la Tesis

En esta tesis se ha abordado el desarrollo de estrategias de control predictivo, planificación óptima, así como modelado y simulación de sistemas solares. Las estrategias aquí diseñadas se han centrado en las plantas de colectores cilindro-parabólicos, excepto el capítulo 6, en el cual se aborda el modelado de la planta de refrigeración solar de la Escuela Superior de ingenieros de Sevilla, y el capítulo 7. Sin embargo, la mayoría de conceptos aquí expuestos pueden extenderse a otros sistemas solares, tales como las plantas de torre.

La dinámica de las plantas de colectores cilindro-parabólicos es fuertemente no lineal y variante en el tiempo. Asimismo, estas plantas poseen múltiples fuentes de perturbaciones tales como la radiación solar, la temperatura de entrada de campo, la eficiencia etc, lo que hace que sean sistemas muy interesantes desde el punto de vista de control. A lo largo de toda esta tesis, se considerará como objetivo de control, regular la temperatura de salida del campo en torno a una referencia deseada.

Para diseñar estas estrategias de control y validar su comportamiento es necesario tener un modelo matemático que simule el comportamiento de la planta real. El modelo de la planta de colectores cilindro-parabólicos aquí utilizado es el que corresponde al campo ACUREX en la plataforma solar de Almería (España), el cual es un modelo probado y validado por múltiples trabajos de investigación.

Debido a las múltiples fuentes de perturbaciones que poseen las plantas de colectores cilindro-parabólicos, el uso de controladores feedforward ha demostrado

ser muy útil para el rechazo a perturbaciones. La principal fuente de perturbación en este tipo de plantas es la radiación solar, la cual puede sufrir fuertes variaciones a lo largo del día. Tener una medida de radiación, así como una estimación de la eficiencia global del campo, puede ser de mucha ayuda para anticipar los efectos y lograr una regulación de temperatura más efectiva. Sin embargo existen dos problemas fundamentales; el primer problema concierne a la estimación de la eficiencia global, la cual está afectada por parámetros tales como la reflectividad de los espejos, la absorción de los tubos absorbedores, transmitancia de la cubierta de cristal, factores de forma y sombra, los cuales o bien solo son medidos de forma puntual (como la reflectividad), o bien son muy difíciles de estimar o calcular (como la transmitancia, absorción, factores de de sombra...). El problema con la medida de radiación es similar: el pirheliómetro ofrece una medida puntual. Si el campo es muy grande, como lo son los campos actuales, esto puede dar lugar a que parte del campo esté cubierto con nubes y el pirheliómetro no, o viceversa. El caso más peligroso es aquel donde el pirheliómetro está cubierto pero el campo no: la medida de radiación sería baja, lo que implicaría bajar caudal y provocar situaciones de sobretemperatura. En el **Capítulo 2**, se presenta un algoritmo de estimación de radiación efectiva (el producto de la radiación por la eficiencia global), que usa un filtro de Kalman unscented (UKF) que estima tanto la radiación efectiva como los perfiles de temperatura en el tubo, usando un modelo no lineal del campo simplificado. El periodo de muestreo para el estimador es de 12 segundos, mientras que el periodo de muestreo de control para este tipo de sistemas es superior, en este caso se eligió de 36 segundos. Las simulaciones con el modelo de parámetros distribuidos demuestran que el algoritmo estima de manera adecuada la radiación efectiva, consiguiendo un buen desempeño en el controlador (simulado como un PID en serie con el feedforward), similar al de conocer de manera perfecta la radiación efectiva y evitando posibles peligros de sobretemperatura ante malas medidas de radiación y/o erróneas estimaciones en la eficiencia global.

El estimador presentado en el **Capítulo 2**, es usado como parte de una estrategia de control predictivo adaptativo en el **Capítulo 3**. En este capítulo se presenta una estrategia de control predictivo lineal con un feedforward en paralelo. Las características del controlador se resumen a continuación:

- El controlador predictivo usa un modelo lineal en el espacio de estados del lazo de colectores, donde los estados son las temperaturas de los segmentos en que se divide el lazo (8 segmentos, no se considera la temperatura del metal), y va adaptando las matrices del modelo en cada periodo de muestreo. El periodo de muestreo de control es de 36 segundos.

- El estimador UKF estima tanto la radiación efectiva como los perfiles de temperatura del lazo (solo las temperaturas de salida y entrada están disponibles). El periodo de muestreo del estimador es de 12 segundos.
- La respuesta forzada del controlador predictivo es calculada usando el modelo lineal y la respuesta libre se computa haciendo uso de un modelo no lineal simplificado. Esta estrategia permite introducir información de la dinámica no lineal de la planta. Este modo de computar la respuesta libre logra una respuesta sin error en régimen estacionario, obviando la necesidad de estrategias de eliminación de offset cuando se usan modelos en el espacio de estados.
- Las simulaciones demuestran un buen comportamiento del controlador logrando tiempos de subida de unos 6 minutos y un buen rechazo a perturbaciones. Se ha comparado la estrategia con otras estrategias de control logrando un comportamiento superior.

El principal problema del uso como estimador del filtro UKF es la complejidad. El filtro UKF es un estimador no lineal con dos parámetros de diseño: las matrices de covarianza Q y R . Una buena elección de estas matrices es esencial: si no se realiza una buena elección de estas matrices el comportamiento del estimador puede perder robustez y no tener un desempeño adecuado. Para un número elevado de estados, elegir estas matrices de manera adecuada puede ser difícil. Por otra parte, plantear condiciones de robustez y comportamiento en el diseño del UKF no es fácil.

En el capítulo **Capítulo 4**, se ha presentado una estrategia de control predictivo que hace uso de un observador de Luenberger como estimador de los perfiles de temperatura del metal y del fluido. Las contribuciones de este capítulo se detallan a continuación:

- Las matrices del modelo en el espacio de estados se han aumentado para incluir más segmentos (15 en lugar de 8), así como la inclusión de la transmisión metal-fluido en el modelo lineal.
- El observador de Luenberger se ha diseñado considerando una incertidumbre politópica del lazo e imponiendo condiciones de robustez por asignación de polos. El problema resultante puede ser resuelto por un LMI de forma eficiente, minimizando el radio donde los polos quedan confinados en el plano complejo y quedando garantizada la convergencia del estimador.
- En este caso, la respuesta libre del sistema también se computa haciendo

uso de un modelo no lineal simplificado. El uso de este modelo hace que se puedan conseguir rápidas respuestas sin excitar los modos antiresonantes.

- Esta estrategia fue comparada en simulación con dos estrategias de control lineal: un GPC por tabla de ganancias y un PID, ambos con un feedforward serie. El desempeño del controlador predictivo fue superior en simulación. También se probó esta estrategia en el campo ACUREX. Los resultados experimentales muestran rápidas respuestas (tiempos de subida entre 3 y 6 minutos con sobreoscilaciones menores al 20% y sin excitación de los modos antiresonantes.

En el capítulo **Capítulo 5**, se trata el problema de la planificación óptima en la operación de plantas de colectores cilindro-parabólicos. En él se hace uso del modelo de campo solar ACUREX para ensayar el algoritmo propuesto. Las contribuciones del capítulo son las siguientes:

- Se propone un algoritmo de control jerárquico de tres niveles. En el primer nivel se computa la potencia a producir y entregar a la red, dependiendo de los precios de mercado, contrato y condiciones de la planta. El segundo nivel se dedica al cálculo del set-point óptimo, es decir, la temperatura de salida que hace que la producción sea máxima, cumpliendo las restricciones de potencia planteadas por el primer nivel. El tercer nivel se dedica a la regulación del campo solar en torno al set-point requerido.
- El sentimiento general en el control de plantas solares es que a mayor temperatura se logra mayor producción. Una de las contribuciones de este capítulo es que demuestra que esto no es necesariamente cierto: aunque a mayores temperaturas la eficiencia del ciclo de potencia aumenta, también lo hacen las pérdidas térmicas. El punto óptimo depende de múltiples factores tales como niveles de radiación, función de pérdidas del campo solar, eficiencia óptica del campo, estación del año, hora solar, etc.
- Las simulaciones muestran que trabajar en el set-point óptimo puede producir importantes ganancias en la producción de potencia con respecto a trabajar en la máxima temperatura admisible por el campo.

En el capítulo **Capítulo 6**, se aborda el modelado híbrido de la planta solar de refrigeración ubicada en la Escuela superior de ingenieros de Sevilla. El uso de la energía solar para sistemas de refrigeración está teniendo cada vez más aceptación. Esto es debido a que, generalmente, altas demandas de refrigeración están ligadas con altos niveles de radiación solar. La planta de la Escuela superior de

ingenieros consta de un captador solar Fresnel, el cual calienta agua a presión para alimentar a una máquina de absorción de doble efecto, así como un acumulador basado en materiales de cambio de fase. Las contribuciones del capítulo son:

- Realizar el modelo matemático del captador Fresnel, identificar los parámetros del modelo del acumulador (el cual ha sido desarrollado por el grupo de termotécnica de la Escuela superior de ingenieros de Sevilla), y desarrollar un modelo matemático de la máquina de absorción. También se modelan los elementos auxiliares tales como tuberías y bombas.
- Este tipo de plantas pueden trabajar en diversos modos de funcionamiento, dependiendo de las condiciones ambientales, demanda de refrigeración y estado de la planta en general. En este capítulo se desarrolla un modelo híbrido que elige el modo de funcionamiento usando una heurística, buscando siempre minimizar el consumo de gas natural que hace la máquina de absorción. Las simulaciones muestran que el algoritmo elige y cambia de modo de manera adecuada.

En el capítulo **Capítulo 7**, se presenta un método para optimizar la distribución de flujo en los receptores solares en las plantas de torre. Uno de los problemas que existen en los receptores de torre es lograr una distribución lo más uniforme posible en los receptores para evitar puntos calientes y gradientes de temperatura excesivos. Este problema es muy importante, sobre todo para receptores de gran tamaño y un gran número de heliostatos, debido a que altos gradientes de flujo y energía en diferentes zonas del receptor pueden llevar a un rápido deterioro.

- Desarrollar un algoritmo de optimización que calcula a qué punto del receptor debe apuntar cada heliostato. Se ha demostrado, por simulación, que con el método propuesto se consiguen mejoras en la distribución de flujo incluso teniendo en cuenta errores de apuntamiento y calibración de heliostatos.

8.2. Trabajos Futuros

En esta sección se describen algunas posibles líneas de investigaciones futuras que continúen este trabajo:

- *Estimación por zonas considerando el campo solar completo.* Los campos solares actuales suelen ser de un gran tamaño. Las plantas termosolares de

50 MW, pueden estar constituidas por 90 lazos, ocupar una vasta extensión y tener varios cuadrantes o agrupaciones de lazos. Considerando modelos por zonas del campo, se puede estimar la radiación efectiva que hay en cada sector.

- *Control predictivo distribuido para optimización:* Es la continuación de la línea anterior. Al tener varios cuadrantes, se podría controlar no solo el caudal de entrada a campo solar, si no que también se podría controlar las válvulas de entrada de caudal a cuadrante. Dependiendo de como esté cada sector (eficiencia, radiación, lazos inactivos), podría controlarse por separado del resto y para cada sector la referencia de temperatura de salida podría ser diferente. Esto podría redundar en un control más fino y más preciso que considerar el campo globalmente.
- *Aplicación de la planificación óptima a plantas de torre.* Aplicar la planificación óptima a centrales de torre. El problema de las centrales de torres, particularmente en los receptores volumétricos, es similar al de los colectores cilindro-parabólicos. Generalmente contra más alta es la temperatura del receptor, más alta es la temperatura que llega al ciclo de potencia, pero mayores son las pérdidas al ambiente y, debido a las altas temperaturas alcanzadas (800 °C), la radiación tiene un efecto muy importante. Por lo tanto, sería interesante realizar un estudio de la radiación incidente necesaria para conseguir una determinada potencia eléctrica.
- *Distribución de flujo en plantas de torre.* Tal y como se ha apuntado en el capítulo 7, el problema de optimización propuesto es difícil de resolver en tiempo real por el alto número de variables de decisión involucradas. En las plantas reales el número de heliostatos puede ser muy alto (superior a 900), con lo que el número de variables de decisión hacen la solución del problema de optimización, inviable. Una solución podría ser considerar plantear el problema de forma distribuida.
- *Distribución de flujo en plantas de torre. Teoría de Juegos* También cabe la posibilidad de aplicar la teoría de juegos al problema de optimización de flujo en plantas de torre. Considerando el campo dividido en distintos grupo de heliostatos (coaliciones), y el receptor también, hallar a que zona del receptor debe apuntar cada coalición. El número de heliostatos de cada coalición puede cambiar dependiendo de las condiciones y la hora del día.
- *Aplicación de algoritmos de control a la planta de refrigeración solar.* La planta modelada en el capítulo 6 no está operativa en este momento, pero

se espera que lo esté. Cuando esté operativa, diseñar y aplicar estrategias de control predictivo para controlar y satisfacer la demanda de refrigeración.

Bibliografía

Abengoa-Solar. Abengoa solar: Our plants, 2011. URL www.abengoasolar.com/discretionary{-}{-}{-}/web/discretionary{-}{-}{-}/en/discretionary{-}{-}{-}/nuestras_plantas.

Abengoa-Solar. Plataforma solar: Planta ps20, www.abengoasolar.com/sites/solar, 2009. URL www.abengoasolar.com/sites/solar.

Abengoa Solar. Abengoa solar: Energía solar para un mundo sostenible, 2012. URL www.abengoasolar.com.

N. Ahlbrink, B. Belhomme, and R. Pitz-Paal. Modeling and simulation of a solar tower power plant with open volumetric air receiver. In *Proceedings 7th Modelica Conference*, Italy, September 2009.

J. Albers, A. Kühn, S. Petersen, and F. Ziegler. Development and progress in solar cooling technologies with sorption systems. *Chemie Ingenieur Technik*, 83:1853–1863, 2011.

J. D. Álvarez, L. J. Yebra, and M. Berenguel. Repetitive control of tubular heat exchangers. *Journal of Process Control*, 17:689–701, 2007.

J. D. Álvarez, J. L. Guzmán, L. J. Yebra, and M. Berenguel. Hybrid modeling of central receiver solar power plants. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 17:664–679, 2009.

J. D. Álvarez, R. Costa-Castelló, M. Berenguel, and L. J. Yebra. A repetitive control scheme for distributed solar collector field. *International Journal of Control*, 83 (5):970–982, 2010.

M. R. Arahál, C. M. Cirre, and M. Berenguel. Serial grey-box model of a stratified thermal tank for hierarchical control of a solar plant. *Solar Energy*, 82:441–451, 2008.

K. Auchi, M. Nakamura, K. Yoshida, Y. Katayama, and K. Nakamura. Sun tracking photo-sensor for solar thermal concentrating system. In *Proceedings of International Solar Energy Conference*, Portland (USA), July 2004.

A. L. Ávila-Marín. Volumetric receivers in solar thermal power plants with central receiver system technology: A review. *Solar Energy*, 85:891–910, 2001.

- H. D. Baerh. *Tratado Moderno de Termodinámica*. Springer-Verlag, 1 edition, 1965.
- B. Belhomme, R. Pitz-Paal, and P. Schwarzbozl. Optimization of heliostat aim point selection for central receiver systems based on the ant colony optimization metaheuristic. *Journal of Solar Energy Engineering*, 136 (1), 2014.
- M. Berenguel, E. F. Camacho, and F. R. Rubio. *Simulation software package for the Acurex field*. Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, ESII Sevilla, Spain, 1994.
- M. Berenguel, M. Arahál, and E. Camacho. Modeling free response of a solar plant for predictive control. *Control Engineering Practice*, 6:1257–1266, 1998.
- M. Berenguel, F. R. Rubio, A. Valverde, P. J. Lara, M. R. Arahál, E. F. Camacho, and M. Lopez. An artificial vision-based control system for automatic heliostat positioning offset correction in a central receiver solar power plant. *Solar Energy*, 76-5:523–653, 2004.
- M. Berenguel, C. M. Cirre, R. Klempous, H. Maciejewski, M. Nikodem, J. Nikodem, I. Rudas, and L. Valenzuela. Hierarchical control of a distributed solar collector field. *Computer Aided Systems Theory $\dot{\iota}_c^{1/2}$ EUROCAST 2005*, 3643: 614–620, 2005.
- P. Bermejo, F. J. Pino, and F. Rosa. Solar absorption cooling plant in seville. *Solar Energy*, 84:1503–1512, 2010.
- D. P. Bertsekas. *Convex Analysis and Optimization*. Athena Scientific, 1^o edition edition, April 2003.
- M. Blanco, D. Alarcon, T. Lopez, and M. Lara. Computing the solar vector. *Solar Energy*, 70:431–441, 2001.
- J. Bonilla, L. Roca, L. González, and L. J. Yebra. Modelling and real-time simulation of heliostat field in central receiver plants. In *Proceedings of the 6th Int. Conf. on Mathematical Modelling*, pages 2576–2579, Vienna (Austria), 2009.
- B. Bose. Global warming: Energy, environmental pollution, and the impact of power electronics. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 4(1):6–17, 2010.
- S. Boyd, L. E. Ghaoui, E. Feron, and V. Balakrishnan. *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1994.

- L. Brus and D. Zambrano. Black-box identification of solar collector dynamics with variant time delay. *Control Engineering and Practice*, 18:1133–1146, 2010.
- L. Brus, T. Wigren, and D. Zambrano. Feedforward model predictive control of a non-linear solar collector plant with varying delays. *IET Journal of Control Theory and Applications*, 4 (8):1421–1435, 2010.
- D. Buie and A. G. Monger. The effect of circumsolar radiation on a solar concentrating system. *Solar Energy*, 76(1-3):181–185, 2004.
- E. Camacho and M. Berenguel. Robust Adaptive Model Predictive Control of a Solar Plant with Bounded Uncertainties. *International Journal of Adaptive and Signal Processing*, 11:311–325, 1997.
- E. Camacho, F. Rubio, and F. Hughes. Self-tuning control of a solar power plant with a distributed collector field. *IEEE Control Systems*, 0272- 1708/92/:72–78, 1992a.
- E. F. Camacho and M. Berenguel. *Aplication of Generalized Predictive Control to a Solar Power Plant*. Oxford University Press, Oxford, UK, 1994a.
- E. F. Camacho and M. Berenguel. Application of generalized predictive control to a solar power plant. In *The Third IEEE Conference on Control Applications*, Glasgow UK, August 1994b.
- E. F. Camacho and M. Berenguel. Control of solar energy systems. In *8th IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes*, pages 848–855, 2012.
- E. F. Camacho and C. Bordons. *Model Predictive Control 2ª Ed.* Springer Verlag, 2nd edition, 2004.
- E. F. Camacho and A. J. Gallego. Optimal operation in solar trough plants: a case study. *Solar Energy*, 95:106–117, 2013.
- E. F. Camacho, R. Carmona, and F. R. Rubio. *Adaptive control of the ACUREX field*. Springer Verlag, London, 1986.
- E. F. Camacho, F. R. Rubio, and J. A. Gutierrez. Modelling and simulation of a solar power plant with a distributed collector system. In *Proceedings of the International IFAC Symposium on Power Systems Modeling and Control*, 1988.
- E. F. Camacho, F. R. Rubio, and F. M. Hugues. Self-tuning control of a solar power plant with a distributed collector field. *IEEE Control Systems Magazine*, 12:72–78, 1992b.

- E. F. Camacho, M. Berenguel, and F. R. Rubio. Application of a gain scheduling generalized predictive controller to a solar power plant. *Control Engineering Practice*, 2:227–238, 1994a.
- E. F. Camacho, M. Berenguel, and F. R. Rubio. Application of a gain scheduling generalized model predictive controller to a solar power plant. *Control Engineering Practice*, 2(2):227–238, 1994b.
- E. F. Camacho, F. R. Rubio, and M. Berenguel. *Advanced control of solar plants*. Springer-Verlag, 1997.
- E. F. Camacho, F. R. Rubio, M. Berenguel, and L. Valenzuela. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. part i: modeling and basic control approaches. *Solar Energy*, 81:1240–1251, 2007a.
- E. F. Camacho, F. R. Rubio, M. Berenguel, and L. Valenzuela. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. part ii: advanced control approaches. *Solar Energy*, 81:1252–1272, 2007b.
- E. F. Camacho, F. R. Rubio, M. Berenguel, and L. Valenzuela. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. part II: Advanced control approaches. *Solar Energy*, 81:1252–1272, 2007b.
- E. F. Camacho, A. J. Gallego, and T. F. Buckley. Optimal control of solar energy plants. In *Invited Sesion. AFG '11.*, 2011a. URL <http://homes.esat.kuleuven.be/~mdiehl/AFGENERGY/CamachoSolar.pdf>.
- E. F. Camacho, T. Samad, M. Garcia-Sanz, and I. Hiskens. Control for renewable energy and smart grids. Technical report, IEEE Control Systems Society, 2011b. URL www.ieeecss.org.
- E. F. Camacho, M. Berenguel, F. Rubio, and D. Martínez. *Control of Solar Energy Systems*. Springer-Verlag, 2012.
- E. F. Camacho, M. Berenguel, and A. J. Gallego. Control of thermal solar energy plants. *Journal of Process Control*, 24:332–340, 2014.
- R. Carmona. *Análisis, Modelado y control de un campo de colectores solares distribuidos con sistema de seguimiento en un eje*. PhD thesis, Universidad de Sevilla, 1985.
- J. Carrasco, L. Franquelo, J. Bialasiewicz, E. Galvan, R. Guisado, M. Prats, J. Leon, and N. Moreno-Alfonso. Power-electronic systems for the grid integration of renewable energy sources: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 53(4):1002 – 1016, 2006.

- Y. Cengel. *Termodinámica*. Mcgraw Hill, 5 edition, 2006.
- Y. Cengel and J. Cimbala. *Mecánica de los fluidos: fundamentos y aplicaciones*. Mcgraw Hill, 2006.
- Y. T. Chen, B. H. Lim, and C. S. Lim. Sun tracking formula for heliostats with arbitrarily oriented axes. *Journal of Solar Energy Engineering*, 128:245–251, 2006.
- M. Chilali and P. Gahinet. H_∞ design with pole placement constraints: An LMI approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 41:358–367, March 1996.
- K.-K. Chong, C.-W. Wong, F.-L. Siaw, T.-K. Yew, S.-S. Ng, M.-S. Liang, Y.-S. Lim, and S.-L. Lau. Integration of an on-axis general sun-tracking formula in the algorithm of an open-loop sun-tracking system. *Sensors*, 9:7849–7865, 2009.
- Y. Chu. Review and comparison of different solar energy technologies. Technical report, Global Energy Network Institute, 2011.
- CIEMAT. Plataforma Solar de Almería, 2012. URL <http://www.psa.es/webesp/index.php>.
- C. M. Cirre, M. Berenguel, L. Valenzuela, and R. Klempous. Reference governor optimization and control of a distributed solar collector field. *European Journal of Operational Research*, 193:709–717, 2009.
- F. Coito, J. Lemos, R. Silva, and E. Mosca. Adaptive control of a solar energy plant: exploiting acceptable disturbances. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 11:327–342, 1997.
- F. J. Collado. One-point fitting of the flux density produced by a heliostat. *Solar Energy*, 84:673–684, 2010.
- F. J. Collado and J. A. Turégano. Calculation of the annual thermal energy supplied by a defined heliostat field. *Solar Energy*, 42 (2):149–165, 1989.
- F. J. Collado, A. Gómez, and J. A. Turégano. An analytic function for the flux density due to sunlight reflected from a heliostat. *Solar Energy*, 37 (3):215–234,, 1986.
- J. M. G. da Silva and S. Tarbouriech. Local stabilization of discrete-time linear systems with saturating controls: An lmi-based approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 46:119–125, January 2001.

- M. P. de la Parte, C. M. Cirre, E. F. Camacho, and M. Berenguel. Application of predictive sliding mode controllers to a solar plant. *IEEE Transaction on Control Systems Technology*, 16:819–825, 2008.
- J. Duffie and J. Beckman. *Solar engineering of thermal processes*. Wiley-Interscience, 2nd edition, 1991.
- T. Energy. Torresol. URL <http://www.torresolenergy.com/TORRESOL/gemasolar.html?swlang=en>.
- N. A. Engineering. National academy of engineering. grand challenges for engineering, 2008. URL www.engineeringchallenges.org.
- H. Esen, F. Ozgen, M. Esen, and A. Sengur. Artificial neural network and wavelet neural network approaches for modelling of a solar air heater. *Expert*, 36(8): 11240–11248, 2009.
- I. Farkas and I. Vajk. Experiments with internal model-based controller for acurex field. In *Proceedings of the 2nd Users Workshop IHP Programme, CIEMAT*, 2002a.
- I. Farkas and I. Vajk. Internal model-based controller for a solar plant. In *Proceedings of the 15th IFAC World Congress. Barcelona, Spain*, 2002b.
- R. Findeisen and F. Allgöwer. An introduction to nonlinear model predictive control. Technical report, Institute for Systems Theory in Engineering, University of Stuttgart., 2006.
- K. Fong, T. Chow, C. Lee, Z. Lin, and L. Chan. Comparative study of different solar cooling systems for buildings in subtropical city. *Solar Energy*, 84:227–244, 2010.
- O. B. Fosso, A. Gjelsvik, A. Haugstad, B. Mo, and I. Wangensteen. Generation scheduling in a deregulated system. the norwegian case. *IEEE Transaction on Power Systems*, 14(1):75–81, 1999.
- A. J. Gallego and E. F. Camacho. Adaptative state-space model predictive control of a parabolic-trough field. *Control Engineering Practice*, 20(9):904–911, 2012a.
- A. J. Gallego and E. F. Camacho. Estimation of effective solar irradiation using an unscented kalman filter in a parabolic-trough field. *Solar Energy*, Available online at <http://dx.doi.org/10.1016/j.solener.2011.11.012>, 2011a.

- A. J. Gallego and E. F. Camacho. Control predictivo no lineal de un lazo de colectores cilindro parabólicos. In *Actas de las XXII Jornadas de automática*, Sevilla, Septiembre 2011b.
- A. J. Gallego and E. F. Camacho. Estimation of effective solar radiation in a parabolic trough field. *Solar Energy*, 86:3512–3518, 2012b.
- A. J. Gallego, F. Fele, E. F. Camacho, and L. J. Yebra. Observer-based model predictive control of a solar trough plant. *Solar Energy*, 97:426–435, 2013a.
- A. J. Gallego, A. Ruíz-Pardo, A. Cerezuela-Parish, J. S. Ramos, C. Martín-Macareno, L. F. CabezaCabeza, E. F. Camacho, and E. Oró. Mathematical modeling of a pcm storage tank in a solar cooling plant. *Solar Energy*, 93: 1–10, 2013b. doi: 10.1016/j.solener.2013.03.026.
- A. J. Gallego, F. Fele, and E. F. Camacho. On the optimization of flux distribution in solar tower plants with flat receivers. ECC 2014. Strasbourg, 24-27 June. Accepted for publication., 2014a.
- A. J. Gallego, C. Martín-Macareno, and E. F. Camacho. Hybrid model of a solar cooling plant. Submitted to *Solar Energy for Publication*, 2014b.
- F. Garcia-Martín, M. Berenguel, A. Valverde, and E. F. Camacho. Heuristic knowledge-based heliostat field control for the optimization of the temperature distribution in a volumetric receiver. *Solar Energy*, 66(5):355–369, 1999.
- F. J. García-Martín, M. Berenguel, A. Valverde, and E. F. Camacho. Heuristic knowledge-based heliostat field control for the optimization of the temperature distribution in a volumetric receiver. *Solar Energy*, 66 (5):355–369, 1999.
- A. Gil, M. Medrano, I. Martorell, A. Lázaro, P. Dolado, B. Zalba, and L. F. Cabeza. State of the art on high temperature thermal energy storage for power generation. part 1-concepts, materials and modellization. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14:31–55, 2010.
- P. Gil, J. Henriques, P. Carvalho, H. D. Ramos, and A. Dourado. Constrained adaptative non-linear neural model-based predictive control of a distributed collector field. *Proc. 2nd IHP Workshop*, 2002.
- D. Y. Goswami, F. Kreith, and J. F. Kreider. *Principles of Solar Engineering*. 2nd edition, 2000.
- G.Pin, M.Falchetta, and G.Fenu. An input-to-state stabilizing discrete-time adaptative control scheme for concentrating solar power systems. In *In Proc. of*

- the European Control Conference, Budapest*, volume ISBN 978-963-311-369-1, pages 4528–4533, August, 23-26 2009.
- R. Grena. An algorithm for the computation of the solar position. *Solar Energy*, 82:462–470, 2008.
- G. Grossman and M. Wilk. Advanced modular simulation of absorption systems. *International Journal of Refrigeration*, 17(4):231–244, 1994.
- M. Guo and Z. Wang. On the analysis of an elliptical gaussian flux image and its equivalent circular gaussian flux images. *Solar Energy*, 85:1144–1163, 2011.
- M. Haeger, L. Keller, R. Monterreal, and A. Valverde. Phoebus technology program solar air receiver (TSA). Technical report, CIEMAT, Madrid, 1994.
- K. Hamza, K. Saitou, and U. Gandhi. Optimal scheduling of parabolic heliostats aim targets in a mini-tower solar concentrator system. In *Proceedings of the ASME 2011 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, Washington (USA), August 2011.
- S. Haykin. *Kalman Filtering and Neural Networks*. A Wiley-Interscience Publication, 2001.
- U. Herrmann and D. W. Kearney. Survey of thermal energy storage for parabolic trough power plants. *Journal of Solar Energy Engineering*, 124:145–152, May 2002.
- F. O. Hocaoglu, O. N. Gerek, and M. Kurban. Hourly solar radiation forecasting using optimal coefficient 2-d linear filters and feedforward neural networks. *Solar Energy*, 82:714–726, 2008.
- H. C. Hottel. A simple model for estimating the transmittance of direct solar radiation through clear atmospheres. *Solar Energy*, 18:129–134, 1975.
- H. Ibrahima, A. Ilinca, and J. Perron. Energy storage systems, characteristics and comparisons. *Renewable and sustainable Energy reviews*, 12:1221–1250, 2008.
- J. Igreja, J. Lemos, M. Barao, and R. Silva. Adaptive nonlinear control of a distributed collector field. In *Proceedings of the European Control Conference ECC03*, 2003.

- J. Igreja, J. Lemos, and J. Silva. Adaptive receding horizon control of a distributed solar collector field. In *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005*, pages 1282–1287, 2005.
- ITET. *The IEA/SPSS Solar Thermal Power Plants, vol.2*. Springer, Berlin (1986).
- V. j. Lunardini. *Heat transfer in cold climates*. Van Nostrand Reinhold Company (June 1981), 1981.
- T. Johansen, I. Petersen, and O. Slupphaug. Explicit Suboptimal Linear Quadratic Regulation with input and state constraints. In *Proceedings 39th IEEE Conference on Decision and Control*, December 2000.
- R. K. Kapooria, S. Kumar, and K. S. Kasana. An analysis of a thermal power plant working on a rankine cycle: A theoretical investigation. *Journal of Energy in Southern Africa*, 19 (1):77–83, 2008.
- D. Kearney, U. Herrmann, P. Nava, B. Kelly, R. Mahoney, J. Pacheco, R. Cable, N. Potrovitza, D. Blake, and H. Price. Assessment of a molten salt heat transfer fluid in a parabolic trough solar field. *Transactions of the ASME*, 125:170–176, 2003.
- D. Kearney, B. Kelly, U. Herrmann, R. Cable, J. Pacheco, R. Mahoney, H. Price, D. Blake, P. Nava, and N. Potrovitza. Engineering aspects of a molten salt heat transfer fluid in a trough solar field. *Solar Energy*, 29:861–870, 2004.
- D. Kima and C. Infante-Ferreira. Solar refrigeration options a state-of-the-art review. *International Journal of Refrigeration*, 31:3–15, 2008.
- D. King and D. Arvizu. Heliostat characterization at the central receiver test facility. *Journal of Solar Energy Engineering*, 103:82½–88, 1981.
- A. Klein, J. Duffie, and W. Beckman. Transient considerations of flat-plate solar collectors. *Transaction of the ASME Journal of Engineering and Power*, 96: 333–344, 1974.
- M. G. Kratzenberg, S. Colle, and H. G. Beyer. Solar radiation prediction based on the combination of a numerical weather prediction model and a time series prediction model. In *EUROSUN 2008, 1st International Congress on Heating, Cooling and Buildings*, October 2008.
- F. Kreith, R. M. Manglik, and M. S. Bohn. *Principles of heat transfer*. Cengage Learning, seventh edition, 2011.

- L. Brus, T. Wigren, and D. Zambrano. Feedforward model predictive control of a non-linear solar collector plant with varying delays. *IET Journal of Control Theory and Applications*, 4 (8):1421–1435, 2010.
- C.-Y. Lee, P.-C. Chou, C.-M. Chiang, and C.-F. Lin. Sun tracking systems: A review. *Sensors*, 9:3875–3890, 2009.
- J. Lemos, L. Rato, and E. Mosca. Integrating predictive and switching control: Basic concepts and an experimental case study. In F. Allgower and A. Zheng, editors, *Nonlinear Model Predictive Control*, number 1, pages 181–190. 2000.
- D. Limon, I. Alvarado, T. Alamo, M. Arahál, and E. F. Camacho. Robust control of the distributed solar collector field acurex using mpc for tracking. In *IFAC World Congress*, 2008a.
- D. Limon, I. Alvarado, T. Alamo, and E. F. Camacho. Mpc for tracking piecewise constant references for constrained linear systems. *Automatica*, 44(9):2382–2387, 2008b.
- D. Limon, I. Alvarado, T. Alamo, M. Ruíz, and E. Camacho. 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*, pages 958–963, 2008c.
- F. W. Lipps. Four different views of the heliostat flux density integral. *Solar Energy*, 18:555–560, 1976.
- M. Liserre, T. Sauter, and J. Hung. Future energy systems: Integrating renewable energy sources into the smart power grid through industrial electronics. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 4(1):18–37, 2010.
- U. Maeder, F. Borrelli, and M. Morari. Linear offset-free model predictive control. *Automatica*, 45:2214–2222, 2009.
- L. Magni, D. M. Raimondo, and F. Allgower. *Nonlinear Model Predictive Control: Towards New Challenging Applications*. Springer Verlag, 2009.
- C. Martín-Macareno, A. J. Gallego, M. Robledo, and E. F. Camacho. Modelado y control de un captador solar tipo fresnel. In *Actas de las XXXII Jornadas de Automática*, Sevilla, Septiembre 2011.
- D. Mayne, J. Rawlings, C. Rao, and P. Scokaert. Constrained model predictive control: Stability and optimality. *Automatica*, 36:789–814, 2000.

- A. Meaburn and F. Hughes. A simple predictive controller for use on large scale arrays of parabolic trough collectors. *Solar Energy*, 56:583–595, 1996.
- A. Meaburn and F. Hughes. Feedforward control of solar thermal power plants. *Journal of Solar Energy Engineering*, 119:52–60, 1997.
- A. Meaburn and F. M. Hughes. Resonance characteristics of distributed solar collector fields. *Solar Energy*, Vol 51. No.3:215–221, 1993.
- M. Medrano, A. Gil, I. Martorell, X. Potau, and L. F. Cabeza. State of the art on high-temperature thermal energy storage for power generation. part 2 case studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14:56–72, 2010.
- M. J. Montes, A. Abanades, and J. M. Martínez-Val. Performance of a direct steam generation solar thermal power plant for electricity reduction as a function of the solar multiple. *Solar Energy*, 83(5):679–689, 2009.
- H. Mousazadeh, A. Keyhani, A. Javadi, H. Mobli, K. Abrinia, and A. Sharifi. A review of principle and sun-tracking methods for maximizing solar systems output. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13:1800–1818, 2009.
- K. R. Muske and T. A. Badgwell. Disturbance modeling for offset-free linear model predictive control. *Journal of Process Control*, 12:617–632, 2001.
- G. F. Naterer. *Heat Transfer in Single and Multiphase Systems*. 978-0-8493-1032-4, 2002.
- A. M. Patnode. Simulation and performance evaluation of parabolic trough solar power plants. Master’s thesis, UNIVERSITY OF WISCONSIN-MADISON, 2005.
- R. Pickhardt and R. Silva. Application of a nonlinear predictive controller to a solar power plant. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Control Applications*, 1998a.
- R. Pickhardt and R. Silva. Applications of a nonlinear predictive controllers to a solar power plant. In: *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Control Applications, Glasgow, UK*, 1:6–10, 1998b.
- G. Pin, M. Falchetta, and G. Fenu. Adaptive time-warped control of molten salt distributed collector solar fields. *Control Engineering Practice*, 16. ISSN 0967-0661. DOI 10.1016:813–823, 2007.

- G. Pin, M. Falchetta, and G. Fenu. Modeling and control of concentrating solar power systems: a discrete-time adaptative scheme for temperature control in molten-salt solar collector-fields. In *Solar Collectors: Energy Conservation, Design and Applications*, Series: Renewable Energy: Research, Development and Policies. Nova Publishers:15–39, 2009.
- M. C. Potter and D. C. Wiggert. *Mecánica de Fluidos*. Paraninfo, 3 edition, 2003.
- K. M. Powell and T. F. Edgar. Modeling and control of a solar thermal power plant with thermal energy storage. *Chemical Engineering Science*, 71:138–145, 2012.
- E. Prabhu. Solar trough organic rankine electricity system (stores) stage 1: Power plant optimization and economics. Technical report, National Renewable Energy Laboratory, 2006.
- H. Price, D. Kearney, and I. Replogle. Update on the preformance and operation of segs iii-vii. In *ASME International Solar Energy Conference*, 1990.
- V. Quaschnig. Technical and economic system comparison of photovoltaic and concentrating solar thermal power systems depending on annual global irradiation. *Solar Energy*, 77:171–178, 2004.
- K. J. Åström and B. Wittenmark. *Computer-controlled systems: theory and design; 3rd ed.* Prentice-Hall information and system sciences series. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1997.
- L. Rato, R. Silva, J. Lemos, and F. Coito. Multirate musmar cascade control of a distributed solar field. In *Proceedings of the European Control Conference ECC97*, July 1997.
- J. Rawlings and D. Mayne. *Model Predictive Control: Theory and Design*. Nob Hill Publishing, LLC, 2009.
- M. Robledo, J. M. Escaño, A. Núñez, C. Bordons, and E. F. Camacho. Development and experimental validation of a dynamic model for a fresnel solar collector. *18th IFAC World Congress.*, October 2010.
- L. Roca, J. L. Guzmán, J. E. Normey-Rico, M. Berenguel, and L. Yebra. Robust constrained predictive feedback linearization controller in a solar desalination plant collector field. *Control Engineering and Practice*, 17 Issue:9:1076–1088, September 2009.

- A. Romanenko and J. A. Castro. The unscented Kalman filter as an alternative to the EKF for nonlinear state estimation: a simulation case study. *Computers and Chemical Engineering*, 28:347–355, 2004.
- M. Romero, R. Buck, and J. E. Pacheco. An update on solar central receiver systems, projects and technologies. *Journal of Solar Energy Engineering*, 124(2): 98–109, 2002.
- C. Rorres, A. Orbach, and R. Fischl. Optimal and suboptimal control policies for a solar collector system. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 25:1085–1091, 1980.
- F. R. Rubio, M. Berenguel, and E. F. Camacho. Fuzzy logic control of a solar power plant. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol 3 No.4:459–468, 1995.
- F. R. Rubio, F. Gordillo, and M. Berenguel. Lqg/ltr control of the distributed collector field of a solar power plant. In *Proceedings of the 13th World Congress of IFAC*, volume 0, pages 133–138, 1996.
- F. R. Rubio, E. F. Camacho, and M. Berenguel. Control de campos de colectores solares. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, Vol 3, No.4:26–45, 2006.
- A. Ruíz-Pardo, J. M. Salmerón, A. Cerezuela-Parish, A. Gil, S. Álvarez, and L. Cabeza. Numerical simulation of a thermal energy storage system with pcm in a shell and tube tank. In *The 12th International Conference on Energy Storage, Innostock 2012, Lleida, 16th-18th May, 2012*.
- R. Velrag, R. Seenirag, B. Hafner, C. Faber, and K. Schwarzer. Heat transfer enhancement in a latent heat storage system. *Solar Energy*, 65:171–180, 1999.
- R. Silva, L. Rato, and J. Lemos. Time scaling internal state predictive control of a solar plant. *Control Engineering Practice*, 11:1459–1467, 2003a.
- R. N. Silva, L. M. Rato, J. M. Lemos, and F. Coito. Cascade control of a distributed collector solar field. *Journal of Process Control*, 7 (2):111–117, 1997.
- R. N. Silva, J. M. Lemos, and L. M. Rato. Variable sampling adaptive control of a distributed collector solar field. *IEEE TRANSACTIONS ON CONTROL SYSTEMS TECHNOLOGY*, Vol 5, No.11:765–771, 2003b.
- Solar Millennium AG. The construction of the andasol power plants., 2011. URL www.solarmillennium.de/discretionary{-}{-}{-}/english/discretionary{-}{-}{-}/archives/discretionary{-}{-}{-}/

[technology\discretionary{-}{-}{-}/references-and-projects\discretionary{-}{-}{-}/andasol-spain\discretionary{-}{-}{-}/andasol_artikel.html](#).

- C. Sonntag, H. Ding, and S. Engell. Supervisory control of a solar air conditioning plant with hybrid dynamics. *European Journal of Control*, 6:451–463, 2008.
- W. Spirkl, H. Ries, and A. Kribus. Optimal parallel flow in solar collectors for nonuniform irradiance. *Transactions of the ASME*, 118:156–159, 1997.
- M. Spoladore, E. F. Camacho, and M. E. Valcher. Distributed parameters dynamic model of a solar fresnel collector field. In *Proceedings of the IFAC 18th World Congress. IFAC World Congress (18)*, number 18, pages 14784–14790, 2011.
- A. B. Sproul. Derivation of the solar geometric relationships using vector analysis. *Renewable energy*, 32:1187–1205, 2006.
- M. St-Pierre and D. Gringras. Comparison between the unscented kalman filter and the extended kalman filter for the position estimation module of an integrated navigation information system. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 0-7803-8310-9/04:831–835, 2004.
- W. B. Stine and M. Geyer. The power from the sun, 2001. URL <http://www.powerfromthesun.net>.
- K. Stone and C. Lopez. Evaluation of the solar one track alignment methodology. *Journal of Solar Energy Engineering*, 103:521–526, 1995.
- T. Stuetzle, N. Blair, J. Mitchell, and A. Beckman. Automatic control of a 30mwe segs vi parabolic trough plant. *Solar Energy*, 76:187–193, 2004.
- B. Torrico, L. Roca, J. Normey-Rico, J. Guzmán, and L. Yebra. Robust nonlinear predictive control applied to a solar collector field in a solar desalination plant. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 18 (6):1430–1439, November 2010.
- L. Valenzuela and P. Balsa. Series and parallel feedforward controller schemes to regulate the operation of a solar collector field. In *In: Martínez, D. (Ed.), Proceedings of the 2nd Users Workshop, TMR Programme at PSA, CIEMAT, Almería (España)*, pages 19–24, 1998.
- J.-M. Wang and C.-L. Lu. Design and implementation of a sun tracker with a dual-axis single motor for an optical sensor-based photovoltaic system. *Sensors*, 13: 3157–3168, 2013.

- X. Wang, L. Zhao, and J. Wang. Experimental investigation on the low-temperature solar rankine cycle system using r245fa. *Energy Conversion and Management*, 52 (2):946–952, 2011.
- K. Withephanich, J. M. E. no, A. J. Gallego, and E. F. Camacho. Pressurized water temperature of a fresnel collector field type cooling system using explicit model predictive control.. In *Proceedings of the IASTED conference.*, 2013. doi: 10.2316/P.2013.800-128.
- M. Wittmann, M. Eck, R. Pitz-Paal, and H. Muller-Steinhagen. Methodology for optimized operation strategies of solar thermal power plants with integrated heat storage. *Solar Energy*, 85:653–659, 2011.
- V. Wylen. *Termodinámica*. Limusa, 2 edition, 2002.
- H. Xie, L. Liu, F. Ma, and H. Fang. Performance prediction of solar collectors using artificial neural networks. *2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, pages 573–576, 2009.
- Q. Yu, Z. Wang, E. Xu, H. Zhang, Z. Lu, and X. Wei. Modeling and simulation of 1 MWe solar tower plant’s solar flux distribution on the central cavity receiver. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 29:123–136, 2012.
- D. Zambrano. *Modelado y control predictivo híbrido de una planta de refrigeración solar*. PhD thesis, Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla, 2007.
- D. Zambrano, C. Bordons, W. Garcia-Gabin, and E. F. Camacho. A solar cooling plant: a benchmark for hybrid systems control. In *the 2nd IFAC Conference on Analysis and Design of Hybrid Systems*, pages 199–204, 2006.
- D. Zambrano, C. Bordons, W. Garcia-Gabin, and E. F. Camacho. Model development and validation of a solar cooling plant. *International Journal of Refrigeration*, 31:315–327, 2008.
- E. Zarza, L. Valenzuela, J. Leon, K. Hennecke, M. Eck, H. Weyers, and M. Eickhoff. The diss project: Direct steam generation in parabolic troughs. In *Proceedings of ASME International Solar Energy*, April 2001.