

## Aplicaciones de control predictivo en plantas solares CCP

Antonio J. Gallego Len<sup>a</sup>, Adolfo J. Sánchez del Pozo<sup>b</sup>, Eduardo F. Camacho<sup>a,\*</sup>

<sup>a</sup>Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla, Camino de los Descubrimientos s/n., 41092 Sevilla, España

<sup>b</sup>Department of Mechanical, Biomedical and Manufacturing Engineering, Munster Technological University, Cork T12 P928, Ireland.

**To cite this article:** Gallego, A. J., Sánchez del Pozo, A. J., Camacho, E. F. 2022. Model Predictive Control applications in solar trough plants. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 19, 309-317. <https://doi.org/10.4995/riai.2022.16664>

### Resumen

Uno de los principales métodos para mejorar la eficiencia en el uso y aprovechamiento de la energía solar es la aplicación de técnicas avanzadas de control. En este trabajo se presenta un estado del arte de las aplicaciones de control predictivo en plantas solares de pequeña y gran escala. Se presentan además dos aplicaciones reales: una que se diseñó para la planta experimental ACUREX en la Plataforma solar de Almería (PSA). El controlador fue probado en el campo real con buen desempeño. La otra aplicación describe el diseño de un controlador predictivo para plantas comerciales de colectores cilindro parabólicos (CCP) que está instalado en 13 plantas Españolas así como en las plantas de Mojave en California (USA). Se muestran dos resultados reales obtenidos en la planta Mojave Beta con el controlador propuesto.

*Palabras clave:* Control automático, Energía Solar, Control Predictivo, Cilindro-parabólico, Optimización

### Application of model predictive control to parabolic trough thermal solar plants.

#### Abstract

One of the main methods to improve the efficiency in the use of solar energy is the application of advanced control techniques. This work develops a state of the art of predictive control applications to small and large scale solar trough plants. Two real applications are presented. The first one is designed to the old ACUREX experimental plant at the Plataforma solar de Almería (PSA). The second one is the design of a model predictive controller for large scale commercial CCP plants that is installed in 13 Spanish plants as well as in the Mojave solar trough plants in California (USA). Finally, two real results obtained at the Mojave Beta plant are presented showing the adequate performance of the controller.

*Keywords:* Automatic Control, Solar Energy, Predictive Controller, Parabolic-trough, Optimization

### 1. Introducción

Hoy en día, la mayoría de la electricidad producida en el mundo proviene de combustibles fósiles, plantas nucleares y fuentes de energía no renovables (Heeckt and Kolaric, 2020). Debido a la urgencia de minimizar y reducir el impacto medioambiental de estas fuentes de energía, el uso y aprovechamiento de fuentes de energías renovables es esencial (Blanco and Santigosa, 2017). Otro aspecto importante para apostar por el uso de energías renovables es que los combustibles fósiles se

agotarán en un futuro haciendo que cada vez sea más caro el poder obtenerlos (Shahzad, 2015).

A este respecto, la fuente de energía renovable más abundante es la solar. Desde los años 80, muchas plantas solares con diferentes tecnologías (cilindro-parabólicas, torre, horno solar.etc) han sido construidas y puestas en operación alrededor del mundo (Islam et al., 2018). Podemos encontrar como ejemplos, las plantas cilindro-parabólicas (CCP) SEGS construidas en California (USA) de 30 MW eléctricos en los años 80 del siglo pasado (SolarPaces, 2017). A partir del año 2000,

\* Autor para correspondencia: [efcamacho@us.es](mailto:efcamacho@us.es)

la construcción y puesta en marcha de plantas solares se aceleró de manera importante: en España, encontramos las plantas de tecnología cilindro-parabólica de 50 MW eléctricos: Solnova I, III y IV en Solúcar, Helios I y II en Ciudad Real, Helioenergy I y II en Écija (Sevilla) todas operadas por Atlantica Sustainable Infrastructure (NREL Helios, 2020). A partir del año 2010 podemos encontrar plantas solares CCP de mayor potencia y tamaño: SOLANA de 280 MW eléctricos con almacenamiento térmico para 6 horas (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2021b) y el proyecto solar Mojave constituido por 2 plantas: Mojave Alpha y Mojave Beta de 140 MW eléctricos cada una (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2021a). Este artículo se centrará en las plantas solares de tecnología CCP.

Una planta de colectores cilindro-parabólicos está formada por un campo de lazos de colectores cilindro-parabólicos que concentran la radiación proveniente del sol en un tubo por el cual circula un fluido caloportador (HTF). En general, este fluido es un aceite sintético, aunque también puede ser sal fundida u otros (Liu et al., 2016). Este fluido, una vez calentado, es enviado a una turbina y generador de vapor (bloque de potencia) para producir electricidad. Una de las grandes ventajas de la energía solar térmica es que puede ser almacenada en sistemas de almacenamiento y producir electricidad cuando la radiación solar no está disponible (Yang et al., 2010).

Uno de los principales problemas al que se enfrenta la energía solar es la mejora de su competitividad para hacerla más económica. Este problema ha sido mencionado como uno de los grandes retos actuales (N.A Engineering, 2008; European Commission, 2015). En concreto, la operación y optimización de la producción en plantas solares CCP es cada vez más complicada debido al gran aumento de tamaño. Por ejemplo, el complejo Mojave solar project está formado por dos plantas de 282 lazos de colectores CCP y un área aproximada de 700 hectáreas.

Los operadores deben estar atentos, no solo de operar el campo solar de manera eficiente, si no también al gran número de señales y alarmas que vienen del campo solar y del sistema de generación de potencia. Una de las vías para mejorar la competitividad es la inclusión de algoritmos de control que automaticen parte o totalmente el proceso y puedan ayudar a realizar la operación de manera más segura y eficiente, evitando así situaciones de disparo y pérdidas de producción (Sánchez et al., 2018b; Badal et al., 2019). Una situación de disparo es aquella en la cual el bloque de potencia ha de ser parcial o totalmente desconectada de la red. Arrancar el bloque de potencia puede ser un proceso lento y delicado por lo que no es deseable tener que arrancarlo más de una vez cada día.

Este artículo tiene un triple objetivo:

- Llevar a cabo una revisión y estado del arte de algunas aplicaciones de estrategias de control predictivo a las plantas solares cilindro-parabólicas. La gran mayoría de estos trabajos fueron aplicados al campo ACUREX de la plataforma solar de Almería. Señalar algunas diferencias y problemáticas que aparecen cuando se trata de implementar una estrategia de control en plantas solares de gran tamaño así como alguna de las restricciones que se deben tener en cuenta en plantas comerciales.

- Describir la aplicación de una estrategia de control predictivo diseñada para una planta CCP de pequeña escala como la del campo ACUREX. La razón de centrarse en la planta experimental ACUREX es que gran parte de la investigación desarrollada aquí, ha ayudado al grupo de control predictivo de la universidad de Sevilla a desarrollar estrategias para campos solares de gran escala.
- Describir la aplicación de una estrategia de control predictivo a las plantas comerciales de Mojave Alpha y Beta. Se darán algunos detalles del diseño de la estrategia y se mostrarán resultados reales obtenidos en planta. El controlador está instalado y siendo usado por los operadores para operar la planta. La razón de presentar esta aplicación es que demuestra que el diseño de estrategias de control avanzado puede ser muy útil a la hora de mejorar la operación de una planta real, reduciendo así la brecha entre teoría y práctica.

El artículo se organiza de la siguiente manera: la sección 2 está dedicada a explicar en qué consiste una planta CCP y cómo opera. Se describen también las plantas solares ACUREX, Mojave Alpha y Mojave Beta. En la sección 3 se realiza un estado del arte y aplicación de estrategias de control predictivo a plantas CCP. En esta sección se muestra también la aplicación de una estrategia de control predictivo en el espacio de estados al campo ACUREX que obtuvo un buen desempeño.

En la sección 4 se muestra la aplicación de un controlador predictivo a las plantas de Mojave Alpha y Mojave Beta. Por último, el artículo finaliza con una sección de conclusiones.

Tabla 1: Lista de Abreviaturas

IDN	Irradiación directa normal
GS-GPC	Control predictivo generalizado por tabla de ganancias
HTF	Fluido caloportador
MPC	Control predictivo basado en modelo
RPM	Revoluciones por minuto

## 2. Descripción del funcionamiento de las plantas solares CCP

En esta sección se explica el funcionamiento general de las plantas solares CCP. Posteriormente, se describen las dos plantas que van a ser objeto de estudio en este artículo: el antiguo campo ACUREX de la PSA y las plantas solares de Mojave Alpha y Beta.

La Figura 1 muestra el esquema general de una planta solar CCP. La bomba impulsa un fluido caloportador (HTF) frío a través de un campo de colectores CCP. El campo concentra la radiación proveniente del sol sobre un tubo de metal por donde circula el fluido. El fluido incrementa su temperatura y es enviado después al bloque de potencia.

En el bloque de potencia hay agua presurizada que es precalentada en el precalentador. En el generador de vapor, el agua absorbe calor del HTF aumentando su temperatura y produciendo vapor. Posteriormente, el vapor es enviado al sobrecalentador donde el vapor alcanza la presión adecuada de trabajo para

ser usado en la turbina y producir electricidad (Goswami et al., 2000; Camacho et al., 2012). El HTF frío es devuelto al campo solar para ser calentado de nuevo y así comenzar de nuevo el proceso.

Si la planta posee sistema de almacenamiento térmico, cuando la energía térmica captada en el campo es mayor que la capacidad de la turbina, esta energía sobrante puede ser almacenada en tanques que contienen sales fundidas (Flueckiger et al., 2011). En este trabajo nos centraremos en plantas solares sin almacenamiento térmico.

### 2.1. Planta solar ACUREX

La planta solar ACUREX fue una de las primeras plantas experimentales CCP del mundo (Fig. 2) que se puso en funcionamiento en los años 80. En ella se realizaron múltiples pruebas y ensayos de estrategias de control avanzado (Camacho et al., 2007; Andrade et al., 2013; Reviriego et al., 2017).

Consistió en 10 lazos de 480 colectores cilindro-parabólicos de orientación este-oeste. Podía proporcionar hasta 1.2 MW térmicos con una radiación solar de  $900 \text{ W/m}^2$ . Cada lazo medía 172 m y estaba compuesto de partes activas (142 m), es decir, partes donde la radiación incide, y partes pasivas como por ejemplo uniones y juntas, donde la radiación no afecta (30 m).

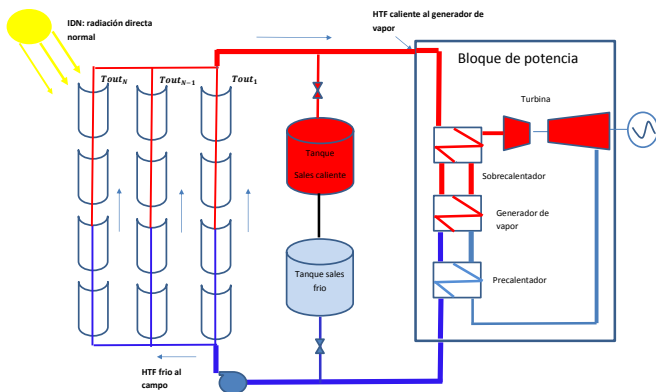


Figura 1: Esquema general una planta CCP



Figura 2: Campo de colectores ACUREX (cortesía de la PSA)

### 2.2. Mojave Solar Project

En esta subsección se presenta la descripción de la planta solar de Mojave (Gallego et al., 2019a). El complejo Mojave solar project está formado por dos plantas de colectores CCP de

orientación norte-sur, capaz de producir hasta 280 MW eléctricos de potencia. La Figura 3 una panorámica del complejo completo.

La construcción de la planta solar de Mojave tuvo como objetivo el ayudar a cumplir el objetivo que la United States Environmental Protection Agency se marcó para el año 2020: el 33 % de la energía que se produzca en California debe ser renovable (Agency, 2021). La planta solar de Mojave puede satisfacer la demanda eléctrica de hasta 75000 hogares.

El complejo está formado por dos plantas: Mojave Beta y Mojave Alpha. Cada una de ellas produce hasta 140 MW de potencia eléctrica neta. Están formadas por 282 lazos de colectores CCP cada una ocupando un área aproximada de  $780000 \text{ m}^2$ . Es interesante remarcar que toda la electricidad producida proviene de la radiación solar. La planta no utiliza en ningún caso ni gas natural ni ninguna fuente de energía no renovable. La planta lleva en operación desde el 2014 (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2021a).



Figura 3: Mojave solar project: Cortesía de Atlantica Sustainable Infrastructure

## 3. Estado del arte: aplicación de técnicas de control para plantas solares CCP

Esta sección se centrará en realizar un breve estado del arte de las técnicas de control aplicadas a plantas CCP tanto a plantas de pequeña escala, como a plantas de gran escala. Después se mostrará una aplicación a la planta experimental ACUREX.

En general, los principales objetivos de control en plantas solares CCP, pueden clasificarse en el seguimiento solar y el control de variables térmicas tales como la temperatura del aceite (Camacho et al., 2014). Esta sección se centrará en el control de las variables térmicas.

El principal objetivo de un sistema de control para una planta CCP es regular la temperatura de salida del campo en torno a un valor deseado (Limon et al., 2010). La temperatura de salida se entiende, en general, como la media de la salida de todos los lazos que conforman el campo (Camacho et al., 2019). Llevar a cabo esta tarea de la forma más eficiente posible no es sencillo: el campo solar es afectado por varias fuentes de perturbaciones tales como la temperatura de entrada, la hora solar que cambia la eficiencia geométrica, la temperatura ambiente, y la más importante de todas: la radiación solar que puede variar de manera importante en días con nubes dispersas (Rubio et al., 2006). Para satisfacer el objetivo de control, la variable manipulable es el caudal (Gallego and Camacho, 2012a).

Por otra parte, el campo de colectores CCP es un sistema altamente no lineal cuya dinámica varía con el punto de operación (Alvarez et al., 2008), especialmente a un bajo nivel de caudal: el retraso del sistema se incrementa conforme el caudal decreciente (L. Brus et al., 2010). Un posible enfoque para abordar esta cuestión es hacer uso de compensadores de tiempos muertos tal y como se realiza en Torrico et al. (2010).

Múltiples grupos de investigación han realizado investigaciones diseñando algoritmos de control adaptativo, control robusto, control no lineal, control predictivo para plantas de colectores CCP (Camacho and Gallego, 2015). La mayoría de estos fueron aplicados a la planta ACUREX tanto en simulación como en experimentos reales llevados a cabo en la PSA.

En concreto, una de las estrategias de control que mejores resultados ha proporcionado ha sido el control predictivo basado en modelo (MPC). La principal idea del control predictivo es usar un modelo para predecir la evolución futura de la salida del sistema y computar una secuencia de acciones de control que minimicen un funcional (Rawlings and Mayne, 2009). Una vez hecho esto, solo la primera componente se aplica al sistema y en el siguiente periodo de muestreo se recalcula la secuencia en una estrategia de horizonte deslizante.

Debido a la dinámica fuertemente no lineal de los lazos de colectores CCP, las estrategias de control de parámetros fijos lineales no suelen dar los mejores resultados. Por ello, las estrategias suelen hacer uso de un controlador anticipativo (feedforward) en serie para linealizar la planta (Meaburn and Hughes, 1997). En Camacho et al. (1994), se propone una estrategia de control predictivo generalizado por tabla de ganancias, donde el modelo de predicción se calcula en función del caudal existente en la planta. En Berenguel et al. (1997) se diseña un control predictivo generalizado pero calculando la respuesta libre usando el modelo no lineal del lazo. De este modo se evita el tener que implementar una estrategia de control predictivo no lineal, la cual es más complicada de resolver. En Stuetzle et al. (2004) se aplica una estrategia de control predictivo lineal a las plantas SEGS de 30 MW en California (USA).

En Silva et al. (2003); Lemos et al. (2014) se muestran algunas técnicas de control adaptativo aplicadas al campo solar ACUREX. En G. Pin et al. (2008), se presenta un esquema adaptativo donde se hace uso del filtro de Kalman unscented (UKF) como estimador de estados. En Pin et al. (2009), se propone una estrategia de control predictivo no lineal aplicada a una planta CCP. En Gallego and Camacho (2012a) se propone una estrategia de control predictivo adaptativo donde el UKF se usa para estimar no solo los perfiles de temperatura si no también la radiación efectiva. En los campos solares actuales, es difícil obtener una medida de radiación global para todo el campo debido a su gran tamaño y los pirheliómetros ofrecen solo una medida puntual. Una forma de abordar este problema es estimarla haciendo uso del un estimador no lineal que hace uso del modelo de parámetros distribuidos (Gallego and Camacho, 2012b). En Andrade et al. (2013) se propone una implementación de un MPC no lineal aplicado al campo ACUREX. Las simulaciones mostraron el buen desempeño del mismo. En Lima et al. (2016), se propone un control predictivo robusto DMC (Dynamic Matrix Control) aplicado al campo de colectores ACUREX.

También se han aplicado técnicas de control jerárquico donde un nivel superior calcula la consigna a la cual debe ir la tem-

peratura del campo (Berenguel et al., 2005; Cirre et al., 2009; He et al., 2016). En Camacho and Gallego (2013), se propone una estrategia de control jerárquico, donde la referencia se calcula para maximizar la potencia eléctrica.

Con respecto al uso de nuevos enfoques tales como redes neuronales, podemos encontrar una aplicación en Gil et al. (2014), donde se usa una red neuronal para implementar un control predictivo no lineal con compensación de offset. Este trabajo muestra el potencial de aplicación de este tipo de estrategias. Más recientemente, en Ruíz et al. (2021), se propone una estrategia de control predictivo no lineal basada en una red neuronal que aprende de un controlador predictivo no lineal. La estrategia consigue resultados similares, pero con un tiempo de cómputo mucho menor.

Con respecto al control de plantas solares de gran tamaño, existen nuevos retos a lo cuales es necesario hacer frente. En primer lugar, nos encontramos con el problema de que la eficiencia de los lazos puede ser muy diferente, así como los niveles de radiación que llegan a cada sector, o grupo de lazos, de la planta. Esto puede producir que, si se controla la planta de forma global, el caudal que llega a cada lazo sea muy diferente y los lazos más eficientes desenfocan por alta temperatura (Sánchez et al., 2020). Para ello, manipular las válvulas de entrada a lazo es esencial para conseguir un buen balance térmico (Sánchez et al., 2018a). En Sánchez et al. (2019b), se aplica una estrategia de control predictivo para una planta de 50 MW, mostrando que mediante la manipulación de las válvulas de entrada por grupo de lazos, se logra un mejor balance térmico y se obtienen ganancias en la producción. En Frejo and Camacho (2020), se propone una estrategia de control distribuido para el cálculo de la apertura de las válvulas de lazo para el campo ACUREX y así optimizar la potencia térmica.

### 3.1. Aplicación de una estrategia de control al campo de colectores ACUREX

Como ejemplo práctico de una aplicación de una estrategia MPC al campo de colectores ACUREX, en Gallego et al. (2013) se propone una estrategia de control predictivo que va adaptando el modelo de predicción en el espacio de estados al punto de operación. Se usa un observador de Luenberger robusto, donde la ganancia se obtiene considerando una incertidumbre politópica.

Para el modelo de predicción de la variable a controlar (la temperatura de salida del fluido), se usará un modelo en el espacio de estados de la forma:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k \\y_k &= Cx_k\end{aligned}\quad (1)$$

Donde  $x$  es el vector de estados formado por el perfil de temperatura del fluido y del metal,  $y$  es la temperatura de salida,  $u$  es la señal de control (en nuestro caso el caudal). Las matrices  $A$ ,  $B$  y  $C$  se computan en cada periodo de muestreo, pues sus parámetros dependen del valor actual de temperatura y del caudal (Gallego et al., 2013). Así el modelo se adapta al punto de funcionamiento. Las matrices se han obtenido linealizando las ecuaciones del modelo de parámetros distribuidos no lineal (Camacho et al., 2012).

El esquema de control puede verse en la Figura 4 y funciona así: cada 36 segundos, el sistema de adquisición de datos recibe las medidas del campo, las cuales son usadas por el observador para obtener una estimación del vector de estados. Posteriormente, el sistema actualiza las matrices del modelo lineal en el espacio de estados y computa la respuesta libre usando un modelo de parámetros distribuidos no lineal (Carmona, 1985; Camacho et al., 1997). Por último se resuelve el problema de control predictivo planteado en el sistema de ecuaciones (2).

A la señal del controlador predictivo  $u_k$  se añade la señal de un control anticipativo en paralelo  $q_{ff}$ . La principal razón para implementar esta solución es que la señal proporcionada por el predictivo es lineal, es decir, es un cálculo en pequeña señal. El feedforward proporciona el valor en régimen permanente para lograr la referencia de temperatura deseada y el predictivo corrige sobre ese valor (Gallego et al., 2013). Esta estrategia dio un buen resultado tanto en simulación como en el campo real. El horizonte de control  $N_c$  se eligió como 10 y el horizonte de predicción como  $N_p = 12$ . El parámetro de penalización de la señal de control fue elegido como  $\lambda = 1e8$ . Estos valores se escogieron por prueba y error realizando simulaciones con el modelo de parámetros distribuidos del lazo. Incrementar horizontes no produjo un cambio sustancial en el desempeño del controlador e incrementaba el tiempo de cómputo. El valor tan alto del parámetro de penalización de la señal de control  $\lambda$  es debido a que no se adimensionalizaron las variables.

Durante los ensayos realizados, el tiempo fue soleado con nubes dispersas al final del día. Estas nubes obligaron a suspender el ensayo sobre las 14:00. En la parte superior de la Figura 5 se muestran las temperaturas de entrada y salida. En la parte inferior se muestran la irradiación solar directa y el caudal. Después del arranque de la planta, a las 12.2 horas, el test comienza con algunos escalones en el set-point. El comportamiento del controlador fue muy bueno con tiempos de subida de unos 3 minutos y sobreoscilaciones menores a 2 °C (sobre un 15%). La referencia dada a las 12.6 h no es alcanzable debido a que el caudal está en el máximo valor admisible.

$$\begin{aligned} \min_{\Delta u} J &= \sum_{t=1}^{N_p} (y_{k+t|k} - y_{k+t}^{ref})^T (y_{k+t|k} - y_{k+t}^{ref}) \\ &+ \lambda \sum_{t=0}^{N_c-1} \Delta u_{k+t|k}^T \Delta u_{k+t|k} \\ s.t. \\ x_{k+t|k} &= Ax_k + Bu_k \\ y_{k+t|k} &= Cx_{k+t} \\ u_{k+t|k} &= u_{k+t-1|k} + \Delta u_{k+t|k} \\ u_{\min} &\leq u_{k+t|k} \leq u_{\max} \\ t &= 0, \dots, N_p - 1 \end{aligned} \quad (2)$$

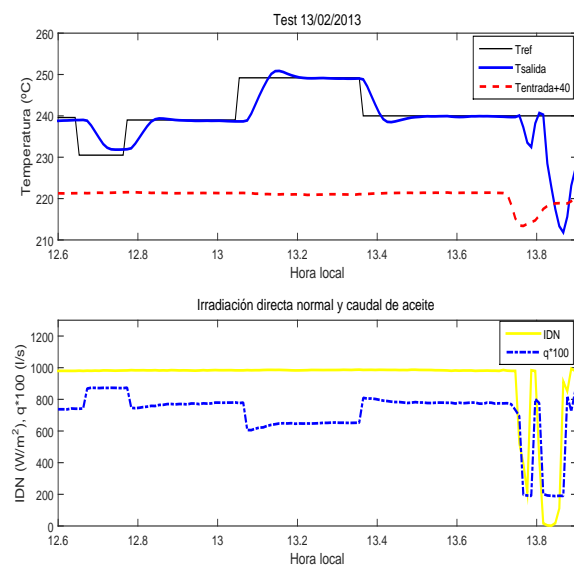


Figura 5: Prueba en planta llevada a cabo en el día 13/02/2013. Fuente Gallego et al. (2013)

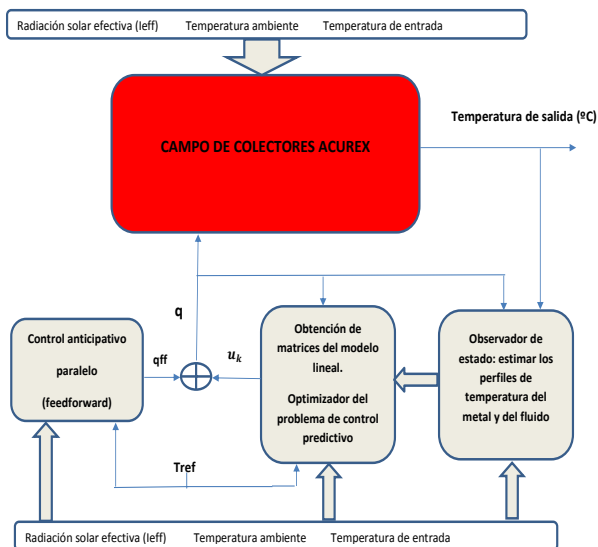


Figura 4: Esquema de control final.

#### 4. Aplicación de una estrategia de control predictivo a la planta solar de Mojave Beta

En esta sección se describe el diseño y la aplicación de una estrategia de control predictivo para controlar la temperatura media de la planta Solar de Mojave Beta. El principal objetivo del controlador es regular la temperatura de salida media, entendida como la media de salida de todos los lazos que estén operativos en la planta, en torno a un set-point deseado. El controlador calcula un set-point para las revoluciones por minuto (RPM) de las bombas principales. El controlador está actualmente instalado en 13 plantas Españolas y en las dos plantas de Mojave, siendo usado por los operadores para operar la planta. No se puede detallar el proceso de diseño del controlador ni tampoco dar datos reales de la planta por problemas de confidencialidad.

Existen algunas diferencias entre controlar plantas de gran tamaño y plantas solares de pequeño tamaño que pasan a numerarse a continuación:



- En plantas comerciales, es muy importante tener en cuenta las restricciones que impone el generador de vapor sobre la consigna de RPM: el controlador debe tomar en cuenta variables tales como la presión de vapor de alta, los gradientes de temperatura de vapor, el valor del sobrecalentamiento etc. Este problema no aparece cuando se controlan plantas experimentales o en simulaciones pero es de capital importancia: puede producir situaciones de disparo y provocar pérdidas de producción (Gallego et al., 2019a).
- El gran tamaño de las actuales plantas CCP plantean nuevos retos a la hora del desarrollo y la sintonización de las estrategias de control. Uno de ellos es que conocer la eficiencia global del campo es muy difícil. Solo se tiene una medida local de reflectividad, pero no se conoce con precisión ni la eficiencia óptica global, ni el estado de los tubos, ni el grado de suciedad (Sánchez et al., 2019a).
- Otro problema importante que se da sobre todo en días con transitorios y nubes dispersas, es que la medida de la irradiación directa normal proporcionada por los pirheliómetros es puntual: puede darse la situación de que parte del campo esté afectado por la nube y el resto no, o que simplemente solo la zona del pirheliómetro esté afectada por la nube mientras el campo no (Gallego and Camacho, 2012b). Es muy importante que el controlador no sobre-reaccione en estos casos.
- Por último, el tamaño del campo hace que la dinámica se vuelva muy lenta con grandes tiempos muertos a bajos niveles de caudal dificultando el control.

Al comenzar el proyecto de investigación, se eligió una estrategia de control predictivo basado en modelo (MPC) por el buen desempeño que había tenido en plantas experimentales tales como el campo solar ACUREX. La naturaleza predictiva y la capacidad para manejar restricciones del MPC (Camacho and Bordons, 2004) lo hacen muy adecuado para este fin. Dado que hay que imponer restricciones sobre la señal de control tanto en amplitud y máxima variación (slew-rate) de las RPM, como restricciones para no sobrepasar un valor máximo de presión de alta.

Dado que en plantas con una dinámica no lineal tan compleja como los campos de colectores CCP el uso de controladores con parámetros fijos no suelen proporcionar un buen resultado en todo el rango de operación y, particularmente, cuando se trabaja con bajos niveles de caudal y transitorios en la radiación, se barajaron varias opciones: MPC adaptativo, MPC no lineal, MPC robusto etc. Sin embargo, debido a que el controlador se ejecuta en un sistema centralizado, el tiempo de computación del mismo debe ser lo más pequeño posible para no cargar el servidor. Por ello, se decidió realizar un control predictivo generalizado por tabla de ganancias (GS-GPC), que tuvo un rendimiento muy bueno en la planta solar ACUREX (Camacho et al., 1997).

La filosofía de diseño es la siguiente: para poder rechazar las perturbaciones medibles y linealizar la planta, se usará un control anticipativo en serie. Este controlador se obtiene del modelo de parámetros concentrados (Camacho et al., 2012) y tiene la forma:

$$q = \frac{(K_{opt}noSI - H_lS(\bar{T} - T_a))}{Pc_p(T_{refvir} - T_{in})} \quad (3)$$

Donde  $K_{opt}$  es la eficiencia óptica del campo,  $no$  es la eficiencia geométrica para una planta de orientación norte-sur (Duffie and Beckman, 1991),  $S$  es la superficie reflectante total e  $I$  es la radiación directa normal. El coeficiente  $H_l$  es el coeficiente de pérdidas térmicas,  $T_{in}$  es la temperatura de entrada y  $\bar{T}$  es la temperatura media entre la entrada y la salida del campo  $\bar{T} = \frac{T_{sal} + T_{in}}{2}$ .  $T_a$  es la temperatura ambiente y  $T_{refvir}$  es la temperatura de referencia al controlador anticipativo en serie.

El controlador calcula un caudal en estático para alcanzar la temperatura de referencia  $T_{refvir}$ . Si el modelo es perfecto, es decir, si invirtiera perfectamente la planta, esta variable coincidiría con la temperatura de referencia elegida por el operador. Sin embargo, en general, este no es el caso debido a errores de modelado y estimación en los parámetros. Por lo tanto, para corregir errores de modelado, se introduce un controlador GPC lineal que sea el que vaya calculando la referencia para el conjunto controlador anticipativo serie+planta (Alsharkawi and Rossiter, 2017).

Al haber colocado un control anticipativo en serie, la respuesta del conjunto control anticipativo+planta puede ser asimilada a un sistema lineal (Berenguel, 1996). Sin embargo, la dinámica de esta función de transferencia depende del caudal. Para tratar este problema, se han elegido 4 puntos de funcionamiento, escogiendo la función de transferencia dependiendo del valor del caudal. Los valores intermedios se obtienen interpolando los valores entre dos puntos de funcionamiento como se hace en Gallego et al. (2019b).

El tiempo de muestreo del controlador se ha escogido como 30 segundos. La razón es doble: en primer lugar, este tiempo de muestreo es adecuado para captar la dinámica del campo para todas las situaciones de caudal en las que la planta va a trabajar. En segundo lugar, tiempos de muestreo superiores dificultan el control de la presión de alta que evoluciona más rápido que la temperatura del campo.

El modelo de predicción a futuro de la temperatura de salida del campo es una función de transferencia de la forma:

$$G(z^{-1}) = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5} + b_6z^{-6}}{1 + a_0z^{-1} + a_1z^{-2}} \quad (4)$$

El alto orden del numerador tiene como objetivo captar dinámicas de alta frecuencia tal y como se hace en Camacho et al. (1994). La respuesta escalón de los 4 sistemas lineales asociados a los puntos de caudal elegidos se muestra en la Figura 6. Una vez que se obtiene el caudal necesario para lograr el objetivo, hay que pasarlo a consigna RPM. Para ello se usa un modelo de la siguiente forma:

$$RPM = a_1q + a_2 \quad (5)$$

El controlador debe asegurarse de que no se supera la presión máxima de alta (PresionHP) pues ello podría producir una situación de disparo. El valor de presión máxima de alta es configurable por el operador en todo momento y puede variar dependiendo de las condiciones del generador de vapor. Para predecir los valores futuros de la presión de alta, se usa el modelo matemático publicado en Gallego et al. (2019a):

$$PresionHP(k) = a_1 T_{vapor}(k) + a_2 (T_{vapor}(k))^2 + a_3 q(k) T_{HTF}(k) + a_4 \quad (6)$$

Donde  $T_{vapor}$  es la temperatura de vapor de alta,  $T_{HTF}$  es la temperatura de entrada de HTF en el generador de vapor y  $q$  es el caudal de HTF que entra al generador de vapor. Para predecir la temperatura de vapor, se usa el modelo siguiente:

$$T_{vapor}(k) = a_1 * T_{vapor}(k - 1) + a_2 T_{HTF}(k) + a_3 q(k) T_{HTF}(k) + a_4 (T_{HTF}(k) - T_a(k)) + a_5 (T_{HTF}(k) - T_a(k))^2 + a_6 \quad (7)$$

En el caso de que los valores de gradientes de temperatura de vapor estén cerca del máximo permitido, el controlador sigue computando y actualizando valores, pero la señal no se aplica al variador de la bomba. Cuando el operador haya realizado las operaciones necesarias en el generador de vapor y las variables vuelvan dentro del rango seguro, se continúa el cálculo desde el valor actual de RPM.

Todo lo anterior puede resumirse en la Figura 7, la cual muestra el esquema de control completo:

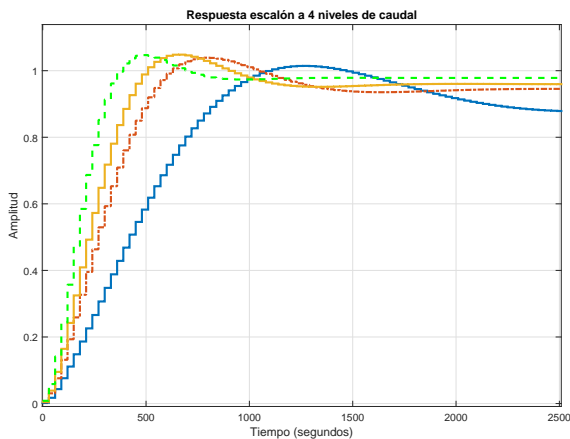


Figura 6: Respuesta escalón de los 4 sistemas lineales elegidos.

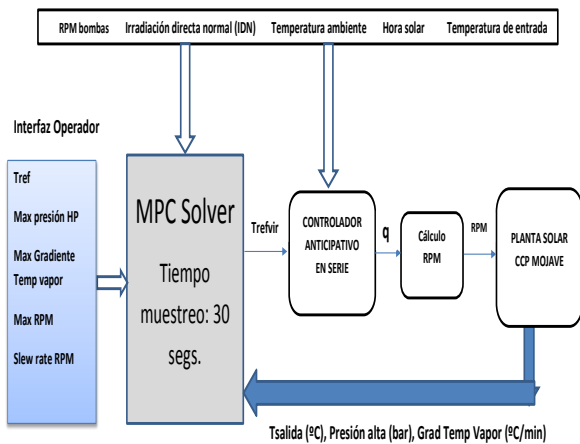


Figura 7: Esquema de control final

El problema de control predictivo puede plantearse como:

$$\min_{\Delta Trefvir} \sum_{t=1}^{N_p} (Tsal_{k+t|k} - T_{k+t}^{ref})^T (Tsal_{k+t|k} - T_{k+t}^{ref}) + \lambda \sum_{t=0}^{N_c-1} \Delta Trefvir_{k+t|k}^T \Delta Trefvir_{k+t|k}$$

s.t.

$$\begin{aligned} Tsal_{k+t|k} &= f(\Delta Trefvir, Tsal_{k+t-1}, Tsal_{k+t-2}, \dots) \\ Trefvir_{k+t|k} &= Trefvir_{k+t-1|k} + \Delta Trefvir_{k+t|k} \\ Trefvir_{mín} &\leq Trefvir_{k+t|k} \leq Trefvir_{máx} \\ PresionHP_{k+t|k} &\leq PresionHP_{máx} \\ t &= 0, \dots, N_p - 1 \end{aligned}$$

Para calcular la variable  $Trefvir$  en el instante  $k$ , el GPC necesita el valor de las RPM actuales de campo. El controlador no presupone que las bombas han seguido la consigna marcada, si no que mide las RPM actuales, obtiene una estimación del caudal actual de campo usando la ecuación (5) y con este valor se obtiene el valor la ecuación  $Trefvir_k$  de la ecuación (3). Con este enfoque, el controlador siempre parte del valor actual del campo.

#### 4.1. Resultados en la planta Real

En esta subsección se presentan dos pruebas realizadas para mostrar el comportamiento del controlador en la planta de Mojave Beta. Debido a temas de confidencialidad, no se pueden proporcionar los valores numéricos de la planta. Los datos se encuentran escalados entre 0 y 1.

La primera prueba se muestra en la Figura 8. El controlador logró regular la temperatura que el operador consideró adecuada para todo el día. El controlador estuvo conectado on-line todo el día y no se desconectó en ningún momento. El operador estuvo satisfecho con el comportamiento del mismo.

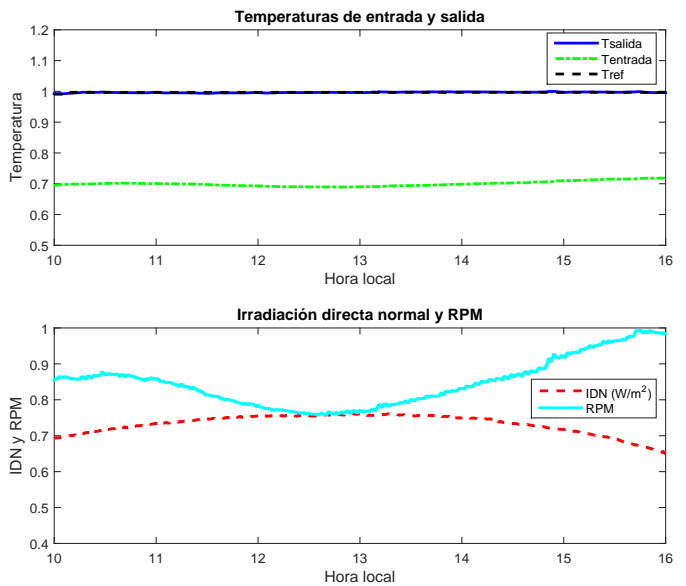


Figura 8: Mojave Beta: Comportamiento en un día claro.

La segunda prueba se muestra en la Figura 9. Este día fue ostensiblemente más complicado que el anterior, pues el campo estuvo constantemente afectado por fuertes perturbaciones en la irradiación solar. Como se puede observar, el controlador pudo llevar la temperatura media del campo a la referencia, cuando era posible, sin grandes sobreoscilaciones y con un comportamiento satisfactorio en opinión de los operadores. Éstos comentaron que, en este tipo de días, la ayuda del controlador es muy útil, puesto que pueden centrarse en el generador de vapor y en otras alarmas de planta.

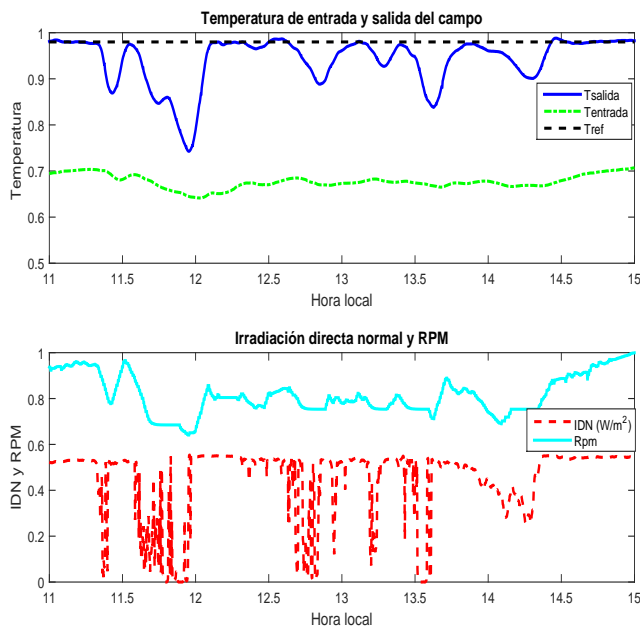


Figura 9: Mojave Beta: Comportamiento en un día transitorio.

## 5. Conclusiones

Uno de los principales métodos para mejorar la eficiencia en el uso y aprovechamiento de la energía solar es la aplicación de técnicas avanzadas de control. En este trabajo se ha presentado un estado del arte de las aplicaciones de control predictivo en plantas solares de pequeña y gran escala.

En primer lugar se presentó una de las estrategias de control predictivo que mejor desempeño mostró a la hora de controlar la temperatura de salida del campo solar ACUREX en la PSA. En general, las estrategias de control predictivo basado en modelo son las que mejores resultados obtuvieron en dicho campo solar.

Toda la investigación llevada a cabo en la planta experimental ACUREX, ha sido muy útil para el posterior desarrollo de controladores para plantas solares comerciales de gran escala. A este respecto, se presenta una estrategia de control predictivo diseñada para los campos solares Mojave Beta y Alpha. Los resultados del controlador obtenidos en operación son muy notables tanto en días claros como en días con nubes. Los operadores mostraron su satisfacción con el desempeño del controlador y actualmente lo usan para operar el campo.

Este trabajo demuestra la utilidad de la aplicación de técnicas de control a plantas reales.

## Agradecimientos

Los autores quieren agradecer a Atlantica Sustainable Infrastructure por financiar y participar en la realización de este proyecto. Los autores agradecen también al European Research Council por financiar el trabajo mediante la Advanced Grant OCONTSOLAR (Project ID: 789051).

## Referencias

- Agency, U. S. E. P., 2021. Avoided emissions and generation tool (avert). URL: <https://www.epa.gov/avert>
- Alsharkawi, A., Rossiter, J. A., 2017. Towards an improved gain scheduling predictive control strategy for a solar thermal power plant. *IET Control Theory & Applications* 11 (12), 1938–1947. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-cta.2016.1319>
- Alvarez, J., L. Yebra, M. Berenguel, 2008. Adaptive repetitive control for resonance cancellation of a distributed solar collector fields. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 23, 331–352. DOI: 10.1002/acs.1045
- Andrade, G. A., Pagano, D. J., Álvarez, J. D., Berenguel, M., 2013. A practical nmpc with robustness of stability applied to distributed solar power plants. *Solar Energy* 92, 106–122. DOI: 10.1016/j.solener.2013.02.013
- Badal, F. R., Das, P., Sarker, S. K., Das, S. K., Apr 2019. A survey on control issues in renewable energy integration and microgrid. *Protection and Control of Modern Power Systems* 4 (1), 8. URL: <https://doi.org/10.1186/s41601-019-0122-8> DOI: 10.1186/s41601-019-0122-8
- Berenguel, M., 1996. Contributions to the control of distributed solar collectors. Ph.D. thesis, Universidad de Sevilla.
- Berenguel, M., Arahal, M. R., Camacho, E. F., 1997. Modeling free response of a solar plant for predictive control. In: *Proceedings of the 11th IFAC Symposium on Systems Identification SYSID1997*. pp. 1241–1246.
- Berenguel, M., Cirre, C. M., Klemmou, R., Maciejewski, H., Nikodem, M., Nikodem, J., Rudas, I., Valenzuela, L., 2005. Hierarchical control of a distributed solar collector field. *Computer Aided Systems Theory EUROCAST 2005* 3643, 614–620.
- Blanco, M. J., Santigosa, L. R., 2017. *Advances in Concentrating Solar Thermal Research and Technology*, 1st Edition. Woodhead Publishing. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2014-0-04054-3>
- Camacho, E. F., Berenguel, M., Gallego, A. J., 2014. Control of thermal solar energy plants. *Journal of process control* 24 (2), 332–340. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2013.09.026>
- Camacho, E. F., Berenguel, M., Rubio, F., Martínez, D., 2012. *Control of Solar Energy Systems*, 1st Edition. Springer-Verlag.
- Camacho, E. F., Berenguel, M., Rubio, F. R., 1994. Application of a gain scheduling generalized predictive controller to a solar power plant. *Control Engineering Practice* 2, 227–238. DOI: [https://doi.org/10.1016/0967-0661\(94\)90202-X](https://doi.org/10.1016/0967-0661(94)90202-X)
- Camacho, E. F., Bordons, C., 2004. *Model Predictive Control*, 2nd Edition. Springer Verlag.
- Camacho, E. F., Gallego, A. J., 2013. Optimal operation in solar trough plants: a case study. *Solar Energy* 95, 106–117. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.05.029>
- Camacho, E. F., Gallego, A. J., 2015. Model predictive control in solar trough plants: A review. In: *5th IFAC Conference on Nonlinear MPC*, September 17–20. Sevilla (Spain), pp. 278–285. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.11.296>
- Camacho, E. F., Rubio, F. R., Berenguel, M., 1997. *Advanced control of solar plants*. Springer-Verlag.
- Camacho, E. F., Rubio, F. R., Berenguel, M., Valenzuela, L., 2007. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. part II: Advanced control approaches. *Solar Energy* 81, 1252–1272. DOI: 10.1016/j.solener.2007.01.001
- Camacho, E. F., Sánchez, A. J., Gallego, A. J., 2019. *Solar Energy Systems: Progress and future directions*. Nova Publishers, Ch. Model Predictive Control of Large Scale Solar Trough Plants, pp. 1–59.
- Carmona, R., 1985. Análisis, modelado y control de un campo de colectores solares distribuidos con sistema de seguimiento en un eje. Ph.D. thesis, Universidad de Sevilla.



- Cirre, C. M., Berenguel, M., Valenzuela, L., Klempous., R., 2009. Reference governor optimization and control of a distributed solar collector field. *European Journal of Operational Research* 193, 709–717.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.05.056>
- Duffie, J., Beckman, J., 1991. *Solar engineering of thermal processes*, 2nd Edition. Wiley-Interscience.
- European Commission, 2015. Communication of the Commission to the European Parliament and the Council concerning the Paris Protocol-A blueprint for tackling global climate change beyond 2020. [https://ec.europa.eu/commission/publications/paris-protocol-blueprint-tackling-global-climate-change-beyond-2020\\_en](https://ec.europa.eu/commission/publications/paris-protocol-blueprint-tackling-global-climate-change-beyond-2020_en), (accessed May 1, 2019).
- Flueckiger, S., b, Z. Y., Garimella, S. V., 2011. An integrated thermal and mechanical investigation of molten-salt thermochemical energy storage. *Applied Energy* 88, 2098–2105.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.12.031>
- Frejo, J. R., Camacho, E. F., 2020. Centralized and distributed model predictive control for the maximization of the thermal power of solar parabolic-trough plants. *Solar Energy* 204, 190–199.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.04.033>
- Gallego, A. J., Camacho, E. F., 2012a. Adaptive state-space model predictive control of a parabolic-trough field. *Control Engineering Practice* 20 (9), 904–911.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2012.05.010>
- Gallego, A. J., Camacho, E. F., 2012b. Estimation of effective solar radiation in a parabolic trough field. *Solar Energy* 86, 3512–3518.
- Gallego, A. J., Fele, F., Camacho, E. F., Yebra, L. J., 2013. Observer-based model predictive control of a solar trough plant. *Solar Energy* 97, 426–435.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.09.002>
- Gallego, A. J., Macias, M., de Castilla, F., Camacho, E. F., 2019a. Mathematical modeling of the mojave solar plants. *Energies* 12 (21), 4197.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/en12214197>
- Gallego, A. J., Merello, G. M., Berenguel, M., F. Camacho, E., 2019b. Gain-scheduling model predictive control of a fresnel collector field. *Control Engineering Practice* 82, 1–13.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2018.09.022>
- Gil, P., Henriques, J., Cardoso, A., Carvalho, P., Dourado, A., 2014. Affine neural network-based predictive control applied to a distributed solar collector field. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 22(2), 585–596.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TCST.2013.2260545>
- Goswami, D. Y., Kreith, F., Kreider, J. F., 2000. *Principles of Solar Engineering*, 2nd Edition. Taylor&Francis.
- G. Pin, M. Falchetta, G. Fenu, 2008. Adaptive time-warped control of molten salt distributed collector solar fields. *Control Engineering and Practice* 16, 813–823.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2007.08.008>
- He, G., Chen, Q., Kang, C., Xia, Q., Jul. 2016. Optimal offering strategy for concentrating solar power plants in joint energy, reserve and regulation markets. *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 7 (3), 1245–1254.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TSTE.2016.2533637>
- Heeckt, C., Kolaric, S., 2020. Urban sustainability in europe: What is driving cities' environmental changes? Tech. rep., European Environment Agency.  
URL: <https://www.eea.europa.eu/publications/urban-sustainability-in-europe-what>
- Islam, M. T., Huda, N., Abdullah, A. B., Saidur, R., 2018. A comprehensive review of state of the art concentrating solar power (csp) technologies: Current status and research trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 91, 987–1018.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.04.097>
- L. Brus, T. Wigren, D. Zambrano, 2010. 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.  
DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-cta.2009.0315>
- Lemos, J. M., Neves-Silva, R., Igreja, J. M., 2014. *Adaptive Control of Solar Energy Collector Systems*. Springer-Verlag.
- Lima, D. M., Normey, J. L., Santos, T. L. M., 2016. Temperature control in a solar collector field using filtered dynamic matrix control. *ISA Transactions* 62, 39–49.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2015.09.016>
- Limon, D., Alvarado, I., Alamo, T., Camacho, E., 2010. Robust tube-based mpc for tracking of constrained linear systems with additive disturbances. *Journal of Process Control* 20, 248–260.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2009.11.007>
- Liu, Q., Bai, Z., Sun, J., Yan, Y., Gao, Z., Jin, H., 2016. Thermodynamics investigation of a solar power system integrated oil and molten salt as heat transfer fluids. *Applied Thermal Engineering* 93, 967–977.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.10.071>
- Meaburn, A., Hughes, F., 1997. Feedforward control of solar thermal power plants. *Journal of Solar Energy Engineering* 119, 52–60.  
DOI: <https://doi.org/10.1115/1.2871838>
- N.A Engineering, 2008. National Academy of Engineering. Grand challenges for engineering. [www.engineeringchallenges.org](http://www.engineeringchallenges.org), (accessed May 1, 2019).  
URL: [www.engineeringchallenges.org](http://www.engineeringchallenges.org)
- National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2021a. Concentrating Solar Power Projects. Mojave Solar Project. (accessed May 1, 2019).  
URL: <https://solarpaces.nrel.gov/project/mojave-solar-project>
- National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2021b. Concentrating Solar Power Projects. Solana Generating Station. (accessed May 1, 2019).  
URL: <https://solarpaces.nrel.gov/project/solana-generating-station>
- NREL Helios, Mar. 2020. Concentrated Solar Power Projects. Helios I.  
URL: <https://solarpaces.nrel.gov/helios-i>
- Pin, G., Falchetta, M., Fenu, G., 2009. Modeling and control of concentrating solar power systems: a discrete-time adaptive 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.
- Rawlings, J., Mayne, D., 2009. *Model Predictive Control: Theory and Design*. Cheryl M. Rawlings.
- Revriego, A. N., del Olmo, F. H., Álvarez-Barcia, L., 2017. Nonlinear adaptive control of heat transfer fluid temperature in a parabolic trough solar power plant. *Energies* 10, 1–12.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/en10081155>
- Rubio, F. R., Camacho, E. F., Berenguel, M., 2006. Control de campos de colectores solares. *RIAI Vol 3, No.4*, 26–45.
- Ruiz, S., Domínguez, J. R., camacho, E. F., 2021. Model predictive control based on deep learning for solar parabolic trough plants. *Renewable Energy* 180, 193–202.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.08.058>
- Sánchez, A. J., Gallego, A. J., Escaño, J., Camacho, E., 2018a. Temperature homogenization of a solar trough field for performance improvement. *Solar Energy* 165, 1–9.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.03.001>
- Sánchez, A. J., Gallego, A. J., Escaño, J., Camacho, E., 2019a. Adaptive incremental state space mpc for collector defocusing of a parabolic trough plant. *Solar Energy* 184, 105–114.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.03.094>
- Sánchez, A. J., Gallego, A. J., Escaño, J. M., Camacho, E. F., Nov. 2018b. Event-based mpc for defocusing and power production of a parabolic trough plant under power limitation. *Solar Energy* 174, 570 – 581.
- Sánchez, A. J., Gallego, A. J., Escaño, J. M., Camacho, E. F., 2019b. Thermal balance of large scale parabolic trough plants: A case study. *Solar Energy* 190, 69 – 81.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.08.001>
- Sánchez, A. J., Gallego, A. J., Escaño, J. M., Camacho, E. F., 2020. Parabolic trough collector defocusing analysis: Two control stages vs four control stages. *Solar Energy* 209, 30–41.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.09.001>
- Shahzad, U., 2015. The need for renewable energy sources. *ITEE Journal*, 16–18.  
URL: [https://www.researchgate.net/publication/316691176\\_The\\_Need\\_For\\_Renewable\\_Energy\\_Sources](https://www.researchgate.net/publication/316691176_The_Need_For_Renewable_Energy_Sources)
- Silva, R., Lemos, J., Rato, L., 2003. Variable sampling adaptive control of a distributed collector solar field. *IEEE Control Systems Technology* 11, 765–772.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TCST.2003.816407>
- SolarPaces, 2017. Csp project development.  
URL: <https://www.solarpaces.org/csp-technologies/csp-potential-solar-thermal-energy-by-member-nation/usa/>
- Stuetzle, T., Blair, N., Mitchell, J., Beckman, A., 2004. Automatic control of a 30mwe segs vi parabolic trough plant. *Solar Energy* 76, 187–193.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2003.01.002>
- Torricó, B., L.Roca, Normey-Rico, J., Guzmán, J., L.Yebra, November 2010. 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.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TCST.2009.2039137>
- Yang, Z., Suresh, Garimella, V., 2010. Thermal analysis of solar thermal energy storage in a molten-salt thermochemical. *Solar Energy* 84, 974–985.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2010.03.007>