



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

**CONTROL PREDICTIVO DIFUSO ROBUSTO SOBRE LA TEMPERATURA
DE FLUIDOS DE TRANSFERENCIA DE CALOR EN RECEPTORES
CENTRALES SOLARES**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA,
MENCIÓN ELÉCTRICA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO
FELIPE ANDRÉS MEYER SANHUEZA

PROFESORA GUÍA:
DORIS SÁEZ HUEICHAPAN

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
CESAR AZURDIA MEZA
DANIEL SBÁRBARO HOFER

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por:
ANID/FONDECYT 1220507, SERC-Chile ANID/FONDAP/1522A0006
y ANID PIA AFB230002 ISCI.

SANTIAGO DE CHILE
2024

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA, MENCIÓN ELÉCTRICA
RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO
POR: FELIPE ANDRÉS MEYER SANHUEZA
FECHA: 2024
PROF. GUÍA: DORIS SÁEZ HUEICHAPAN

CONTROL PREDICTIVO DIFUSO ROBUSTO SOBRE LA TEMPERATURA DE FLUIDOS DE TRANSFERENCIA DE CALOR EN RECEPTORES CENTRALES SOLARES

Este trabajo presenta el diseño de un controlador predictivo basado en un modelo difuso Takagi-Sugeno, y que incorpora intervalos difusos, para el control de temperatura de sales fundidas en una planta de receptor central solar. El objetivo del controlador es evitar que la temperatura de salida al receptor de las sales fundidas baje de manera significativa bajo condiciones de radiación solar variable. Esto permite que la eficiencia del bloque de potencia no baje de manera significativa.

El controlador predictivo difuso robusto fue comparado con un controlador PI, un controlador predictivo basado en un modelo ARIX, y un controlador predictivo basado en un modelo Takagi-Sugeno. Las pruebas fueron hechas bajo el escenario en donde una nube reduce los niveles de radiación solar de manera significativa. A pesar de que el controlador predictivo difuso robusto muestra una precisión ligeramente inferior en el seguimiento de referencia comparado al controlador PI y al controlador predictivo difuso, logra una moderada reducción de la temperatura en condiciones de baja radiación solar.

Dedicado a mi familia y amigos...

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Hipótesis	2
1.3. Objetivos	2
1.3.1. Objetivo general	2
1.3.2. Objetivos específicos	2
1.4. Estructura de la tesis	3
2. Estado del arte	4
2.1. Modelación y simulación de plantas solares de receptor central	4
2.2. Métodos de control para plantas de concentración solar	6
2.3. Discusión	7
3. Marco teórico	9
3.1. Identificación de sistemas	9
3.1.1. Señal APRBS	10
3.1.2. Métricas de desempeño	11
3.1.3. Identificación de modelos ARIX	12
3.1.4. Identificación de modelos difusos Takagi-Sugeno	13
3.1.4.1. Modelos Takagi-Sugeno	13
3.1.4.2. Identificación de parámetros	14
3.1.4.3. Selección de variables relevantes	15
3.1.4.4. Método de identificación propuesto	16
3.2. Intervalos de predicción para modelos difusos	17
3.3. Control predictivo	18
3.4. Control predictivo difuso robusto basado en intervalos difusos	20
3.5. Discusión	21
4. Metodología propuesta	22
5. Modelación propuesta de receptores centrales	25
5.1. Descripción de receptores centrales	25
5.2. Modelo dinámico de receptores centrales	27
5.2.1. Modelo de radiación incidente en el receptor	29
5.2.2. Propiedades de las sales fundidas	30
5.2.3. Cálculo de los coeficientes de convección	31
5.3. Compensación prealimentada	33

5.4. Discusión	35
6. Control predictivo difuso robusto de receptores centrales	36
6.1. Controlador prealimentado para receptores centrales	37
6.2. Diseño del experimento de identificación	38
6.3. Modelo ARIX	41
6.4. Modelo Takagi-Sugeno	43
6.5. Intervalos Difusos	45
6.6. Control predictivo	47
6.6.1. Diseño de controladores	47
6.6.2. Caso de estudio	49
6.7. Discusión	52
7. Conclusión	53
7.1. Trabajos futuros	54
Bibliografía	56
Anexos	61
A. Parámetros del modelo difuso Takagi-Sugeno	61
B. Resultados a 1 paso de los modelos	61

Índice de Tablas

6.1.	Parámetros de la tubería utilizada para el caso de estudio [53, 54].	37
6.2.	Parámetros para la simulación de la radiación	41
6.3.	Error cuadrático medio evaluado en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, para los mejores modelos ARIX y Takagi-Sugeno obtenidos, en Kelvin.	44
6.4.	Media del error absoluto evaluado en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, para los mejores modelos ARIX y Takagi-Sugeno obtenidos, en Kelvin.	45
6.5.	Parámetros de la función PSO.	45
6.6.	Resultados de PICP y PINAW para los intervalos difusos obtenidos a 1, 10 y 20 pasos.	47

Índice de Ilustraciones

2.1.	Ilustración de una planta solar de receptor central, mostrando todas las componentes relevantes del sistema. En 1. se muestra el campo de heliostatos, en 2. el estanque de almacenamiento en frío del material de transferencia de calor en frío y en calor, en 3. el receptor, en 4. el estanque de almacenamiento en calor del material de transferencia de calor, y las partes 5. a 8. corresponden al bloque de potencia del sistema. Extraído de [3].	5
2.2.	División de tipos de simuladores. Extraído de [4].	6
3.1.	Diagrama del proceso de identificación de sistemas. Extraído de [30].	10
3.2.	Predicciones hechas por un modelo en un horizonte de predicción H_p	19
4.1.	Estructura de la metodología empleada en este trabajo de tesis.	22
4.2.	Diagrama de bloques del sistema de control. En azul, se pueden observar los bloques del controlador prealimentado y receptor central solar, el cual se verá en el capítulo 5. En rojo, se observa el bloque del controlador predictivo, el cual se verá en detalle en el capítulo 6.	24
5.1.	Planta de receptor central del complejo <i>Cerro Dominador</i> . Extraído de [42].	26
5.2.	Planta de receptor central <i>Gemasolar</i> o <i>Solar Tres</i> . Extraído de [44].	26
5.3.	Diseño de un receptor de cavidad. Extraído de [45].	26
5.4.	Diseño de un receptor externo. Extraído de [9].	26
5.5.	Visualización del balance de calor de las sales fundidas y las tuberías, de acuerdo a las ecuaciones 5.1 y 5.2.	28
5.6.	Diagrama del balance de calor de una sección de la tubería.	29
5.7.	Valores de los parámetros de las sales fundidas.	31
5.8.	Número de Reynolds en función del flujo de masa de las sales fundidas a través de la tubería.	32
5.9.	Diagrama de bloques de un controlador prealimentado acoplado a una planta de receptor central.	34
6.1.	Diagrama del proceso a identificar y controlar. La variable manipulada en el sistema es la temperatura de referencia T_{ref} , la cual entra al controlador prealimentado, mientras que la variable a controlar es la temperatura de salida de las sales fundidas T_{out}	37
6.2.	Respuestas al escalón del proceso a modelar.	39
6.3.	Ventana acotada de la APRBS utilizada para la excitación de la planta, y la temperatura de salida de las sales fundidas resultante.	40
6.4.	Perturbaciones utilizadas para la simulación de la planta en la toma de datos sintéticos.	41
6.5.	Predicciones a 10 pasos para el modelo ARIX sobre el conjunto de prueba.	42
6.6.	Predicciones a 20 pasos para el modelo ARIX sobre el conjunto de prueba.	42

6.7.	Predicciones a 10 pasos para el modelo Takagi-Sugeno.	43
6.8.	Predicciones a 20 pasos para el modelo Takagi-Sugeno.	44
6.9.	Intervalos difusos a 10 pasos del modelo Takagi-Sugeno obtenido.	46
6.10.	Intervalos difusos a 20 pasos del modelo Takagi-Sugeno obtenido.	46
6.11.	Radiación solar utilizada para el caso de estudio.	49
6.12.	Comparación del MPC difuso robusto con los otros controladores diseñados. . .	50
6.13.	Comparación de los controladores pero con una reducción de la radiación en un 97%.	51
6.14.	Desempeño del MPC difuso robusto con distintos horizontes de predicción. . .	51
B.1.	Predicciones a 1 paso para el modelo ARIX, sobre el conjunto de prueba. . . .	62
B.2.	Predicciones a 1 paso para el modelo TS, sobre el conjunto de prueba.	62
B.3.	Intervalo de predicción a 1 paso del modelo TS, sobre el conjunto de prueba. .	63

1. Introducción

1.1. Motivación

A causa del incremento en las emisiones de dióxido de carbono en los países desarrollados y subdesarrollados, muchos países han ideado planes a largo plazo para reducir sus emisiones a nivel energético e industrial a través del Acuerdo de París [1]. En el caso de Chile, desde el 2019 que la “Mesa de Descarbonización Energética” emitió un plan de descarbonización, el cual planea reemplazar generadoras de energía termoeléctrica con fuentes renovables [2].

Bajo este contexto, las energías de concentración solar han surgido como alternativa para reemplazar las fuentes de energía contaminantes y no renovables. Las plantas de concentración solar generan energía eléctrica a partir de la radiación solar, por medio de su concentración. Dentro de esta familia de generadores, las distintas tecnologías difieren en factores como los costos de construcción y mantenimiento, capacidad de almacenamiento térmico y generación, entre otros.

Las plantas de receptor central o torre solar son un tipo de concentradores solares que han ganado terreno entre las tecnologías de generación renovable no convencional, producto de su alta capacidad de generación y almacenamiento de energía. Los receptores centrales consisten de un campo de espejos o helióstatos que concentran la radiación solar en un punto alto de una torre, el receptor, por donde pasa un material de transferencia de calor (MTC), el cual es calentado producto de la radiación. Luego, el MTC se utiliza generalmente para proporcionar calor a plantas de ciclos termodinámicos, o se almacena para su posterior uso en estanques de almacenamiento de calor. Una vez que se utiliza el calor del MTC, se reincorpora al sistema de concentración solar para ser calentado de nuevo. Hoy en día, se utilizan principalmente sales fundidas como MTC, las cuales están generalmente compuestas de 60 % $NaNO_3$ y 40 % KNO_3 . Sin embargo, se han explorado variantes de MTC que se contemplan para ser usadas en las plantas de tercera generación.

El objetivo de este trabajo de tesis consiste en diseñar un controlador predictivo robusto basado en un modelo difuso Takagi-Sugeno, el cual permita controlar la temperatura a la que el MTC llega al estanque de almacenamiento de calor. El controlador ajusta el flujo de masa del MTC para poder controlar la temperatura, ayudado de un controlador prealimentado que permite compensar las perturbaciones del sistema. La preocupación principal del controlador robusto es evitar que la temperatura de las sales fundidas bajen en gran medida, en conjunto con el seguimiento de la referencia de temperatura. Esto evita que baje en gran medida la eficiencia de la planta en el bloque de potencia, la cual requiere de una cierta temperatura para operar. El controlador será diseñado y probado a partir de una planta basada en Gemasolar,

la cual es una planta de receptor central ubicada en España. El receptor de Gemasolar es de tipo externo, y emplea sales fundidas como MTC.

1.2. Hipótesis

En este trabajo de tesis, se diseña un controlador predictivo robusto basado en modelos difusos, para el control de temperatura de una planta de receptor central. Considerando eso, se tienen las siguientes hipótesis:

- Es posible modelar el proceso de calentamiento de sales fundidas en una planta de receptor central, definiendo una relación simplificada entre las perturbaciones, la entrada del sistema (flujo de masa) y la salida del sistema (temperatura de sales fundidas) que permita asemejarse al comportamiento modelado por otros simuladores más complejos reportados en la literatura.
- Se puede modelar una planta de receptor central, utilizando modelos difusos Takagi-Sugeno, con una precisión que permita diseñar controladores que funcionen en plantas reales, bajo los criterios de diseño de los mismos controladores.
- Se puede diseñar un controlador predictivo difuso robusto que limite la reducción de temperatura en las sales fundidas con respecto a la referencia.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

El presente trabajo de tesis tiene por objetivo diseñar un controlador predictivo robusto basado en un modelo difuso, para regular la temperatura de sales fundidas al entrar a un estanque de almacenamiento de calor.

Con el controlador, se espera poder entregar una temperatura adecuada de las sales fundidas para la operación deseada del receptor central. Además, se busca evitar temperaturas indeseadas para el material de transferencia de calor, bajo condiciones meteorológicas que hagan fluctuar la radiación en gran medida, y así prevenir que baje el rendimiento del sistema, junto con evitar daños importantes a este.

1.3.2. Objetivos específicos

- Establecer un estado del arte sobre los trabajos en modelación de receptores centrales, y del control de temperatura de fluidos de transferencia de calor.
- Programar un simulador que permita representar la operación de una planta de receptor central, con el fin de obtener datos a partir de la planta, y para probar los simuladores diseñados.
- Modelar la radiación incidente en un receptor en condiciones de operación normales y con nubes pasajeras.
- A partir de los datos generados por el simulador, generar modelos difusos y autorregresivos que puedan representar la dinámica de la planta.

- Diseñar intervalos difusos para la temperatura de las sales fundidas, para representar la incerteza de dichos modelos.
- Diseñar un controlador predictivo difuso robusto con el cual se pueda controlar la temperatura de las sales fundidas, manipulando el flujo de masa de éstas, y evitando que la temperatura baje de cierto umbral medida bajo fluctuaciones importantes en las perturbaciones.
- Evaluar el efecto que tienen las perturbaciones y los distintos fenómenos que pueden afectar al sistema de concentración solar.

1.4. Estructura de la tesis

Esta tesis contiene seis capítulos en total, junto con la bibliografía y un anexo.

El capítulo I introduce el trabajo de tesis, resumiendo el tema que se va a tratar, y explicando la forma en la que se desarrolla el trabajo. Se detalla y discute también el estado del arte en la simulación de receptores centrales y control de temperatura de sales fundidas.

El capítulo II contiene una breve revisión bibliográfica sobre los trabajos recientes en modelación y control de temperatura de MTCs en receptores centrales.

El capítulo III introduce conceptos clave para el trabajo de tesis. Se explica la identificación de sistemas por medio de modelos Takagi-Sugeno, junto con el algoritmo de ajuste de hiperparámetros utilizado, luego se detalla el diseño de intervalos de predicción para los modelos difusos, y luego se explica el proceso de diseño de controladores predictivos basados en modelos e intervalos difusos.

El capítulo VI explica la metodología de trabajo que se utiliza para este trabajo de tesis. La metodología se construye en base al estado del arte y el marco teórico, previamente establecidos. Luego, se explica el proceso de simulación, identificación de modelos, diseño de controladores y posterior prueba de estos.

El capítulo V explica en qué consiste una planta de receptor central. Luego se detalla la dinámica de la planta que se utiliza para simularla. Se establecen las simplificaciones utilizadas con el objetivo de mejorar el tiempo de cómputo y bajar la complejidad del simulador, teniendo en claro los efectos que éstas pueden tener en la representatividad del sistema.

El capítulo VI muestra el proceso de identificación de modelos para el caso de estudio. Luego, a partir de los modelos identificados, se detalla el diseño de los controladores predictivos, y luego se comparan con otros controladores utilizados para el control de temperatura de sales fundidas en receptores centrales. Los controladores se prueban en distintos escenarios, a modo de probar su robustez.

Por último, en el capítulo VII, se concluye el trabajo de tesis con un análisis de los resultados. Además, se mencionan los trabajos futuros por hacer, a partir de los resultados obtenidos.

2. Estado del arte

El presente capítulo tiene por objetivo mostrar la revisión del estado del arte en modelación y control de temperatura sobre receptores centrales solares. La revisión del estado del arte tiene por objetivo entender los desafíos que tiene por delante el control de receptores centrales, así como también las herramientas que se tienen disponibles para modelación y comparación de los controladores.

Primero, se introduce brevemente la estructura y funcionamiento de un receptor central solar, seguido del estado del arte en simulación y modelación de éstos. Luego, se muestra el estado del arte en control de temperatura de MTCs en concentradores solares de cilindro-parabólico y receptores centrales solares.

2.1. Modelación y simulación de plantas solares de receptor central

Las plantas solares de receptor central son sistemas de concentración solar que tienen por objetivo el generar energía eléctrica a partir de la energía termosolar. La ventaja que tienen comparado a otras plantas de concentración solar es su alta capacidad de concentración.

En la Figura 2.1 se muestra una ilustración sobre las componentes principales de un receptor central. El funcionamiento de un receptor central es el siguiente: el campo de espejos o helióstatos, mostrado en 1., concentra la radiación solar en el punto 3., el cual corresponde al receptor. La concentración solar es captada por un material de transferencia de calor (MTC), el cual recorre unas tuberías que van desde el punto 2., correspondiente al estanque de almacenamiento en frío, pasan por el punto 3., y luego se almacenan en el punto 4., el cual corresponde al estanque de almacenamiento en calor. Luego, el calor del MTC almacenado en 4. es utilizado para alimentar un ciclo térmico, y de esa manera generar potencia eléctrica a través de una turbina. Alternativamente, y dependiendo del diseño de la planta, el MTC puede pasar directamente hacia el bloque de potencia.

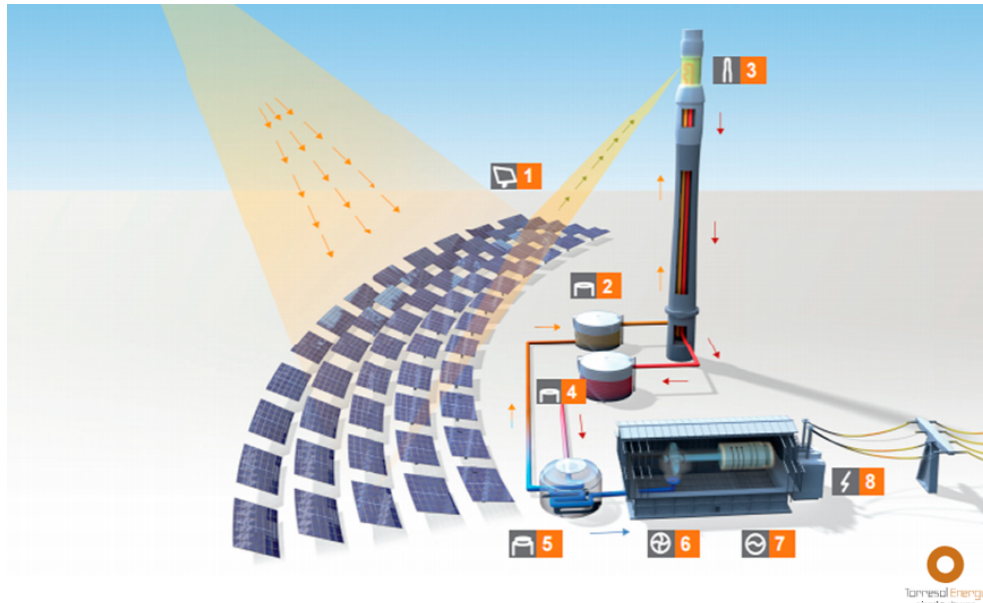


Figura 2.1: Ilustración de una planta solar de receptor central, mostrando todas las componentes relevantes del sistema. En 1. se muestra el campo de helióstatos, en 2. el estanque de almacenamiento en frío del material de transferencia de calor, en 3. el receptor, en 4. el estanque de almacenamiento en caliente del material de transferencia de calor, y las partes 5. a 8. corresponden al bloque de potencia del sistema. Extraído de [3].

En general, la simulación de concentradores solares se divide en dos partes: colector y bloque de energía. El colector corresponde a la concentración de radiación y la posterior transferencia de la energía térmica hacia un MTC. En particular, para receptores centrales, el bloque de concentración de radiación se puede dividir en dos partes, las cuales corresponden al campo de helióstatos y al receptor.

En la Figura 2.2, se muestran tres tipos de simuladores para este tipo de plantas: modelos ópticos, termofluidos, y dinámicos [4]. En [5], se utiliza un modelo de balance de calor del receptor para modelar la planta de receptor central DAHAL, la cual posee un receptor de cavidad. En [6], se hace uso del software FLUENT para el análisis de desempeño de un receptor externo basado en Solar Two, evaluando el caso de distribución de radiación variable y constante. En [7], se evalúa el desempeño de una planta basada en Gemasolar para distintos lugares de China, utilizando la herramienta de simulación *System Advisor Model* (SAM). En [8], se modela una planta de receptor central con receptor de cavidad por medio de balances de energía, incluyendo el bloque de energía. En [9], dos modelos bidimensionales de receptores centrales (temperatura de paredes del receptor homogénea y distribución de radiación homogénea) se compararon con un modelo que utiliza simulación de dinámica computacional de fluidos (CFD por sus siglas en inglés). En [10], se presenta un modelo dinámico de Solar Two utilizando la herramienta de modelación *Modelica*, probando su desempeño en condiciones dinámicas y de estado estacionario. En [11], se compara la similitud entre los modelos que, para la transferencia de calor en el receptor, utilizan CFD y modelos fenomenológicos. En [12], se plantea un modelo orientado a control, a partir de ecuaciones de balance de calor de las tuberías en una dimensión.

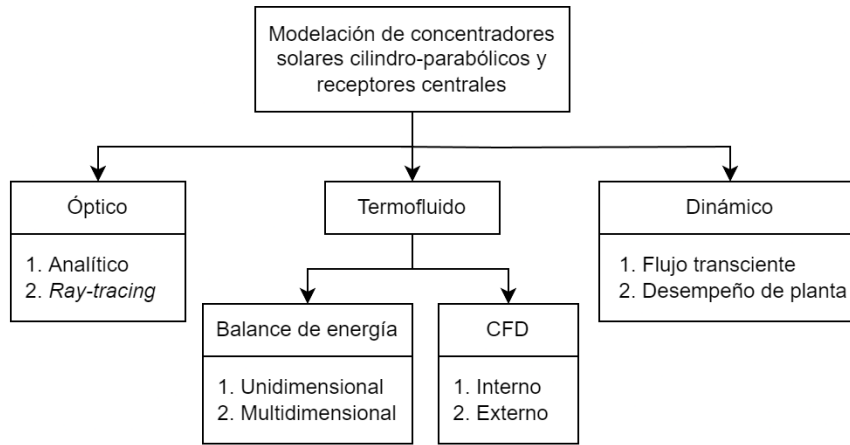


Figura 2.2: División de tipos de simuladores. Extraído de [4].

2.2. Métodos de control para plantas de concentración solar

Dentro de un sistema de concentración solar, las principales variables a controlar son la concentración de la radiación y la temperatura de salida del MTC. Sobre la temperatura del MTC, y en particular para sistemas con sales fundidas, es importante mantenerse dentro de los límites preestablecidos a modo de que las sales no se cristalicen ni se degraden [12]. Además, dependiendo de la temperatura de las sales fundidas, las tuberías del receptor pueden ser afectadas por corrosión. Es importante entonces mantener la temperatura de las sales fundidas dentro de su rango de operación, y además poder mantener la temperatura requerida por el bloque de potencia para aumentar la eficiencia del sistema [13]. En cuanto a la distribución de radiación, ésta debe ser controlada de tal manera que se pueda reducir el efecto de estrés térmico y corrosión en la parte externa del receptor [14].

Es importante recalcar que, si bien también existen varios trabajos sobre controlar el ciclo térmico dentro del bloque de potencia, este tema no es tocado por el trabajo de tesis presente, puesto que el control de ambas secciones del sistema pueden considerarse independientes. Este supuesto es válido si, acoplado al concentrador solar, existe un sistema de almacenamiento térmico [15].

Existen varios trabajos que se enfocan en el control de temperatura de salida de los MTC. Sobre las plantas de concentración solar cilindro-parabólico, se han diseñado controladores de varios tipos, incluyendo control PID clásico, control LQG, control predictivo, gain scheduling, control robusto, control en cascada, control robusto, control por modelo interno, control con lógica difusa, control por redes neuronales, entre otros [16, 17]. En [18], se emplea un controlador predictivo con gain scheduling para el control de temperatura de salida de una planta de cilindro parabólico que emplea aceite como MTC. En [19], se diseña e implementa un controlador predictivo basado en un modelo difuso Takagi-Sugeno, para el control de temperatura del aceite usado como MTC en la planta ACUREX. En [20], se diseña otro controlador predictivo basado en un modelo Takagi-Sugeno para la misma planta ACUREX, la cual se acopla a una planta de ciclo combinado. En [21], se diseña un controlador predic-

tivo robusto basado en modelos difusos, el cual se emplea para el control de temperatura del aceite usado en la planta ACUREX. Para los trabajos mencionados anteriormente que se basan en la planta ACUREX, tanto la toma de datos como las pruebas de los controladores fueron efectuadas en base a un simulador. En [22], se implementa un control predictivo no lineal práctico para el control de temperatura del aceite que pasa por un campo de colectores solares, y a la vez la temperatura de sales fundidas calentadas por aceite y viceversa.

En el contexto de receptores centrales, tanto la distribución de radiación en el receptor como el control de la temperatura de salida del MTC han sido estudiados por varios trabajos. En general, el control de temperatura del MTC se puede efectuar regulando el flujo de masa y la distribución de radiación, pero por la complejidad de considerar ambas, generalmente una se considera ideal o fija [23]. En [16], se controla la temperatura de un receptor central que emplea sales fundidas como MTC, por medio de la manipulación del flujo de masa, utilizando el método de Lyapunov. En [24], se evalúa el desempeño de un controlador PI para el control de temperatura de un receptor que utiliza aire como MTC, de tipo cavidad, y el cual emplea una configuración de horno solar para la concentración solar. En [25], tres controladores son integrados a una planta; el primer controlador se asegura de que los helióstatos no provean más radiación que la máxima irradiancia permitida por medio de un controlador PI, el segundo es un controlador prealimentado que compensa los cambios en radiación, y el tercero corresponde a un control retroalimentado con un predictor de Smith para el ajuste del flujo de masa, utilizando válvulas de control ubicadas entre paneles. En [26], se incorporó un controlador prealimentado basado en una red neuronal de una capa escondida para la compensación de la radiación, y un controlador PID para controlar la temperatura de salida de sales fundidas.

En el caso de receptores centrales, existen pocos trabajos que utilicen controladores predictivos para el control de la temperatura de sales fundidas. La mayoría de los controles predictivos se diseñan sobre el control de helióstatos para poder obtener una distribución de radiación deseada. En [27], se diseña un controlador predictivo para el control de temperatura de aire en un receptor volumétrico, bajo la presencia de radiación altamente fluctuante. En [28], se diseña un controlador predictivo para el control de temperatura del agua que pasa por un receptor de cavidad, por medio de la modificación de la apertura del receptor. En [29], el modelo presentado en [12] se incorpora a un controlador predictivo para el control de temperatura de un receptor con sales fundidas, procurando que no se violen las restricciones de densidad de flujo permitida (Allowable Flux Density - AFD) ni de temperatura máxima de las sales. Ninguno de los controladores predictivos incluye la incerteza del proceso para un enfoque robusto.

2.3. Discusión

En este capítulo, se presentó el estado del arte en modelación, simulación y control de temperatura de MTCs en receptores centrales. Además, y considerando el volumen de trabajos realizados, se mencionaron controladores de colectores solares, dada la similitud que presentan estos sistemas con respecto a los receptores centrales.

Si bien existen varios trabajos que dan a cuenta de técnicas de control de temperatura en receptores centrales, pocos utilizan controladores predictivos. El desempeño general de los

controladores mencionados es mejor que el de un controlador PI incluso con compensación prealimentada, pero siguen violando restricciones, como superar el AFD cuando las nubes dejan de bloquear la radiación solar. En términos del descenso de temperatura, los controladores también presentan una baja importante de esta.

En la siguiente sección, se verán los conceptos y teoría relevante a este trabajo de tesis. Primero se describirá el proceso de identificación difusa de sistemas, y luego se presentará el proceso de control predictivo con intervalos difusos.

3. Marco teórico

En el presente capítulo, se muestran las técnicas de modelación y control que se utilizaron en este trabajo de tesis. El objetivo es dar un entendimiento profundo de las herramientas utilizadas, y su utilidad para el caso de estudio que se verá en un capítulo posterior.

En primer lugar, se presenta el proceso de identificación de sistemas utilizando modelos ARIX y modelos difusos Takagi-Sugeno. Después, se muestra el método de obtención de intervalos de confianza para modelos difusos Takagi-Sugeno, los cuales cuantifican la incertidumbre del sistema a partir del error registrado por el modelo de predicción. Por último, se detallan los controladores predictivos, junto con su proceso de diseño. Añadido a esto, se explica la forma en la que se incorporan los modelos difusos para la realización de controladores predictivos difusos, y posteriormente la incorporación de sus intervalos de confianza para generar un controlador robusto.

3.1. Identificación de sistemas

En el presente trabajo de tesis, se propone utilizar el método de identificación de sistemas mostrado en [30], enfocado en modelos difusos. Éste método de identificación de sistemas consta de cuatro partes: diseño del experimento de identificación, selección de variables relevantes, optimización de la estructura, e identificación de parámetros. En la Figura 3.1, se muestra el proceso de identificación de modelos de manera gráfica.

En primer lugar, se debe diseñar un experimento de identificación, el cual consiste en aplicar una entrada que pueda excitar todos los modos de operación deseados del sistema a identificar. Una vez obtenidos los datos de entrada y salida, éstos se separan en un conjunto de datos de entrenamiento, uno de validación y uno de prueba.

Luego, utilizando el conjunto de entrenamiento, se debe entrenar un modelo con una cantidad máxima y predefinida de parámetros. A partir del análisis de sensibilidad, se deben elegir las variables de entrada que más influencia tienen en la salida del modelo, a la vez que se deben dejar de lado las que presentan poca relevancia.

En la etapa de optimización de la estructura, se debe escoger la cantidad de reglas y variables a utilizar para el modelo. De manera general, el método empleado en este trabajo de tesis consta de usar una métrica de desempeño para comparar modelos con distinta cantidad de reglas y variables, y así escoger el modelo con mejor desempeño sobre el conjunto de validación.

Por último, la etapa de identificación de parámetros tiene por objetivo la derivación de

los parámetros del modelo. Los parámetros de la premisa pueden identificarse usando conocimiento previo sobre el sistema, o bien con el uso de datos de entrenamiento para agruparlos en conjuntos (*clustering*), mientras que los parámetros de las consecuencias se calculan a partir del método de mínimos cuadrados, utilizando los datos de entrenamiento.

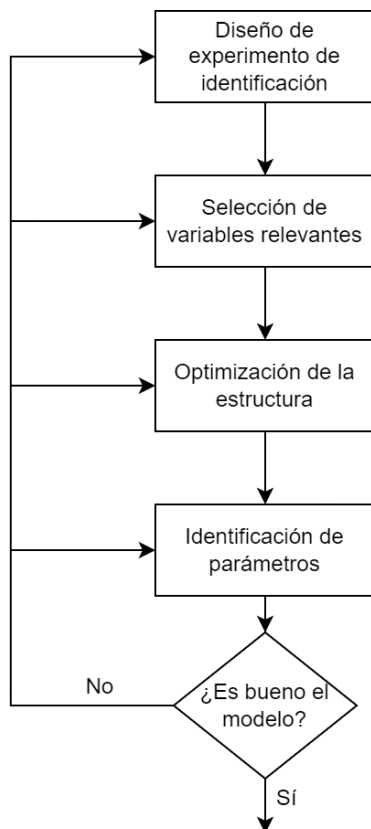


Figura 3.1: Diagrama del proceso de identificación de sistemas. Extraído de [30].

3.1.1. Señal APRBS

En el proceso de identificación de sistemas, se requiere de un conjunto de datos que puedan representar los puntos de operación de interés de la planta. El experimento de obtención de datos de identificación debe ser pensado de tal manera que la entrada de la planta excite los puntos de operación elegidos, logrando así que los datos obtenidos sean suficientemente representativos del proceso. Así, con un conjunto de datos suficientemente representativos del proceso, los modelos difusos entrenados podrán aproximar la dinámica de la planta correctamente.

Para excitaciones de la planta en el dominio de la frecuencia, es deseable excitar la planta con una señal parecida a ruido blanco de ancho de banda limitado [31]. Es por esto que, para este trabajo de tesis, se propone el uso de una señal binaria pseudo aleatoria (Pseud-Random Binary Signal - PRBS). Una PRBS es una señal de prueba que, como su nombre lo dice, puede tomar solo dos valores como entrada a la planta.

Para cada instante de tiempo, la amplitud de la señal PRBS se puede definir por [32]

$$u[k] = \text{rem} \left(\sum_{i=1}^n a_i u[k-i], 2 \right), \quad (3.1)$$

en donde el operador $\text{rem}(\cdot, \cdot)$ computa el resto entre el primer y segundo valor, $u[k]$ la entrada en el instante k , y n el orden de la PRBS.

Uno de los problemas de la señal PRBS es su pseudo-aleatoriedad, por lo que es difícil diseñar una PRBS en donde sus distintas secuencias no estén correlacionadas. Además, muchos sistemas requieren de una excitación con amplitud variable para poder evaluar sus puntos de operación. Es por esto que se propone una señal PRBS con amplitud modulada y con aleatoriedad en sus anchos de pulso (APRBS). El objetivo de una señal APRBS es excitar la planta con amplitudes en las cuales se quiere efectuar la identificación. Para los anchos de pulso, se escoge un intervalo dependiendo del tiempo de establecimiento de la planta, de tal manera que el pulso pueda representar correctamente el transiente de la respuesta.

3.1.2. Métricas de desempeño

Tanto para el ajuste como para la evaluación de los modelos y controladores, se utilizan tres métricas principales: raíz del error cuadrático medio (Root Mean Square Error - RMSE), promedio del error absoluto (Mean Absolute Error - MAE), y criterio de información de Akaike (Akaike Information Criteria - AIC). Además, para el ajuste de intervalos de confianza, se utiliza el porcentaje de cobertura de datos del intervalo de predicción (Prediction Interval Coverage Probability - PICP) y el promedio del ancho normalizado del intervalo de predicción (Prediction Interval Normalized Average Width - PINAW).

El RMSE se emplea para la evaluación de desempeño de modelos, computando el error de la predicción de los modelos con respecto a los datos reales. Además, se utiliza como métrica de desempeño de controladores, para el error de seguimiento obtenido con respecto a una señal de referencia. El RMSE se define como

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{y}[k] - y[k])^2}, \quad (3.2)$$

en donde N es la cantidad de datos, $\hat{y}[k]$ es la predicción del modelo en el instante k , y $y[k]$ es el dato real de la salida del sistema en el instante k .

El MAE tiene el mismo propósito que el RMSE, pero para este trabajo de tesis, se utiliza solo para la evaluación de los modelos ya entrenados y ajustados. Esta métrica difiere del RMSE en la gravitación que le da a las distintas magnitudes de error, amplificando los errores más pequeños pero disminuyendo los errores más grandes. La razón por la cual se emplea esta métrica es tener una mejor intuición del comportamiento del error a lo largo de todo el conjunto de datos. Se define como

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\hat{y}[k] - y[k]|. \quad (3.3)$$

El AIC tiene por objetivo el ajuste de parámetros de los modelos. Utiliza la información de RMSE para evaluar el desempeño de un modelo, e incorpora una penalización a la complejidad

del modelo, la cual está representada por la cantidad de parámetros. Además, incluye una penalización por la cantidad de datos de entrenamiento utilizados, incrementando el valor de la métrica si se utilizan menos datos. El cálculo del AIC se define como

$$AIC = \log(RMSE) + \frac{2m}{N}, \quad (3.4)$$

en donde m es la cantidad de parámetros del modelo.

El PICP evalúa el porcentaje de cobertura del intervalo de un modelo sobre los datos reales. Esta métrica se utiliza tanto para el ajuste de intervalos como para su evaluación. Se define de la siguiente manera [33]:

$$PICP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N c_k, \quad (3.5)$$

en donde

$$c_k = \begin{cases} 1 & \text{si } \hat{y}[k] \leq y[k] \leq \hat{\bar{y}}[k] \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}, \quad (3.6)$$

y $\hat{y}[k]$, $\hat{\bar{y}}[k]$ son el intervalo inferior y superior, respectivamente, del modelo evaluado, para el instante k .

Por último, el PINAW evalúa el ancho promedio del intervalo de predicción. Esta métrica es necesaria para poder minimizar el ancho del intervalo, a la vez que se cumplen los requerimientos de cobertura de datos, por lo que el PINAW se utiliza tanto para la evaluación de intervalos como para el ajuste de sus parámetros. El PINAW se define como [33]

$$PINAW = \frac{1}{NR} \sum_{k=1}^N \hat{y}[k] - \hat{\bar{y}}[k], \quad (3.7)$$

con $R = \max(y) - \min(y)$ siendo el rango de valores del conjunto de datos.

Las métricas mostradas anteriormente son fundamentales para el entrenamiento y evaluación de los modelos ARIX, Takagi-Sugeno e intervalos difusos. A continuación, se mostrará el método de identificación de los modelos utilizados en este trabajo de tesis.

3.1.3. Identificación de modelos ARIX

Los modelos autorregresivos con variable exógena e integración del ruido (ARIX) son representaciones de la dinámica de un proceso que utilizan autorregresores de la entrada y salida. Estos modelos tienen la siguiente forma general:

$$y[k] = - \left(\sum_{i=1}^{N_y} a_i y[k-i] \right) + \left(\sum_{j=1}^{N_u} b_j u[k - N_k - j] \right) + \frac{e[k]}{\Delta}, \quad (3.8)$$

con $y[k]$ y $u[k]$ la salida y entrada de la planta en el tiempo k , respectivamente, N_y y N_u la cantidad de regresores utilizados para la salida y la entrada, respectivamente, a_i y b_j los coeficientes que acompañan a los regresores, N_k el retraso de la entrada con respecto a la

salida, $e[k]$ el ruido de proceso, y $\frac{1}{\Delta} = \frac{1}{1-z^{-1}}$ el integrador en tiempo discreto. En su forma polinomial, la ecuación se puede escribir de la siguiente manera:

$$A(z^{-1})y[k] = B(z^{-1})u[k] + \frac{e}{\Delta}, \quad (3.9)$$

con $A(z^{-1})$ y $B(z^{-1})$ polinomios del operador z^{-1} .

Para la modelación ARIX, primero se generan datos de entrada-salida, utilizando una APRBS como señal de excitación del sistema a identificar. Luego, se sigue el siguiente procedimiento:

- 1) Se escoge una cantidad de regresores de entrada y salida a probar.
- 2) Utilizando el conjunto de entrenamiento, y por medio del método de mínimos cuadrados, se obtiene un modelo para cada combinación de cantidad de regresores.
- 3) Para cada modelo, se calcula el RMSE obtenido con el conjunto de prueba. Luego, el modelo resultante será el que obtenga el RMSE más bajo de entre todos los modelos.
- 4) El mejor modelo obtenido se evalúa con el conjunto de validación.

La ventaja de los modelos ARIX es la simpleza de su estructura. Además, permiten un fácil análisis sobre la relevancia de cada entrada en el modelo.

3.1.4. Identificación de modelos difusos Takagi-Sugeno

La identificación de modelos Takagi-Sugeno (TS) [34] requiere ajustar una gran cantidad de parámetros (relativo a los modelos ARIX), por lo que existen diferentes métodos para derivar el mejor modelo. A continuación, se presentará el tipo de modelo TS utilizado en este trabajo de tesis, junto con el proceso de identificación de sistemas.

3.1.4.1. Modelos Takagi-Sugeno

Los modelos TS son un tipo de modelo difuso que utiliza modelos matemáticos como consecuencia de sus reglas. Cada consecuencia se le conoce como modelo local, y buscan representar un punto de operación del proceso que se intenta modelar. La respuesta del sistema será el promedio ponderado de la salida de cada modelo local. Esta salida está representada por la siguiente expresión:

$$f^{TS}(Z[k]) = \sum_{r=1}^{N_r} h_r(Z[k])f_r(Z[k]), \quad (3.10)$$

con $Z[k]$ la entrada del modelo TS, N_r la cantidad de reglas, h_r el grado de activación normalizado de la regla r , y $f_r(\cdot)$ el modelo local para la regla r .

El cálculo de los grados de activación dependerá de la implicancia utilizada y los grados de pertenencia de cada entrada a los conjuntos difusos de la regla r . El grado de activación resulta

$$\omega_r(Z[k]) = \text{oper}(\mu_{1,r}(z_1[k]), \dots, \mu_{n,r}(z_n[k])), \quad (3.11)$$

donde $oper(\cdot)$ es la implicancia utilizada por el modelo, $z_i[k]$ la componente i -ésima de la entrada $Z[k]$, y $\mu_{i,r}(\cdot)$ el valor de pertenencia de la entrada i -ésima para el conjunto i de la regla r . Así, los grados de activación normalizados de cada regla son

$$h_r(Z[k]) = \frac{\omega_r(Z[k])}{\sum_{j=1}^{N_r} \omega_j(Z[k])}. \quad (3.12)$$

Para este trabajo de tesis, se utilizan modelos ARX como modelos locales (incorporando un sesgo a su respuesta), con funciones de pertenencia gaussianas, por lo que la respuesta del modelo TS resulta

$$f^{TS}(Z[k]) = \sum_{r=1}^{N_r} h_r(Z[k]) \Theta_r^\top Z[k], \quad (3.13)$$

donde, en este caso, $Z[k] = [1, y[k-1], \dots, y[k-N_y], u[k-N_k-1], \dots, u[k-N_k-N_u]]^\top$ contiene los regresores utilizados por los modelos locales, y Θ_r es el vector columna de parámetros del modelo local r . Utilizando una implicancia multiplicativa, el grado de activación de cada regla resulta

$$\omega_r = \prod_{i=1}^{N_y} \mu_i(y[k-i]) \prod_{j=1}^{N_u} \mu_{N_y+j}(u[k-N_k-j]). \quad (3.14)$$

3.1.4.2. Identificación de parámetros

Los modelos TS presentan dos conjuntos de parámetros ajustables: las funciones de pertenencia de las premisas, y los parámetros de los modelos locales. Ambos conjuntos de parámetros se pueden ajustar de distintas maneras, como el uso de conocimiento previo, pero para este trabajo de tesis, el ajuste de los parámetros se efectúa con un conjunto de datos de entrenamiento.

Para la identificación de los conjuntos difusos, se emplean los algoritmos de *clustering* difusos. A grandes rasgos, los algoritmos de *clustering* típicos separan un conjunto de datos en una cantidad de grupos predefinida, procurando que los grupos estén separados entre sí, a la vez que los elementos dentro de cada grupo sean cercanos entre sí. Los algoritmos de *clustering* difusos generan grupos difusos en donde cada dato tiene un grado de pertenencia a cada grupo.

Los dos algoritmos más utilizados de *clustering* difuso son *Fuzzy C-Means* (FCM) [35] y *Gustafson-Kessel* (GK) [36]. Ambos algoritmos consisten en minimizar el siguiente funcional:

$$J_{clust}(\mathcal{Z}, M, V) = \sum_{c=1}^{N_c} \sum_{k=1}^N (\mu_c(Z[k]))^m \|Z[k] - v_c\|_{\Phi}^2, \quad (3.15)$$

con $\mathcal{Z} = \{Z[k]\}_{k=1}^N$ el conjunto de datos de entrenamiento, M el conjunto de los grados de pertenencia, V el conjunto de los centros, μ_c la función de pertenencia del grupo c , N_c la cantidad de grupos, $m \in [1, \infty)$ el factor de difusividad, el cual determina que tan difusos serán los clusters, v_c el centro del grupo c , y $\|x\|_{\Phi}^2 = x^\top \Phi x$ es la norma de distancia empleada en este tipo de algoritmos.

Los algoritmos de *clustering* difieren en la forma en la que se calcula la distancia. En el caso de FCM, se utiliza la norma euclidea, la cual fija $\Phi = I$, mientras que GK utiliza la distancia de Mahalanobis, en donde se fija Φ en función de la matriz de covarianza del grupo evaluado [36].

Los algoritmos de clustering entregarán como resultado N_c centros, lo cual corresponde al número de reglas (y por ende $N_c = N_r$), junto con el grado de pertenencia de cada dato a cada grupo. Utilizando la información de los grados de pertenencia, se obtienen las medias y las desviaciones estándar en base a las siguientes ecuaciones:

$$\bar{x}_{r,i} = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_r(Z[k]) z_i[k]}{\sum_{j=1}^N \mu_r(Z[k])}, \quad (3.16)$$

$$\sigma_{r,i} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N \mu_r(Z[k]) z_i[k]^2}{\sum_{j=1}^N \mu_r(Z[k])} - \bar{x}_{r,i}^2}. \quad (3.17)$$

Luego, el conjunto difuso asociado a la regla r para la entrada i se puede expresar como

$$MF_{r,i}(z_i) = e^{-\frac{(z_i - \bar{x}_{r,i})^2}{2\sigma_{r,i}^2}}. \quad (3.18)$$

Para la identificación de los parámetros de las consecuencias, es decir, de los modelos locales, se calculan los grados de activación normalizados de cada regla, para todos los datos de entrenamiento, y se ponderan los mismos datos por los grados de activación normalizados. Luego, se tienen N ecuaciones lineales que poseen la siguiente forma:

$$Y[k] = \Theta^\top Z'[k], \quad (3.19)$$

en donde $\Theta = [\Theta_1, \dots, \Theta_r]^\top$, y $Z'[k] = [h_1(Z[k])Z[k], \dots, h_{N_r}(Z[k])Z[k]]^\top$ son vectores columna. La ecuación (3.19) se puede resolver por medio del método de mínimos cuadrados. Luego, teniendo los conjuntos difusos $MF_{r,i}$ caracterizados por $\bar{x}_{r,i}$ y $\sigma_{r,i}$, y teniendo los parámetros de los modelos Θ_r , el modelo TS queda completamente caracterizado.

3.1.4.3. Selección de variables relevantes

Como método de simplificación y mejora de un modelo, se deben escoger las variables o entradas que tengan mayor relevancia a la salida del modelo, y/o eliminar las que tienen menor relevancia. Si bien es relativamente fácil determinar la relevancia de las variables en un modelo lineal, en modelos no lineales, como los modelos TS, se requieren métodos y algoritmos más elaborados.

Para la selección de variables relevantes, se pueden emplear métodos heurísticos, métodos que estudian la correlación de las variables o análisis de sensibilidad de las entradas [37]. El último método mencionado es el que se usará en este trabajo de tesis.

En primer lugar, el análisis de sensibilidad busca computar la influencia de cada entrada del conjunto de datos de entrenamiento sobre su correspondiente salida. Es decir, se quiere calcular la siguiente derivada:

$$\xi_i(Z[k]) = \frac{\partial f^{TS}(Z[k])}{\partial z_i[k]}, \quad (3.20)$$

en donde $\xi_i(Z[k])$ es el índice de sensibilidad de la variable de entrada i -ésima de acuerdo a la entrada $Z[k]$. Desarrollando esta expresión, se tiene que

$$\xi_i(Z[k]) = \frac{\left(\sum_{r=1}^{N_r} \omega_r(Z[k]) c_{r,i} y_r[k] + \theta_{r,i} \omega_r(Z[k])\right) \left(\sum_{r=1}^{N_r} \omega_r(Z[k])\right)}{\left(\sum_{r=1}^{N_r} \omega_r([k])\right)^2} - \frac{\sum_{r=1}^{N_r} (\omega_r(Z[k]) c_{r,i}) \sum_{r=1}^{N_r} \omega_r(Z[k]) y_r[k]}{\left(\sum_{r=1}^{N_r} \omega_r([k])\right)^2}, \quad (3.21)$$

con $c_{r,i} = -\sigma_{r,k}^2 (z_i[k] - \bar{x}_{r,k})$, $y_r[k] = \Theta_r^\top Z[k]$ la salida del modelo local r , y $\theta_{r,i}$ la componente i -ésima del vector Θ_r , que representa el peso asociado a la entrada i en la regla r . Luego, la sensibilidad de cada variable del modelo se define de la siguiente manera:

$$I_i = \text{mean}(\xi_i(Z)) + \text{std}(\xi_i(Z)). \quad (3.22)$$

En la ecuación (3.22), los operadores $\text{mean}(\cdot)$ y $\text{std}(\cdot)$ representan el cálculo de la media y la desviación estándar de un vector, respectivamente, y $\xi_i(Z) \in \mathbb{R}^N$ representa el vector de índices de sensibilidad de la variable de entrada i -ésima, para el conjunto de datos $Z = [Z[1], \dots, Z[N]]^\top$. Las variables con menor influencia en la salida tendrán una menor sensibilidad.

Teniendo en claro la identificación de parámetros y el análisis de sensibilidad, a continuación, se muestra el método de identificación de sistemas TS utilizado en esta tesis.

3.1.4.4. Método de identificación propuesto

El método de identificación de modelos Takagi-Sugeno utilizado en este trabajo de tesis está basado en [30]. El objetivo es obtener un modelo que presente un RMSE bajo, procurando que no exista sobreajuste a los datos de entrenamiento, y que tenga una cantidad suficiente de parámetros. El método propuesto es el siguiente:

- 1) Se obtienen datos de entrada y salida del proceso a identificar. La planta se excita con una APRBS, diseñada de acuerdo a la sección 3.1.1.
- 2) Se fija una cantidad máxima de regresores de entradas y salidas del modelo a identificar. Estos regresores serán la entrada al modelo TS, y a la vez a los modelos locales. Los modelos locales a identificar son modelos ARX.
- 3) Utilizando la cantidad máxima de regresores, se entrena un modelo con una cantidad fija de reglas utilizando el conjunto de entrenamiento, de acuerdo al método estipulado en la sección 3.1.4.2.
- 4) Se calculan las sensibilidades de las variables de entrada del modelo, representadas en la ecuación (3.22). Luego, se elimina la variable con la menor sensibilidad, y se reentrena el modelo. Por último, se calcula el AIC para el modelo obtenido.

- 5) Se repite el paso 4) hasta que el AIC deje de mejorar (es decir, hasta que el AIC suba). El modelo obtenido representará el mejor modelo para esa cantidad de reglas.
- 6) Una vez que se obtuvo el mejor modelo para todas las cantidades de reglas, se decide por el mejor modelo según el RMSE sobre el conjunto de validación obtenido por cada modelo.
- 7) El mejor modelo obtenido se evalúa obteniendo su RMSE y su MAE para el conjunto de prueba. El experimento de identificación puede ser repetido en caso de no obtener un buen resultado.

3.2. Intervalos de predicción para modelos difusos

Uno de los problemas de los modelos propuestos anteriormente es la falta de información sobre su incertidumbre. Esto puede afectar las decisiones que toma un controlador basado en un modelos, puesto que, de haber restricciones en el controlador, el desconocimiento de dichas incertidumbres puede causar que dicho controlador no tenga la información necesaria para evitar violarlas.

Los intervalos de predicción difusos [38] permiten generar predicciones de la incertidumbre de un modelo difuso, a partir de los datos de entrenamiento usados para ajustar el modelo. La modelación de la incertidumbre de un modelo tiene varios usos: permite la detección de fallas o datos anómalos, la caracterización de la incertidumbre del modelo para distintos modos de operación, permitiendo un mejor análisis del desempeño del modelo, y se pueden incorporar como información complementaria de un modelo en controladores basados en modelos.

Existen varios métodos para computar los intervalos difusos. El método de la covarianza [39] calcula la covarianza del error de predicción sobre el conjunto de entrenamiento para derivar intervalos inferiores y superiores, con la desventaja de que los intervalos resultantes son simétricos. El método de min-max [38] obtiene un intervalo a partir de la resolución de un problema de optimización que busca maximizar la cobertura del intervalo, minimizando también el ancho de intervalo, pero con la desventaja de que no se puede ajustar la cobertura de datos del intervalo. El método de números difusos [40], que es el que se ve en esta tesis, permite ajustar la cobertura del intervalo a partir de la incorporación del PICP en su problema de optimización.

Para el método de números difusos, los intervalos superior e inferior, para un modelo local de un modelo difuso, se definen de la siguiente manera:

$$\hat{y}_r(Z[k]) = \Theta_r^\top Z[k] - \underline{\Theta}^\top |Z[k]|, \quad (3.23)$$

$$\hat{\bar{y}}_r(Z[k]) = \Theta_r^\top Z[k] + \bar{\Theta}^\top |Z[k]|, \quad (3.24)$$

con $\underline{\Theta}$ y $\bar{\Theta}$ los parámetros de las cotas inferiores y superiores, respectivamente. Luego, el intervalo difuso resultante es la suma ponderada de todas las cotas. Los intervalos difusos están dados por la siguiente expresión:

$$\hat{\underline{y}}(Z[k]) = \sum_{r=1}^{N_r} h_r(Z[k]) \hat{\underline{y}}_r = f^{TS}(Z[k]) - \sum_{r=1}^{N_r} h_r(Z[k]) \underline{\Theta}^\top |Z[k]| \quad (3.25)$$

$$\hat{\bar{y}}(Z[k]) = \sum_{r=1}^{N_r} h_r(Z[k]) \hat{\bar{y}}_r = f^{TS}(Z[k]) + \sum_{r=1}^{N_r} h_r(Z[k]) \bar{\Theta}^\top |Z[k]|. \quad (3.26)$$

Se desea que las cotas inferiores y superiores representen una probabilidad de cobertura de datos, a la vez que no presenten una anchura promedio alta. Para lograr dicha representación, se ajustan los parámetros $\underline{\Theta}$ y $\bar{\Theta}$ de tal manera que cumplan el requisito de cobertura de datos para el conjunto de entrenamiento. Dicho ajuste se hace resolviendo el siguiente problema de optimización:

$$\min_{\underline{\Theta}, \bar{\Theta}} \eta_1 PINAW + e^{-\eta_2(PICP-(1-\alpha_I))}, \quad (3.27)$$

con η_1, η_2 parámetros de ajuste para la función de costos de los intervalos. El primer término de la ecuación (3.27) tiene como objetivo minimizar el ancho del intervalo a través del PINAW, mientras que el segundo término permite que el PICP se ajuste al conjunto de entrenamiento con un porcentaje de cobertura de $(1 - \alpha_I)$.

3.3. Control predictivo

Los controladores predictivos basados en modelos (Model-based Predictive Control - MPC) son una familia de controladores que, como su nombre indica, generan una acción de control en base a las predicciones de un modelo, el cual es una representación de la dinámica del proceso a controlar. El controlador obtendrá una acción de control tal que se minimice una función objetivo, la cual generalmente evaluará el desempeño del controlador en una ventana predeterminada de tiempo.

En general, los MPC siguen una estructura en común, en donde se utiliza un modelo para predecir las salidas futuras del proceso en un horizonte de predicción, las cuales se utilizan para el cálculo de la acción de control, y luego el horizonte se desplaza temporalmente. Esta estrategia se conoce como horizonte deslizante [41].

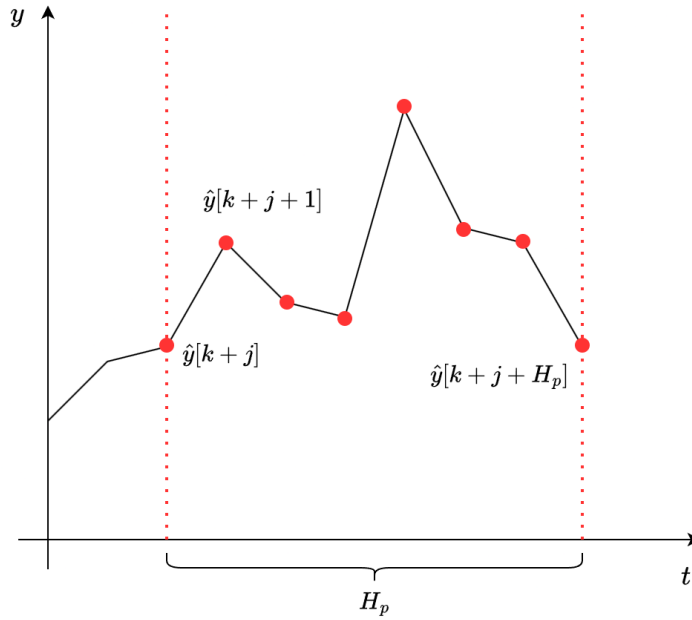


Figura 3.2: Predicciones hechas por un modelo en un horizonte de predicción H_p .

Para modelos que utilizan variables autorregresivas, el problema de optimización de un MPC se expresa comúnmente de la siguiente manera [41]:

$$\begin{aligned}
 \min_U \quad & \sum_{j=1}^{H_p} \psi(j)(\hat{y}[k+j] - r[k+j])^2 + \sum_{j=1}^{H_c} \lambda(j)(\Delta u[k+j-1])^2 \\
 \text{s.a.} \quad & \hat{y}[k+j] = f(\hat{y}[k+j-1], \dots, y[k+j-N_y], u[k+j-1], \dots, u[k+j-N_u]), \\
 & \quad \quad \quad \forall j = 1, \dots, H_p \\
 & u_{min} \leq u[k] \leq u_{max}, \forall k \\
 & \Delta u_{min} \leq \Delta u[k] \leq \Delta u_{max}, \forall k \\
 & y_{min} \leq \hat{y}[k] \leq y_{max} \forall k,
 \end{aligned} \tag{3.28}$$

en donde $U = [u[k+j-1], \dots, u[k+j+H_c-1]]$ son las acciones de control futuras, $\hat{y}[k+j]$ es la predicción de la salida del sistema en el instante $k+j$, $\psi(j)$, $\lambda(j)$ son parámetros de ajuste de la función objetivo, $f(\cdot)$ es el modelo del proceso a controlar, H_p es el horizonte de predicción, $H_c \leq H_p$ es el horizonte de control, y los valores de $y[k-i]$, $u[k-i]$, $\forall i \geq 0$ se asumen conocidos. El horizonte de control determina hasta qué punto dentro del horizonte de predicción el MPC debe encontrar acciones de control. Las acciones de control que ocurren después del horizonte de control son constantes o se utiliza un regulador lineal cuadrático. Si el problema lo requiere, el controlador predictivo también puede aceptar otro tipo de restricciones de igualdad y desigualdad añadidas a las presentes en la ecuación (3.28). Luego, la acción de control que utilizará el controlador será la primera acción de control calculada a partir del problema de optimización presentado en la ecuación (3.28), la cual corresponde a $u[k]$.

3.4. Control predictivo difuso robusto basado en intervalos difusos

Los controladores predictivos difusos, o MPC difusos, son controladores predictivos que incorporan modelos difusos a su estructura. Esto se traduce en que la función utilizada en la primera restricción de la ecuación (3.28) vendría siendo el modelo difuso que representa el proceso a controlar. La ventaja de utilizar modelos TS en MPCs es su relativa simpleza y facilidad de comprensión, comparado a otros aproximadores universales.

Sin embargo, al igual que cualquier modelo de un sistema, éstos están sujetos a errores de predicción. Dichos errores pueden provocar que la respuesta no sea óptima, y que las restricciones del sistema no se cumplan en los casos límite. Es por esto que, dependiendo del proceso que se quiera controlar, es necesario a veces tomar acciones de control más conservadoras, a modo de que el sistema tenga menos probabilidades de violar las restricciones. Para lograr obtener una acción de control que tome en cuenta los errores de predicción del modelo, se emplean los controladores robustos.

Un MPC robusto es aquel que incorpora la incertidumbre de los parámetros del modelo a sus restricciones. Para el caso de un modelo difuso TS, la incertidumbre de los parámetros se puede representar a través de los intervalos difusos, mostrados en las ecuaciones (3.25) y (3.26). La incorporación de los intervalos difusos a las restricciones de la salida del sistema se expresa a través de las restricciones del controlador:

$$y_{min} \leq \underline{\hat{y}}[k], \quad (3.29)$$

$$\overline{\hat{y}}[k] \leq y_{max}. \quad (3.30)$$

Dependiendo de lo que se quiera, se pueden incorporar una o ambas restricciones. Además, se puede incorporar la información de los intervalos en otras restricciones, si es pertinente a los requerimientos del controlador.

Otra forma de incorporar los intervalos de predicción al controlador es incluyéndolos en la función objetivo. La función objetivo puede tomar dos formas, dependiendo de si se usa el intervalo superior o inferior:

$$J_{inf} = \sum_{j=1}^{H_p} \delta(j) (\underline{\hat{y}}[k+j] - r[k+j])^2 + \sum_{j=1}^{H_c} \lambda(j) (\Delta u[k+j-1])^2, \quad (3.31)$$

$$J_{sup} = \sum_{j=1}^{H_p} \delta(j) (\overline{\hat{y}}[k+j] - r[k+j])^2 + \sum_{j=1}^{H_c} \lambda(j) (\Delta u[k+j-1])^2. \quad (3.32)$$

Al usar las funciones objetivo 3.31 o 3.32, el desempeño del controlador naturalmente empeorará en términos de seguimiento de referencia, pero el controlador decidirá por acciones de control bajo una predicción alejada de la media, previniendo el caso en que el modelo falle significativamente en su predicción.

3.5. Discusión

En el presente capítulo, se presentó la base teórica necesaria para la realización del trabajo de tesis presente, los cuales se usarán para la identificación de una planta de receptor central solar por medio de un modelo difuso TS, y posteriormente la implementación de un controlador difuso robusto que utiliza dicho modelo para efectuar las predicciones.

El capítulo empieza con la explicación del método de identificación de sistemas que se utilizará para el caso de estudio. El método de identificación incluye cuatro fases principales: diseño de experimento de identificación, selección de variables relevantes, optimización de la estructura, y por último identificación de parámetros. Este proceso de identificación fue explicado con el objetivo de obtener un modelo difuso TS con modelos locales ARIX.

Luego se mostró el método de obtención de intervalos difusos para modelos TS. Se recaló la utilidad de los intervalos de confianza para poder caracterizar la incertidumbre de un modelo, con respecto a los datos reales del proceso a modelar.

Por último, se presentaron las bases teóricas de los MPCs. Se mostró el problema de optimización que se utiliza para la obtención de la secuencia de acciones de control, junto con la utilidad de usar modelos difusos TS para este tipo de implementaciones. Se mostró la forma de incorporar los intervalos difusos en un controlador predictivo, a modo de diseñar un controlador robusto para el caso donde se tenga incertidumbre paramétrica en el modelo utilizado.

En el siguiente capítulo, se verá la metodología del presente trabajo de tesis en detalle. Se mostrarán las distintas etapas del trabajo, las cuales incluyen simulación del proceso a estudiar, identificación de modelos del proceso, obtención de intervalos de predicción para el modelo TS, diseño de controladores y su posterior prueba en un caso de estudio.

4. Metodología propuesta

Basado en la revisión del estado del arte y el marco teórico realizados en los capítulos 2 y 3, en este capítulo se resume la metodología propuesta para este trabajo de tesis. La metodología incluye los trabajos de simulación del proceso a identificar, identificación de modelos del proceso, y por último el diseño y prueba de controladores.

En la Figura 4.1, se observa el diagrama de la metodología empleada para este trabajo de tesis. En primer lugar, se programó un simulador que representara la dinámica del calentamiento de las sales fundidas en el receptor, a partir de las ecuaciones de balance de calor de las sales fundidas y las tuberías del receptor. El simulador se efectuó bajo varios supuestos, el más importante siendo el considerar una radiación incidente en el receptor uniforme, y que no existen diferencias de temperatura radiales. Por último, el material y propiedades de la tubería, características físicas del receptor, cantidad de helióstatos y latitud de la planta están basados en la planta comercial Gemasolar.

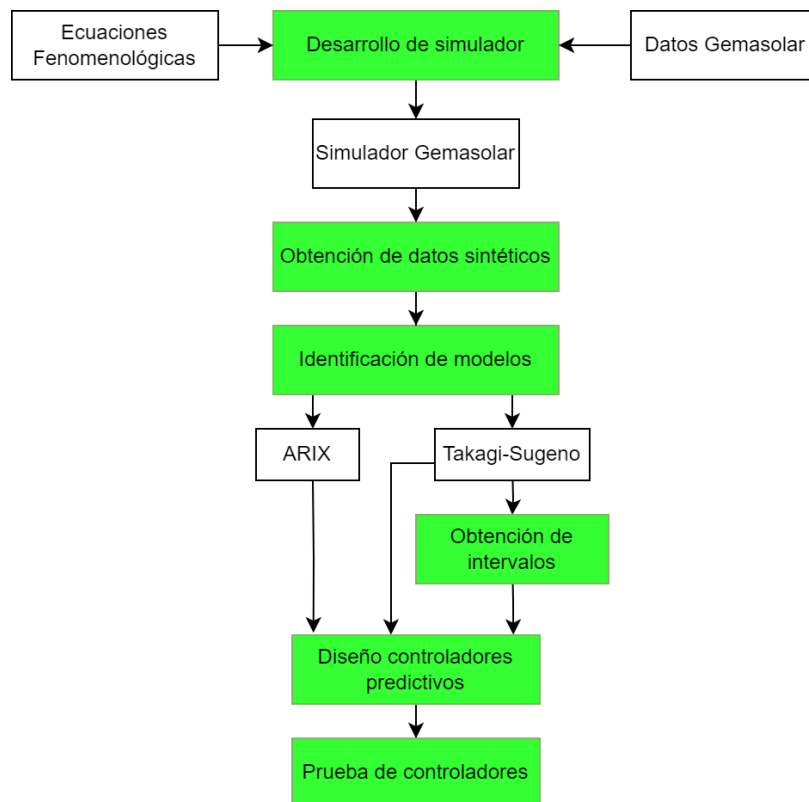


Figura 4.1: Estructura de la metodología empleada en este trabajo de tesis.

Luego, se diseñó un controlador prealimentado, en base a la toma de datos del simulador en estado estacionario. El objetivo del controlador prealimentado es entregar el flujo de masa de las sales fundidas a lo largo de las tuberías del receptor para reducir el efecto de las perturbaciones en el sistema, utilizando como entrada las perturbaciones medibles y una temperatura de referencia a la que se quiere llegar. El controlador se diseña como un sistema lineal que depende de la radiación solar, la temperatura de entrada de las sales fundidas al receptor, la temperatura ambiente, y la temperatura de referencia previamente establecida.

Utilizando el controlador prealimentado, se procede a tomar datos de entrada-salida para la identificación de modelos en el sistema. Para esto, se diseña una señal APRBS, con el objetivo de excitar la planta. El diseño de la señal APRBS se hace en base a la información provista por una prueba de excitación con entrada escalón. Los datos de la planta son utilizados para entrenar modelos ARIX y TS, a partir de los procesos descritos en las secciones 3.1.3 y 3.1.4.4, respectivamente.

Utilizando los datos obtenidos anteriormente, en conjunto con el modelo TS, se derivan intervalos de predicción difusos, los cuales tienen por objetivo caracterizar la incertidumbre del modelo. Dichos intervalos se ajustan de tal manera que se logre un porcentaje de cobertura de datos de un 90% a modo que el intervalo resultante no presente una mayor anchura (en el caso de que se requiera una mayor cobertura de los datos), pero que a la vez pueda caracterizar correctamente la incertidumbre del modelo.

Una vez se tienen los modelos identificados para la planta, se procede a diseñar controladores predictivos a partir de éstos, con el objetivo de regular la temperatura de salida de sales fundidas en el receptor central. Los controladores reciben como entrada los regresores de la salida de temperatura de las sales fundidas y los regresores de la entrada al controlador prealimentado, y entregan una temperatura de referencia al sistema. Los MPCs penalizan el error de seguimiento de referencia a lo largo de todo el horizonte de predicción, junto con el cambio en la entrada. En el caso del modelo Takagi-Sugeno, se diseña un MPC adicional al incorporar intervalos de predicción difusos. Los intervalos se utilizan para poder evitar que la temperatura de salida de las sales fundidas baje de manera importante, con respecto a la referencia. En la figura 4.2, se muestra el diagrama de bloques del sistema de control para lograr este objetivo.

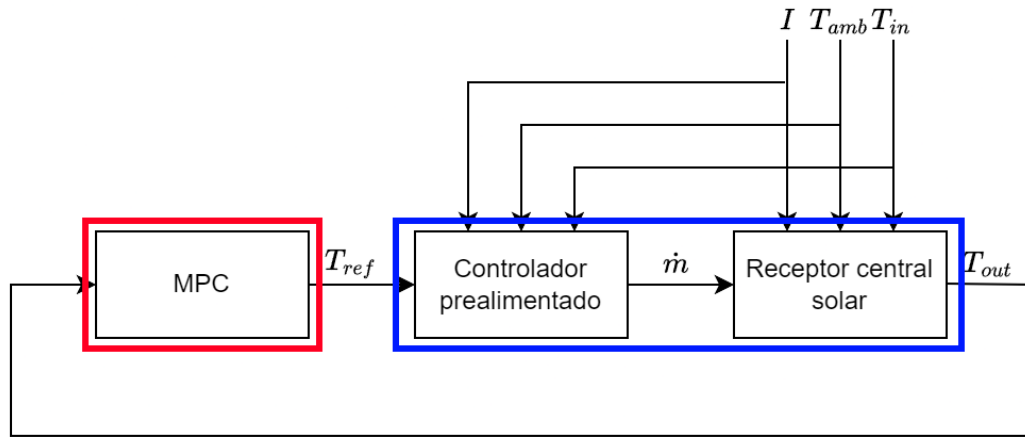


Figura 4.2: Diagrama de bloques del sistema de control. En azul, se pueden observar los bloques del controlador prealimentado y receptor central solar, el cual se verá en el capítulo 5. En rojo, se observa el bloque del controlador predictivo, el cual se verá en detalle en el capítulo 6.

Finalmente, los controladores (MPC difuso, MPC difuso robusto y MPC ARIX) se prueban sobre la simulación de la planta Gemasolar, bajo un escenario con nubes que bloquean repentinamente la radiación solar entrante al sistema. Esta prueba tiene por objetivo probar la respuesta de los controladores frente a un cambio repentino de la radiación solar, la cual es la perturbación más relevante en el sistema. Además, los controladores se comparan a un controlador PI. Los controladores se comparan en base a su capacidad de prevenir que baje la temperatura de salida de las sales fundidas, en condiciones donde los niveles de radiación bajan abruptamente, junto con mantener el seguimiento de referencia.

En el siguiente capítulo, se verá el caso de estudio en detalle. En particular, se analizarán las ecuaciones utilizadas para simular el proceso, detallando la definición de los parámetros. Luego, en el capítulo 6, se diseñará un MPC difuso robusto para la planta simulada, con el objetivo de controlar la temperatura de salida de sales fundidas, y luego se probará su desempeño bajo un caso de estudio.

5. Modelación propuesta de receptores centrales

En este capítulo, se presenta el modelo utilizado para simular una planta de receptor central solar. La planta se simula a través de ecuaciones de balance de calor tanto para la tubería del receptor como el MTC. El simulador de la planta se utiliza posteriormente para obtener datos sintéticos, los cuales serán usados para la identificación del proceso por medio de los modelos ARIX y TS. Luego, los controladores diseñados se prueban sobre la planta simulada también.

En la primera parte de este capítulo, se describen las características principales de los receptores centrales solares. Luego, se muestran las ecuaciones de balance de calor que componen la base del sistema, junto con la metodología para determinar el valor de cada uno de los parámetros, los cuales dependerán del estado de las distintas componentes del sistema. Por último, se explica la forma en la que se diseñó el compensador prealimentado, el cual se incorpora a la planta simulada para poder compensar las perturbaciones que el sistema presenta.

5.1. Descripción de receptores centrales

Las plantas de concentración solar son un tipo de tecnología que se caracteriza por la concentración de la radiación solar para su posterior uso. Generalmente, la radiación solar se utiliza para calentar un fluido u otro material de transferencia de calor (MTC), el cual sirve como medio de transporte del calor. En la Figura 2.1, se muestra una imagen que ilustra las componentes principales de un receptor central solar.

En la figura 5.1, se muestra la única planta de receptor central que está en operación en Latinoamérica a la fecha, la cual es parte del complejo *Cerro Dominador*, ubicado en la región de Antofagasta, Chile, y que presenta una capacidad de generación de 110[MW] nominales [42]. En la figura 5.2, se muestra la planta *Gemasolar* o *Solar 3*, ubicada en la provincia de Sevilla, España, y que posee una capacidad de generación de 20[MW] [43]. Esta última es la planta que se usa como caso de estudio en este trabajo de tesis.

Los receptores centrales son un tipo de concentrador solar utilizado principalmente para la generación de energía eléctrica. Éstos se pueden dividir en cuatro bloques principales: el bloque de helióstatos, el bloque del receptor, el bloque de almacenamiento de energía (dependiendo de si la planta en cuestión presenta esta tecnología o no), y el bloque de

potencia. Para este trabajo de tesis, el bloque del receptor se ve con más detalle, mientras que el bloque del campo de helióstatos se simplifica en gran medida.



Figura 5.1: Planta de receptor central del complejo *Cerro Dominador*. Extraído de [42].



Figura 5.2: Planta de receptor central *Gemasolar* o *Solar Tres*. Extraído de [44].

El bloque de potencia recibe como entrada la radiación concentrada por los helióstatos, junto con la temperatura de entrada del MTC y la temperatura del ambiente, y de éste bloque sale el MTC ya calentado por las sales para su posterior uso o almacenamiento. Para calentar el MTC, el campo de helióstatos concentra la radiación solar sobre el receptor, el cual se encuentra en la parte alta de una torre. El receptor es una estructura que contiene las tuberías por donde pasa el MTC, y dependiendo del tipo y diseño, las tuberías pueden estar dispuestas de distinta manera a lo largo del receptor.

Actualmente, existen dos tipos de receptor según su geometría: de cavidad y externos. Los receptores de cavidad tienen una capacidad de concentración mayor, pero trabajan en un área más pequeña, mientras que los receptores externos se emplean en plantas de mayor escala, dado que pueden recibir radiación alrededor de toda la torre. En las figuras 5.3 y 5.4 se muestran ejemplos de receptores de cavidad y externos, respectivamente.

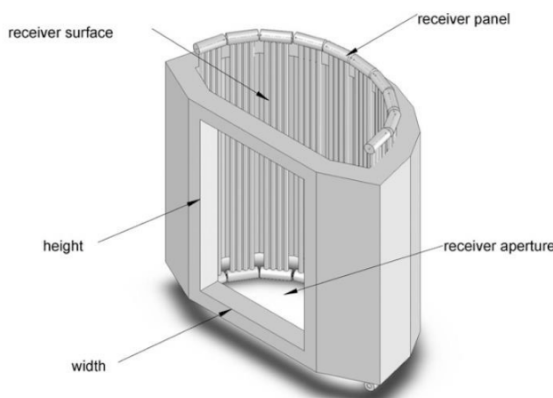


Figura 5.3: Diseño de un receptor de cavidad. Extraído de [45].

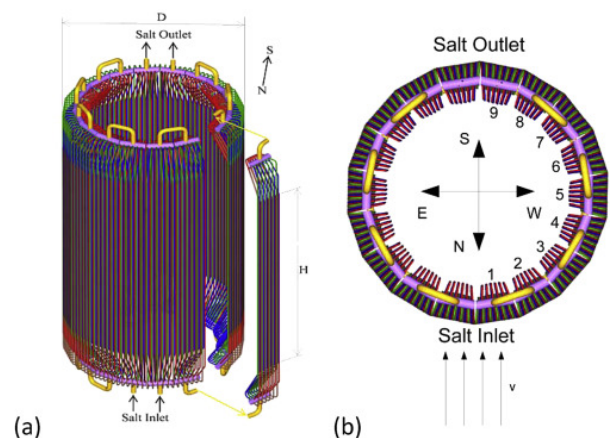


Figura 5.4: Diseño de un receptor externo. Extraído de [9].

Los receptores externos generalmente están compuestos de dos caminos de tuberías, las cuales recorren una mitad del receptor cada una. El receptor se secciona en paneles, los cuales

contienen varias tuberías en paralelo conectadas por cabezales, tanto en la entrada como en la salida del panel.

5.2. Modelo dinámico de receptores centrales

Como caso de estudio, se implementó un simulador basado en la planta de concentración solar *Gemasolar* o *Solar Tres*. *Gemasolar* posee un campo de helióstatos que rodea toda la torre, con una mayor concentración de helióstatos en el lado norte de la planta. El receptor es de tipo externo con dos tuberías, en donde una recorre el lado oeste y la otra recorre el lado este del receptor. En total hay 18 paneles, los cuales tienen 32 tuberías cada uno. Para simplificar el modelo de la planta, se considerará solo una tubería, la cual no se divide en los paneles, por lo que cada panel tendría una tubería.

Para poder efectuar el simulador de receptores centrales, se realizaron los siguientes supuestos:

- La radiación incidente en el receptor es uniforme.
- El flujo de masa de las sales fundidas es igual a lo largo de toda la tubería.
- La mitad de la tubería que no recibe radiación directa es adiabática. Este supuesto se hace considerando que, generalmente, las secciones de la tubería no expuestas a radiación se aíslan térmicamente. Además, el calor recibido por la mitad de la tubería que no recibe radiación representa aproximadamente un 5 % del calor total, producto de la conducción de calor [12].
- El fluido de transferencia de calor es incompresible.
- La disipación por viscosidad (calor generado por las fuerzas viscosas) de las sales fundidas son despreciables.
- El flujo es turbulento a lo largo de toda la tubería.
- Las caras interna y externa de la tubería son lisas.

La modelación del receptor se puede dividir en dos ecuaciones principales: el balance de calor de la tubería, y el balance de calor del MTC [16, 46]. De esta forma, se asume que el MTC utilizado son sales fundidas, las cuales se usan en el caso de estudio analizado en esta tesis. Para una sección de largo infinitesimal, se tiene que el balance de calor de la tubería es [12, 17, 47]

$$\rho_t c_t A_t \frac{\partial T_t}{\partial t} dx = I \alpha d_e dx - \frac{\pi}{2} d_i h_f dx (T_t - T_f) - d_e h_t dx (T_t - T_{amb}) - d_e \epsilon \sigma dx (T_t^4 - T_{amb}^4), \quad (5.1)$$

con $\rho_t [Kg m^{-3}]$ la densidad de la tubería, $c_t [JK g^{-1} K^{-1}]$ su calor específico, $A_t [m^2]$ el área de la sección transversal de las paredes de la tubería, $T_t [K]$ la temperatura de la tubería, $I [W m^{-2}]$ la radiación incidente, α la absorptividad de la superficie externa de la tubería, $d_e [m]$ el diámetro exterior de la tubería, $d_i [m]$ su diámetro interior, $h_f [W m^{-2} K]$ el coeficiente de convección forzada entre la tubería y las sales fundidas, ϵ la emisividad de la tubería, $\sigma [W m^{-2} K^{-4}]$ la constante de Stefan-Boltzmann, y $h_t [W m^{-2} K]$ el coeficiente de convección

libre entre la tubería y el aire fuera de ésta.

El primer término de la derecha de la ecuación (5.1) corresponde a la radiación incidente en el receptor en un área diferencial de la tubería. El segundo término corresponde al calor traspasado a las sales fundidas por convección forzada interna. El tercer término corresponde a las pérdidas de calor en la tubería por convección libre con el aire que se encuentra afuera de la tubería. El cuarto término corresponde a las pérdidas en la tubería por radiación.

Similarmente, la ecuación de balance de calor de las sales fundidas es

$$\rho_f c_f A_f dx \frac{\partial T_f}{\partial t} = \frac{\pi}{2} d_i h_f dx (T_t - T_f) - \dot{m} c_f \frac{\partial T_f}{\partial x}, \quad (5.2)$$

con ρ_f la densidad de las sales, c_f su calor específico, $\dot{m}[Kgs^{-1}]$ su flujo de masa, T_f su temperatura, y A_f la sección transversal del interior de la tubería.

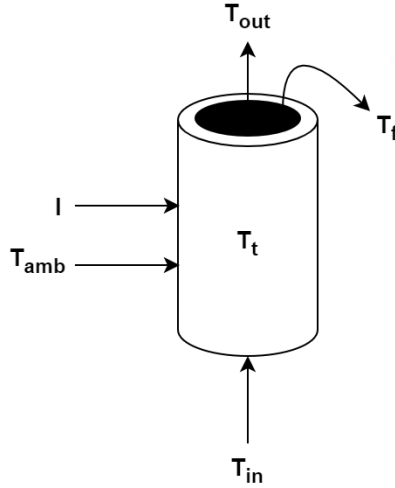


Figura 5.5: Visualización del balance de calor de las sales fundidas y las tuberías, de acuerdo a las ecuaciones 5.1 y 5.2.

Para efectos de simulación de la planta, la ecuación 5.2 puede ser reducida a una ecuación diferencial ordinaria, bajo el supuesto de que el cambio de temperatura de las sales es constante a lo largo del eje de una sección i -ésima de la tubería de largo Δx [12]. Es decir:

$$\frac{\partial T_f}{\partial x} = \frac{T_{out,i} - T_{in,i}}{\Delta x}, \quad (5.3)$$

con $T_{in,i}$ y $T_{out,i}$ la temperatura de entrada y salida de las sales en la sección i -ésima, respectivamente. Así, las ecuaciones de balance de calor para una sección i -ésima de la tubería son

$$\rho_t c_t V_t \frac{\partial T_{t,i}}{\partial t} = I \alpha d_e \Delta x - \frac{\pi}{2} d_i h_f \Delta x (T_{t,i} - T_{f,i}) - d_e h_t \Delta x (T_{t,i} - T_{amb}) - d_e \Delta x \epsilon \sigma (T_{t,i}^4 - T_{amb}^4), \quad (5.4)$$

$$\rho_f c_f V_f \frac{\partial T_{f,i}}{\partial t} = \frac{\pi}{2} d_i h_f \Delta x (T_{t,i} - T_{f,i}) - 2 \dot{m} c_f (T_{f,i} - T_{in,i}), \quad (5.5)$$

en donde $T_{t,i}$ y $T_{f,i} = \frac{T_{in,i} + T_{out,i}}{2}$ la temperatura promedio de la tubería y de las sales fundidas en la sección i -ésima, respectivamente, y $T_{in,i}$ la temperatura de entrada de las sales a la sección i -ésima de la tubería.

En la figura 5.6 se puede observar el diagrama de flujo del balance térmico al que está sujeto una sección de la tubería.

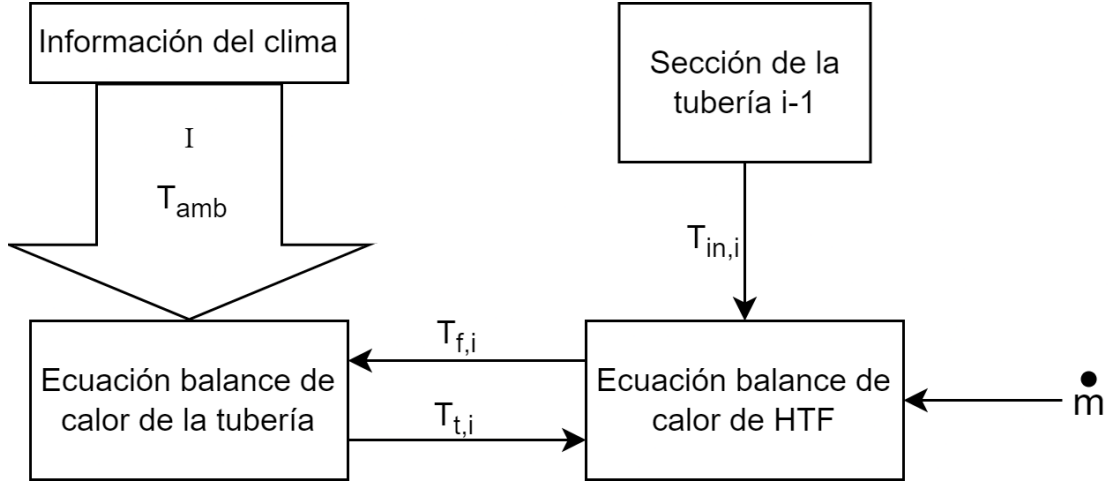


Figura 5.6: Diagrama del balance de calor de una sección de la tubería.

Luego, el sistema completo resultará de la concatenación de todas las secciones de la tubería. Para una sección i de la tubería, la temperatura de entrada de las sales a esta sección será igual a la temperatura de salida de la sección anterior. Esto se traduce en la siguiente ecuación [12]:

$$T_{in,i} = T_{out,i-1} = 2T_{f,i-1} - T_{in,i-1}. \quad (5.6)$$

De esta manera, la temperatura de salida del sistema corresponde a la temperatura de salida de la última sección de tubería $T_{out,n}$, con n la cantidad de secciones de tubería consideradas.

5.2.1. Modelo de radiación incidente en el receptor

Para el modelo de radiación, se utiliza la siguiente ecuación [10]:

$$I = \frac{DNI \cdot A_h \cdot n_h \cdot \cos(\theta_i) \cdot \eta_{limpieza} \eta_{reflectividad}}{H_r \cdot D_r \pi}, \quad (5.7)$$

con DNI la irradiancia normal directa, A_h el área de cada helióstato, n_h la cantidad de helióstatos, $\cos(\theta_i)$ el efecto coseno promedio de los helióstatos, $\eta_{limpieza}$ las pérdidas en los helióstatos por limpieza, $\eta_{reflectividad}$ las pérdidas por reflectividad, H_r la altura del receptor, y D_r el diámetro del receptor. Como se hace el supuesto de que la radiación incidente es uniforme, el término $H_r \cdot D_r$ permite normalizar la radiación incidente para poder obtener la

irradiancia en cada punto del receptor.

En general, los campos de helióstatos se manejan de tal manera de poder obtener una distribución de radiación lo más uniforme posible en el receptor. Esto es para evitar que los gradientes de temperatura generen tensión térmica, la cual puede dañar las tuberías. Además, para asegurar uniformidad y que el receptor no supere los límites de densidad de flujo permitida (o AFD), en general no se usa la totalidad de los helióstatos. Dado que el AFD está en función de la temperatura de las sales fundidas y del flujo de masa, las restricciones dadas por esta cota de radiación también se pueden cumplir manipulando el flujo de masa.

El DNI se calcula a partir del modelo simplificado dado por [10], en donde solo existe una dependencia al ángulo de elevación del sol:

$$DNI = 950.2(1 - e^{-0.075\alpha_s}), \quad (5.8)$$

donde α_s el ángulo de elevación sol en radianes, el cual depende de la latitud de los helióstatos, el ángulo de hora, y el ángulo de declinación. El DNI mostrado en la ecuación (5.8) es utilizado para la toma de datos sintéticos.

5.2.2. Propiedades de las sales fundidas

Para este trabajo de tesis, se considera el uso de sales fundidas (o sales solares), las cuales tienen una composición de un 60 % de $NaNO_3$ y un 40 % de KNO_3 , según el tipo de MTC que se ocupa en la planta Gemasolar. Las sales fundidas operan entre los 533.15 y 853.15[K]; si la temperatura baja de los 533.15[K], ocurre cristalización, mientras que si superan los 853.15[K] en estado estacionario, se evaporan [12]. Las propiedades de las sales fundidas dependerán de la temperatura en la que estén operando. Las ecuaciones que aproximan sus propiedades para temperaturas de entre 300 a 600[°C] [48] son

$$\rho_f(T_f) = 2263.72 - 0.636T_f, \quad (5.9)$$

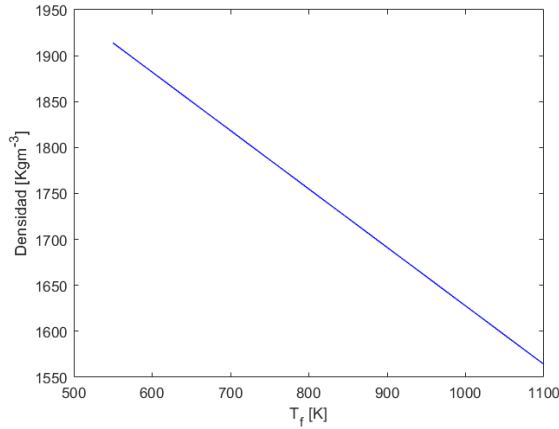
$$c_f(T_f) = 1396.02 + 0.172T_f, \quad (5.10)$$

$$k_f(T_f) = 0.3911 + 1.9 \times 10^{-4}T_f, \quad (5.11)$$

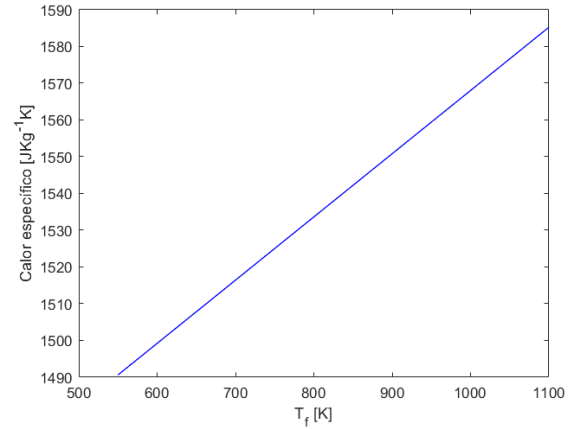
$$\mu_f(T_f) = (22.714 - 0.12(T_f - 273.15) + 2.281 \times 10^{-4}(T_f - 273.15)^2 - 1.474 \times 10^{-7}(T_f - 273.15)^3)/1000, \quad (5.12)$$

en donde ρ_f es la densidad de las sales fundidas, c_f el calor específico, k_f la conductividad térmica, y μ_f la viscosidad dinámica. La temperatura T_f está en grados Kelvin. En la figura 5.7 se muestran los valores que toman los parámetros de las sales fundidas en función de la temperatura, para el rango de operación de la planta. Se puede observar que tanto el calor específico como el coeficiente de conductividad térmica crecen con la temperatura, mientras

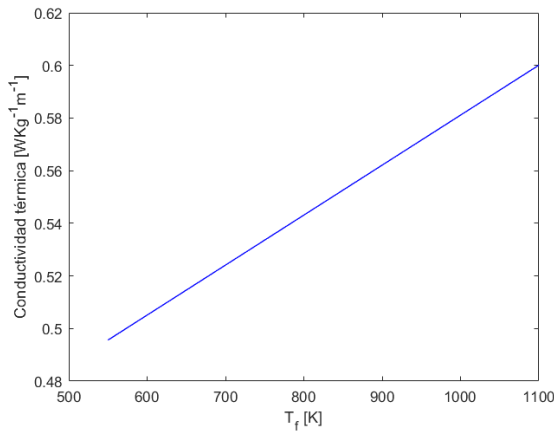
que la densidad y la viscosidad dinámica decrecen.



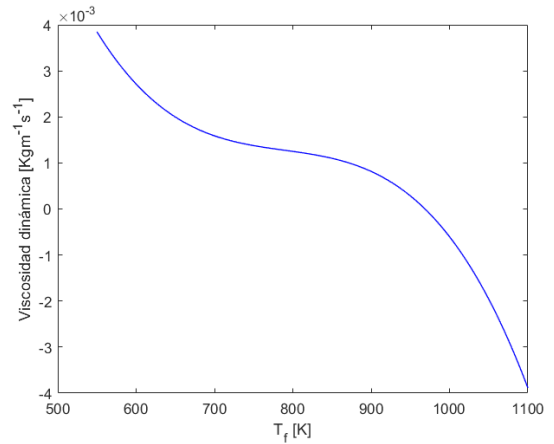
(a) Valor de la densidad en función de la temperatura



(b) Valor del calor específico en función de la temperatura



(c) Valor de la conductividad térmica en función de la temperatura



(d) Valor de la viscosidad dinámica en función de la temperatura

Figura 5.7: Valores de los parámetros de las sales fundidas.

5.2.3. Cálculo de los coeficientes de convección

En este sistema, el fenómeno de convección se presenta en dos partes: el intercambio de calor entre la tubería y el medio ambiente, y entre la tubería y las sales fundidas. El coeficiente de convección térmica para fluidos se expresa de la siguiente manera [49]:

$$h = \frac{kNu}{x}, \quad (5.13)$$

con x la longitud característica (en el caso de tubos circulares es igual al diámetro interno del tubo), y Nu el número de Nusselt. El problema de calcular el coeficiente de convección térmica se reduce a encontrar el número de Nusselt, el cual varía dependiendo del caso a estudiar [49]. En el caso de flujo forzado, para calcular el número de Nusselt, primero es necesario calcular los números de Prandtl y Reynolds.

El número de Prandtl se expresa como la razón entre la viscosidad cinemática ν y la

difusividad térmica β [49]:

$$Pr = \frac{\nu}{\beta} = \frac{\mu_f c_f}{k_f}. \quad (5.14)$$

El número de Reynolds representa la razón entre las fuerzas de inercia y las fuerzas viscosas del fluido estudiado:

$$Re = \frac{vx}{\nu} = \frac{\rho_f v d_i}{\mu_f} = \frac{\dot{m} d_i}{\mu_f A_f}, \quad (5.15)$$

con $v = \frac{\dot{m}}{\rho_f A_f}$ la velocidad de corriente promedio para una tubería circular con flujo forzado.

En la figura 5.8, se muestra los valores del número de Reynolds en función del flujo de masa, para temperaturas de 533 y 853 [K] (temperaturas límite de operación de las sales fundidas [12]). La recta inferior ($T_f = 573.15[K]$) presenta un número de Prandtl de 9.754, mientras que la recta superior ($T_f = 873.15[K]$) se obtuvo 2.753. Las temperaturas fijadas para ambas rectas se tomaron de los límites de temperatura para los cuales las propiedades de las sales fundidas son válidas, de acuerdo al modelo presentado en la sección 5.2.2. Notar que la diferencia entre estos valores se da por la dependencia de las propiedades de las sales fundidas con la temperatura.

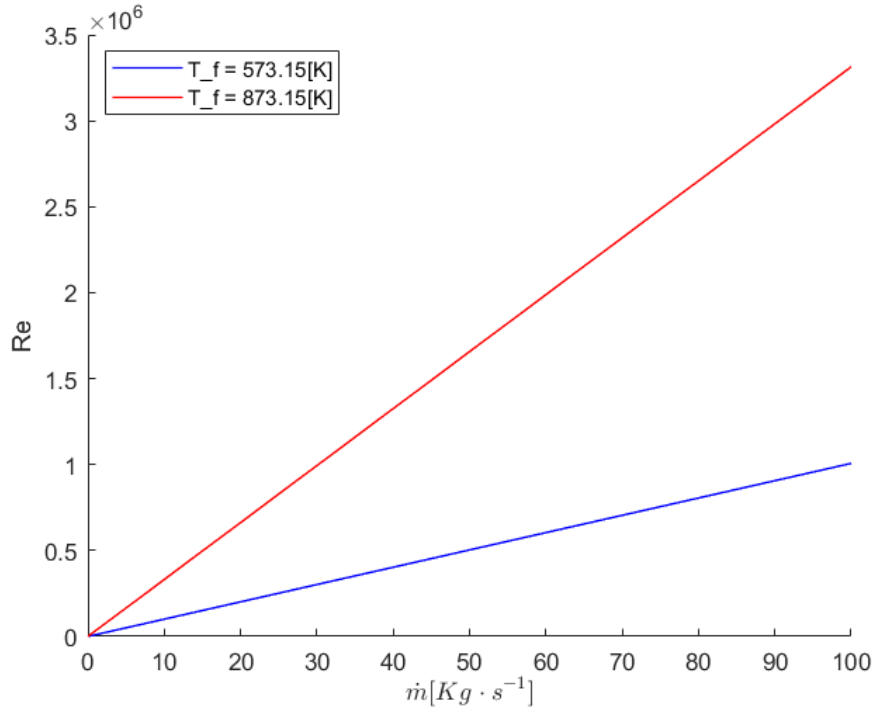


Figura 5.8: Número de Reynolds en función del flujo de masa de las sales fundidas a través de la tubería.

Existen diversas formas de calcular el número de Nusselt a partir del número de Prandtl y Reynolds [10, 12, 49, 50]. La ecuación para fluidos turbulentos que se opta por usar es la utilizada en [11, 12]. Esta ecuación es válida para flujo forzado interno en tuberías, con valores del número de Reynolds de $10^4 < Re < 10^6$ y número de Prandtl de $0.1 < Pr < 1000$.

$$Nu_f = \frac{(\xi/8)RePr}{1 + 12.7\sqrt{\xi/8}(Pr^{\frac{2}{3}} - 1)} \left(1 + \frac{1}{3}\left(\frac{d_i}{L}\right)^{\frac{2}{3}}\right), \quad (5.16)$$

$$\xi = (1.8\log_{10}(Re) - 1.5)^{-2}. \quad (5.17)$$

Notar que, como el número de Reynolds es directamente proporcional al flujo de masa, el número de Nusselt también lo es, y por ende el coeficiente de convección forzada también lo sería. Esto implica que la ecuación de balance de calor de las sales tiene dos términos directamente proporcionales con el flujo de masa, uno directamente proporcional y otro inversamente proporcional.

Para las pérdidas por convección natural entre la tubería y el aire externo, se considera un caso de convección externa libre en tuberías verticales. Para la convección libre, se necesita calcular el número de Grashof, el cual se define como

$$Gr_{aire} = \frac{g\beta(T_t - T_{amb})x^3}{\nu^2}, \quad (5.18)$$

donde $g = 9.8[ms^{-2}]$ la aceleración de gravedad, $\beta = \frac{1}{T_{aire}}$ el coeficiente de expansión volumétrica para gases ideales, ν la viscosidad cinemática, y $T_{aire} = \frac{T_{amb} + T_t}{2}$ la temperatura promedio del aire. La longitud característica x correspondería al largo de la tubería. Luego, el número de Nusselt para el caso de tuberías verticales y esbeltas se calcula, según [51], de la siguiente manera:

$$Nu_t = A(Pr_{aire}Gr_{aire})^n, \quad (5.19)$$

en donde A y n se definen como

$$A = 0.519 + 0.0345\frac{L}{d_e} + 0.0009\left(\frac{L}{d_e}\right)^2 + 8.855 \times 10^{-6} \cdot \left(\frac{L}{d_e}\right)^3, \quad (5.20)$$

$$n = 0.25 - 0.00253\frac{L}{d_e} + 1.152 \times 10^{-5} \cdot \left(\frac{L}{d_e}\right)^2. \quad (5.21)$$

5.3. Compensación prealimentada

Uno de los problemas que presenta este tipo de sistemas es la presencia de perturbaciones, las cuales actúan como una entrada no manipulable al sistema. Bajo el contexto de los receptores centrales, las perturbaciones presentes son la radiación entregada por el sol, la temperatura de las sales fundidas al entrar al receptor, y la temperatura del ambiente.

Para mitigar el efecto de las perturbaciones sobre la planta, se opta por diseñar una compensación por prealimentación en serie de las perturbaciones, basado en el trabajo realizado en [52]. El controlador prealimentado recibe la información de las perturbaciones y una re-

ferencia, y entrega una entrada a la planta que compensa dichas perturbaciones. Notar que este tipo de controladores solo sirve para plantas con perturbaciones medibles o conocidas. En la figura 5.9, se muestra el diagrama de bloques de una planta de receptor central con un compensador prealimentado acoplado.

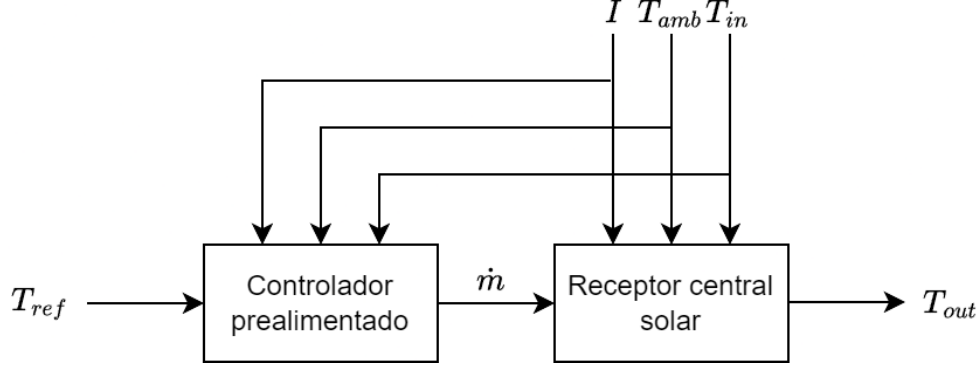


Figura 5.9: Diagrama de bloques de un controlador prealimentado acoplado a una planta de receptor central.

El objetivo es observar el comportamiento de la planta en estado estacionario y bajo un modelo simplificado. Analizando la ecuación de parámetros concentrados en estado estacionario [17] y adaptada para el caso de receptores centrales solares, la radiación recibida por el sistema más la energía transportada dentro de este por las sales fundidas debe ser igual a las pérdidas globales más la cantidad de energía transportada por las sales en la salida:

$$I\alpha d_e L + \dot{m}c_f T_{in} = Ld_e H_l (T_m - T_{amb}) + \dot{m}c_f T_{out}, \quad (5.22)$$

con L el largo total de la tubería, y $T_m = \frac{T_{in} + T_{out}}{2}$ la temperatura media de la tubería. En este caso, se utiliza un calor específico de $c_f = c_f(T_{in})$. Despejando con respecto al flujo de masa, obtenemos la siguiente expresión:

$$\dot{m} = \frac{I\alpha d_e L}{c_f(T_{out} - T_{in})} - H_l \frac{Ld_e(T_m - T_{amb})}{c_f(T_{out} - T_{in})}. \quad (5.23)$$

En teoría, esta expresión nos entrega el valor de flujo de masa tal que, en estado estacionario, la salida del sistema se mantiene constante, independiente de las perturbaciones medibles. Sin embargo, esto no ocurre en la realidad, ya sea por incertezas en el modelo utilizado para derivar el compensador, el desconocimiento de H_l , o errores en las mediciones de las perturbaciones.

Para suplir la falta de información de H_l , se propone un compensador lineal, el cual se deriva de la ecuación (5.23):

$$\dot{m} = p_1 + p_2 \frac{I\alpha d_e L}{c_f(T_{ref} - T_{in})} + H_l \frac{Ld_e(T_m - T_{amb})}{c_f(T_{ref} - T_{in})}, \quad (5.24)$$

en donde $P = [p_1, p_2, H_l]$ es un vector de parámetros a identificar por medio del método de los mínimos cuadrados, a partir de datos obtenidos de la planta en estado estacionario, y luego normalizados. T_{ref} corresponde a la entrada del controlador prealimentado, la cual

corresponde a la temperatura de referencia a la que se quiere establecer la temperatura de salida de las sales fundidas.

5.4. Discusión

En este capítulo, se mostró una contextualización sobre la tecnología de receptores centrales. Se explicó, de manera simplificada, en qué consisten éstas plantas, su funcionamiento, composición estructural, y propósito.

Luego, se detalló la dinámica de la planta, mostrando las ecuaciones de balance de calor de la tubería en el receptor y de las sales fundidas. Se establecieron las simplificaciones pertinentes, a modo de poder reducir la complejidad del simulador efectuado. Para completar la explicación de las ecuaciones de balance de calor, se explicitó la forma en la que se calculan los parámetros de las sales fundidas y los coeficientes de convección.

Por último, se incorporó el diseño del controlador prealimentado, derivado de la planta simulada, el cual contempla el uso de un modelo lineal de la operación de la planta en estado estacionario. El controlador prealimentado recibe una temperatura de referencia en la cual se quiere estabilizar el sistema, y entrega el flujo de masa tal que se compensen las perturbaciones en el sistema, como la radiación o la temperatura de entrada de las sales fundidas.

En la siguiente sección, se utilizará la planta descrita en esta sección para la obtención de datos sintéticos, con los cuales se identificará la planta y se realizarán controladores predictivos.

6. Control predictivo difuso robusto de receptores centrales

En este trabajo de tesis, se requiere diseñar un controlador predictivo difuso robusto para regular la temperatura de las sales fundidas de plantas solares de receptor central. Luego, se procede a diseñar controladores robustos basados en intervalos difusos, utilizando el intervalo inferior en la función objetivo. Esto permitirá que, en los transcientes del sistema, se considere el caso en donde la predicción está muy por debajo de lo esperado, y así se evite que baje mucho la temperatura. Esto permitirá que, cuando se incremente o decremente repentinamente alguna de las perturbaciones (principalmente la radiación, la cual es la más fluctuante), el controlador considerará el caso en que la temperatura real está muy por debajo de las predicciones del modelo.

En el presente capítulo, se muestra el desarrollo de dos modelos efectuados, a modo de comparar el desempeño de cada uno de ellos, y el posterior desarrollo de controladores predictivos o MPCs. En este caso, se desea identificar el proceso descrito por las ecuaciones (5.4) y (5.5) para una planta con veinte secciones de tubería. La elección de esta cantidad de secciones se hizo probando distintas cantidades hasta que el resultado de la simulación tuviese cambios poco significativos.

La planta de estudio está basada en el receptor central *Gemasolar*, ubicada en la provincia de Sevilla, España [44], y fue simulada con el programa de *Matlab*, en conjunto con *Simulink*. Esta planta fue escogida por ser un caso de estudio típico sobre receptores centrales solares, lo cual permite obtener los parámetros de la planta con mayor facilidad, y permite comparar este trabajo de tesis con otros previamente hechos. La simulación fue hecha en base a las ecuaciones (5.4) y (5.5). El simulador diseñado recibe información de DNI, temperatura ambiente, temperatura de entrada de las sales a receptor, y flujo de masa. A partir de esta información, el simulador calcula la temperatura de las sales fundidas a la salida del receptor. Se asume que las pérdidas en las tuberías externas al receptor son despreciables, por lo que el control de temperatura de las sales saliendo del receptor sería equivalente al control de temperatura en el estanque de almacenamiento en calor.

En la Tabla 6.1, se muestran los parámetros del receptor a utilizar. Estos parámetros están basados en la planta comercial *Gemasolar*. El MTC utilizado corresponde a las sales fundidas, cuyas propiedades fueron discutidas en la sección 5.2.2.

Tabla 6.1: Parámetros de la tubería utilizada para el caso de estudio [53, 54].

Material	Inconel 625
Diámetro exterior [mm]	42.2
Diámetro interior [mm]	38.7
Largo [m]	94.5
Densidad [$\frac{Kg}{m^3}$]	8440
Capacidad térmica [$\frac{J}{Kg \cdot K}$]	536
Conductividad térmica [$\frac{W}{Kg \cdot m}$]	17.5
Absortividad	0.97
Emisividad	0.9
Altura del receptor [m]	10.5
Diámetro del receptor [m]	8.5

6.1. Controlador prealimentado para receptores centrales

Como se explica en la sección 5.3, las perturbaciones presentes en la planta no pueden ser manipuladas, por lo que es necesario incorporar un controlador prealimentado que compense el efecto que tienen dichas perturbaciones en la temperatura de las sales fundidas. Esto hace que se redefina la planta a identificar; la entrada será la temperatura de referencia del controlador prealimentado, y la salida será la temperatura de las sales fundidas a la salida del receptor. El flujo de masa de las sales fundidas viene dado por la salida del controlador prealimentado. En la Figura 6.1, se muestra el esquema de la planta a identificar. Para el caso de estudio, se utilizan 10 secciones de tuberías. Una cantidad mayor de secciones de tubería no cambia de manera significativa la dinámica de la planta, por lo que se decide por usar esa cantidad de secciones.

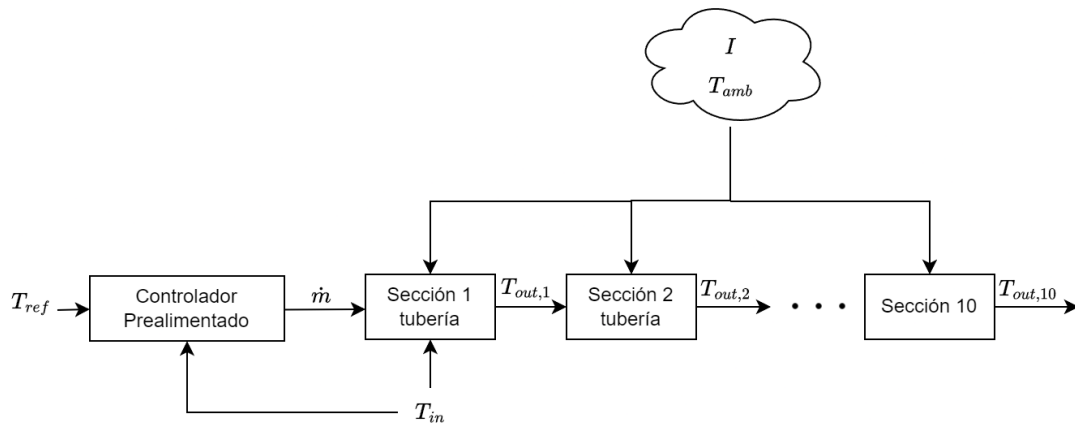


Figura 6.1: Diagrama del proceso a identificar y controlar. La variable manipulada en el sistema es la temperatura de referencia T_{ref} , la cual entra al controlador prealimentado, mientras que la variable a controlar es la temperatura de salida de las sales fundidas T_{out} .

Se obtuvieron un total de 256 datos simulados en estado estacionario, utilizando como entrada un DNI de $\{500, 600, 700, 800\}[K]$, un flujo de masa de $\{6, 7.67, 9.33, 11\}[Kg \cdot s^{-1}]$, una temperatura ambiente de $\{283, 289.67, 296.33, 303\}[K]$, y una temperatura de entrada al receptor de $\{530, 543.33, 556.67, 570\}[K]$. Se excitó la planta con las perturbaciones y entradas mostradas anteriormente, por 1900[s] para cada caso, y luego se guardó el estado de la planta simulada al final de cada caso. De ese modo, los datos de entrada al modelo lineal corresponden a $X_1 = \frac{I\alpha d_e L}{c_f(T_{out}-T_{in})}$ y $X_2 = \frac{Ld_e(T_m-T_{amb})}{c_f(T_{out}-T_{in})}$. A partir de estos datos, el controlador prealimentado resultante es:

$$\dot{m} = -0.011 + 1.009 \frac{I\alpha d_e L}{c_f(T_{ref} - T_{in})} + 0.013 \frac{Ld_e(T_m - T_{amb})}{c_f(T_{ref} - T_{in})}, \quad (6.1)$$

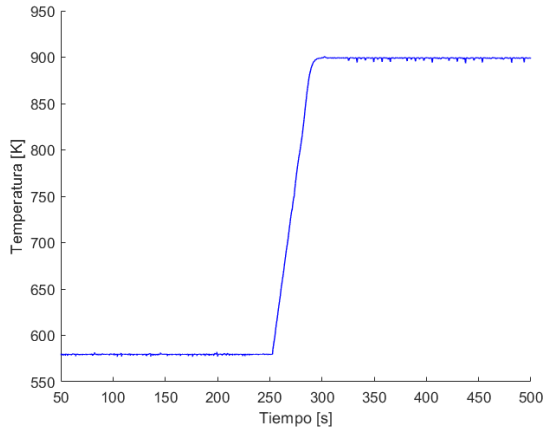
en donde \dot{m} es el flujo de masa entregado por el controlador prealimentado, y T_{ref} es la temperatura de referencia que se entrega al controlador prealimentado.

Es importante resaltar que el controlador prealimentado fue diseñado bajo condiciones ideales, en donde se puede manipular la radiación y la temperatura ambiente para excitar la planta. Sin embargo, este controlador presenta el problema de que no es capaz de reducir el error en estado estacionario a cero.

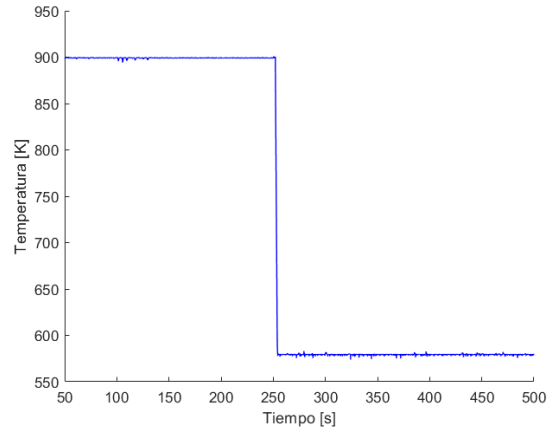
6.2. Diseño del experimento de identificación

En primer lugar, es importante obtener datos representativos de la planta simulada, a modo de entrenar los modelos a utilizar. Es por esto que, siguiendo lo mencionado en el capítulo III, se emplea una APRBS para excitar la planta. Para conocer las características de la APRBS, se examinan los tiempos de estabilización de la planta y las entradas posibles utilizando entradas escalones.

En la Figura 6.2 se muestran las respuestas de la planta a dos entradas escalones, los cuales presentan magnitudes de 580[K] y 900[K] como temperatura de referencia. Se obtuvo un tiempo de estabilización T_{est} de 38.108[s] para el primer escalón, mientras que el segundo obtuvo un tiempo de estabilización de 2.028[s]. De esto, se fija un tiempo de muestreo de 4[s] para la planta, el cual permite tener un total de 9 muestras para el caso en que la planta se demora más en estabilizarse.



(a) Respuesta al segundo escalón.



(b) Respuesta al segundo escalón.

Figura 6.2: Respuestas al escalón del proceso a modelar.

El sistema responde de manera suave al escalón utilizado, presentando un mayor tiempo de estabilización al tener que aumentar la temperatura que al tener que bajarla. El controlador prealimentado logra amortiguar las perturbaciones que afectan al sistema, pero presentando un error en estado estacionario. Dicho error es variable dependiendo del punto en el que se estabilice la planta, el cual aumenta al dar una referencia de temperatura más alta.

En base a esto, para la APRBS se generaron 10^5 muestras con un ancho de pulso que fluctúa entre $1.5T_{est}$ y $2T_{est}$, y con magnitudes entre 580 y 900 [K] para la temperatura de referencia, los cuales van más allá de los puntos de operación en los que puede operar la planta. La cantidad de muestras fue escogida en base a la cantidad de parámetros máxima que se quieren entrenar para el modelo TS. En la Figura 6.3, se muestra una ventana de tiempo la señal APRBS utilizada para la obtención de datos de la planta, junto con la temperatura de salida de las sales fundidas al receptor.

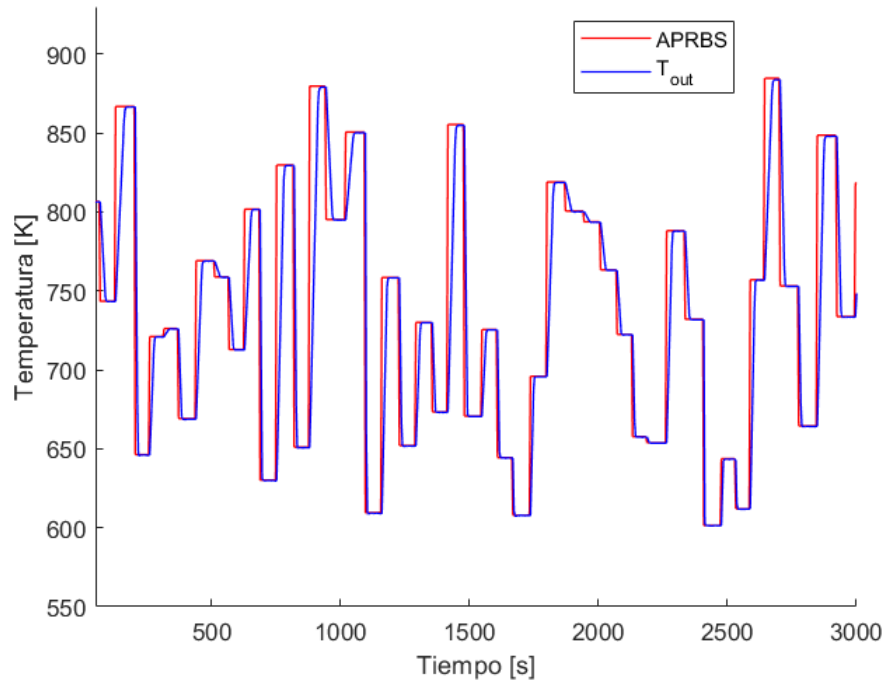


Figura 6.3: Ventana acotada de la APRBS utilizada para la excitación de la planta, y la temperatura de salida de las sales fundidas resultante.

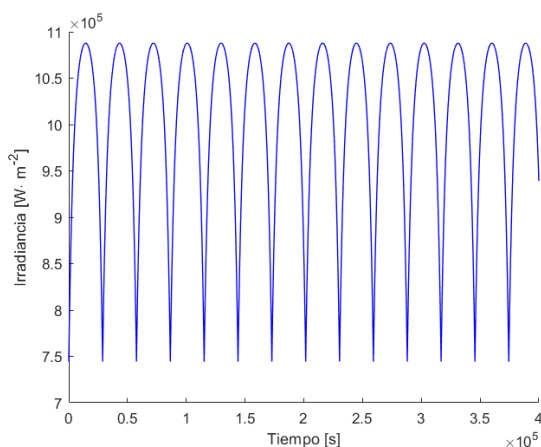
La señal APRBS y la temperatura de salida conforman el par entrada-salida que se utiliza para la identificación de la planta. El conjunto de datos se separa en 80 % de datos de entrenamiento, 10 % de datos de validación y 10 % de datos de prueba.

El perfil de irradiancia incidente en el receptor fue simulado con los parámetros mostrados en la Tabla 6.2. Este perfil fue utilizado para la obtención de datos sintéticos de la planta simulada, junto con la señal APRBS mostrada en la Figura 6.3. La temperatura de entrada al receptor de las sales se fijó en un valor de $563.15[K]$. La temperatura ambiente se obtuvo a partir de datos meteorológicos obtenidos en [55], y se utilizó regresión polinomial para derivar un modelo simple de temperatura. Las dos perturbaciones variables, irradiancia y temperatura ambiente, se muestran en la Figura 6.4. Para las simulaciones, se procuró que la dinámica y magnitudes de las perturbaciones fuesen similares a la realidad, sin preocuparse de tener modelos certeros sobre su comportamiento en un día.

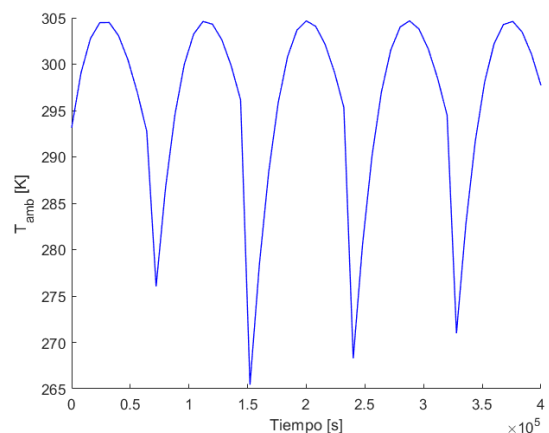
A pesar de la introducción de perturbaciones variables para la obtención de datos, el compensador prealimentado logra aminorar el efecto de las perturbaciones en gran medida, por lo que modelar las perturbaciones sirve más para validar el controlador prealimentado frente a la toma de datos.

Tabla 6.2: Parámetros para la simulación de la radiación

Latitud de la planta [°]	37.56N
n° helióstatos	2650
Área reflectiva helióstatos [m^2]	115.7
Reflectividad	0.88
Limpieza	0.95
n° de paneles	18



(a) Perfil de irradiancia incidente en el receptor, utilizado para la toma de datos sintéticos.



(b) Perfil de temperatura ambiente rodeando el receptor, utilizado para la toma de datos sintéticos.

Figura 6.4: Perturbaciones utilizadas para la simulación de la planta en la toma de datos sintéticos.

Una vez se obtienen los datos de entrada y salida del sistema, se procede a indentificar los modelos ARIX y TS.

6.3. Modelo ARIX

Utilizando los datos sintéticos, los cuales se obtuvieron a partir de la APRBS diseñada, se entrenaron modelos ARIX con 10 regresores para la entrada y para la salida, utilizando el conjunto de entrenamiento. Luego, los modelos se compararon en base a su RMSE sobre el conjunto de validación, y se escogió el modelo con más bajo error. Bajo ese criterio, el mejor modelo obtenido a partir de este método resultó

$$\begin{aligned}
 (1 - 0.0058z^{-1} + 0.1542z^{-2} + 0.1570z^{-3} + 0.1536z^{-4} + 0.1270z^{-5} + 0.0836z^{-6} + \\
 0.0578z^{-7} + 0.0381z^{-8} + 0.0213z^{-9} - 0.0239z^{-10})T_{out}[k] = (0.4168z^{-1} + 0.1984z^{-2} + \\
 0.1886z^{-3} + 0.1889z^{-4} + 0.1881z^{-5} + 0.1691z^{-6} + 0.1293z^{-7} + 0.0990z^{-8} + \\
 0.0753z^{-9} + 0.0545z^{-10})T_{ref}[k].
 \end{aligned} \tag{6.2}$$

Para probar el desempeño de los modelos, se hicieron predicciones a 10 y 20 pasos sobre el conjunto de prueba. Los resultados se muestran en las Figuras 6.5 y 6.6, para 10 y 20 pasos respectivamente.

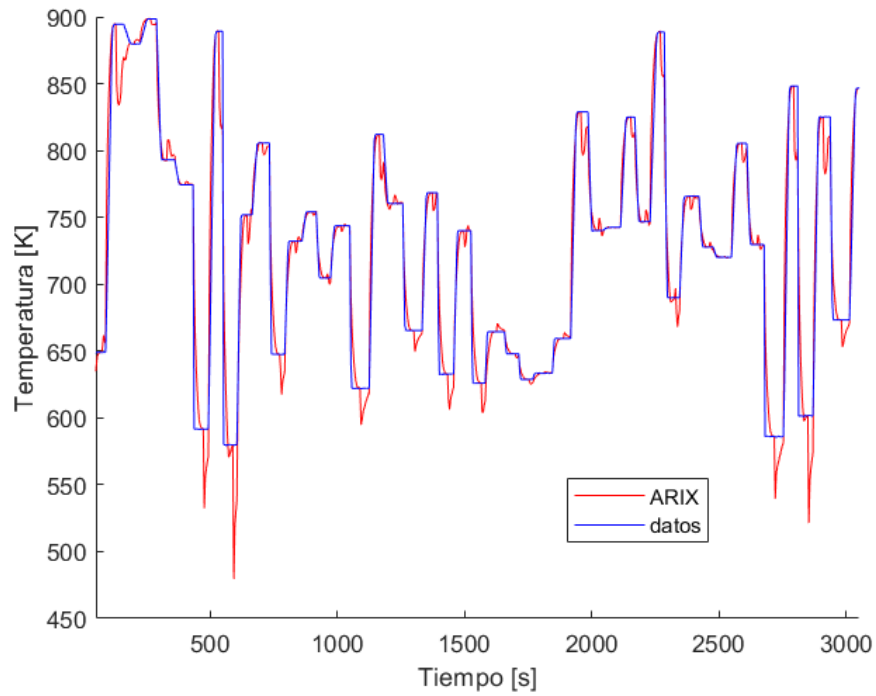


Figura 6.5: Predicciones a 10 pasos para el modelo ARIX sobre el conjunto de prueba.

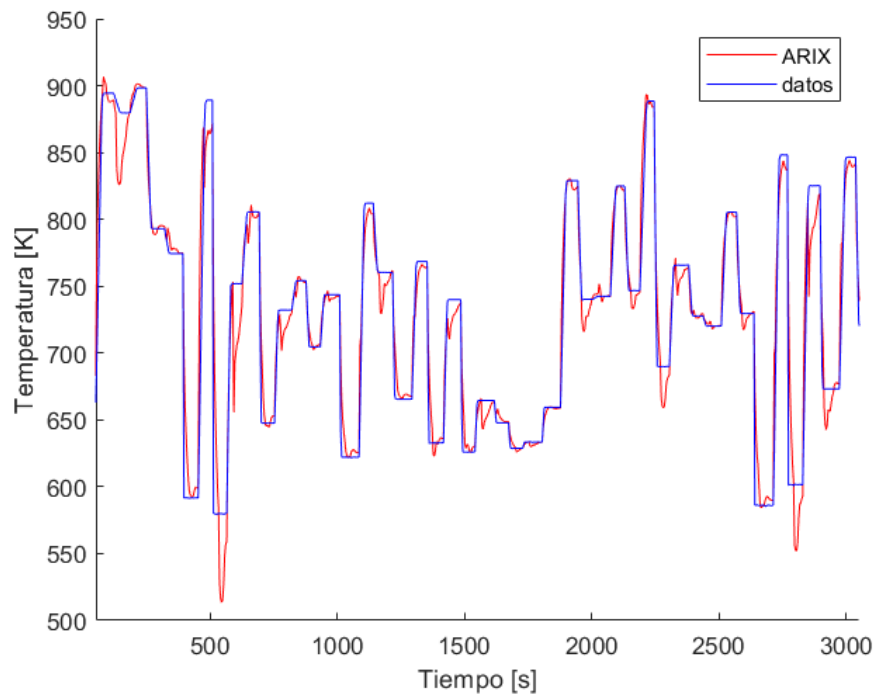


Figura 6.6: Predicciones a 20 pasos para el modelo ARIX sobre el conjunto de prueba.

De las Figuras 6.5 y 6.6, se puede observar que el modelo ARIX presenta problemas para

predecir la temperatura de salida de las sales fundidas en los transcientes. Dependiendo del escalón que se esté evaluando, el transciente puede presentar problemas para converger al valor real en estado estacionario, o tener un sobrepaso que se aleja en gran medida de los valores predichos. Esto se debe a que el modelo ARIX es un modelo lineal, por lo que tiene dificultades para poder representar la dinámica no lineal de la planta. Más adelante se verá los problemas que supone este modelo para los controladores diseñados.

Ahora, se procede a identificar el modelo TS, el cual se contrastará con el modelo ARIX.

6.4. Modelo Takagi-Sugeno

Utilizando el mismo conjunto de datos con el que se entrenó el modelo ARIX, se entrenaron diez modelos TS, entre una a diez reglas, utilizando modelos ARX como modelos locales. A su vez, los modelos locales iniciales se entrenaron con diez regresores para la entrada, y diez regresores para la salida. Luego, siguiendo los pasos indicados en la sección 3.1.4.4, se ajustaron los modelos obtenidos para cantidades de reglas diferentes. El mejor modelo obtenido bajo este método contiene 5 reglas, y cada modelo local recibe como entrada 9 regresores de la variable de salida, y 8 regresores de la variable de entrada.

En las Figuras 6.7 y 6.8, se muestran las predicciones a diez y veinte pasos del conjunto de prueba con el mejor modelo Takagi-Sugeno obtenido.

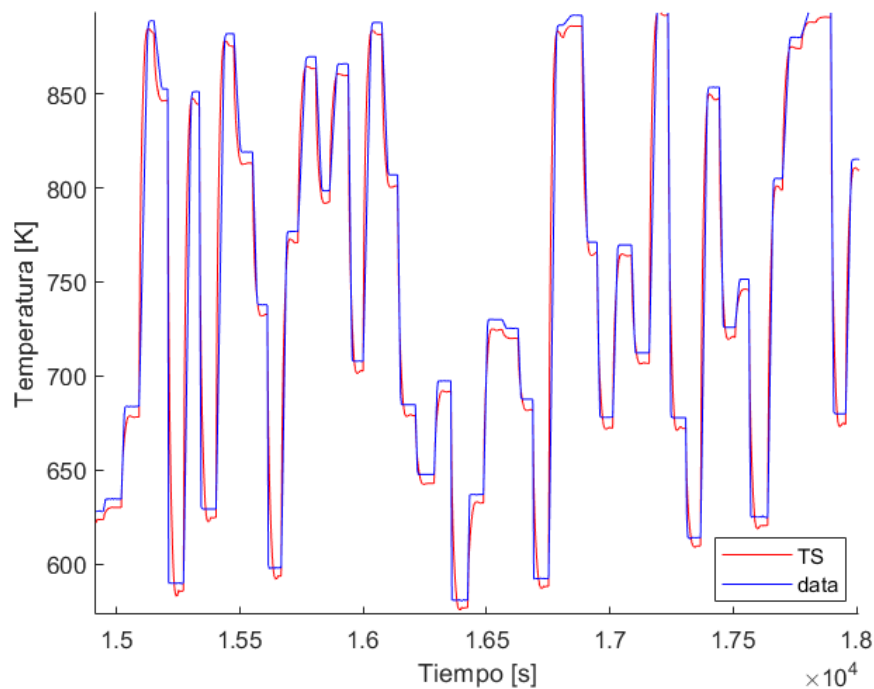


Figura 6.7: Predicciones a 10 pasos para el modelo Takagi-Sugeno.

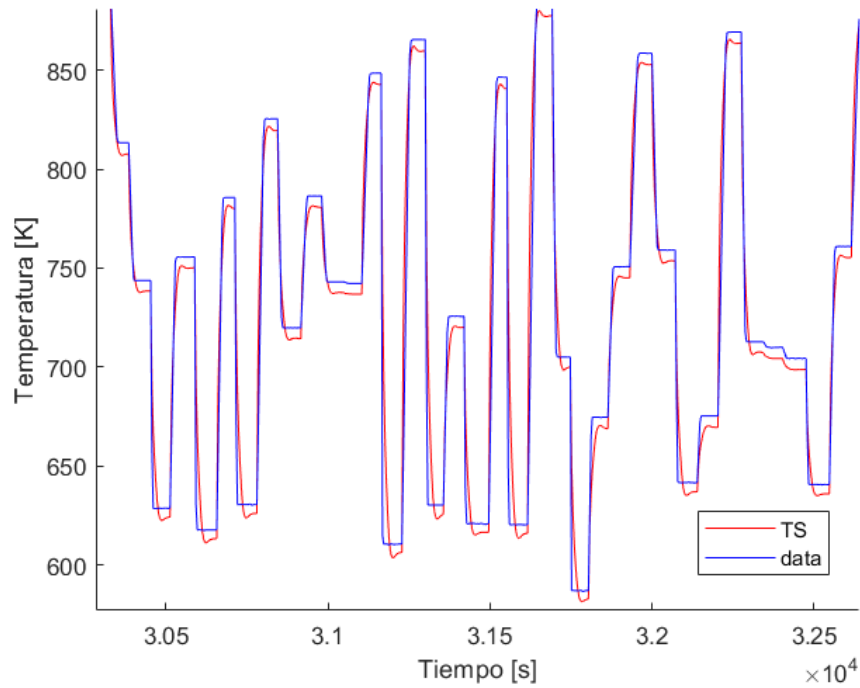


Figura 6.8: Predicciones a 20 pasos para el modelo Takagi-Sugeno.

De las figuras 6.7 y 6.8, se puede observar que el modelo TS presenta respuestas más suaves comparado al modelo ARIX, con transientes que representan de mejor manera la dinámica del sistema. Las predicciones en estado estacionario presentan un sesgo con respecto al valor real. Como se verá más adelante en las pruebas de los controladores, es importante que este sesgo sea lo menor posible para que el MPC pueda converger a la referencia.

A modo de comparación, en la Tabla 6.3 se muestran los resultados de RMSE para los mejores modelos ARIX y Takagi-Sugeno obtenidos, a 10 y 20 pasos.

Tabla 6.3: Error cuadrático medio evaluado en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, para los mejores modelos ARIX y Takagi-Sugeno obtenidos, en Kelvin.

	Entrenamiento	Validación	Prueba
ARIX 10 pasos	21.551	23.033	22.338
ARIX 20 pasos	21.477	23.206	22.301
Takagi-Sugeno 10 pasos	16.924	18.122	17.787
Takagi-Sugeno 20 pasos	16.933	18.094	17.808

En la Tabla 6.4 se muestra el MAE para los mejores modelos ARIX y Takagi-Sugeno obtenidos.

Tabla 6.4: Media del error absoluto evaluado en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, para los mejores modelos ARIX y Takagi-Sugeno obtenidos, en Kelvin.

	Entrenamiento	Validación	Prueba
ARIX 10 pasos	12.017	12.999	12.668
ARIX 20 pasos	12.553	13.732	13.130
Takagi-Sugeno 10 pasos	9.696	10.181	10.079
Takagi-Sugeno 20 pasos	9.706	10.171	10.096

A partir de las Tablas 6.3 y 6.4, se observa que el modelo TS presenta un mejor desempeño que el modelo ARIX, tanto bajo las métricas de RMSE como de MAE. Bajo el criterio de la métrica MAE, un error de 10.096[K] podría ser significativo para utilizar como predicción en un MPC difuso. Este error se produce en su mayoría por el sesgo en estado estacionario que presenta el modelo.

Con el modelo TS identificado, el siguiente paso es derivar intervalos difusos, con el objetivo de caracterizar la incertidumbre del modelo.

6.5. Intervalos Difusos

Para la caracterización de la incertidumbre en el modelo TS, se derivaron intervalos difusos a partir del conjunto de entrenamiento. Los intervalos difusos se obtienen a partir de la resolución del problema de optimización mostrado en la ecuación (3.27), utilizando pesos de $\eta_1 = 10$ y $\eta_2 = 7$. Dicha resolución se llevó a cabo utilizando el algoritmo de optimización no lineal de enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization - PSO) [56], el cual está implementado en *Matlab*. En la Tabla 6.5, se muestran los parámetros de PSO utilizados para la resolución del problema de optimización.

Tabla 6.5: Parámetros de la función PSO.

Cantidad de partículas	18000
Tolerancia	10^{-2}
Inicialización	Distribución uniforme
Peso propio	1.49
Peso social	1.49
Límite inferior de parámetros	-0.008
Límite superior de parámetros	0.008

Los intervalos se entrenaron para una cobertura de los datos de entrenamiento de un 90 %. Con una cobertura mayor, el intervalo tiende a hacerse más ancho, mientras que con una cobertura menor, el intervalo pierde representatividad. Además, en la literatura relacionada con intervalos de predicción, se ha utilizado una cobertura de 90 % anteriormente [57]. En las Figuras 6.9 y 6.10, se muestran los intervalos difusos sobre las predicciones hechas a 10 y 20 pasos, respectivamente, por el modelo TS identificado en la sección 6.4. Estas predicciones se hicieron sobre el conjunto de prueba.

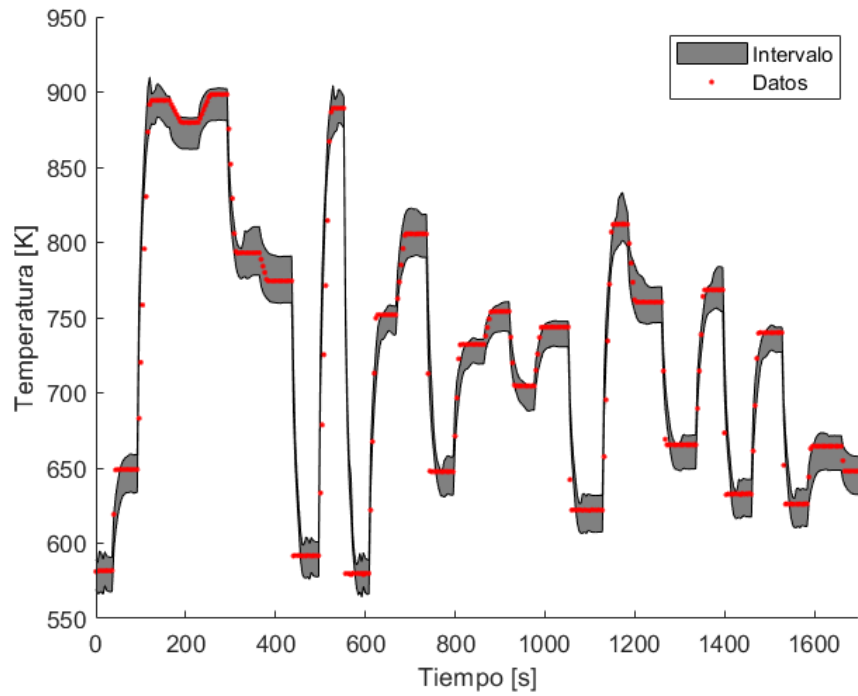


Figura 6.9: Intervalos difusos a 10 pasos del modelo Takagi-Sugeno obtenido.

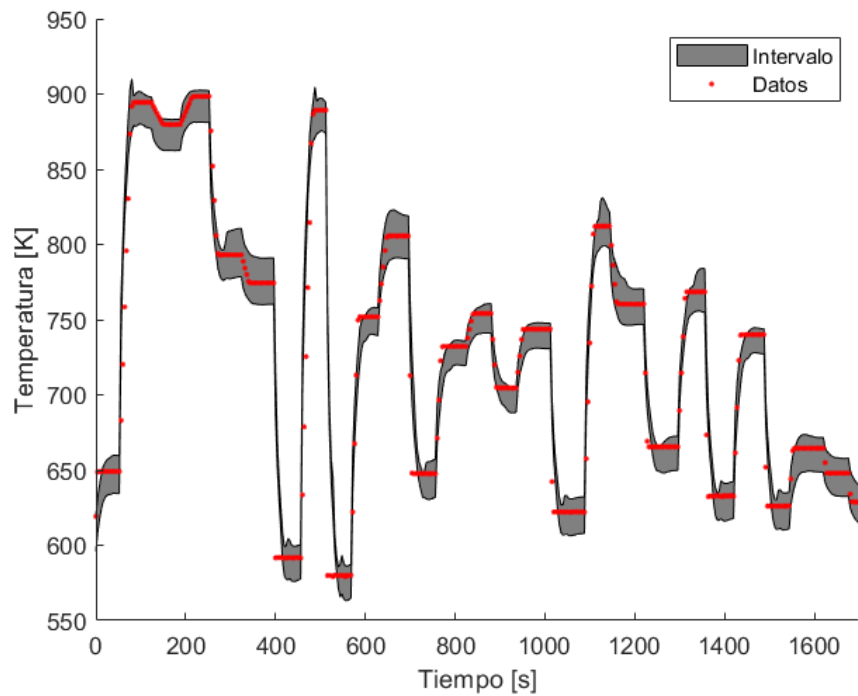


Figura 6.10: Intervalos difusos a 20 pasos del modelo Takagi-Sugeno obtenido.

En la Tabla 6.6, se muestran los valores de PICP y PINAW obtenidos sobre el conjunto

de prueba a 1, 10 y 20 pasos.

Tabla 6.6: Resultados de PICP y PINAW para los intervalos difusos obtenidos a 1, 10 y 20 pasos.

	PICP [%]	PINAW [%]
1 paso	0.911	0.0685
10 pasos	0.804	0.069
20 pasos	0.802	0.069

Los intervalos obtenidos logran tener la cobertura deseada y un ancho de intervalo adecuado para representar la incertidumbre, para predicciones a 10 y 20 pasos. Es importante que los intervalos difusos obtenidos tengan buenos índices de PICP y PINAW, dado que el MPC difuso robusto utilizará la información del intervalo inferior para el seguimiento de referencia.

6.6. Control predictivo

A partir de los modelos identificados en las secciones 6.3 y 6.4, se diseñan controladores predictivos basados en un modelo ARIX y un modelo TS. Para el controlador robusto, se incorporan además los intervalos difusos al MPC difuso. A continuación, se presenta el diseño de controladores y el caso de estudio para probar su desempeño.

6.6.1. Diseño de controladores

Los controladores diseñados se comparan a un controlador PI, el cual fue diseñado a partir del análisis de su respuesta al escalón, y ajustando los pesos de la parte proporcional e integral de tal manera que la respuesta no tuviese mucho sobrepaso, pero que tampoco fuese lenta. Una acción proporcional o integral muy grandes generan que el controlador viole las restricciones del sistema, producto del sobrepaso. El peso de la acción proporcional tiene un valor de 0.001, mientras que el de la acción integral tiene un valor de 0.015.

El controlador predictivo basado en el modelo ARIX resuelve el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned}
 \min_{T_{ref}} \quad & \sum_{j=1}^{20} (\hat{T}_{out}[k+j] - r[k+j])^2 + \sum_{j=1}^{20} 50(\Delta T_{ref}[k+j-1])^2 \\
 \text{s.a.} \quad & \hat{T}_{out}[k+j] = f^{ARIX}(Z[k+j]), \\
 & \forall j = 1, \dots, 20 \\
 & 570 \leq T_{ref}[k] \leq 900, \forall k \\
 & 573.15 \leq T_{out}[k] \leq 853, \forall k
 \end{aligned} \tag{6.3}$$

En donde $T_{ref} = [T_{ref}[k+1], \dots, T_{ref}[k+20]]$ son las acciones de control futuras, $Z[k+j] = [\hat{T}_{out}[k+j-1], \dots, \hat{T}_{out}[k+j-10], T_{ref}[k+j], \dots, T_{ref}[k+j-9]]$ el vector de entrada al modelo, y $f^{ARIX}(\cdot)$ es el modelo ARIX presentado en la ecuación (6.2). La función objetivo penaliza el error cuadrático de seguimiento de referencia, el cual se expresa como $(\hat{T}_{out}[k+j] - r[k+j])^2$, y el cambio en la entrada al controlador prealimentado, el cual se expresa como $(\Delta T_{ref}[k+j-1])^2$. Las restricciones de cota en la entrada $T_{ref}[K]$ se establecieron

de manera similar a las de la salida $T_{out}[K]$, pero permitiendo que pudiese dar temperaturas de referencia más altas que dichos límites. Las restricciones de cota en la salida se establecieron en base a los límites físicos de temperatura de las sales fundidas y las limitaciones de simulación (las propiedades de las sales fundidas son válidas para temperaturas entre 573.15 y 873.15[K]), ambos dados en la sección 5.2.2.

La función a optimizar por parte del controlador predictivo difuso sigue la siguiente estructura:

$$\begin{aligned}
& \min_{T_{ref}} \sum_{j=1}^{20} (\hat{T}_{out}[k+j] - r[k+j])^2 + \sum_{j=1}^{20} 5(\Delta T_{ref}[k+j-1])^2 \\
& s.a. \quad \hat{T}_{out}[k+j] = f^{TS}(Z[k+j]), \\
& \quad \quad \quad \forall j = 1, \dots, 20 \\
& \quad \quad \quad 570 \leq T_{ref}[k] \leq 900, \forall k \\
& \quad \quad \quad 573.15 \leq T_{out}[k] \leq 853, \forall k
\end{aligned} \tag{6.4}$$

En donde $f^{TS}(\cdot)$ es el modelo TS derivado en la sección 6.4 y cuya estructura se muestra en la ecuación (3.10).

El controlador predictivo difuso robusto se diseña con el objetivo de evitar que la temperatura de las sales fundidas bajen mucho, principalmente bajo condiciones donde la radiación solar se reduce en gran medida. El problema de optimización a resolver en cada instante de control está expresado por:

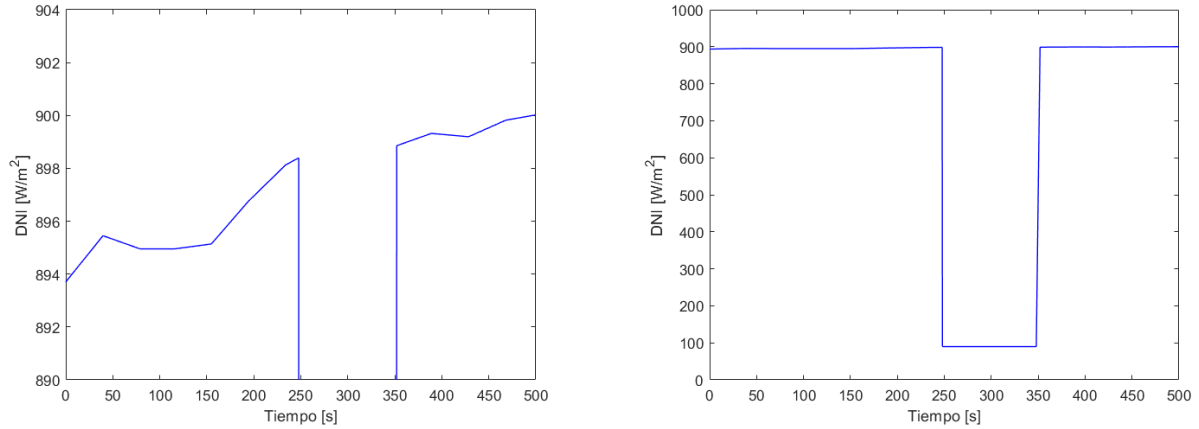
$$\begin{aligned}
& \min_{T_{ref}} \sum_{j=1}^{20} (\underline{\hat{T}}_{out}[k+j] - r[k+j])^2 + \sum_{j=1}^{20} 5(\Delta T_{ref}[k+j-1])^2 \\
& s.a. \quad \hat{T}_{out}[k+j] = f^{TS}(Z[k+j]), \\
& \quad \quad \underline{\hat{T}}_{out}[k+j] = \hat{T}_{out}[k+j] - \sum_{r=1}^5 h_r(Z[k]) \underline{\Theta}_r^T Z[k] \\
& \quad \quad \quad \forall j = 1, \dots, 20 \\
& \quad \quad \quad 570 \leq T_{ref}[k] \leq 900, \forall k \\
& \quad \quad \quad 573.15 \leq T_{out}[k] \leq 853, \forall k
\end{aligned} \tag{6.5}$$

En la ecuación (6.5), el seguimiento de referencia se evalúa a partir del intervalo difuso inferior del modelo TS, representado por $\underline{\hat{T}}_{out}[k+j]$, en vez de la predicción del modelo. El objetivo de esta implementación es evitar que la temperatura baje de manera significativa ante alteraciones importantes en la radiación. Al utilizar el intervalo inferior en el seguimiento de referencia, se prevendrán los casos donde la temperatura real sea considerablemente más baja a la temperatura predicha por el modelo.

El ajuste de los pesos de la función objetivo de cada controlador se efectuó analizando la respuesta al escalón, procurando que se tenga una respuesta no tan brusca. En el caso del MPC basado en el modelo ARIX, el controlador se fijó con una alta penalización al cambio de la entrada, dado que el controlador presentaba un sobrepaso que violaba las restricciones del sistema y de simulación. Para todos los casos, un horizonte de predicción de 20 se consideró como suficiente para que los controladores alcanzaran a encontrar una secuencia de acciones de control tal que se llegara a la referencia.

6.6.2. Caso de estudio

Para probar el desempeño de los controladores, se estableció una referencia de $800[K]$ que los controladores debieron seguir por $500[s]$. El perfil de radiación utilizado se muestra en la Figura 6.11, el cual fue tomado de los datos de radiación del simulador de la planta ACUREX [58]. La temperatura ambiente se fijó en $293[K]$, y la temperatura de entrada se fijó en $563.15[K]$. Para este caso de estudio, la radiación solar sufre una reducción de un 90 %, entre los 250 y los 350[s] del tiempo de simulación.



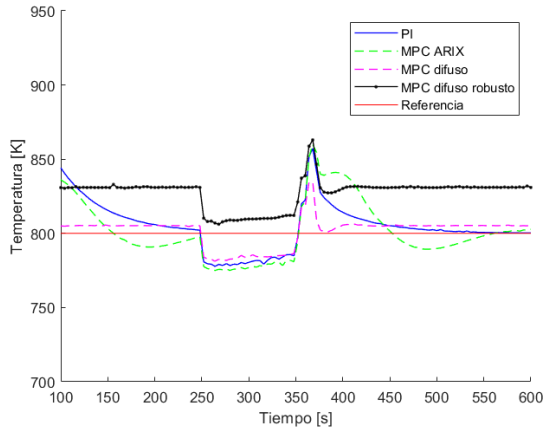
(a) Vista acercada de la radiación para el caso de estudio.

(b) Vista completa de la radiación para el caso de estudio.

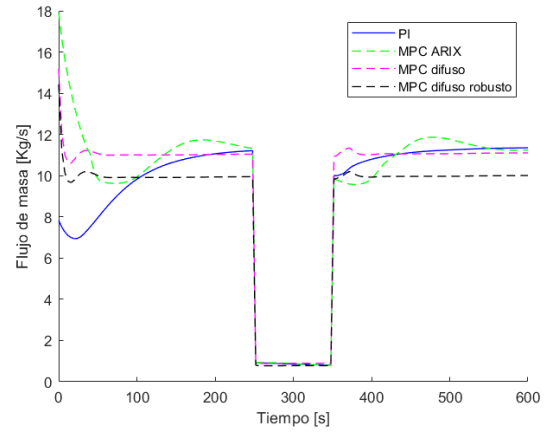
Figura 6.11: Radiación solar utilizada para el caso de estudio.

Este caso de estudio tiene por objetivo probar los controladores bajo la condición de nubes pasajeras de alta densidad, que bloquean la radiación de manera repentina, generando una baja en la eficiencia de la planta. El objetivo del MPC difuso robusto es evitar que la temperatura de las sales fundidas baje significativamente.

En la Figura 6.12, se muestra la temperatura de salida de las sales fundidas obtenidas utilizando el controlador PI, MPC basado en ARIX, MPC difuso y MPC difuso robusto para el caso de estudio presentado, junto con el valor del flujo de masa.



(a) Temperatura de salida de las sales fundidas, utilizando control PI, MPC ARIX, MPC difuso y MPC difuso robusto.



(b) Flujo de masa de las sales fundidas, utilizando control PI, MPC ARIX, MPC difuso y MPC difuso robusto.

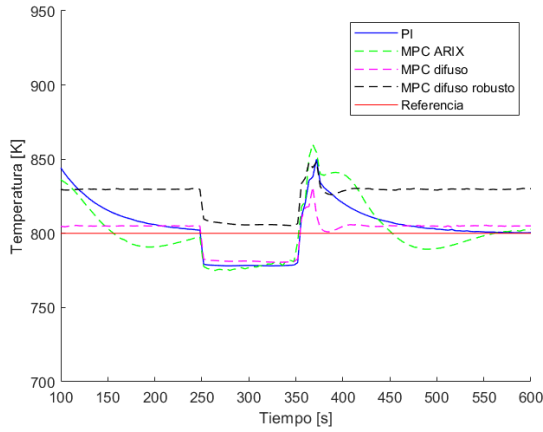
Figura 6.12: Comparación del MPC difuso robusto con los otros controladores diseñados.

De la Figura 6.12, se puede observar que el MPC difuso robusto logra establecer una mayor temperatura cuando la radiación solar incidente baja, comparado a los otros controladores, y por ende logrando el objetivo de control. Sin embargo, esto incrementa el error permanente en el seguimiento de referencia, producto del ancho resultante del intervalo utilizado en el controlador. Este ancho, por otro lado, permite mantener la temperatura en el rango deseado en todo momento. No obstante, hay que prestar atención cuando los niveles de radiación se restablecen, pues MPC difuso robusto presentó una temperatura mayor a la permitida por un breve período de tiempo, lo cual puede ser riesgoso para el sistema.

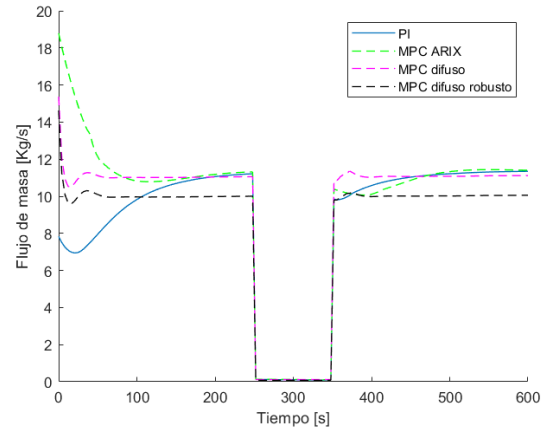
Con respecto al MPC difuso, este también presenta problemas con converger a la referencia, producto de que el modelo TS que utiliza presenta un sesgo en las predicciones en estado estacionario. Comparado con el controlador PI, el desempeño es bastante similar, pero con la diferencia de que en los puntos de reducción y aumento de radiación, logra tener menores desviaciones con respecto a la referencia. Comparado con el MPC difuso robusto, el MPC difuso tiene un mejor desempeño en seguimiento de referencia, con el perjuicio de que la temperatura de las sales fundidas baja en mayor medida, al haber una reducción repentina de la radiación incidente.

El MPC ARIX tiene problemas para seguir la referencia, no logrando estabilizarse a lo largo de la simulación, y bajando su temperatura significativamente frente a la reducción de radiación incidente. Como se vio anteriormente, el modelo ARIX tiene un MAE y RMSE mayores al modelo TS, con transientes menos suaves y dificultades para poder representar la dinámica de la planta. El MPC ARIX no logra obtener acciones de control adecuadas para el control de la planta utilizando este modelo.

Posteriormente, se quiso probar el desempeño de los mismos controladores pero para una reducción de un 97% de la radiación, para la misma ventana de tiempo. En la Figura 6.13, se muestran la temperatura de salida de las sales fundidas para la prueba mencionada anteriormente, junto con el flujo de masa usado para controlar la temperatura.



(a) Temperatura de salida de las sales fundidas, utilizando los distintos controladores diseñados

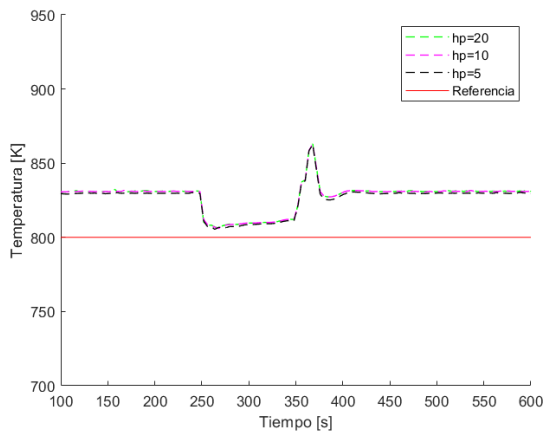


(b) Flujo de masa de las sales fundidas, utilizando los distintos controladores diseñados.

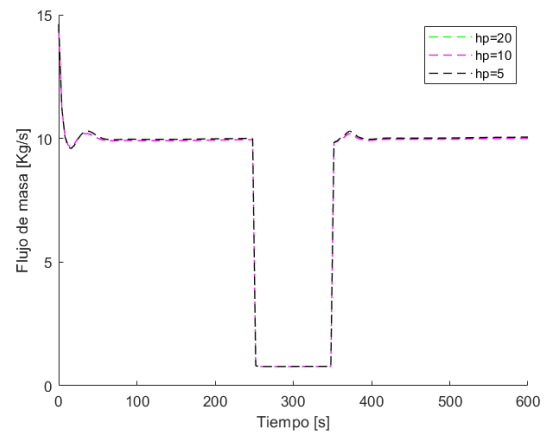
Figura 6.13: Comparación de los controladores pero con una reducción de la radiación en un 97%.

Los resultados son similares a la prueba anterior pero la reducción de temperatura por parte de los controladores resultó mayor para este caso. El MPC difuso robusto logra de nuevo mantener niveles de temperatura de las sales más elevados con respecto a los otros controladores, cumpliendo con el objetivo de evitar disminuciones importantes en la temperatura de salida, pero con la desventaja de que se eleva mucho la temperatura al restablecerse los niveles de radiación.

Por último, se quiso estudiar el efecto que tiene cambiar el horizonte de predicción en el MPC difuso robusto. En la Figura 6.14, se muestran los valores de temperatura de salida de las sales fundidas para el MPC predictivo robusto estudiado anteriormente, pero con un horizonte de predicción de 5, 10 y 20 pasos.



(a) Temperatura de salida de las sales fundidas utilizando MPC difuso robusto para un horizonte de predicción de 5, 10 y 20 pasos.



(b) Flujo de masa de las sales fundidas utilizando MPC difuso robusto para un horizonte de predicción de 5, 10 y 20 pasos.

Figura 6.14: Desempeño del MPC difuso robusto con distintos horizontes de predicción.

Se puede observar que las respuestas del MPC difuso robusto es muy similar para distintos

horizontes de predicción, en donde el controlador con un horizonte de 5 pasos es el que más difiere con respecto a la temperatura de salida obtenida. De todas formas, en base a estos resultados, es posible concluir que el horizonte de predicción se pueda bajar de los 20 pasos establecidos anteriormente, con el objetivo de mejorar los tiempos de cómputo del controlador.

6.7. Discusión

En el presente capítulo, se mostró la modelación y el control de la planta de receptor central solar presentada en el capítulo 5.2.

En primer lugar, se presentaron los parámetros de la planta a identificar, junto con las especificaciones de su contexto. Se modeló una planta basada en la planta comercial Gemasolar, simplificándola a un camino de tubería, con paneles de una tubería. Además, se mostró el controlador prealimentado que se incorpora a la planta, con el objetivo de aminorar las perturbaciones presentes.

Luego, se presentó el diseño de la señal de prueba APRBS, la cual se utilizó para la obtención de datos sintéticos de la planta a identificar. Se extrajeron 100000 datos con un tiempo de muestreo de $4[s]$, en donde cada dato contenía la entrada al controlador prealimentado (temperatura de referencia) y la temperatura de salida al receptor de las sales fundidas.

Una vez se obtuvieron los datos, se derivaron los modelos ARIX y TS. El modelo ARIX presentó predicciones que diferían principalmente en los transcientes de la planta. El modelo TS obtuvo un mejor desempeño bajo las métricas de RMSE y MAE, pero también presenta un error promedio no menor, el cual se traduce en un error de predicción en estado estacionario mayor.

Con el modelo TS, se derivaron intervalos difusos, los cuales tienen por objetivo caracterizar la incertidumbre del modelo. Los intervalos obtenidos tienen un porcentaje de cobertura cercano al deseado, y una cobertura significativa para predicciones a 10 y 20 pasos.

Por último, se presentó el diseño de los MPC basados en los modelos ARIX y TS, y el MPC que incorpora los intervalos difusos del modelo TS. Los controladores se evaluaron bajo el caso de una reducción significativa de radiación por $100[s]$, la cual busca simular el caso de nubes pasajeras que reducen la radiación solar repentinamente. En todas las pruebas, el MPC difuso robusto logra mantener niveles de temperatura mayores que el resto de los controladores, incluso logrando que la temperatura no baje de la referencia establecida. Esto cumple con el objetivo de diseño planteado para el controlador robusto, el cual se logra relajando su condición de seguimiento de referencia, y como consecuencia, alejando la salida del sistema de la referencia.

7. Conclusión

En el presente trabajo de tesis, se diseñó un MPC basado en un modelo TS y con intervalos de predicción, con el objetivo de controlar la temperatura de salida de sales fundidas en un sistema de receptor central solar. El diseño del controlador implicó identificar modelos TS, los cuales fueron derivados de datos obtenidos por simulación, y diseñar controladores más comunes para comparar su desempeño.

La planta fue modelada a partir del seccionamiento en veinte partes de una sola tubería, la cual recorre todo el receptor. Cada sección de tubería presenta dos ecuaciones; la ecuación de balance de calor para la tubería y para las sales fundidas. Revisando los trabajos bibliográficos sobre modelación de plantas de receptor central, los cuales fueron mostrados en el capítulo 2, se puede observar que la planta tiene una dinámica similar a otros simuladores más complejos. Sin embargo, no existen datos reales disponibles sobre receptores centrales. Esto imposibilita una comparación entre los datos sintéticos generados en este trabajo de tesis y los obtenidos por una planta. Por lo tanto, la primera hipótesis no pudo ser probada.

Con respecto a la identificación de modelos, se entrenaron dos modelos para la identificación de la planta simulada de receptor central: un modelo ARIX y un modelo TS. Ambos modelos fueron entrenados con datos sintéticos. El modelo ARIX presentó un RMSE de 22.301[K] prediciendo 80 segundos al futuro (20 pasos), para el conjunto de prueba. El modelo presenta transcientes bruscos que no representan la dinámica de la planta simulada. El modelo TS presentó un RMSE de predicción a 20 pasos de 17.808[K] sobre el mismo conjunto, por lo que obtuvo resultados de predicción mejores. Además, el modelo TS genera predicciones más suaves que el modelo ARIX, acercándose más a la dinámica de la planta simulada. Si bien el modelo TS tiene una complejidad mayor al modelo ARIX, posee menor error en las predicciones. Sin embargo, el modelo TS presenta un error de predicción no despreciable, en donde las predicciones sobre la planta en estado estacionario presentan error permanente. En términos del MPC difuso, dicho error afectó al seguimiento de referencia del controlador.

Los intervalos de predicción difusos consiguieron una cobertura de datos sobre el conjunto de validación de 0.802, para predicciones a 20 pasos, y un ancho normalizado promedio de intervalo de 0.069. El intervalo tiene problemas para cubrir los datos en el transciente de temperatura, mientras que los datos en estado estacionario logran caer dentro del intervalo en su mayoría. El intervalo obtenido es adecuado para la representación de la incertidumbre del modelo TS, logrando una cobertura de datos cercana a la deseada a la vez que presenta un ancho de intervalo bajo.

Se diseñaron cuatro controladores: un controlador PI, un MPC basado en un modelo

ARIX, MPC basado en un modelo TS, y el controlador MPC difuso robusto. Los controladores fueron probados en un escenario donde la radiación decae un 90 % por 100[s], para luego restablecerse y continuar por 150[s]. El escenario representa la situación donde aparecen nubes que bloquean parcialmente la radiación incidente en el sistema, de manera repentina, el cual es el caso más común de perturbaciones variables. En la primera prueba, el MPC ARIX presentó problemas para seguir la referencia, presentando una respuesta muy oscilante.

El modelo ARIX utilizado para definir el controlador presenta un error de predicción elevado, perdiendo representatividad de la dinámica de la planta en forma general. Esto provoca que el MPC basado en el modelo ARIX no genera acciones de control adecuadas para el control de la planta. El MPC basado en el modelo TS, en cambio, presenta un mejor seguimiento de referencia, junto con una menor reducción de temperatura de salida con respecto al controlador PI al reducirse los niveles de radiación, y menor subida de temperatura cuando se restablecen los niveles de radiación. Como consecuencia de que el modelo TS presenta un sesgo al predecir la temperatura en estado estacionario, el controlador no logra converger completamente a la referencia dada.

Por último, observando los primeros dos escenarios evaluados, en donde se probaron los controladores con una reducción de un 90 % y un 95 % en la radiación, el MPC difuso robusto logra mantener una temperatura mayor con respecto a los otros controladores, incluso logrando que la temperatura de salida no baje de la referencia al reducir los niveles de radiación. En base a esto, se cumple con la tercera hipótesis de este trabajo de tesis. De esta manera, se logran los objetivos de control robusto al mantener los niveles de temperatura, intercambiando desempeño en el seguimiento de referencia como consecuencia, y presentando un sobrepaso mayor en el restablecimiento de los niveles de radiación. Además, se cumple la segunda hipótesis planteada, en base a que los modelos efectuados permitieron diseñar controladores que cumplieran con los objetivos de control.

7.1. Trabajos futuros

Los datos sintéticos utilizados en este trabajo de tesis fueron obtenidos a partir de una planta simulada con dos ecuaciones de balance de calor, utilizando solo una dimensión para la derivada espacial (paralelo al eje de las tuberías). La planta utilizada no pudo ser validada utilizando datos reales u otros modelos más sofisticados, como los que utilizan dinámica computacional de fluidos. Además, el perfil de distribución de radiación utilizado es uniforme. Considerando esto, queda propuesto como trabajo futuro desarrollar un simulador de plantas de receptor central solar que sea más representativo de la dinámica real, incluyendo distribuciones de radiación no uniformes, cálculos más detallados sobre la transferencia de calor con las sales fundidas, retardos realistas en los actuadores y sensores, e incluir varias tuberías por panel en el receptor.

Con respecto al diseño de los controladores, queda como trabajo futuro utilizar intervalos de predicción en evolución [59] para mejorar la representatividad de los intervalos, y así mejorar la respuesta del MPC difuso robusto. También, se propone como trabajo futuro probar otras estructuras de control robusto, como complementar el controlador robusto con el MPC difuso para poder derivar las acciones de control en estado estacionario, dado que este último tiene mejor desempeño de seguimiento de referencia que el MPC difuso robusto.

Además, el controlador se puede comparar con otros controladores como el propuesto en [29], un controlador PI difuso, u otros controladores PID clásicos. Como último experimento propuesto para los controladores, se propone evaluar el tiempo de cómputo al derivar la acción de control, a modo de añadir información relevante al análisis de desempeño de cada controlador.

Por último, para disminuir el sobrepaso del MPC difuso robusto, se propone como trabajo futuro agregar el intervalo superior en las restricciones, a modo de evitar que el controlador viole las restricciones del sistema.

Bibliografía

- [1] International Energy Agency, “Net zero by 2050,” 2021, https://iea.blob.core.windows.net/assets/deebef5d-0c34-4539-9d0c-10b13d840027/NetZeroBy2050-ARoadmapfortheGlobalEnergySector_CORR.pdf.
- [2] Ministerio de Energía, “Decreto exento n°50,” 2020, https://energia.gob.cl/sites/default/files/decreto_exento_n_50.pdf.
- [3] Torresol Energy, “Funcionamiento de Gemasolar.” Consultado el 7 de Mayo del 2023. Disponible en: <https://torresolenergy.com/tecnologias/torre-central/>.
- [4] Hachicha, A. A., Yousef, B. A., Said, Z., y Rodríguez, I., “A review study on the modeling of high-temperature solar thermal collector systems,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 112, pp. 280–298, 2019, doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.05.056>.
- [5] Xu, E., Yu, Q., Wang, Z., y Yang, C., “Modeling and simulation of 1 mw dahan solar thermal power tower plant,” *Renewable Energy*, vol. 36, no. 2, pp. 848–857, 2011, doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.08.010>.
- [6] Christian, J. y Ho, C., “CFD Simulation and Heat Loss Analysis of the Solar Two Power Tower Receiver,” 2012, doi:[10.1115/ES2012-91030](https://doi.org/10.1115/ES2012-91030).
- [7] Amadei, C., Allesina, G., Tartarini, P., y Yuting, W., “Simulation of gemasolar-based solar tower plants for the chinese energy market: Influence of plant downsizing and location change,” *Renewable Energy*, vol. 55, pp. 366–373, 2013, doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.12.022>.
- [8] Benammar, S., Khellaf, A., y Mohammedi, K., “Contribution to the modeling and simulation of solar power tower plants using energy analysis,” *Energy Conversion and Management*, vol. 78, pp. 923–930, 2014, doi:<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.08.066>.
- [9] Rodríguez-Sánchez, M. R., Marugan-Cruz, C., Acosta-Iborra, A., y Santana, D., “Comparison of simplified heat transfer models and cfd simulations for molten salt external receiver,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 73, no. 1, pp. 993–1005, 2014, doi:<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.08.072>.
- [10] Edman, J. y Windahl, J., “Dynamic Modeling of a Central Receiver CSP system in Modelica,” *Linköping Electronic Conference Proceedings* 118:63, pp. 585–594, 2015, doi:[10.3384/ecp15118585](https://doi.org/10.3384/ecp15118585).
- [11] Fritsch, A., Uhlig, R., Marocco, L., Frantz, C., Flesch, R., y Hoffschmidt, B., “A comparison between transient cfd and fem simulations of solar central receiver tubes using molten salt and liquid metals,” *Solar Energy*, vol. 155, pp. 259–266, 2017,

doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.06.022>.

- [12] Popp, R., Flesch, R., Konrad, T., Jassmann, U., y Abel, D., “Control-oriented model of a molten salt solar power central receiver,” en 2019 18th European Control Conference (ECC), pp. 2295–2300, 2019, doi:[10.23919/ECC.2019.8795914](https://doi.org/10.23919/ECC.2019.8795914).
- [13] Camacho, E., Rubio, F., Berenguel, M., y Valenzuela, L., “A survey on control schemes for distributed solar collector fields. part i: Modeling and basic control approaches,” *Solar Energy*, vol. 81, no. 10, pp. 1240–1251, 2007, doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2007.01.002>.
- [14] Soo Too, Y. C., García, J., Padilla, R. V., Kim, J.-S., y Sanjuan, M., “A transient optical-thermal model with dynamic matrix controller for solar central receivers,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 154, pp. 686–698, 2019, doi:<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.03.086>.
- [15] Casella, F., Casati, E., y Colonna, P., “Optimal operation of solar tower plants with thermal storage for system design,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 47, no. 3, pp. 4972–4978, 2014, doi:<https://doi.org/10.3182/20140824-6-ZA-1003.02622>. 19th IFAC World Congress.
- [16] Costa, B. A. y Lemos, J. M., “Temperature control of a solar tower receiver based on the lyapunov method,” en 2015 23rd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED), pp. 583–588, 2015, doi:[10.1109/MED.2015.7158810](https://doi.org/10.1109/MED.2015.7158810).
- [17] Camacho, E. F. y Gallego, A. J., “Model predictive control in solar trough plants: A review,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 23, pp. 278–285, 2015, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.11.296>. 5th IFAC Conference on Nonlinear Model Predictive Control NMPC 2015.
- [18] Camacho, E., Berenguel, M., y Rubio, F., “Application of a gain scheduling generalized predictive controller to a solar power plant,” *Control Engineering Practice*, vol. 2, no. 2, pp. 227–238, 1994, doi:[https://doi.org/10.1016/0967-0661\(94\)90202-X](https://doi.org/10.1016/0967-0661(94)90202-X).
- [19] Morales, R., Sáez, D., Valencia, F., y Morales, N., “Diseño de estrategias de control predictivo supervisor para centrales solares termoelectricas de colectores cilindro parabólicos,” *Memoria de ingeniería civil eléctrica*, Universidad de Chile, 2013.
- [20] Ponce, C., Saez, D., y Nunez, A., “Fuzzy predictive control strategy for a distributed solar collector plant,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 12, no. 4, pp. 626–633, 2014, doi:[10.1109/TLA.2014.6868864](https://doi.org/10.1109/TLA.2014.6868864).
- [21] Bayas, A., “Diseño de estrategias de control difuso robusto ante incertidumbre paramétrica para plantas de colectores solares,” *Tesis de magíster*, Universidad de Chile, 2016.
- [22] Terunuma, R. y Ohmori, H., “Model predictive control for concentrating solar power plants with thermal energy storage system,” en 2020 59th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE), pp. 274–279, 2020, doi:[10.23919/SICE48898.2020.9240377](https://doi.org/10.23919/SICE48898.2020.9240377).
- [23] Zhang, Q., Jiang, K., Kong, Y., Wu, J., y Du, X., “Study on outlet temperature control of external receiver for solar power tower,” *Energies*, vol. 14, no. 2, 2021, <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/2/340>.
- [24] Najafabadi, H. A. y Ozalp, N., “Development of a control model to regulate temperature

- in a solar receiver,” *Renewable Energy*, vol. 111, pp. 95–104, 2017, doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.03.071>.
- [25] García, J., Barraza, R., Soo Too, Y. C., Vásquez-Padilla, R., Acosta, D., Estay, D., y Valdivia, P., “Transient simulation of a control strategy for solar receivers based on mass flow valves adjustments and heliostats aiming,” *Renewable Energy*, vol. 185, pp. 1221–1244, 2022, doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.12.008>.
- [26] Wang, W.-Q., Li, M.-J., Guo, J.-Q., y Tao, W.-Q., “A feedforward-feedback control strategy based on artificial neural network for solar receivers,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 224, p. 120069, 2023, doi:<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2023.120069>.
- [27] Gall, J., Abel, D., Ahlbrink, N., Pitz-Paal, R., Andersson, J., Diehl, M., Boura, C. T., Schmitz, M., y Hoffschmidt, B., “Simulation and control of solar thermal power plants,” en *International Conference on Renewable Energies and Power Quality*, 2010, doi:<http://dx.doi.org/10.24084/repqj08.294>.
- [28] Abuseada, M. y Ozalp, N., “Experimental and numerical study on heat transfer driven dynamics and control of transient variations in a solar receiver,” *Solar Energy*, vol. 211, pp. 700–711, 2020, doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.10.009>.
- [29] Popp, R., Iding, K., Schwarzbözl, P., Konrad, T., y Abel, D., “A comparison between model predictive and PID-based control of a molten salt solar tower receiver,” *AIP Conference Proceedings*, vol. 2815, p. 030016, 2023, doi:10.1063/5.0148728.
- [30] Saez, D. y Zuniga, R., “Cluster optimization for takagi & sugeno fuzzy models and its application to a combined cycle power plant boiler,” en *Proceedings of the 2004 American Control Conference*, vol. 2, pp. 1776–1781 vol.2, 2004, doi:10.23919/ACC.2004.1386837.
- [31] Fairweather, A., Foster, M., y Stone, D., “Battery parameter identification with pseudo random binary sequence excitation (prbs),” *Journal of Power Sources*, vol. 196, no. 22, pp. 9398–9406, 2011, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.06.072>.
- [32] Lennart Ljung, *System Identification*. Prentice Hall PTR, 1999.
- [33] Cartagena, O., Parra, S., Muñoz-Carpintero, D., Marín, L. G., y Sáez, D., “Review on fuzzy and neural prediction interval modelling for nonlinear dynamical systems,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 23357–23384, 2021, doi:10.1109/ACCESS.2021.3056003.
- [34] Takagi, T. y Sugeno, M., “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116–132, 1985, doi:10.1109/TSMC.1985.6313399.
- [35] Bezdek, J. C., Ehrlich, R., y Full, W., “Fcm: The fuzzy c-means clustering algorithm,” *Computers & Geosciences*, vol. 10, no. 2, pp. 191–203, 1984, doi:[https://doi.org/10.1016/0098-3004\(84\)90020-7](https://doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7).
- [36] Gustafson, D. E. y Kessel, W. C., “Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix,” en *1978 IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, pp. 761–766, 1978, doi:10.1109/CDC.1978.268028.
- [37] Sáez, D., Ávila, F., Collado, J., Gutiérrez, L., y Marín, L., “Modelación Difusa, Apuntes EL7012 – Control Inteligente de Sistemas,” 2022.
- [38] Škrjanc, I., Blažič, S., y Agamennoni, O., “Identification of dynamical systems with a

- robust interval fuzzy model,” *Automatica*, vol. 41, no. 2, pp. 327–332, 2005, doi:<https://doi.org/10.1016/j.automatica.2004.09.010>.
- [39] Škrjanc, I., “Fuzzy confidence interval for ph titration curve,” *Applied Mathematical Modelling*, vol. 35, no. 8, pp. 4083–4090, 2011, doi:<https://doi.org/10.1016/j.apm.2011.02.033>.
- [40] Marín, L. G., Cruz, N., Sáez, D., Sumner, M., y Núñez, A., “Prediction interval methodology based on fuzzy numbers and its extension to fuzzy systems and neural networks,” *Expert Systems with Applications*, vol. 119, pp. 128–141, 2019, doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.10.043>.
- [41] Camacho, E. y Bordons, C., *Model Predictive Control*. Springer, 2007.
- [42] Grupo Cerro. Proyectos. Disponible en: <https://grupocerro.com/proyectos/> (Consultado el 20 de Septiembre del 2023).
- [43] Energy Central, “20MW Gemasolar Plant: Elegant, But Pricey.”. Consultado el 11 de Diciembre del 2023. Disponible en: <https://energycentral.com/c/ec/20mw-gemasolar-plant-elegant-pricey>.
- [44] Grupo Cobra. Central Termosolar Gemasolar. Disponible en: <https://www.grupocobra.com/proyecto/central-termosolar-gemasolar-solar-3/> (Consultado el 20 de Septiembre del 2023).
- [45] Li, X., Kong, W., Wang, Z., Chang, C., y Bai, F., “Thermal model and thermodynamic performance of molten salt cavity receiver,” *Renewable Energy*, vol. 35, no. 5, pp. 981–988, 2010, doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.11.017>.
- [46] Zhang, Q., Li, X., Chang, C., Wang, Z., y Liu, H., “An experimental study: Thermal performance of molten salt cavity receivers,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 50, no. 1, pp. 334–341, 2013, doi:<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.07.028>.
- [47] Flesch, R., Frantz, C., Maldonado Quinto, D., y Schwarzbözl, P., “Towards an optimal aiming for molten salt power towers,” *Solar Energy*, vol. 155, pp. 1273–1281, 2017, doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.07.067>.
- [48] Zavoico, A., “Solar power tower design basis document, revision 0,” 2001, doi:10.2172/786629.
- [49] Yunus Çengel, A. G., *Transferencia de calor y masa*. McGrawHill, 2001.
- [50] SolTRACE: A New Optical Modeling Tool for Concentrating Solar Optics, vol. *Solar Energy de International Solar Energy Conference*, 2003.
- [51] Popiel, C., Wojtkowiak, J., y Bober, K., “Laminar free convective heat transfer from isothermal vertical slender cylinder,” *Experimental Thermal and Fluid Science*, vol. 32, no. 2, pp. 607–613, 2007, doi:<https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2007.07.003>.
- [52] Carmona, R., “Análisis, modelado, y control de un campo de colectores solares distribuidos con sistema de seguimiento de eje,” Tesis de Doctorado, Universidad de Sevilla, 1985.
- [53] Sánchez-González, A., Rodríguez-Sánchez, M. R., y Santana, D., “Aiming strategy model based on allowable flux densities for molten salt central receivers,” *Solar Energy*, vol. 157, pp. 1130–1144, 2017, doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.12.055>.
- [54] Specialmetals. Inconel alloy 625. Consultado el 27 de septiembre del 2023. Disponible

en: <https://www.specialmetals.com/documents/technical-bulletins/inconel/inconel-all-oy-625.pdf>.

- [55] Diario de Sevilla, “El tiempo en Sevilla: alerta amarilla en la antesala de un fin de semana por encima de los 40 grados.”. Disponible en: https://sevilla.abc.es/andalucia/el-tiempo/sevi-el-tiempo-en-sevilla-hoy-jueves-9-junio-202206092200_noticia.html (Consultado el 2 de Diciembre del 2023).
- [56] Kennedy, J. y Eberhart, R., “Particle swarm optimization,” en Proceedings of ICNN’95 - International Conference on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942–1948 vol.4, 1995, doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [57] Cartagena, O., Ožbot, M., Sáez, D., y Škrjanc, I., “Evolving fuzzy prediction interval for fault detection in a heat exchanger,” Applied Soft Computing, vol. 145, p. 110625, 2023, doi:10.1016/j.asoc.2023.110625.
- [58] Berengel, M., Camacho, E., y Rubio, F., “Simulation software package for the ACUREX field,” 1994.
- [59] Cartagena, O., Trovò, F., Roveri, M., y Sáez, D., “Evolving fuzzy prediction intervals in nonstationary environments,” IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, pp. 1–14, 2023, doi:10.1109/TETCI.2023.3296486.

Anexos

Anexo A. Parámetros del modelo difuso Takagi-Sugeno

El modelo difuso TS identificado en la sección 6.4 presenta 5 modelos locales. Cada modelo local está representado por un modelo autorregresivo afín con variable exógena. La forma de cada modelo local es:

$$\hat{y}_r[k] = \Theta_r^T Z[k], \quad (\text{A.1})$$

en donde $\Theta_r \in \mathbb{R}^{21}$ y $Z[k] = [1, y[k-1], \dots, y[k-10], u[k-1], \dots, u[k-10]]$. Los vectores de parámetros de cada modelo local son:

$$\begin{aligned} \Theta_1^T &= [1.099, 0.877, -0.155, -0.035, -0.041, 0.011, -0.002, -0.009, -0.003, 0, 0.419, \\ &\quad -0.176, 0.023, 0.026, 0.042, 0, 0, 0.004, 0.008, 0.012] \\ \Theta_2^T &= [1.308, 0.919, -0.200, -0.028, -0.036, 0.014, -0.005, -0.010, -0.002, 0, 0.387, \\ &\quad -0.142, 0.015, 0.024, 0.040, 0, 0, 0.006, 0.008, 0.012] \\ \Theta_3^T &= [-1.556, 0.874, -0.167, -0.038, -0.041, 0.012, -0.003, -0.013, 0.001, 0, 0.417, \\ &\quad -0.164, 0.022, 0.034, 0.043, 0, 0, 0.005, 0.011, 0.012] \\ \Theta_4^T &= [-0.291, 0.887, -0.163, -0.032, -0.038, 0.011, -0.003, -0.009, 0.001, 0, 0.417, \\ &\quad -0.172, 0.017, 0.028, 0.039, 0, 0, 0.004, 0.007, 0.010] \\ \Theta_5^T &= [-0.413, 0.894, -0.177, -0.032, -0.037, 0.010, -0.003, -0.011, -0.001, 0, 0.428, \\ &\quad -0.181, 0.013, 0.036, 0.039, 0, 0, 0.006, 0.008, 0.012] \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

Anexo B. Resultados a 1 paso de los modelos

En la Figura B.1, se muestran las predicciones a 1 paso del modelo ARIX obtenido en la sección 6.3, sobre el conjunto de prueba. El modelo obtuvo un RMSE de 12.653[K] y un MAE de 4.804[K] para esta prueba.

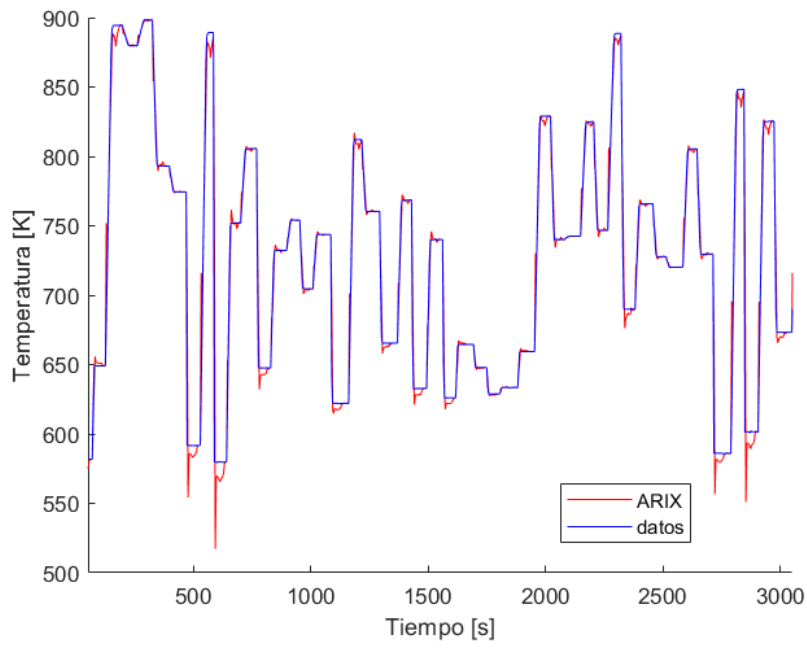


Figura B.1: Predicciones a 1 paso para el modelo ARIX, sobre el conjunto de prueba.

Por otro lado, en la Figura B.2, se muestran las predicciones a 1 paso efectuadas por el modelo TS identificado en la sección 6.4, sobre el conjunto de prueba. Acá, el modelo obtuvo un RMSE de predicción de $11.966[K]$ y un MAE de $4.494[K]$

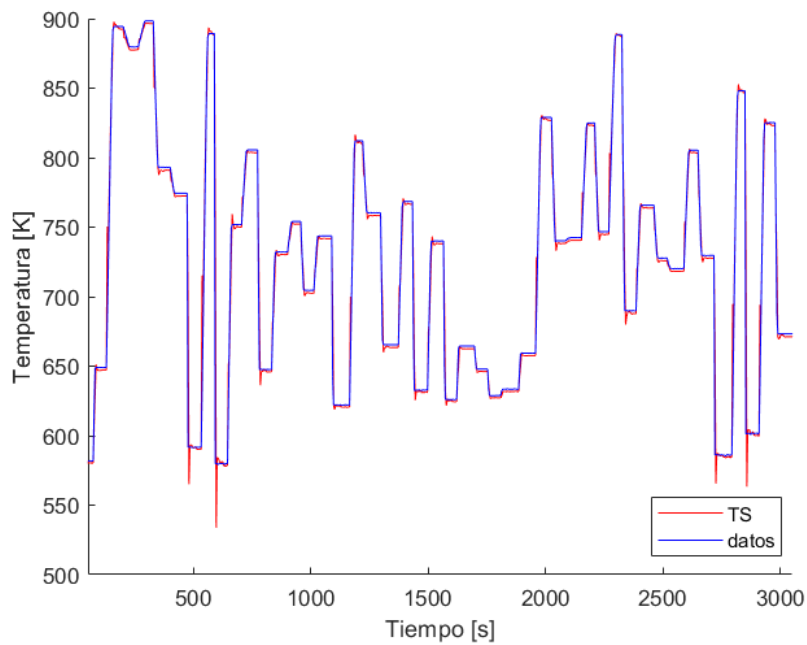


Figura B.2: Predicciones a 1 paso para el modelo TS, sobre el conjunto de prueba.

Ambos modelos presentan un bajo error de predicción a 1 paso, lo cual valida el entre-

namiento de ambos modelos. Además, de la Figura B.1, se observa que el modelo ARIX ya tiene problemas para capturar la dinámica de la planta en valores de temperatura muy bajos o muy altos.

Por último, en la Figura B.3, se muestra el intervalo de predicción a 1 paso, para el modelo TS, sobre lo conjunto de prueba. El PICP y el PINAW del intervalo a 1 paso se muestra en la tabla 6.6.

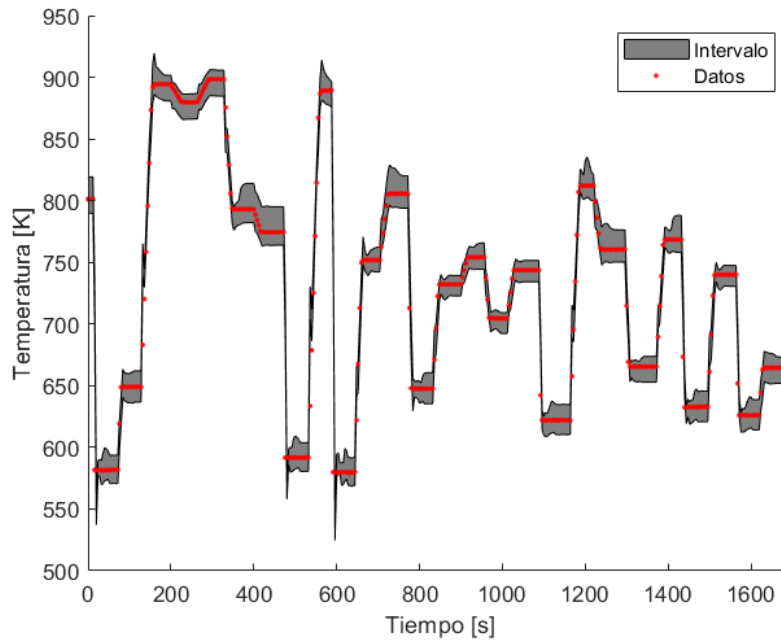


Figura B.3: Intervalo de predicción a 1 paso del modelo TS, sobre el conjunto de prueba.

El intervalo a 1 paso se acerca a la cobertura de datos preestablecida (90%), y por ende cumple con los criterio de diseño.