



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

**DISEÑO DE ESTRATEGIAS DE CONTROL PREDICTIVO
PARA PLANTAS TERMOELÉCTRICAS DE CICLO
COMBINADO CON COLECTORES SOLARES INTEGRADOS**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTORA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

CAROLINA PONCE ARIAS

**PROFESORA GUÍA:
DRA. DORIS SÁEZ HUEICHAPAN**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
DR. CARLOS BORDONS ALBA
DR. MARCOS ORCHARD CONCHA
DR. DANIEL SBARBARO HOFER**

**SANTIAGO DE CHILE
2014**

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE: Doctora en Ingeniería Eléctrica
POR: Carolina Ponce Arias
FECHA: 17/10/2014
PROFESORA GUÍA: Doris Sáez Hueichapan

DISEÑO DE ESTRATEGIAS DE CONTROL PREDICTIVO PARA PLANTAS TERMOELÉCTRICAS DE CICLO COMBINADO CON COLECTORES SOLARES INTEGRADOS

El objetivo de esta tesis es el diseño de estrategias de control predictivo (MPC) para plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados (**ISCC**), que permita optimizar su funcionamiento en términos operacionales y económicos.

Para que este tipo de plantas sea factible, el lugar en que se construyen debe tener altos niveles de radiación solar. Considerando que Chile es el país que tiene la radiación más alta del mundo, es que en esta Tesis se trabaja con plantas **ISCC**.

Para el diseño de las estrategias de control, se desarrolló un simulador en Matlab® Simulink de una planta **ISCC**. El sistema se implementa a partir de un simulador existente de una planta de ciclo combinado y de un simulador de una planta de colectores solares distribuidos (DSC). El desarrollo incluye el diseño de un generador de vapor solar y del sobrecalentador de la planta **ISCC**. Se diseña un MPC difuso para la planta solar, como parte de la planta **ISCC**. Los resultados se comparan con un MPC lineal, obteniéndose que el MPC difuso tiene mejor comportamiento ante cambios en las condiciones normales de operación. Utilizando un modelo ARIX (autorregresivo integral con entrada exógena) se diseña un MPC supervisor para la presión de vapor de la caldera de la planta **ISCC**. Los resultados se comparan con un controlador PI de nivel regulatorio. Se evalúan las estrategias de control, utilizando el simulador desarrollado y se concluye que el MPC supervisor disminuye el consumo de combustible de la planta **ISCC**, en régimen permanente y frente a cambios en la potencia de la turbina de vapor y de la turbina de gas.

Con el simulador desarrollado, se pueden diseñar diferentes estrategias de control, para plantas **ISCC**, además de estudiar el comportamiento de sus variables. Dentro del marco del MPC, se puede realizar la optimización de las plantas **ISCC** considerando diferentes criterios, modos de operación y restricciones.

Las principales contribuciones de estas tesis son: i) El desarrollo de un simulador de una planta **ISCC**. ii) El diseño de una estrategia de control predictivo difuso para una planta DSC. iii) El diseño de una estrategia de control predictivo supervisor para la planta **ISCC**.

Dedicatoria

*A Francisca, Florencia e Ito,
Por haberme acompañado en este largo camino.*

Agradecimientos

Deseo agradecer a toda la gente que me acompañó en este desafío. En primer lugar quiero agradecerle a la profesora Doris Sáez, por haber confiado en mí y haberme aceptado trabajar con ella.

También al profesor Daniel Sbarbaro por haberme apoyado para poder realizar el doctorado. Al profesor y amigo Carlos Bordons, por su paciencia y haber sido parte importante en el desarrollo de esta tesis. A mi amigo José Valderrama, por su entusiasmo y apoyo en todo este proceso.

A los profesores Marcos Orchard y Manuel Duarte por su apoyo.

A la señora Eliana por su buena disposición y ayuda.

En forma especial quiero darle las gracias a todos mis amigos que me apoyaron y acompañaron durante estos casi cinco años: Jorge (San Jorge), Rodrigo, Jacqueline, Luis, Víctor, Daniel y Freddy. A Omar, por sus cafecitos y almuerzos muy conversados y a Francisco (San Francisco) por su generosidad y sus consejos.

Quiero agradecer muy especialmente a mi querida amiga Norelys, solo ella sabe el valor que ha tenido para mí su amistad y compañía.

Le agradezco a mis padres, mis hijas y mi hermana por su apoyo incondicional.

Finalmente, le agradezco a mi marido por su paciencia y apoyo en estos años. Su comprensión fue fundamental para que terminara con éxito este largo desafío.

Agradezco a: CONICYT (becaria de doctorado), proyecto FONDECYT no. 1110047 y Solar Energy Research Center (SERC) CONICYT: FBO16, CONICYT/FONDAP/15110019.

Tabla de Contenido

Dedicatoria	ii
Agradecimientos.....	iii
Tabla de Contenido.....	iv
Índice de tablas	vii
Índice de figuras	ix
Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1 Fundamentación general.....	1
1.2. Planteamiento del problema.....	9
1.2 Objetivos	10
1.3 Objetivos específicos	10
1.4 Estructura del trabajo de Tesis.....	10
Capítulo 2. Control predictivo difuso.....	12
2.1 Modelación e identificación difusa.....	12
2.1.1 Estado del arte	12
2.1.2 Modelos de Takagi & Sugeno.....	17
2.1.3 Identificación difusa.....	18
2.2 Estrategias de control predictivo difuso.....	22
2.2.1 Estado del arte	23
2.2.2 Control predictivo basado en modelos.....	26
2.2.3 Control predictivo lineal.....	28
2.2.4 Control predictivo no lineal.....	29
2.3 Diseño de estrategias de control predictivo difuso	29

2.3.1. Control predictivo difuso basado en modelos de Takagi & Sugeno	29
2.4 Discusión	30
Capítulo 3. Control predictivo difuso de una planta de colectores solares distribuidos.....	32
3.1 Tecnologías de concentración solar	33
3.2 Descripción de plantas de colectores solares distribuidos	38
3.3 Modelación de plantas DSC.....	41
3.4 Estrategias de control para plantas DSC.....	44
3.5. Aplicación a planta solar Acurex.....	48
3.5.1 Bases de evaluación	48
3.5.2 Modelación difusa	49
3.5.3 Control predictivo difuso	58
3.5.4 Análisis de resultados.....	64
3.5.5 Discusión.....	64
Capítulo 4. Diseño del simulador de una planta termoeléctrica de ciclo combinado con colectores solares integrados.....	65
4.1 Descripción de plantas termoeléctricas de ciclo combinado	65
4.2 Modelación de plantas termoeléctricas de ciclo combinado.....	67
4.3 Estrategias de control para plantas termoeléctricas de ciclo combinado.....	68
4.4 Descripción de plantas termoeléctricas de ciclo combinado con colectores solares integrados (ISCC)	71
4.5 Desarrollo de un simulador dinámico de una planta ISCC.....	72
4.5.1 Diseño del sobrecalentador de la planta ISCC.....	74
4.6 Diseño del simulador del generador de vapor solar.....	78
4.6.1 Descripción del generador de vapor solar	79

4.6.2 Desarrollo de simulador del generador de vapor solar.....	80
4.7 Verificación del simulador ISCC.....	83
4.8 Discusión	90
Capítulo 5. Control predictivo para una planta de ciclo combinado con colectores solares integrados.....	91
5.1 Formulación estrategia de control predictivo de plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados.....	92
5.1.1 Control predictivo supervisor lineal.....	93
5.1.2 Sintonización de los parámetros del control supervisor.....	97
5.1.3 Evaluación del consumo de combustible	100
5.2 Evaluación de la estrategia de control predictivo de la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados	101
5.2.1 Cambio en la potencia de la turbina de vapor.	101
5.2.2 Cambio en la demanda de la turbina de gas	104
5.2.3 Cambio en el aporte de la radiación solar	107
5.4 Discusión.....	110
Capítulo 6. Conclusiones y trabajos futuros.....	111
Bibliografía	114
Anexo 1: Control predictivo generalizado	127
Anexo 2: Nomenclatura.....	129

Índice de tablas

Tabla 1. Plantas de ciclo combinado existentes en Chile	5
Tabla 2 Planta de ciclo combinado con colectares solares integrados.	7
Tabla 3. Ranking de plantas de colectores solares distribuidos	38
Tabla 4. Error RMS conjunto de entrenamiento y validación	53
Tabla 5. Parámetros de las consecuencias	54
Tabla 6. Índices de error RMS a un paso	58
Tabla 7. Índices de error de predicción a 10 pasos.....	58
Tabla 8. Evaluación Funciones de Costo. Controlador T&S	60
Tabla 9. Evaluación Funciones de Costo. Controlador ARIX	60
Tabla 10. Índices de evaluación de controladores. Escalón de Subida	63
Tabla 11. Índices de evaluación de controladores. Escalón de bajada	63
Tabla 12. Parámetros del modelo ARIX	95
Tabla 13. Índice de desempeño \overline{IJ}	98
Tabla 14. Índice de desempeño \overline{IJ}_{cr}	98
Tabla 15. Índice de desempeño \overline{IJ}_{cf}	98
Tabla 16. Evaluación índice I_{wF}	100
Tabla 17. Consumo de combustible	103
Tabla 18. Consumo de combustible	104
Tabla 19. Consumo de combustible	106
Tabla 20. Consumo de combustible	107
Tabla 21. Consumo de combustible ante aumento de la radiación solar.....	108

Tabla 22. Consumo de combustible ante disminución de la radiación solar.....	110
Tabla 23. Nomenclatura del simulador de ISCC.....	129

Índice de figuras

Figura 1. Crecimiento económico de Chile	1
Figura 2. Capacidad instalada y demanda máxima en Chile	2
Figura 3. Crecimiento de la Demanda Neta Anual	3
Figura 4. Procedimiento de identificación difusa	19
Figura 5. Estrategia de MPC	27
Figura 6. Estructura básica de MPC	27
Figura 7. Torre Solar. Central solar Sierra, California (5 [MWe])	34
Figura 8. Disco Stirling - Planta solar de Almería, España (10 [kWe])	35
Figura 9. Fresnel lineal	36
Figura 10. Colector Cilindro parabólico	37
Figura 11. Componentes de un colector cilindro parabólico	37
Figura 12. Esquema de una planta solar de generación de electricidad	39
Figura 13. Campo de colectores ACUREX	40
Figura 14. Diagrama esquemático del campo de colectores	40
Figura 15. Esquema planta de colectores solares distribuidos Acurex	48
Figura 16. Simulador de la planta solar con bloque de pre-alimentación	49
Figura 17. Simulador de lazo abierto	50
Figura 18. Temperatura de salida del fluido (T_{oil}) y temperatura de referencia (T_r)	50
Figura 19. Salida del simulador con archivo modificado	51
Figura 20. Evaluación del error del modelo en función del número de clúster	52
Figura 21. Cálculo de la sensibilidad de los autorregresores del modelo inicial	53

Figura 22. Errores RMS para cada modelo	54
Figura 23. Funciones de pertenencia del modelo difuso de la planta solar	55
Figura 24. Temperatura de salida del aceite. Modelo difuso y valores reales	55
Figura 25. Predicción a 10 pasos con modelo T&S de temperatura de salida (a) Señal completa (b) Acercamiento	56
Figura 26. Predicción a 10 pasos con modelo ARX	57
Figura 27. Diagrama de lazo cerrado del MPC	58
Figura 28. Salida controlador ARX para diferentes λ	61
Figura 29. Salida controlador T&S para diferentes λ	61
Figura 30. Comparación controladores- (a) Caso escalón de subida. (b) Caso escalón de bajada	62
Figura 31. Temperatura de entrada del aceite T_{in} y Temperatura ambiente T_{amb}	63
Figura 32. Perfil de radiación solar	63
Figura 33. Esquema de la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados	66
Figura 34. Esquema planta de ciclo combinado	66
Figura 35. Generador de vapor solar, conectado a la planta de ciclo combinado	74
Figura 36. Esquema de entradas y salidas del simulador del sobrecalentador	75
Figura 37. Diagrama de flujo del simulador del sobrecalentador	78
Figura 38. Esquema intercambiador de calor, del generador de vapor solar	79
Figura 39. Diagrama de entradas y salidas del generador de vapor solar	80
Figura 40. Diagrama de flujo simulador generador de vapor solar	82
Figura 41. Diagrama del sistema de control de la turbina de gas	84
Figura 42. Estrategia de control de la caldera basada en controlador PI	85
Figura 43. Respuesta de las caldera ante un cambio en el set point de la turbina de vapor P_s^* . Variables controladas	86

Figura 44. Respuesta de las caldera ante un cambio en el set point de la turbina de vapor P_s^* . Variables manipuladas	87
Figura 45. Respuesta de las caldera a un cambio en el set point de la turbina de gas P_G^* . Variables controladas	87
Figura 46. Respuesta de las caldera a un cambio en el set point de la turbina de gas P_G^* . Variables manipuladas	88
Figura 47. Calor transferido al sobrecalentador cuando hay un cambio de set point en la turbina de vapor	89
Figura 48. Diagrama del sobrecalentador	92
Figura 49. Esquema control predictivo supervisor	93
Figura 50. Esquema para la obtención de datos	94
Figura 51. Data utilizada para la modelación	94
Figura 52. Predicción a diez pasos. Presión de salida del flujo de vapor	95
Figura 53. Presión de vapor cuando se aplica un cambio en la referencia de la presión de vapor. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor	99
Figura 54. Presión de vapor ante una disminución en la potencia de la turbina de vapor. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor	102
Figura 55. Flujo de combustible con controladores PI y supervisor ante disminución de potencia turbina de vapor	102
Figura 56. Presión de vapor ante un aumento en la potencia de la turbina de vapor. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor	103
Figura 57. Flujo de combustible con controladores PI y supervisor ante aumento de potencia turbina de vapor	104
Figura 58. Presión de vapor ante una disminución en la potencia de la turbina de gas. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor	105
Figura 59. Flujo de combustible ante una disminución en la potencia de la turbina de gas con controladores PI y supervisor	105

Figura 60. Presión de vapor ante un aumento en la potencia de la turbina de gas. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor	106
Figura 61. Flujo de combustible ante un aumento en la potencia de la turbina de gas con controladores PI y supervisor	107
Figura 62. Temperatura de salida del vapor, cuando aumenta la temperatura del aceite	108
Figura 63. Flujo másico de vapor cuando disminuye la temperatura del aceite	109
Figura 64. Flujo de combustible del quemador auxiliar, cuando disminuye la temperatura del aceite	109

Capítulo 1. Introducción

1.1 Fundamentación general

La energía juega un papel fundamental en el desarrollo social y económico de los países. El funcionamiento de las sociedades modernas depende por completo de una adecuada disponibilidad de energía, tanto para el desarrollo de sus actividades productivas como cotidianas. En este mismo sentido, un mayor desarrollo económico de una nación implica necesariamente un crecimiento en su consumo de energía. Existe una relación lineal entre el Producto Interno Bruto (PIB) de los países y el consumo de energía eléctrica (ambos per-cápita), no sólo en países desarrollados, sino también en nuestro país. Es así, como Chile se ha ido aproximando paulatinamente en las últimas dos décadas a comportamientos propios de países desarrollados (Central Energía, 2010).

Entre 1980 y 2006, la demanda de derivados del petróleo creció a una tasa promedio anual de 5,9% y la demanda de electricidad aumentó 5 veces (CNE, 2009). Incluso en los primeros años de la década del 2000, el crecimiento de la demanda eléctrica superó largamente el del PIB. Durante el año 2008, se produjo una caída del PIB, pero a partir de ahí el crecimiento económico ha ido aumentando sostenidamente lo que se ha traducido en un aumento de la demanda de energía eléctrica. La Figura 1, muestra el crecimiento económico de Chile entre los años 2008 y 2013 (Banco Central, 2013).

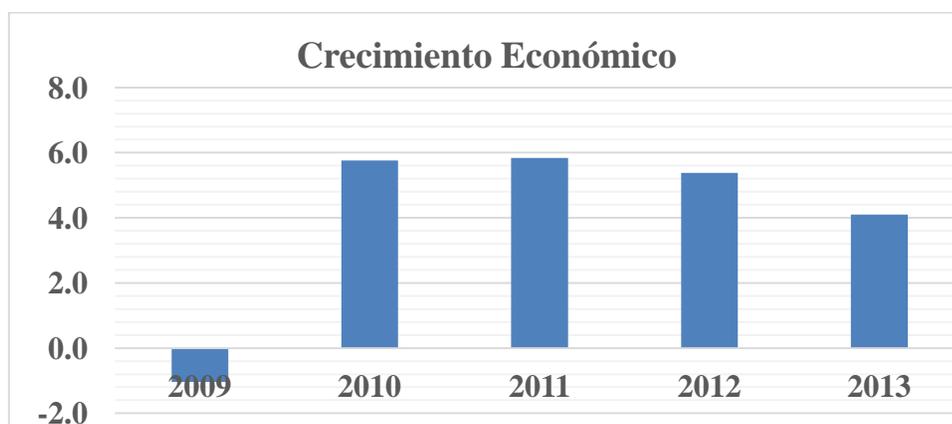


Figura 1. Crecimiento económico de Chile. (Banco Central, 2013).

En Chile existen cuatro sistemas eléctricos interconectados. El Sistema Interconectado del Norte Grande (SING), que cubre el territorio comprendido entre las ciudades de Arica y Antofagasta con un 28,06% de la capacidad instalada en el país; el Sistema Interconectado Central (SIC), que se extiende entre las localidades de Taltal y Chiloé con un 71,03% de la capacidad instalada en el país; el Sistema de Aysén que atiende el consumo de la Región XI con un 0,29% de la capacidad; y el Sistema de Magallanes, que abastece la Región XII con un 0,62% de la capacidad instalada en el país (CNE, 2013). La Figura 2 muestra la evolución de la capacidad instalada y la demanda de energía eléctrica en Chile entre los años 1998 y 2012.

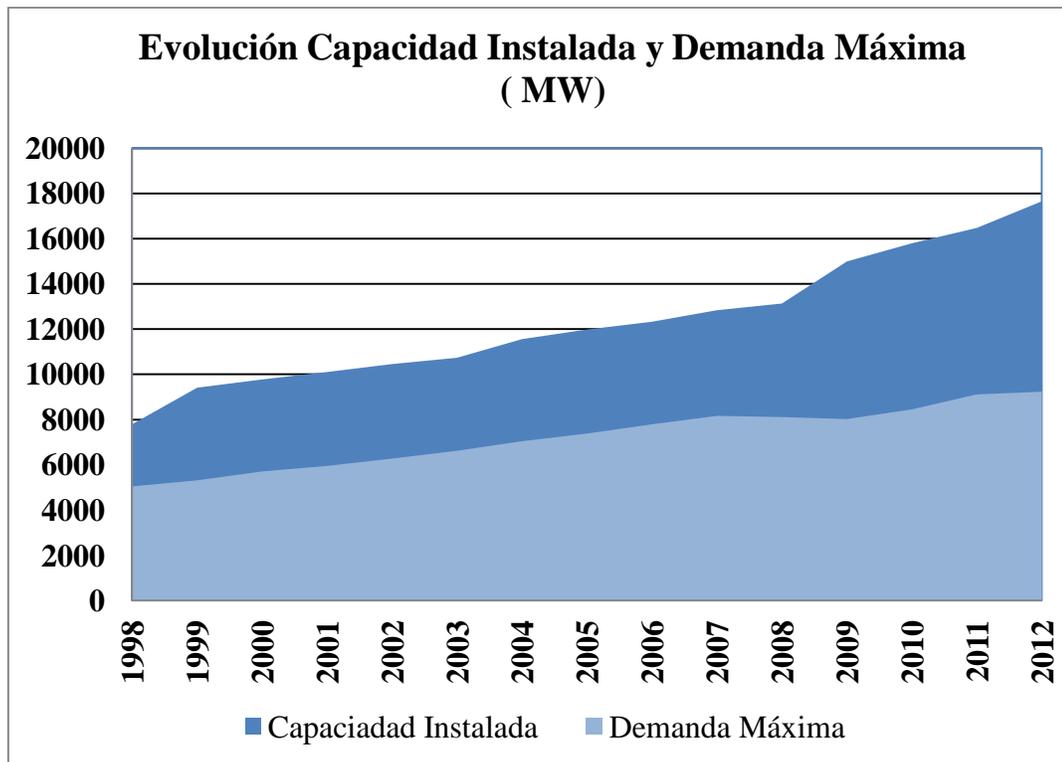


Figura 2. Capacidad instalada y demanda máxima en Chile. SIC (CNE, 2013)

La demanda máxima durante el año 2011, alcanzó 6.881MW en el SIC y 2.161MW en el SING. Por otro lado, si se analiza la generación bruta durante el 2011, la producción en el SIC fue de 46.095GWh, lo que muestra un crecimiento de 6.8% con respecto al 2010. Para el SING, la generación bruta alcanzó 15.878 GWh, aumentando un 5,2% con respecto al año anterior. La Figura 3, muestra el crecimiento de la demanda neta anual desde el año 1985 al año 2013.

Por otro lado el incremento proyectado de la producción cuprífera chilena significará un aumento proporcional en la demanda de energía eléctrica. Se estima que hacia el año 2020, se demandará del orden de 32.663 GWh, en comparación con el consumo del año 2009, que alcanzó a los 18.755 GWh (11.646 GWh en el SING y 7.109 en el SIC). El consumo eléctrico para el año 2020 en el área del SING se proyecta en 17.728 GWh. Sin embargo, el impacto más significativo ocurrirá en el SIC, alcanzando a fines de la presente década un consumo de 14.935 GWh. (Grupo Editorial Editec, 2011).

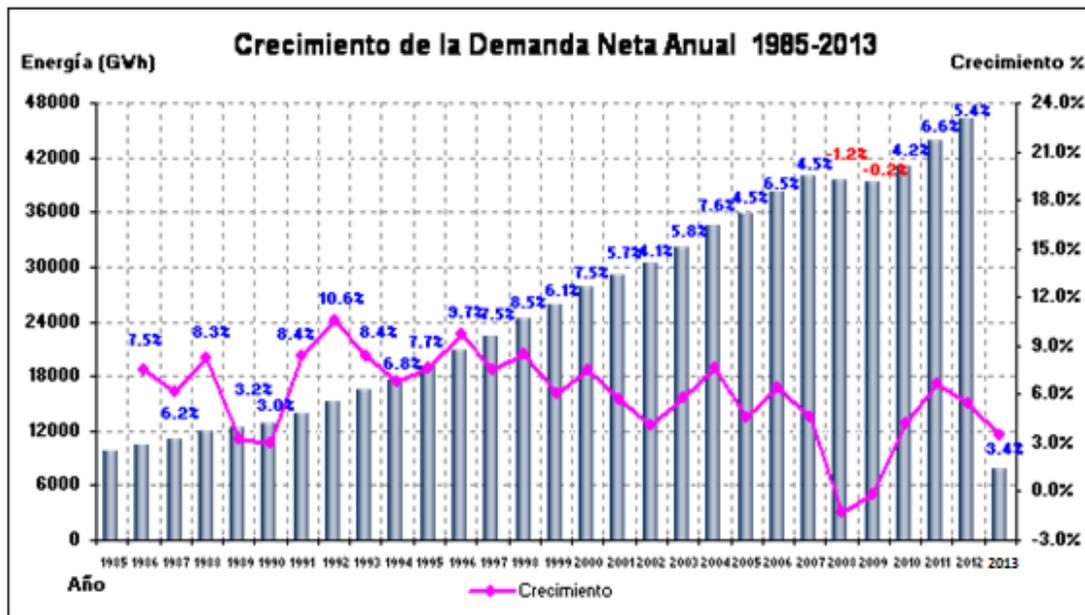


Figura 3. Crecimiento de la Demanda Neta Anual. (SIC, 2013).

Con respecto a la generación eléctrica, se debe considerar además las tecnologías utilizadas para su generación. Es en este punto, donde los hidrocarburos se consideran recursos energéticos de carácter estratégico en Latinoamérica y Chile no es una excepción. El petróleo, el gas natural y el carbón mineral cubren el 76% de las necesidades energéticas y el 58% del suministro eléctrico. Pero además el 63% de la oferta energética chilena es importada, y para el caso del gas natural, el año 2005 la importación de gas superó el 81% del consumo nacional (De Dicco, 2005).

Enfrentar los requerimientos eléctricos del país, ha llevado a realizar proyecciones que permitan anticipar las necesidades que Chile tendrá en esta materia. El panorama para 2020 exige duplicar los 12.700 MW de capacidad instalada con que se contaba el año 2008 en los sistemas SIC y SING, y que satisficieran una demanda aproximada de 6000 MW. Éstos deberán convertirse en 25.000 MW para cubrir un requerimiento estimado de 19000 mil MW, según proyecciones de la Comisión Nacional de Energía (CNE) (Negocios, 2008).

Por otro lado, el cambio climático global es la mayor amenaza que enfrenta la vida tal y como hoy la conocemos. Los científicos advierten que si aumenta la temperatura global más de 2°C en relación con los niveles preindustriales, estaremos generando un cambio climático catastrófico y desencadenando procesos que provocarán, además, la liberación de más emisiones de gases de efecto invernadero. La principal causa de este fenómeno es la concentración desmedida de gases de efecto invernadero (GEI) en la atmósfera, derivada de la quema excesiva de combustibles fósiles (petróleo, carbón y gas) y de la deforestación. El paradigma actual de producción y consumo de energía es insostenible por dos razones básicas: los yacimientos de esos combustibles se están agotando y ocasiona graves trastornos ambientales. El Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático de la Organización de las Naciones Unidas ha identificado un veloz aumento de las concentraciones de dióxido de carbono y otros gases de efecto invernadero en décadas recientes. Estos gases acentúan el "efecto invernadero" y, en consecuencia, el cambio en el clima global (Greenpeace, 2013).

Además, como lo han entendido los países de Europa (Maldonado, 2006a), el riesgo confirmado del cambio climático, ha generado la disposición de proponerse un ambicioso plan para la producción de electricidad desde fuentes de energías renovables, lo que llega a ser crucial, para darle una mirada a la eficiencia relativa de los diferentes esquemas usados para la producción de energía. Sin embargo, la energía hidroeléctrica continúa siendo la principal fuente primaria para la generación eléctrica en la región (Rudnick, 2009).

Otra fuente de generación de energía en nuestro país, son las plantas termoeléctricas de ciclo combinado a gas natural. La aparición de este tipo de plantas, ha posibilitado un aumento de la capacidad de generación térmica en la zona, debido a sus bajos costos de producción (Energía, 2011). Una central térmica de ciclo combinado es aquella donde se genera electricidad mediante la utilización conjunta de dos turbinas: un turbogruppo de gas y un turbogruppo de vapor. Es decir, para la transformación de la energía del combustible en electricidad se superponen dos ciclos (RENOVETEC, 2012):

- Ciclo de Brayton (turbina de gas): toma el aire directamente de la atmósfera y se somete a un calentamiento y compresión para aprovecharlo como energía mecánica o eléctrica.
- Ciclo de Rankine (turbina de vapor): donde se relaciona el consumo de calor con la producción de trabajo o creación de energía a partir de vapor de agua.

En Chile la potencia instalada con este tipo sistemas alcanzaba un 22,4 % hasta Diciembre del 2010. La Tabla 1 muestra el detalle de las plantas de ciclo combinado existentes en Chile, hasta esa fecha (Energía, 2011).

El programa de obras de generación realizado por la Comisión Nacional de Energía, considera además la construcción de otra planta de ciclo combinado en la zona de Taltal, para el 2014. Las plantas termoeléctricas de ciclo combinado corresponden a tecnologías convencionales. Sin embargo, existen otras tecnologías no convencionales, que utilizan la radiación solar para producir energía.

Como se sabe, Chile es un país privilegiado desde el punto de vista de la disponibilidad de energía solar. Sus altos niveles de radiación solar, en especial en el norte del país, abarca una banda aproximada de $\pm 30^\circ$ latitud Norte y Sur del Ecuador, con características de cielo limpio y bajo contenido de humedad (La Tercera, 2012). Esto posibilita el desarrollo de diferentes tecnologías de conversión de energía solar, contribuyendo de este modo a la producción limpia de energía.

Considerando estas ventajas comparativas que tiene Chile respecto a otros países, en lo que se refiere a la radiación solar disponible, es que el gobierno de Chile desarrolló una Estrategia Nacional de Energía 2012-2030. En dicha estrategia se establece el apoyo a las energías renovables, y con este objetivo, el Ministerio de Energía a través de CORFO, hace un llamado a concurso para cofinanciar la materialización de una planta de Concentración Solar de Potencia (CSP) (CORFO, 2012). Este concurso fue adjudicado por Abengoa Solar. La planta de concentración solar de potencia que se construirá considera una potencia de 110 MW y 17,5

horas de almacenamiento térmico, lo que le permitirá operar con un factor de planta superior al 80%. La iniciativa estará emplazada en la comuna de María Elena, Región de Antofagasta y la inversión estimada asciende a aproximadamente US\$ 1.000 millones.

Tabla 1. Plantas de ciclo combinado existentes en Chile (Energía, 2011).

NOMBRE CENTRAL	AÑO PUESTA EN SERVICIO	POTENCIA BRUTA TOTAL MW	POTENCIA NETA TOTAL MW
Nueva Renca	1997	379,00	370,90
San Isidro I	1998	381,23	373,85
Nehuenco I	1998	380,80	373,60
Taltal	2014	30	239,50
Nehuenco 9B	2002	108,00	101,97
Nehuenco II	2003	398,30	382,50
Candelaria	2005	269,50	269,50
Coronel	2005	46,70	45,70
San Isidro II	2007-2008	406,35	399,05
Total		2614,78	2556,57

Actualmente el 49.9% de los proyectos que están en la etapa de evaluación de impacto ambiental del SING, corresponden a plantas solares, tanto termo solares (CSP) como fotovoltaicas, lo que representa 4500 MW de potencia (Systep Ingeniería y Diseño, 2013).

Dentro de estas tecnologías CSP, se encuentran los sistemas de torre central y las plantas de generación eléctrica de colectores solares distribuidos (DSC, Distributed Solar Collector). El funcionamiento de los colectores solares, que tienen una geometría parabólica, se basa en que son capaces de captar y concentrar la energía solar en un tubo que se instala en la línea focal del colector. Esto permite calentar el fluido interno del tubo, produciendo de esta forma vapor. Aprovechando esta característica de las plantas solares de producir vapor, es que es posible integrarlas a una planta de ciclo combinado, inyectándole el vapor producido por medio de un generador de vapor solar al sobrecalentador de la planta de ciclo combinado (Aftzoglou, 2011). La turbina de gas de la planta de ciclo combinado usa combustible para mover la turbina, donde los gases de salida, desde la turbina de gas, son inyectados en un generador de vapor recuperador de calor (HRSG). El HRSG extrae el calor de los gases de salida para elevar los parámetros del vapor, temperatura y presión. La turbina de gas tiene el principal rol en la producción de energía

eléctrica. Algunas plantas de ciclo combinado tienen en la caldera un quemador auxiliar, donde además de la recuperación de calor desde los gases de salida, provee un incremento en la cantidad de vapor producido. La eficiencia eléctrica podría disminuir, cuando se compara con una configuración estándar de ciclo combinado (sin quemador auxiliar), pero hay una flexibilidad adicional, donde la caldera puede ser alimentada con diferentes tipos de combustibles, no así la turbina. (Ordys, et al., 1994).

El vapor que se genera de la planta solar, se integra en la caldera de recuperación del ciclo combinado de forma de mantener la producción de energía eléctrica total del sistema, pero con un menor consumo de combustible. Existen varios métodos para transferir la energía térmica a la planta de ciclo combinado. Pero el método más eficiente para convertir la energía térmica solar en energía eléctrica es sacar el agua de alimentación desde el economizador, es decir, en la etapa de más alta temperatura del generador de vapor recuperador de calor, producir vapor saturado a alta presión, en la planta solar y retornar el vapor al HRSG para sobrecalentarlo y recalentarlo por medio de los gases de salida de la turbina de gas (Kelly, et al., 2001). De este modo se obtiene una planta termoeléctrica de ciclo combinado con colectores solares integrados (**ISCC**).

A continuación, se describen las características de las plantas de **ISCC** que están operando actualmente en el mundo.

La primera planta de generación de energía eléctrica que integra un planta de ciclo combinado, con una de colectores solares distribuidos (**ISCC**), está ubicada en HassiR'mel Argelia (Behar, et al., 2011). Está compuesta por un generador de ciclo combinado de 150 MW cada uno. La planta solar de 20MW, es un campo de colectores solares distribuidos, que ocupa un terreno de 183860(m²) donde a través de un tubo circula un aceite térmico (HTF) que ingresa al campo de colectores a una temperatura de 293°C y sale a 393°C. Esta planta no posee estanque de almacenamiento. El costo total aproximado de esta planta fue de 315 millones de Euros y comenzó a funcionar en Julio del 2011.

Existe otra planta de este tipo en funcionamiento que se ubica en Marruecos en la localidad de At Ain Beni Mathar (Aftzoglou, 2011). Esta planta tiene la característica de ser la más grande del mundo en su tipo con una capacidad de 470 MW con 20MW provenientes de la planta solar. Utiliza como fluido de transferencia de calor aceite térmico, que alcanza una temperatura de 393°C. Al igual que la planta de Argelia utiliza colectores cilindro parabólicos. La superficie que ocupa la planta de colectores solares alcanza a 180000(m²). Su producción anual media es de 3538(GWh), lo que equivale al 13% de la demanda nacional de Marruecos. La inversión total de esta planta fue de 416 millones de Euros.

Egipto cuenta con una planta de 150MW totales, con un aporte solar de 20 MW. La planta ISCC aporta 852 (GWh) anual, de los cuales el 4% corresponde a la planta solar, es decir 33(GWh). El campo solar tiene una superficie de 130800(m²) y cuenta con 160 colectores cilindro parabólicos. La inversión total de esta planta es de 150 millones de Euros.

Irán cuenta con una planta de 467 MW y 20 MW de aporte solar. La planta solar tuvo un costo de 18 millones de dólares y alcanza una superficie de 18 millones de dólares. Italia, a través de su proyecto Archimides cuenta con una planta de 467 MW, con 17 MW de energía solar (Cau, et al.,

2012). También se están construyendo este tipo de plantas en Australia, México y la India (Aftzoglou, 2011). La Tabla 2 muestra un resumen de las plantas **ISCC** existentes actualmente en el mundo.

Debido a que este tipo de tecnología es relativamente nueva, se han realizado diversos estudios técnicos y económicos para evaluar la factibilidad de este tipo de plantas. Hosseini et al. (2005) realizan una evaluación económica y técnica de una planta **ISCC** ubicada en Irán. En este trabajo se evalúa la eficiencia térmica y el factor de capacidad, el cual se define como la razón entre la energía anual producida y la máxima energía anual que se puede producir. Se evalúan además las consideraciones ambientales, por medio de la disminución de las emisiones de CO₂, la inversión, el costo de combustible y otros parámetros. Se concluye que una planta de **ISCC** es más factible que el tener una planta de generación solar en forma individual. Horn et al. (2004), también realizan un análisis económico de la planta **ISCC**, ubicada en Egipto. El estudio realizado incluye el VAN (valor actual neto) de dos alternativas de tecnologías de concentración solar, los colectores solares distribuidos y la torre de concentración solar. Determinan además, el costo incremental de agregar una planta solar a una planta base de ciclo combinado y los costos nivelados de producción de electricidad para la planta **ISCC** y la planta solar. Se concluye que el proyecto de construir una planta **ISCC**, provee beneficios ambientales y económicos para la generación de energía eléctrica en Egipto.

Tabla 2 Planta de ciclo combinado con colectores solares integrados.

Referencia	Localización	Potencia turbina gas [MW]	Potencia turbina vapor [MW]	Potencia planta solar [MW]	HTF
(Behar, et al.,2011)	Argelia	2x47	80	20	Aceite
(Cau et al.,2012)	Marruecos	2x150	170	20	Aceite
(Horn et al.,2004)	Egipto	74	80	20	Aceite
(Hosseini et al.,2005)	Irán	2x123	198	67	Aceite
(Cau et al.,2012)	Italia		750 (totales)	5	CO ₂

Por otro lado, Baghernejad & Yaghoubi, (2011) y Baghernejad & Yaghoubi, (2010) realizan una evaluación termodinámica de una planta **ISCC** ubicada en Yazd, Irán. La evaluación termodinámica corresponde a un análisis del sistema basado en la segunda ley de la termodinámica, que va más allá del análisis basado en la energía, donde se puede evaluar la magnitud de la destrucción de la exergía (porción de la energía que puede ser transformada en trabajo mecánico), identificar su ubicación y magnitud, además de determinar el origen de las ineficiencias termodinámicas de los sistema térmicos. En el primer estudio, realizan un análisis de la energía y exergía para el campo solar y la planta de ciclo combinado para evaluar el comportamiento de la planta y el momento de destrucción de la exergía. En el otro estudio utilizan el concepto exergoeconómico aplicando algoritmos genéticos para la optimización de una planta **ISCC**. El análisis exergoeconómico corresponde a un método que combina el análisis de exergía con estudios económicos. Este método provee una técnica para evaluar el costo de ineficiencias o el costo de la secuencia de un proceso individual, incluyendo productos intermedios o finales de cualquier sistema. El objetivo en este caso es minimizar una función que incluye el costo de inversión de los equipos y el costo de destrucción de la exergía. La optimización de la función la realizan utilizando algoritmos genéticos con un tamaño de

población de 100, con un máximo de generaciones de 100, con un número de hijos de la élite en cada población de 4, un crossover de 50% y un proceso de selección uniformemente estocástico. Las variables de decisión incluidas en el cromosoma corresponden a variables del proceso tales como temperatura, presión y eficiencia isentrópica¹

En Cau et. al (2012) se analiza el comportamiento de una planta **ISCC**, cuando el fluido de transferencia de calor es CO₂. Los resultados muestran que la eficiencia en la conversión de energía es levemente mejor, comparado con los sistemas basados en ciclos de vapor y muy similar a los sistemas que utilizan generación directa de vapor. En Nezaqmmahalleh et. al (2010) realizan el diseño conceptual y la evaluación técnica económica de una planta de ciclo combinado con colectores solares integrados con tecnología de generación directa de vapor, es decir, que utilizan agua como fluido de transferencia de calor. Esta tecnología la comparan con sistemas de ciclo combinado con colectores solares integrados que utilizan aceite como fluido de transferencia de calor. También la comparan con un sistema solar de generación de energía eléctrica. Se concluye que los costos nivelados para la planta **ISCC** con generación directa de vapor son menores a los otros dos casos.

Cau, et al., (2012) utilizan el software GateCycle ®, para la evaluación de la planta **ISCC**. GateCycle permite el diseño de plantas de CC, plantas con calderas que utilizan combustibles fósiles, sistemas de cogeneración, plantas de cogeneración, turbinas de gas de ciclo avanzado y muchos otros sistemas de energía. Puede ser usado para evaluación, diseño, remodelación, re-dimensionamiento de potencia y pruebas de aceptación. Pero este software GateCycle, no tiene implementados modelos de colectores solares, por lo que los autores desarrollan un modelo para la evaluación este tipo de plantas y utilizan GateCycle ® para evaluar la planta de CC. Tanto el software desarrollado por los autores para la planta solar, como los simuladores que contiene el software GateCycle ®, no son simuladores dinámicos.

Aftzoglou (2011), realiza un estudio desde el punto de vista termodinámico de una planta **ISCC** usando el principio de sobrecalentamiento. Este principio es en realidad el calentamiento del vapor a una temperatura más alta, antes de que entre a la turbina de vapor. El principio de sobrecalentamiento es aplicado a las plantas de energía de combustibles fósiles. El sobrecalentamiento puede ser considerado como un sistema de energía multi-fuente multi-producto, cuando el calor es suministrado por diferentes fuentes de energía, además de la fuente de energía primaria. En el caso de las plantas **ISCC** se tienen dos entradas en forma de calor (el combustible fósil y la energía solar térmica), y dos salidas, llamadas calor y potencia. En este estudio se utiliza el simulador CycleTempo (herramienta para análisis termodinámico y optimización de sistemas para la producción de electricidad, calor y refrigeración) desarrollado por Delft University of technology.

Cabe destacar que ambos simuladores, tanto el GateCycle como el propuesto por Aftzoglou, (2011) son simuladores estáticos y su objetivo es básicamente el diseño de plantas **ISCC**. Por el contrario, el simulador desarrollado en esta Tesis, es un simulador dinámico, apto para el diseño y dimensionamiento de plantas **ISCC**, estudio y desarrollo de estrategias de control de este tipo de plantas, y su optimización dinámica. Por esta razón, se considera que este trabajo es un aporte

¹ Eficiencia isentrópica compara el trabajo real de un equipo con el trabajo ideal.

para el estudio de las plantas **ISCC**, ya que no se ha encontrado en la literatura otro simulador de este tipo. El diseño está basado en el simulador de la planta de colectores solares ACUREX (Berenguel, et al., 1993) y del simulador de una planta de ciclo combinado presentadas en Sáez et. al (2005), el que a su vez se basa en la ecuaciones fenomenológicas desarrolladas por Ordys et. al (1994).

1.2. Planteamiento del problema

La necesidad de aumentar la capacidad de generación de energía eléctrica en Chile y en el mundo de forma sustentable y eficiente, hacen necesario considerar la utilización de nuevas tecnologías que utilicen menos combustibles fósiles y aprovechen las energías renovables.

Es así como la construcción de plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados (ISCC) , han sido un gran aporte a las nuevas tecnologías de generación de energía de forma sustentable en el mundo. Considerando por otro lado que Chile tiene los valores de radiación solar más altos del mundo, lo que beneficia el uso de energía solar para la producción de energía, es que en este trabajo de tesis se estudian las plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados (**ISCC**). La construcción de una planta solar de generación de energía integrada a una planta de ciclo combinado, no solo es más eficiente que su construcción en forma individual, sino también mejora la eficiencia de la planta de ciclo combinado. Por esta razón, es que se analizan las ventajas comparativas de una planta **ISCC**, con respecto a las planta de ciclo combinado.

Para ello se estudian en detalle el funcionamiento de las plantas solares y las plantas de ciclo combinado por separado. Para el caso de las plantas solares, se estudian las variables principales que describen el sistema, generando modelos representativos de su comportamiento dinámico. Se desarrolla un modelo difuso de Takagi & Sugeno y se diseña además una estrategia de control predictivo difuso para la planta solar, que mejora su comportamiento como parte de la planta **ISCC**.

Teniendo presente además, que este tipo de tecnología es relativamente nueva, es que es importante estudiar el comportamiento de la planta **ISCC**; tanto en régimen permanente como en régimen transiente. También es relevante analizar y diseñar sistemas de control, que permitan mejorar su operación y la eficiencia de este tipo de plantas. Por estas razones se diseña un simulador dinámico de la planta **ISCC**, que permite estudiar el comportamiento de la planta ante cambios en la dinámica del sistema. El simulador permite además la implementación y validación de diferentes estrategias de control.

Utilizando el simulador desarrollado de la planta **ISCC**, se estudia su comportamiento y se compara con una planta de ciclo combinado. Dentro de este marco se estudian las variables relevantes de la caldera, fundamentalmente el consumo de combustible.

Se diseña una estrategia de control supervisor para la planta **ISCC**. Se propone esta estrategia de control supervisor, por las ventajas que tienen este tipo de estrategias, comparadas con las estrategias convencionales. El controlador supervisor entrega el punto de operación al nivel regulatorio, basado en la optimización de una función objetivo definida específicamente para cada sistema. La función objetivo puede representar índices de tipo económicos, como de funcionamiento de la planta. Dentro de los índices económicos se pueden considerar los beneficios económicos de la planta, sus costos operacionales, consumo de energía y otros criterios. Dentro de los índices de funcionamiento se pueden considerar la regulación de alguna

variable y la optimización del costo de control. La función objetivo definida en esta tesis, para el controlador predictivo supervisor, considera la optimización del error de regulación de la presión de vapor de la caldera, la optimización del costo de control, es decir, la variación del flujo de combustible del quemador auxiliar y la minimización del costo de combustible.

La estrategia de control diseñada fue implementada y validada utilizando el simulador de la planta **ISCC**. Los resultados obtenidos para el control supervisor, se comparan con los resultados obtenidos con controladores PI a nivel regulatorio.

1.2 Objetivos

El objetivo principal de esta tesis es el diseño de una estrategia de control predictivo para una planta termoeléctrica de ciclo combinado con colectores solares integrados, que permita optimizar su funcionamiento en términos operacionales y económicos.

1.3 Objetivos específicos

Dentro de los objetivos específicos que se consideran en este trabajo están:

- Modelar las componentes del sistema integrado, para el diseño de estrategias de control.
- Diseñar una estrategia de control predictivo para la planta de colectores solares distribuidos.
- Desarrollar un simulador dinámico integrado de la planta **ISCC**, utilizando Matlab-Simulink, aprovechando los simuladores individuales con que se cuenta, tanto para la planta de colectores solares (Camacho & Berenguel, 1994), como de la planta de ciclo combinado (Sáez, et al., 2002). Esto incluye el diseño de los componentes que integran ambos simuladores.
- Diseñar una estrategia de control predictivo para la planta **ISCC**, que considere índices de optimización operacionales y económicos.
- Evaluar la estrategia de control utilizando el simulador desarrollado y comparar los resultados obtenidos con otra estrategia de control convencional.

1.4 Estructura del trabajo de Tesis

La estructura de la tesis está compuesta por seis capítulos. En el Capítulo 2 se desarrolla la fundamentación del control predictivo difuso.

En el Capítulo 3 se desarrolla un modelo difuso de una planta de colectores solares distribuidos. Con este modelo se diseña una estrategia de control predictivo difuso para una planta solar. Los resultados obtenidos se contrastan con un control predictivo lineal de la planta de colectores solares.

En el Capítulo 4 se presenta el diseño de un simulador dinámico para la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados. Para ello primeramente se diseña un simulador para un generador de vapor solar y otro simulador para el sobrecalentador de la caldera de la planta ISCC. Con el simulador obtenido se realizan diferentes simulaciones y se comparan estos resultados con los obtenidos para una planta de ciclo combinado.

El Capítulo 5 se realiza la modelación de la planta ISCC por medio de un modelo lineal ARIX. Con este modelo se diseña una estrategia de control predictivo supervisor para la planta de **ISCC**. Los resultados obtenidos se comparan con una estrategia de control convencional PI a nivel regulador. Finalmente, en el Capítulo 6 se presentan las conclusiones y trabajos futuros.

Capítulo 2. Control predictivo difuso

El control predictivo basado en modelos (MPC) es una familia de algoritmos avanzados de control de procesos, los cuales han ido aumentando su aplicaciones en los últimos años (Chang & Tsai, 2013). La técnica del MPC está basada en el uso de un modelo para la predicción del comportamiento futuro de un sistema sobre un horizonte de predicción. En cada instante de muestreo, se resuelve un problema de optimización en línea sobre el horizonte de predicción, para obtener la señal de control (Khairy, et al., 2010). MPC es la única metodología de control que permite el uso de restricciones de forma sistemática durante el diseño e implementación del controlador (Sarimveis & Bafas, 2003).

La primera referencia a un MPC se encuentra en Richalet et. al (1978). Después de esto han aparecido otras técnicas de diseño para MPC, tales el control de modelo algorítmico (MAC), control de matriz dinámica (DMC), Control de modelo interno (IMC), control de matriz dinámica lineal (LDMC), control de matriz dinámica cuadrática (QDMC) y control predictivo generalizado (GPC).

Todos estos algoritmos utilizan modelos lineales de la planta. Sin embargo, la mayoría de los procesos son no lineales. Este hecho, además de las especificaciones de calidad cada vez más altas, las exigencias de regulaciones ambientales, y exigencias de tipo económicas en la industria de procesos, requieren operar el sistema muy cerca de los límites de la región de operación admisible. En estos casos, los modelos lineales, son a menudo inadecuados para describir la dinámica del proceso y se necesita utilizar modelos no lineales. Esto motiva el uso de control predictivo basado en modelos no lineales (Allgöwer, et al., 2011).

Varios tipos de enfoque pueden ser considerados para modelar sistemas no lineales para usarlos en MPC. Una opción adecuada es la aplicación de modelos basados en sistemas de lógica difusa (Mendes & Araújo, 2012). Dentro de este ámbito es que se presenta a continuación la modelación difusa y el control predictivo difuso.

2.1 Modelación e identificación difusa

El uso de modelos difusos en MPC está teóricamente respaldado en el hecho de que los sistemas de lógica difusa son aproximadores universales. Los modelos de Takagi & Sugeno (T&S) son adecuados para modelar una gran clase de sistemas no lineales y han ganado una gran popularidad, ya que la estructura de las reglas de las consecuencias es un función matemática (Mendes, et al., 2013).

Desde el punto de vista de la implementación, los modelos de Takagi y Sugeno (T&S) son simples y computacionalmente eficientes (Babuška, 1998).

2.1.1 Estado del arte

Diferentes autores han desarrollados variadas técnicas para poder obtener modelos difusos de forma que representen eficientemente el sistema. Es así como existen muchos métodos de

identificación de modelos no lineales, pero muchos de ellos asumen que la estructura del sistema está dada a priori (Haber & Unbehauen, 1990). En este artículo se analiza el problema de identificación de la estructura, definida por la selección de las variables de entrada significativas entre todas las variables posibles. Primero, de forma trivial se busca la mejor estructura para ajustar al modelo para todas las estructuras posibles. Luego, se aplica regresión paso a paso, donde se comienza con la selección de los componentes que tienen mayor correlación con las variables de salida del primer modelo. Los residuos de este modelo están correlacionados con las variables candidatas a permanecer en el modelo. En cada próximo paso, la variable que es incluida es la que tiene mayor correlación con el residuo del paso previo.

Sugeno y Yasuka (1993) proponen un método heurístico basado en la selección de una variable de entrada aumentando el número de variables de entrada una por una, de acuerdo al criterio RC (Regularity Criterion).

La identificación de modelos difusos es un proceso complejo que incluye diferentes etapas. Una de las etapas más importantes es la determinación del número de clusters. Gath y Geva (1989), proponen medidas de validez del cluster basado en el comportamiento de la partición obtenida, usando algún criterio como distancia al cluster, la densidad de partición y la entropía. Esta aproximación implica un alto esfuerzo computacional, ya que el clustering debe repetirse varias veces.

Krishnapuram & Freg (1992), describen CCM (Compatible Cluster Merging), para encontrar el número de cluster lineales o en un plano. El algoritmo comienza con un número máximo de clusters, y se van reduciendo hasta que se alcanza un determinado criterio y no pueden combinarse más clusters. Kayman & Babuska (1995), proponen una modificación al algoritmo CCM basado en un criterio menos conservador. Además, Kim et al. (1997) presentan un método de identificación combinada del método de T&S y los modelos de Sugeno y Kasukawa, de forma aprovechar las ventajas del clustering de regresión difusa como sintonía de parámetros y el método del gradiente descendente para ajustar estos parámetros con mayor precisión.

En Abonyi et al. (1999), se propone una modificación al algoritmo difuso de Gath-Geva (GG) para la identificación de modelos de T&S, para obtener directamente las funciones de pertenencia usando los parámetros de los clusters. En GG una transformación lineal de las variables de entrada, basada en la proyección del eje ortogonal de la función de pertenencia, permite recuperar la precisión de la partición difusa de los antecedentes. Sin embargo, el modelo resultante no es transparente, ya que los términos lingüísticos definidos en la combinación lineal de las variables de entrada es difícil de interpretar. Para formar un modelo que sea fácilmente interpretable y que no dependa de la transformación de los parámetros de entrada, se propone un nuevo algoritmo de clustering, basado en la identificación de modelos de mezcla Gaussiana de maximización de la esperanza. El nuevo prototipo de cluster propuesto, puede ser fácilmente representado por un modelo interpretable de Takagi & Sugeno. Los resultados muestran que con el algoritmo modificado de GG no solo se obtiene un buen comportamiento de la predicción, sino también que la interpretabilidad del modelo mejora.

Por otro lado, Roubus y Setnes (2001) proponen un complejo algoritmo de reducción, basado en optimización por medio de algoritmos genéticos, para encontrar las reglas redundantes, utilizando

un criterio de precisión máxima y similitud máxima del conjunto. La mayoría de los métodos propuestos utilizan las capacidades de aproximación de la función de sistemas difusos y poca atención a los aspectos cualitativos. En este caso, se enfocan en el diseño de modelos basados en reglas difusas interpretables y de clasificadores de datos con baja intervención humana. Se presenta un esquema de modelación que combina tres herramientas para la modelación en base a reglas: 1) clustering difuso; 2) simplificación del manejo de las similitudes y, 3) optimización evolucionaria. Se muestra que con la combinación de diferentes herramientas para inicializar, sintonizar y manipular los modelos, se obtienen modelos difusos basados en reglas compactos, de baja complejidad y con una buena exactitud de aproximación.

Hajili y Wetz (2002) proponen un método de identificación para un modelo de T&S incorporando selección de reglas óptimas y variables de entrada. Para determinar el número de reglas óptimas se desarrolla un algoritmo basado en compactación y separación de clusters. Luego, se descarta una variable de entrada si la partición difusa no cambia significativamente cuando esta variable es eliminada.

En Abonyi & Szeifert (2003), se plantea un clasificador difuso cuya estructura es distinta a la estructura clásica para los modelos difusos. En la estructura clásica se establece una regla (consecuencia) por cada región difusa (cluster) de los antecedentes. La estructura planteada por Abonyi & Szeifert, mejora los clasificadores basados en reglas, permitiendo el uso de definiciones de clases que se superponen. Esto permite mejorar la interpretabilidad de los resultados y proporciona más información sobre el proceso de toma de decisiones.

Sanandaji et al. (2007) presentan la identificación de un modelo multi-input multi-output (MIMO) de Takagi & Sugeno (T&S), basado en algoritmos genéticos. Los algoritmos genéticos son usados para la identificación de parámetros y sintonía de las funciones de pertenencia. Utilizan el algoritmo de mínimos cuadrados recursivos, para estimar los parámetros de las consecuencias de las reglas difusas de T&S. El principal objetivo de este trabajo es comparar el método propuesto, con el método tradicional de identificación de T&S. Los resultados muestran que con este enfoque de identificación, se obtienen modelos más precisos que los obtenidos para el caso de identificación de T&S tradicional.

Kung y Su (2007), proponen un novedoso enfoque para la identificación del modelo de Takagi y Sugeno, el cual se basa en el algoritmo de clustering basado en un modelo de regresión-c difusa (FCRM) por sus siglas en inglés. El algoritmo propuesto se denomina NFCRMA (Novel Fuzzy C- Regressive Model Algorithm). Este algoritmo tiene la misma función objetivo de clustering que el FCRM el que a su vez se deriva de FCM (Fuzzy C Means). El algoritmo de FCM es un algoritmo que calcula la distancia desde el dato hasta el centro del cluster en base a la norma Euclídeana, y así obtiene cluster con forma de hiper esferas en sentido geométrico. Sin embargo, no necesariamente implica que los pares de datos de entrada – salida del mismo cluster FCM compartan la misma función de entrada – salida, porque FCM define los clusters por distancia geométrica pero no toma en cuenta la relación funcional entre las variables de entrada y de salida. La comparación entre los tres algoritmos son básicamente que: i) FMC desarrolla cluster con forma de hiper esferas, mientras que FCRM y NFCRMA desarrollan cluster con forma de hiper planos. ii) La representación de los cluster por FMC son puntos, en cambio la representación de los cluster en FCRM y NFCRMA son hiperplanos. iii) Los algoritmos FCM y NFCRMA

obtienen la representación de cada cluster calculando las medias ponderadas de los datos afiliados con soluciones analíticas, en cambio FCRM adopta mínimos cuadrados recursivos ponderados. El método propuesto NFCRMA tiene una excelente capacidad para construir modelos difusos de T&S afines, con reglas difusas compactas para un sistema desconocido.

Un método de clustering difuso basado en optimización por caos es presentado por Li et al. (2008). Se basa en la partición del espacio difuso y obtención de las reglas por medio de la teoría del caos. Para obtener los parámetros de las consecuencias utilizan el método de los mínimos cuadrados. Con esto se logra mayor precisión en la partición del espacio difuso y en consecuencia un modelo más preciso, que el obtenido con métodos convencionales. En Celikyilmaz & Turksen (2008) se propone una técnica de identificación difusa, la cual combina el método de estimación de funciones y clustering difuso mejorado. El nuevo algoritmo de clustering considera la clásica distancia difusa c-means y regresión residual difusa, donde los valores de las funciones de pertenencia son usados como entradas adicionales. Esta metodología puede aproximar el sistema en forma más precisa comparada con otros modelos difusos clásicos.

Nefti et al. (2008), presentan un método nuevo para combinar (merge) conjuntos difusos, basado en clustering en el espacio de parámetros. El grado de inclusión asociado a cada punto, es evaluado con respecto a un prototipo en el espacio de los parámetros. Los conjuntos difusos son reemplazados por el prototipo de conjunto difuso más compatible, el que se determina por medio del algoritmo de clustering basado en la inclusión. La ventaja del método propuesto, es que permite el control explícito sobre la complejidad deseada del modelo simplificado, evitando de esta forma el problema de sensibilidad relacionado al *merging*, que se presenta en otros métodos propuesto en la literatura.

Yu & Li (2009) presentan un método de modelación con reglas difusas y máquinas de soporte vectorial (Support Vector Machines SVM). La idea básica de SVM es asignar los datos de entrada en un espacio de alta dimensión y luego resolver un problema de programación cuadrática con una función de costo. Una importante propiedad de SVM es que el vector solución contiene soluciones distintas de cero, las cuales son llamadas vector de apoyo, los que son útiles para el modelo. En primer lugar, se desarrolla un método de clustering en línea para dividir los datos de entrada y salida en varios grupos con el mismo intervalo de tiempo. Las SVM pueden separar los datos en dos clases con un margen máximo para el hiperplano. El margen está definido como el mínimo de la distancia desde la muestra a la superficie del hiperplano. Las reglas difusas son generadas automáticamente. Se aplican ritmos de aprendizaje variables en el tiempo para actualizar las funciones de pertenencia de las reglas difusas. Los errores de modelación demostraron que el sistema es robustamente estable, con incertezas acotadas por un método de Liapunov. Se obtiene un modelo con buena precisión y adecuado para la modelación difusa en línea.

En los modelos difusos, se buscan los parámetros de las funciones de pertenencias de forma de aproximarse a la función objetivo. Existen varios métodos para actualizar estos parámetros. Uno de ellos es el método del gradiente. Khan et al. (2010) presentan varias técnicas del gradiente y las utilizan para la identificación de sistemas no lineales difusos. Las técnicas presentadas las aplican al seguimiento de una señal de referencia externa utilizando un modelo difuso estándar. Se observa que mientras más eficiente es la técnica utilizada, menor es la complejidad del

algoritmo. Además, se tiene que mientras mayor es la complejidad del algoritmo utilizado, mejor es la velocidad de simulación.

Por otra parte Dovzan & Skrjanc (2011), realizan una identificación en línea y la adaptación de un modelo difuso de T&S. Ellos combinan un algoritmo de Gustafson-Kessel basado en clustering recursivo y un método de mínimos cuadrados recursivos difuso. Se calculan para este método las ecuaciones recursivas para la matriz de covarianza difusa, sus inversas y los centros de los cluster. El método es desarrollado para ser utilizado en un controlador funcional adaptivo difuso, para sistemas de control no lineales dinámicos, donde la no linealidad es dependiente del tiempo. También puede ser usado para detección de fallas. Utilizan el método de clustering de Gustafson-Kessel y las ecuaciones recursivas son derivadas directamente del algoritmo fuera de línea. El comportamiento del método es comparable a otros métodos en línea ya establecidos.

Por otro lado, existen diferentes algoritmos diseñados para trabajar problemas de alta dimensionalidad. Para estos sistemas, el manejo de datos para la modelación difusa se realiza normalmente de dos formas distintas: partición de rejilla (grid-partitioning) o el método basado en clustering de datos. En el primer método se define un número de conjuntos difusos bien distribuidos para cada variable. Las reglas difusas correspondientes son obtenidas basadas en la partición fijada de conjuntos difusos. En este caso, los conjuntos difusos son compartidos por todas las regla difusas. En contraste, el segundo método utiliza data-clustering para definir los conjuntos difuso y las regla difusas simultáneamente. Aquí, un cluster está asociado a una regla difusa; los conjuntos difusos no son compartidos por todas las reglas, pero cada conjunto solo es mapeado dentro de una regla difusa particular. Comparado con el método de partición de rejilla, este método necesita menos reglas difusas para logra un cierto nivel de precisión, sin embargo los conjunto difusos no están bien distribuidos en forma uniforme y no son consistentes con el conocimiento humano y su entendimiento. El método basado en partición de rejilla produce un sistema más interpretable, pero no puede evitar el problema de introducir un alto número de reglas difusas para problemas de alta dimensionalidad. El otro problema que se encuentra en la modelación de alta dimensionalidad es que puede incluir muchas condiciones en los antecedentes (premisas), que afecta su interpretabilidad (Zhang & Mahfouf, 2011).

Zhang & Mahfouf (2011), proponen una nueva partición difusa, de forma de construir un sistema difuso compacto, basado en 'reglas difusas cortas' (short fuzzy rules), en las cuales solo se usen pocas pero estratégicas premisas. La importante disminución en el número de reglas difusas, hace que una regla difusa corta posea mayor capacidad de generalización y pueda cubrir un rango más amplio del espacio de entradas. Esta metodología es propuesta pensando en modelación de sistemas de alta dimensión, por ello la generación de reglas se realiza considerando cuales de ellas pueden reducir considerablemente el tiempo computacional.

Mendes et al. (2013) proponen un método para identificación adaptiva y control para aplicaciones industriales. El aprendizaje de los modelo de T&S es obtenido a partir de los datos de entrada/salida para obtener un modelo no lineal por medio de algoritmos genéticos jerarquizados. Este enfoque está constituido por cinco poblaciones jerarquizadas, donde cada población representa diferentes especies. El primer nivel es el responsable de seleccionar un conjunto de variables de entrada y sus respectivos tiempos de retardo. El segundo nivel está constituido por todos los antecedentes de las funciones de pertenencia del modelo de T&S. Las reglas

individuales son tratadas en el tercer nivel. El conjunto de reglas difusas se manejan en el nivel cuatro y la población del sistema difuso se toma del nivel cinco. Se aplica un método de inicialización, de forma de reducir el tiempo computacional y aumentar el rendimiento. Para que sea adecuado a plantas no lineales y procesos variantes en el tiempo, el modelo difuso es adaptado en línea para mantener la calidad de la identificación y el control. El método resulta adecuado para identificación de sistemas no lineales y puede ser usado satisfactoriamente como modelo de predicción del proceso en un controlador GPC.

De los trabajos anteriormente revisados se puede concluir que los modelo difusos de T&S, son ampliamente utilizados en la identificación de sistemas. Por esta razón es que a continuación se presentan los modelo de T&S en forma detallada.

2.1.2 Modelos de Takagi & Sugeno

Los modelos de Takagi & Sugeno basados en reglas son especialmente adecuados para la aproximación de sistemas dinámicos. Las reglas de las consecuencias son generalmente constantes o como funciones afines de las entradas (Roubus & Setnes, 2001).

En general, los modelos difusos de T&S son modelos no lineales autorregresivos con variables eXogenas (NARX) que tienen la siguiente estructura (Sáez & Cipriano, 2001):

$$y(k) = f(x(k)) \quad (2.1)$$

$$\text{con } x(k) = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_j \\ x_{na} \\ x_{na+1} \\ \vdots \\ x_{na+nb} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ \vdots \\ y(k-j) \\ y(k-na) \\ u(k-nk-1) \\ \vdots \\ u(k-nk-nb) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

donde $y(k)$ es la variable de salida, f es la función no lineal que debe ser estimada y $u(k)$ corresponden a las variables de entrada del proceso. La función no lineal f para los modelos de T&S queda:

$$\begin{aligned} &\text{if } y(k-1) \text{ is } A_1^r \text{ and } \dots \text{ and } y(k-na) \text{ is } A_{na}^r \text{ and } u(k-nk-1) \text{ is } A_{na+1}^r \\ &\text{and } \dots \text{ and } u(k-nb-nk) \text{ is } A_{na+nb}^r \text{ then} \quad (2.3) \\ &y_r(k) = g_0^r + g_1^r y(k-1) + \dots + g_{na}^r y(k-na) + g_{na+1}^r u(k-nk-1) + \dots + g_{na+nb}^r u(k-nb-nk) \end{aligned}$$

donde A_i^r son los conjunto difusos, g_i^r son los parámetros de las consecuencias e y_r es la salida de la regla r .

La salida final del modelo de T&S puede ser expresado por una defusificación de las media ponderadas como sigue (Li, et al., 2009).

$$\hat{y}(k) = \frac{\sum_{r=1}^M w_r y_r(k)}{\sum_{r=1}^M w_r} \quad (2.4)$$

donde el peso w_r representan el grado de activación de la regla r , el cual puede ser calculado como

$$w_r(x) = \prod_{j=1}^{na+nb} \mu(A_j^r) \quad (2.5)$$

donde $\mu(A_j^r)$ es el grado de pertenencia de la función del conjunto difuso A_j^r , el cual puede ser descrito por diferentes funciones. Li et. al (2009) presentan una función Gaussiana de la forma dada en (2.6).

$$\mu(A_j^r) = \exp\left(-\frac{(x_j - v_{rj})^2}{\sigma_{rj}}\right), \quad r = 1, \dots, M, \quad j = 1, \dots, na + nb \quad (2.6)$$

donde v_{rj}, σ_{rj} representan el centro y el ancho de la función de pertenencia, respectivamente.

Sáez y Cipriano (2001) utilizan la función de pertenencia presentada en la ecuación (2.7)

$$\mu(A_j^r) = \exp(-0.5(a_j^r(x_j - b_j^r))^2) \quad (2.7)$$

donde a_j^r y b_j^r son los parámetros de la función de pertenencia y x_j está definida en la ecuación (2.2).

A continuación se describe el método de identificación difusa desarrollado por Sáez y Cipriano (2001), el cual será utilizado posteriormente en la identificación de la planta de colectores solares distribuidos.

2.1.3 Identificación difusa

Sáez y Cipriano (2001) presentan un método para la identificación de la estructura de un modelo difuso, basado en un análisis de sensibilidad, donde la influencia de cada variable de entrada es calculada para determinar la estructura óptima. La influencia o sensibilidad está definida por la derivada del modelo de salida con respecto a cada variable de entrada.

Se escogió este método debido a que permite obtener la mejor estructura, ajustando sólo dos modelos difusos, lo que contrasta con los métodos heurísticos donde se necesitan muchos modelos para obtener el modelo óptimo. Además, el método basado en el análisis de sensibilidad permite estudiar el universo completo de modelos posibles, dentro de la complejidad máxima definida por el modelo inicial.

La identificación de sistemas no lineales se puede realizar exitosamente por medio de modelos difusos de T&S, con funciones de pertenencia Gaussianas, ya que no presentan discontinuidad en

la derivada (Babuška, 1998). La descomposición del sistema no lineal en conjuntos de modelos lineales locales, se realiza por medio del clustering difuso. El diagrama de la Figura 3 muestra las etapas que se realizan para la identificación de un modelo difuso de T&S, con clustering difuso (Sáez & Cipriano, 2001).

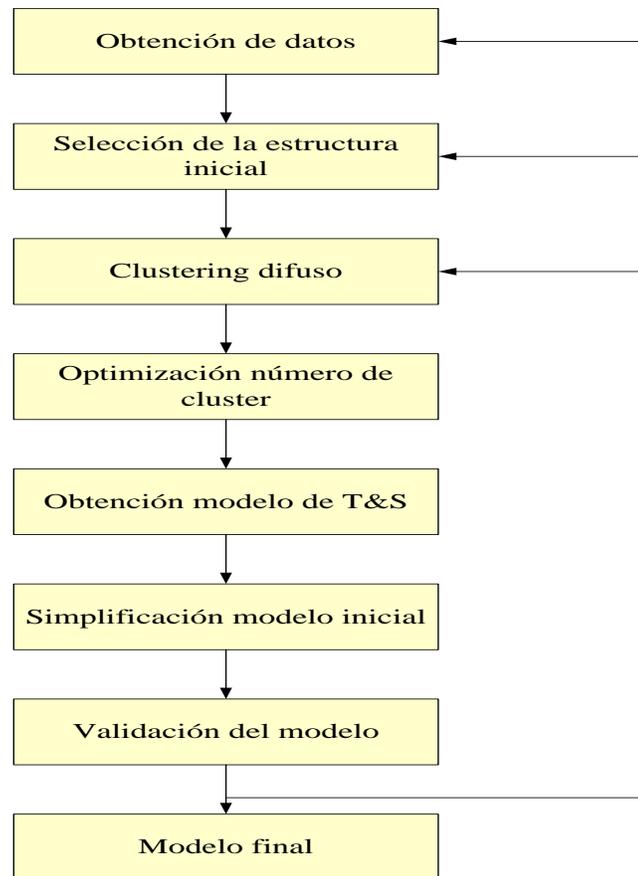


Figura 4. Procedimiento de identificación difusa.

A continuación se detalla cada paso del procedimiento de identificación.

Obtención de datos

Para cualquier método de identificación, los datos deben incluir suficiente información de forma de cubrir las diferentes regiones de operación del proceso. Al inicio de la identificación en la etapa de obtención de datos, se dividen los datos en tres conjuntos, uno para entrenamiento, otro para validación y un tercero para test. El conjunto de datos de entrenamiento se utiliza para determinar la estructura del modelo y sus parámetros. El conjunto de validación se utiliza para evaluar el comportamiento del modelo encontrado. Finalmente, el conjunto de datos de test se utiliza para la evaluación final del modelo.

Selección de la estructura inicial

Una vez obtenido los datos adecuados se escoge una estructura inicial para el modelo difuso, seleccionando las entradas del modelo de T&S de la forma dada en (2.2) y (2.3).

Este método consiste en que el modelo inicial escogido, use el máximo posible de variables de entrada (Sáez & Cipriano, 2001). El orden máximo de este modelo está definido por medio del conocimiento del proceso.

Clustering difuso

Luego de la selección de la estructura inicial se realiza el clustering difuso. Para ello es posible utilizar el algoritmo de Gustafson y Kessel (1978) (GK). Este emplea una norma de la distancia adaptiva dada por (2.8). Cada cluster tiene su propia matriz de norma inducida A_i , la que queda expresada por (2.9) (Babuška, 1998).

$$D_{ikA}^2 = \|z_k - v_i\|_A^2 = (z_k - v_i)^T A_i (z_k - v_i), \quad (2.8)$$

Donde D_{ikA} representa la distancia entre un punto del conjunto y el centro del cluster, z_k es el punto evaluado y v_i es el centro del clusters. Las matrices A_i son usadas como variables de optimización. La función objetivo del algoritmo de GK está definida por

$$J(Z; U, V, A) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ikA_i}^2, \quad (2.9)$$

donde $U \in M_{fc}$, $V \in \mathfrak{R}^{n \times c}$ y $m > 1$, con M_{fc} partición difusa del espacio, $A = (A_1, A_2, \dots, A_c)$. La solución,

$$(U, V, A) = \arg \min_{M_{fc} \times \mathfrak{R}^{n \times c} \times PD^n} J(Z; U, V, A) \quad (2.10)$$

son puntos estacionarios de J, donde PD^n denota un espacio de $n \times n$ matrices definidas positivas. Usando el método de los multiplicadores de Lagrange, se obtiene la siguiente expresión para A_i :

$$\begin{aligned} |A_i| &= \rho_i, \quad \rho_i > 0, \quad \forall i \\ A_i &= [\rho_i] \det(F_i)^{1/n} F_i^{-1}, \end{aligned} \quad (2.11)$$

donde F_i es la matriz de covarianza difusa del i-ésimo cluster definida por (Babuška, 1998):

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m (z_k - v_i)(z_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m}, \quad (2.12)$$

ρ_i corresponde al volumen del cluster, y que normalmente se fija en 1 para cada cluster.

Una ventaja del algoritmo de Gustafson. Kessel es que puede detectar cluster de diferentes formas y orientaciones en un conjunto de datos.

Optimización del número de clusters

Una vez realizado el clustering difuso, se hace la optimización del número de clusters. Para ello se utiliza un método heurístico, que consiste en evaluar el error del modelo inicial usando algún índice de error como el RMS. La primera evaluación del error se realiza definiendo un valor para el número de cluster. Luego, se va aumentando el número de cluster, hasta encontrar que el error, no aumenta significativamente a pesar del aumento del número de cluster. Esta operación se realiza tanto en el conjunto de entrenamiento como en el de validación.

Obtención modelo de T&S

Una vez encontrado el número de clusters óptimos en el espacio de salida, se puede inducir un cluster en el espacio de la variable de entrada, por medio de la proyección de este cluster en cada eje de cada variable de entrada, con lo que se obtiene los conjuntos difusos y los parámetros de las premisas para las entradas. Luego se calculan las consecuencias del modelo de T&S usando el método de mínimos cuadrados, el cual minimiza el error entre la salida del proceso y la salida del modelo difuso.

Simplificación del modelo inicial

Una vez definido el número de cluster y de haber obtenido un modelo inicial, es necesario seleccionar cuales son las variables más significativas de este modelo. La selección de las variables se hace por medio del método análisis de sensibilidad presentado por Sáez y Cipriano (2001).

Como se explicó anteriormente este método consiste en fijar un modelo inicial que use el máximo posible de variables de entrada (Sáez & Cipriano, 2001). El orden máximo de este modelo está definido por medio del conocimiento del proceso. Luego se calcula la influencia o sensibilidad de cada variable de entrada. Para ello primero es necesario normalizar las variables de entrada y salida para eliminar el efecto del tamaño y sus unidades.

En general, la sensibilidad ξ_i de un modelo no lineal NARX ((2.1) y (2.2)) está definida por:

$$\xi_i(x) = \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} \quad (2.13)$$

Donde f es una función no lineal, x es el vector de las variables de entrada y x_i una variable de entrada.

La sensibilidad de cada variable de entrada representa la relevancia de esta variable con respecto a la salida del modelo. Si la derivada de (2.13) es cero, entonces la variable es irrelevante.

Para el caso particular del modelo difuso (2.4) y (2.5) y de la función de pertenencia dada en (2.7) la sensibilidad de la variable está dada por (Sáez & Cipriano, 2001):

$$\xi_i(x) = \frac{\sum_{r=1}^M (w_r c_i^r y_r + g_i^r w_r) \sum_{r=1}^M w_r - \sum_{r=1}^M (w_r c_i^r) \sum_{r=1}^M (w_r y_r)}{\left(\sum_{r=1}^M w_r \right)^2} \quad (2.14)$$

donde $c_i^r = -(a_i x(x_i - b_i^r)) x a_i^r$, con a_i^r y b_i^r son los parámetros de la función de pertenencia dada por (2.7) y x_i es una variable de entrada definida en (2.2).

La sensibilidad $\xi_i(x)$ depende de las variables de entrada x , y son evaluadas utilizando el conjunto de entrenamiento. Para comparar la sensibilidad de cada variable de entrada, se define un índice dado por:

$$I_i = \mu_i^2 + \sigma_i^2 \quad (2.15)$$

Donde μ_i es la media y σ_i es la desviación estándar de la sensibilidad.

Luego, el modelo difuso se obtiene utilizando las variables que tienen el mayor índice de sensibilidad asociada.

Validación del modelo

Finalmente, una vez que se tiene el modelo de T&S, es necesario validar ese modelo tal como se indica en la Figura 4. Para ello es necesario evaluar el modelo en el conjunto de test. Si la evaluación entrega un índice de error adecuado, entonces se obtiene el modelo final. Si no, se regresa a alguna etapa inicial, para verificar si los datos utilizados no son correctos o son insuficientes. También puede suceder que las variables de entrada escogidas para el modelo inicial no sean las adecuadas, o bien el proceso de clustering no se realizó correctamente.

Una vez encontrado el modelo difuso adecuado, este se puede utilizar para el desarrollo de estrategias de control predictivo difuso.

2.2 Estrategias de control predictivo difuso

La esencia del control predictivo basado en modelos (MPC), es la optimización del comportamiento futuro del proceso con respecto a los valores futuros de las variables manipuladas del proceso. El objetivo de usar modelos no lineales en MPC es mejorar la calidad de la predicción de entradas y salidas del proceso (Allgöwer, et al., 1999). Si el modelo no lineal utilizado es un modelo difuso, entonces se habla de un control predictivo difuso.

2.2.1 Estado del arte

Dentro de las primeras soluciones desarrolladas para métodos de control predictivo difuso no lineal está la propuesta por Roubus et al. (1998). Utilizan la estructura de un modelo de T&S. En cada tiempo de muestreo se calcula un nuevo modelo por medio de la linealización local de los modelos de T&S, el que es usado para calcular la próxima acción de control usando un controlador predictivo lineal. Este algoritmo MPC es usado junto con un esquema de control de modelo interno (IMC), el cual es utilizado para compensar las perturbaciones del proceso, ruidos de medición, y errores de modelación. En general, el esquema del IMC consiste de tres partes: 1) un modelo interno para predecir el efecto de la acción de control en la salida del proceso, 2) un filtro realimentado para lograr robustez, y 3) un controlador para optimizar el proceso. Sin embargo, este método entrega una solución sub-óptima, pero requiere de menor tiempo de computacional que el planteado por Kim y Huh (1998), en un trabajo similar.

Espinosa et al. (2005), Espinosa y Vandewalle (1999) y Espinosa y Vandewalle (1998), proponen un algoritmo de control predictivo difuso basado en la aproximación de la respuesta libre y la respuesta forzada de un modelo difuso. En este caso, la solución analítica obtenida del controlador predictivo es similar a una obtenida por medio de un controlador predictivo basado en un modelo lineal. Hadjili y Wertz (1999), Espinosa y Vandewalle (1999) y Nounou y Passino (1999), describen controladores predictivos similares, donde el predictor difuso es linealizado, usando grados de activación constantes para el horizonte futuro y una solución analítica de un MPC lineal. Estos algoritmos son comparados favorablemente con el algoritmo de Roubus et al. (1998), pero ambos generan soluciones sub-óptimas.

Babuska (1998) y Babuska et al. (1999) desarrollan un predictor difuso multipaso. El modelo no lineal, primero es linealizado en el paso actual, donde se obtiene la acción de control actual. Esta acción de control es utilizada para predecir la salida siguiente. El modelo no lineal, es linealizado nuevamente, alrededor de ese punto de operación. Este procedimiento se repite hasta el horizonte de predicción. De esta forma se obtienen acciones de control futuras, las cuales son adecuadas para grandes horizontes de predicción. Sin embargo, estas soluciones generan altos tiempos computacionales.

Los algoritmos de control predictivos MPC, necesitan optimizar una función objetivo, cuya solución entrega las acciones de control futuras. Algunos autores utilizan algoritmos evolutivos para resolver este problema de optimización del MPC. Sarimeis y Bafas (2003), utilizan un modelo de T&S para describir el sistema no lineal y proponen algoritmos genéticos para solucionar la optimización. Este método puede ser usado en cualquier tipo de modelos difusos, y es particularmente útil cuando un controlador difuso directo no puede ser diseñado debido a la complejidad del proceso y a la dificultad en el desarrollo de las reglas difusas del controlador. Las dificultades radican en el hecho de que se debe desarrollar un modelo que describa los efectos que producen todas las entradas del proceso en todas sus salidas, además de que se debe incorporar todos los objetivos del control, en una sola función objetivo, la que luego debe ser optimizada.

También Solis et al. (2006) proponen realizar la optimización a través de enjambre de partículas (PSO) como un algoritmo eficiente para el diseño de estrategias de control predictivo difuso. El

funcionamiento de este método es evaluado satisfactoriamente en términos de la precisión y el tiempo computacional, pero en ambos casos la convergencia de la solución del control no está asegurada. Li (2010) presenta el diseño de un controlador predictivo difuso para procesos multivariados. El algoritmo se basa en la optimización evolucionaria Alopex y un modelo de T&S con restricciones. Alopex es una clase de algoritmo de optimización aleatoria, donde el impacto de la función objetivo cambia a partir del valor de las variables independientes anteriores y de los valores anteriores de la función objetivo. Este algoritmo tiene la capacidad de eliminar los mínimos locales, por medio del control de la dirección de desplazamiento en la búsqueda. Tiene la ventaja, al igual que otros algoritmos evolutivos, de que no requiere una función objetivo diferenciable, y puede garantizar la solución obtenida para satisfacer una precisión dada.

Otra opción para obtener buenas soluciones en tiempo razonables es el control funcional predictivo (PFC) propuesto por Skrjanc y Matko (2001). Ellos combinan el PFC con un modelo lineal global difuso de T&S del proceso formulado en el espacio de estado. Este modelo representa en realidad un modelo con parámetros intercambiables. La estrategia PFC está basada en la coincidencia de la predicción de la salida del modelo y la predicción de salida del modelo de referencia en un cierto horizonte llamado horizonte de coincidencia. Esta formulación tiene ciertas ventajas sobre la aproximación clásica de MPC, especialmente en el caso de que la función de transferencia global tenga polos complejos. Posteriormente, Dovzan y Skrjanc (2010) extienden este trabajo en relación a considerar procesos con parámetros variantes en el tiempo, donde se diseña un método de identificación recursiva difusa y PFC para obtener un controlador funcional adaptivo difuso (FPFC). El modelo difuso representa un mapeo no lineal entre las variables de entrada y salida. Para ello utilizan un algoritmo de clustering c-means difuso recursivo. Los sistemas dinámicos se modelan generalmente por la realimentación del retardo de las señales de entrada y salida. Los resultados muestran que el algoritmo FPFC muestra un mejor comportamiento ante cambios en los parámetros, que el algoritmo PFC. Esta estrategia, sin embargo, no es factible cuando se consideran restricciones del proceso.

En cuanto a considerar restricciones, Khairy et al. (2010) y Xia et al. (2010) desarrollan estrategias de control predictivo difuso, basadas en desigualdades de matrices lineales (LMI), las cuales garantizan la estabilidad de un sistema bajo ciertas suposiciones, para sistemas no lineales con restricciones (Boyd, et al., 1994). En Khairy et al (2010) desarrollan un control predictivo de un sistema no lineal sujeto a restricciones en las variables de entrada y salida del proceso y utilizan un modelo difuso para predecir el comportamiento futuro. Primero, agregan una restricción a la acción de control para asegurar el decrecimiento de la función cuadrática de Lyapunov, y así garantizar la estabilidad exponencial de Lyapunov del sistema de lazo cerrado. Luego, realizan una optimización fuera de línea con horizonte infinito y restricciones, basada en un conjunto de LMIs. Por otro lado, en Xia et al. (2010), también tratan el problema de control predictivo con restricciones y horizonte infinito. Utilizan las LMI para proponer nuevas condiciones de suficiencia, las cuales son utilizadas para diseñar controladores de realimentación de estado, los que garantizan que el sistema discreto de lazo cerrado difuso sea asintóticamente estable. Al igual que Khairy et al. (2010), ellos también consideran restricciones tanto para las variables de entrada, como las de salida.

Yang & Yang (2011), presentan una aplicación de un control predictivo difuso gris. La modelación predictiva gris es un proceso que se utiliza para averiguar el cambio de regularidad

de los datos originales, con respecto a los datos de salida de tiempo discreto del sistema de control. Para ello se realiza una actualización permanente de los datos originales, lo que hace que en cada ciclo del controlador se obtiene un nuevo modelo de predicción. La salida predicha del modelo predictivo gris se utiliza para calcular la predicción del error y el cambio en el error en la estrategia de control predictiva difusa. El modelo predictivo gris puede ser obtenido por medio de la estimación de los coeficientes de una ecuación diferencial ordinaria, los cuales pueden ser actualizados en línea para caracterizar la dinámica del proceso. Esta clase de algoritmos es adecuado para procesos que tienen grandes retardos de tiempo.

Wang (2011), presenta un algoritmo de control predictivo difuso para procesos complejos. Este algoritmo introduce la función de predicción, la realimentación y la corrección del error de una matriz DMC (Dynamic Matrix Control) en un controlador difuso. DMC es un algoritmo de control predictivo que se basa en la respuesta a un escalón. Se realiza la fusificación del error y de la señal de control por medio del conocimiento del operador. Las reglas son almacenadas en el computador y el controlador considera la información difusa y toma una decisión llevando a cabo la acción de control de acuerdo a las reglas difusas del controlador. Los resultados muestran que esta técnica de control predictivo difuso tiene mejores resultados que las técnicas de control difuso tradicional, especialmente para sistemas complejos con constantes de tiempo muy lentas y un retardo muy grande.

Chang et al. (2013) presenta un control predictivo generalizado adaptivo estable usando modelos de Takagi-Sugeno-Kang (TSK), para sistemas no lineales discretos con retardo de tiempo. El modelo TSK se basa en la idea de que un modelo complejo arbitrario es una combinación de subsistemas entrelazados. Si las regiones que corresponden a cada subsistema individual está determinado, entonces el comportamiento del sistema en esas regiones puede ser descrito como una dependencia funcional simple. Si esta dependencia es lineal y se asigna una regla por cada subsistema, entonces el modelo difuso de TSK es representado por un número de reglas igual al número de regiones de cada subsistema individual. El controlador está compuesto de un identificador difuso de segundo orden con retardo en el tiempo, con estimación de parámetros en línea, y un controlador predictivo generalizado estable. Los resultados muestran excelente habilidades de seguimiento y rechazo de perturbaciones comparados con otros métodos. Mahfouf et al. (2002), realizan una extensión de la aproximación de TSK considerando un modelo difuso de T&S con diferentes particiones difusa en el espacio de entrada. En este caso se utiliza el modelo de TSK junto con un controlador auto-regresivo de media móvil integrado (CARIMA), basado en un algoritmo de control predictivo generalizado (GPC). Esta aproximación puede ser usada para diseñar controladores MIMO, basados en la descomposición de controladores MISO, donde las interacciones son modeladas como señales anticipativas, y las salidas de los controladores MISO utilizan funciones objetivos separadas.

La revisión de la literatura recién expuesta, demuestra las ventajas que tiene la utilización de los controladores predictivos basados en modelos. Por esta razón, se describe a continuación esta metodología.

2.2.2 Control predictivo basado en modelos

En general, la metodología para el diseño de los controladores predictivos basados en modelos (Model based Predictive Control, MPC), está basada en la estrategia representada en la Figura 5.

1.- Las salidas futuras para un horizonte de predicción determinado N_y , llamado el horizonte de predicción, son determinadas en cada instante t , utilizando el modelo del proceso. Estas salidas futuras $\hat{y}(t+k|t)$, para $k=1, \dots, N_y$, dependen de los valores conocidos hasta el instante t (entradas y salidas pasadas) y de las acciones de control futuras $u(t+k|t), k=0, \dots, N_u-1$, que serán aplicadas al proceso y deben ser calculadas.

2.- El conjunto de señales de control futuras es calculado al optimizar un criterio (o función objetivo) diseñado para mantener el proceso tan cerca como sea posible a una trayectoria de referencia $r(t+k)$ (que puede ser el mismo *set point* o una aproximación cercana de éste). Este criterio por lo general es una forma cuadrática de los errores entre las salidas predichas y las trayectorias de referencia. El esfuerzo de control es incluido en el criterio en la mayoría de los casos. Una solución analítica puede ser encontrada si el criterio es cuadrático o lineal, y el modelo es lineal y sin restricciones. Si el modelo es no lineal y/o la función objetivo incluye restricciones, se debe realizar una optimización numérica. La ecuación (2.16) muestra la función objetivo más utilizada, donde el esfuerzo de control $\Delta u(t+k-1)$ corresponde a la variación en la acción de control.

$$J(N_y, N_u) = \sum_{k=1}^{N_y} \delta(k) \left[\hat{y}(t+k|t) - r(t+k) \right]^2 + \sum_{k=1}^{N_u} \lambda(k) \Delta u(t+k-1)^2 \quad (2.16)$$

donde $\delta(k)$, $\lambda(k)$ representan en la función objetivo los pesos relativos de la importancia de cada componente del error en la salida y esfuerzo de control respectivamente.

3.- La señal de control $u(t|t)$ es enviada al proceso, mientras que las siguientes señales de control no son utilizadas, pues en el siguiente instante de muestreo $y(t+1)$ ya es conocida y se repite el paso 1 con este nuevo valor y las otras secuencias actualizadas. Entonces, se calcula $u(t+1|t+1)$, que será diferente de $u(t+1|t)$ ya calculado, debido a la nueva información disponible, utilizando el concepto de horizonte deslizante.

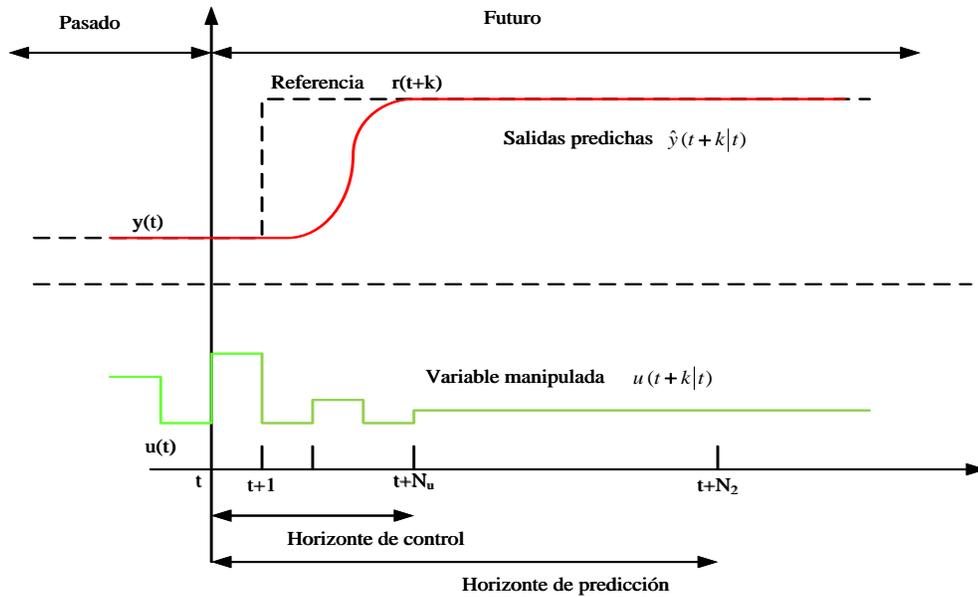


Figura 5. Estrategia de MPC

Para implementar este tipo de estrategia, se usa la estructura básica de la Figura 6. El modelo se utiliza para predecir las salidas futuras del proceso, basado en los valores actuales y pasados y las acciones de control futuras propuestas. Estas acciones son calculadas por el optimizador tomando en consideración la función objetivo y las restricciones.

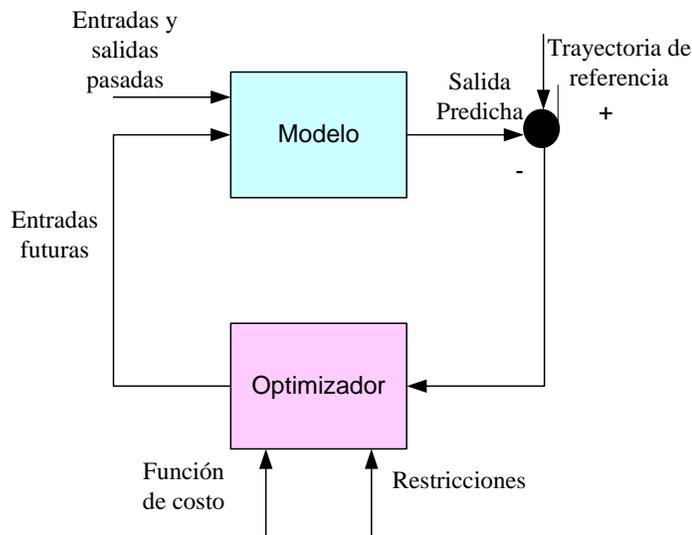


Figura 6. Estructura básica de MPC

En la práctica, todos los procesos están sujetos a restricciones (Camacho & Bordons, 1995). Los actuadores tienen un campo limitado de acción, al igual que una determinada velocidad de subida, como es el caso de las válvulas, que están limitadas por la posición de totalmente abiertas o totalmente cerradas, además de la velocidad de respuesta.

Normalmente, se imponen cotas para la amplitud y la velocidad de subida de la señal de control y límites en la salida, de la forma:

- límite de amplitud para la variable manipulada;

$$u_{\min} \leq u(t+k-1) \leq u_{\max} \quad (2.17)$$

con $k = 1, \dots, N_u$

- restricción de incremento para la variable manipulada;

$$\Delta u_{\min} \leq \Delta u(t+k-1) \leq \Delta u_{\max} \quad (2.18)$$

con $k = 1, \dots, N_u$

- límite de amplitud para las variables controladas;

$$y_{\min} \leq \hat{y}(t+k) \leq y_{\max} \quad (2.19)$$

con $k = 1, \dots, N_y$. Cabe resaltar que las restricciones son impuestas a $\hat{y}(t+k)$, es decir, en el paso k de la predicción de las variables controladas.

2.2.3 Control predictivo lineal

Existen numerosas formas de modelar un proceso para una formulación dada de MPC. Los modelos lineales más usados en control predictivo lineal (Camacho & Bordons, 1995): modelo de respuesta impulso, modelo de respuesta escalón, modelo de espacio de estado y modelo de función de transferencia.

Los modelos de transferencia son usados por muchos métodos, entre ellos GPC (Generalized Predictive Control), EPSAC (Extended Prediction Self-Adaptive Control), MUSMAR (Multistep Multivariable Adaptive Control) y otros. Usa el concepto de función de transferencia, $G=B/A$, ya que la salida está dada por:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) \quad (2.20)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{na} z^{-na}$$

$$B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-nb}$$

Así la predicción está dada por:

$$\hat{y}(t+k|t) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(t+k|t) \quad (2.21)$$

Esta representación es válida también para procesos inestables y tiene la ventaja que solo necesita pocos parámetros. Su desventaja radica en que se necesita un conocimiento a priori del proceso, especialmente del orden de los polinomios A y B .

En esta tesis se utiliza el algoritmo de Control Predictivo Generalizado, por lo que su formulación se presenta en el Anexo 1.

2.2.4 Control predictivo no lineal

Aunque el control predictivo lineal es ampliamente utilizado, la mayoría de los sistemas son intrínsecamente no lineales. Esto, junto con el aumento de la demanda de productos con especificaciones de alta calidad, regulaciones ambientales más estrictas y consideraciones económicas exigentes, hacen que la industria de procesos requiera operar los sistemas más cerca de la región de operación admisible. En estos casos, los modelos lineales son a menudo inadecuados para describir la dinámica de los procesos y es necesario utilizar modelos no lineales. Esto motiva el uso del control predictivo no lineal (Allgöwer, et al., 2011).

Por otro lado, existen diversas formas de representar un proceso no lineal, dentro de ellos están los modelos difusos. Dentro de los modelos difusos se encuentra los modelos de T&S, que fueron explicados anteriormente.

Por lo tanto, en este trabajo se diseña un control predictivo difuso, por lo que a continuación se presenta esta estrategia de control.

2.3 Diseño de estrategias de control predictivo difuso

En general, el control predictivo difuso tiene ventajas comparativas con respecto a otro tipo de controladores, tales como su capacidad para incluir restricciones, no solo técnicas, sino también económicas, además de los beneficios y versatilidad del uso de modelos difusos, expuestos en la literatura. Sin embargo hay que tener presente que cuando se utilizan modelos de T&S en control predictivo, el problema de optimización que se debe resolver es usualmente no convexo y los algoritmos de optimización convencionales suelen caer en mínimos locales. Por esta razón, algunas veces hay que usar métodos de optimización no convencionales, tales como algoritmos genéticos (Sarimveis & Bafas, 2003).

2.3.1. Control predictivo difuso basado en modelos de Takagi & Sugeno

Como se vio en la sección 2.1.1 existen muchos algoritmos de control predictivo que utilizan modelos de T&S. El algoritmo que se presenta a continuación, aprovecha las propiedades de estos modelos con reglas de la forma dada en (2.3).

if $y(k-1)$ is A_1^r and \dots and $y(k-na)$ is A_{na}^r and $u(k-nk-1)$ is A_{na+1}^r
and \dots and $u(k-nb-nk)$ is A_{na+nb}^r then

$$y_r(k) = g_0^r + g_1^r y(k-1) + \dots + g_{na}^r y(k-na) + g_{na+1}^r u(k-nk-1) + \dots + g_{na+nb}^r u(k-nb-nk)$$

y la ecuación de desfusificación dada en (2.4)

$$\hat{y}(k) = \frac{\sum_{r=1}^M w_r y_r(k)}{\sum_{r=1}^M w_r} \quad (2.23)$$

donde A_i^r es el conjunto difusos i de la regla r , g_i^r es el parámetro i de la consecuencia r , y_r es la salida de la regla r , w_r es el grado de activación de la regla r , na y nb corresponden al orden del modelo y nk es el retardo.

Entonces, la predicción al j -ésimo paso viene dada por:

$$\hat{y}(k+j) = \frac{\sum_{r=1}^M w_r \hat{y}_r(k+j)}{\sum_{r=1}^M w_r} \quad (2.24)$$

Con

$$\hat{y}_r(k+j) = g_0^r + g_1^r \hat{y}_r(k+j-1) + \dots + g_{na}^r \hat{y}_r(k+j-na+1) + g_{na+1}^r u(k+j-nk-1) + \dots + g_{na+nb}^r u(k+j-nb-nk) \quad (2.25)$$

Para $j=1, \dots, N_y$. Este predictor difuso usa grados de activación constantes para los N_y tiempos de predicción futuros. Para la predicción de los resultados, se considera la solución analítica dada por GPC (Control Predictivo Generalizado entregado en Anexos).

2.4 Discusión

Los diferentes algoritmos de MPC, difieren entre ellos en el modelo utilizado para representar el proceso y el ruido, y en la función de costo a ser minimizada. Este tipo de controladores puede ser usado en una gran variedad de procesos, desde aquellos con dinámicas relativamente simples, hasta procesos complejos, incluidos sistemas con grandes retardos de tiempo o en sistemas no mínimo de fase.

Se han desarrollado muchos trabajos al respecto y ha sido ampliamente desarrollado en la industria. Además, el control predictivo basado en modelos difusos aparece como una de las alternativas más interesantes del control moderno. Esta técnica permite obtener predictores analíticos, por medio de los modelos, para resolver el problema de optimización donde las

acciones de control son calculadas usando algoritmos de optimización numérica. El enfoque del modelo difuso da una estructura al controlador que podría ser usada para análisis de estabilidad. Con respecto a las desventajas asociadas con el control predictivo no lineal, el más común es que el problema tienen que ser resuelto usando algoritmos de optimización numérica, lo que puede involucrar un mayor esfuerzo computacional.

En el capítulo siguiente, se describe el diseño de una estrategia de control predictivo difuso, aplicado a una planta de colectores solares distribuidos. Esta planta corresponde a la planta solar utilizada en el diseño del simulador de la planta **ISCC**.

Capítulo 3. Control predictivo difuso de una planta de colectores solares distribuidos

En este capítulo, se presenta el diseño de un control predictivo difuso para una planta de colectores solares distribuidos (DSC). Para ello se modela la planta solar por medio de un modelo difuso de T&S, utilizando la metodología explicada en el capítulo anterior. Antes de presentar el diseño del control, se describen las diferentes tecnologías de concentración solar.

En la implementación del control predictivo difuso propuesto en la planta DSC, se consideraron diversos aspectos prácticos asociados a las etapas de diseño y sintonización de la estrategia de control.

La primera etapa consiste en la identificación del modelo difuso que será utilizado como predictor en la estrategia de control, juega un rol fundamental en el desempeño de la planta en lazo cerrado (Zhu, et al., 2013). Con el fin de obtener un modelo que represente adecuadamente el comportamiento dinámico de la planta, se debió hacer un correcto diseño de experimentos, para obtener información suficiente de la dinámica del proceso, información de gran relevancia en la selección de la estructura del modelo de predicción. El diseño de experimentos, la selección de la estructura, y la identificación de los parámetros del modelo a partir de los datos recopilados fue la etapa que más tiempo tomó en la implementación de la estrategia de control, llegando a sobrepasar el 50% del tiempo que tardó tal implementación. Este resultado está de acuerdo a lo reportado en (Darby & Nikolau, 2012). Cabe resaltar que el diseño de experimentos debe garantizar la obtención de la mayor cantidad de información del proceso, por tanto, se debe asegurar que el sistema pase por diferentes puntos de operación, y que al menos en una oportunidad alcance un estado estacionario. Esto afecta directamente el diseño de las entradas que serán aplicadas en el proceso real, ya que se tiene que tener en cuenta el funcionamiento de actuadores, la disponibilidad de sensores, y las restricciones de seguridad. De acuerdo con lo reportado por (Darby & Nikolau, 2012), además de los factores ya mencionados se deben tener en cuenta en el proceso de identificación los siguientes aspectos:

- Fragmentación de datos: determina la sección de datos que es incluida o excluida en la identificación.
- Pre-procesamiento de datos: incluye opciones tales como la eliminación de peaks, corrección de offset, prefiltrado, eliminación de tendencias, desplazamientos de datos en base a retardos conocidos.
- Selección de entradas y salidas: las entradas incluyen tanto a las variables manipuladas como las variables controladas.
- Estructura del modelo: esto incluye decisiones como el tipo de modelo y el orden del modelo.
- No-linealidades: verificar si las no-linealidades justifican un modelado adicional.

La segunda etapa corresponde al diseño del controlador MPC, involucra la selección y formulación de los objetivos de control, mediante una función objetivo, la sintonía de factores de ponderación, si así lo requiere la función objetivo, y la determinación de los horizontes de predicción y control. La correcta identificación del modelo sumado a la adecuada selección de los objetivos de control, de los factores de ponderación y de los horizontes de control y de predicción permiten el éxito en la implementación de la estrategia de control predictivo difuso, ya que el optimizador en su conjunto, debe contar con información suficiente del comportamiento dinámico del proceso para resolver el problema de optimización asociado a la implementación del MPC (Huyck, et al., 2012).

Con respecto a la selección y sintonización de la función objetivo, se utilizan criterios de regulación, seguimiento y robustez. En el caso del algoritmo de optimización para el MPC difuso, éste requiere manejar optimización no convexa, debido a que el modelo difuso es no-lineal. Avances en el desarrollo de algoritmos rápidos para optimización no lineal son promisorios y han sido reportados por ejemplo en (Gros, et al., 2012), (Wang & Boyd, 2010).

Para asegurar un comportamiento adecuado de una aplicación de MPC y mantener sus beneficios en el tiempo, es necesario realizar un mantenimiento y evaluación con pruebas en planta, con el fin de decidir si el modelo (o parte de él) deben ser actualizados cuando el comportamiento del sistema se deteriora, debido a cambios en el proceso (Darby & Nikolau, 2012). En particular, la identificación difusa propuesta en este trabajo, requiere la adquisición de datos experimentales de la planta DSC, con un tiempo adecuado de muestreo y un filtrado de las señales adquiridas. El optimizador del MPC difuso propuesto trabaja con tiempo de muestreo de 39 segundos, lo cual es implementable en el PLC de la planta Acurex. Para realizar la optimización, se utilizó la función *fmincon* de Matlab®, con algoritmo de solución SQP (Sequential Quadratic Programming). Se destaca que el simulador de la planta empleado en este trabajo, ha sido utilizado para el desarrollo de diversas estrategias de control, las que han sido validadas en la plataforma experimental Acurex, como se presenta en (Cirre, et al., 2009) y (Camacho, et al., 2012).

3.1 Tecnologías de concentración solar

Se puede definir una planta solar o central eléctrica termo solar, como un sistema que obtiene la energía eléctrica a partir de la energía solar, mediante la transformación previa de ésta en energía térmica (Rubio, et al., 2006). La mayoría de las tecnologías de plantas solares de generación eléctrica, están basadas en la concentración en un punto focal de la radiación solar, lo que permite aumentar la intensidad de ésta en ese punto. Según la forma en que el colector genere ese punto focal se pueden clasificar las diferentes tecnologías de concentración solar. (Romero, 2006) describe estas tecnologías y las clasifica en:

- Torre solar, en que pequeños espejos transmiten la radiación a un foco puntual.
- Disco Stirling, en que un motor Stirling es colocado en un foco puntual.
- Fresnel lineal, que concentra la radiación en un tubo sobre colectores lineales.
- Cilindros parabólicos, que calienta un líquido en un tubo montado sobre el foco.

Las tecnologías de concentración Torre Solar y Disco Stirling corresponden a sistemas con geometría 3D, mientras que las tecnología Fresnel y Cilindro parabólicos son sistemas con geometría en 2D. Los sistemas con tecnologías 3D, en general alcanzan mayores temperaturas de operación. Independientemente de su tecnología, estos equipos deben tener un sistema de seguimiento horario del Sol, y en algunos casos también estacionales, para asegurar que los rayos solares incidan perpendicularmente en el colector durante todo el día (Haas, et al., 2012).

- **Sistema de torre solar o receptor central.**

Este sistema está compuesto por un campo de helióstatos, o conjunto de espejos que se mueven sobre dos ejes normalmente en montura altacimutal, lo que permite, mantener el reflejo de los rayos solares que inciden sobre él en todo momento en el punto focal ubicado en la parte superior de la torre. Este sistema tiene altos niveles de concentración de la energía solar, cuyos rangos de concentración van de 200 a 1000 veces. En la parte superior de la torre está ubicado el receptor, el que actúa como un intercambiador de energía con un fluido térmico o aire. Estos fluidos alcanzan temperaturas desde unos 660°C, hasta unos 1000°C. La energía es absorbida por un fluido que se emplea para generar vapor y accionar una turbina convencional, pero que también puede ser empleado en una turbina a gas o en sistemas de ciclo combinado (Madridsolar, 2012). La Figura 7 muestra este tipo de tecnología.

En los últimos años se ha demostrado la viabilidad técnica de este tipo de tecnologías. Actualmente, se han instalado sistemas de hasta 20 [MW] y la tendencia apunta a la inyección de energía a la red con estos sistemas (Greenpeace, SolarSPACES y ESTELA, 2009).

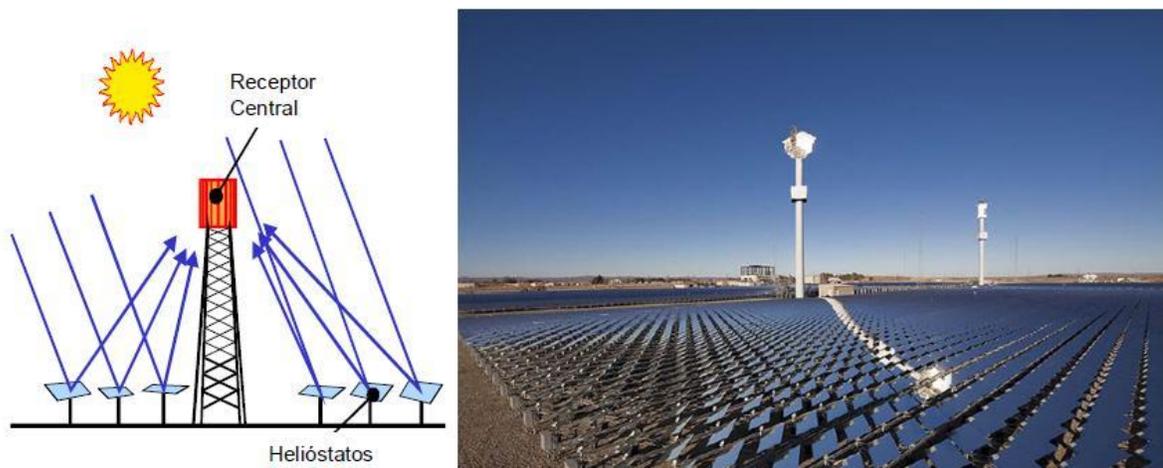


Figura 7. Torre Solar (Sánchez, 2009) Central solar Sierra, California (5 [MWe]) (Bardot, 2012)

De hecho, en Chile se construirá una planta con esta tecnología. La planta de concentración solar de potencia que se construirá considera una potencia de 110 [MW] y 17,5 horas de almacenamiento térmico, lo que le permitirá operar con un factor de planta superior al 80%. La iniciativa estará emplazada en la comuna de María Elena, Región de Antofagasta y la inversión estimada asciende a aproximadamente US\$ 1.000 millones. Para su funcionamiento, la planta

deberá alinear con precisión sus 10.600 espejos con una superficie de 140 metros cuadrados cada uno, distribuidos en un área circular de aproximadamente tres kilómetros y medio, para reflejar la luz solar que incide sobre ellos en dirección a la parte superior de una torre central de 243 metros de altura (CORFO, 2014).

Los sistemas de torre solar tienen la posibilidad de operar con sistemas de cogeneración y en forma híbrida con plantas de ciclo combinado. Presenta además, altas perspectivas de rendimiento a mediano plazo y permite la posibilidad de almacenamiento (Haas, 2010).

- **Discos parabólicos**

Son unidades independientes con un reflector parabólico, habitualmente conectado a un motor Stirling situado en el foco. Pueden alcanzar temperaturas de operación entre 650 y 800 °C, dando lugar a eficiencias en el motor Stirling del orden del 30 al 40%. La superficie cóncava del concentrador está cubierta por espejos de vidrio de segunda superficie con su correspondiente curvatura parabólica o bien por espejos delgados o polímeros metalizados de primera superficie soportados sobre una estructura de fibra de vidrio o de membrana tensionada. Los receptores para sistemas disco/Stirling son de tipo cavidad, con una pequeña apertura y su correspondiente sistema de aislamiento. Existen dos métodos para la transferencia de la radiación solar al gas de trabajo: i) se ilumina directamente un panel de tubos por el interior de los cuales circula el gas que suele ser helio, hidrógeno o aire y ii) se utiliza el concepto de tubo de calor o heat pipe, vaporizándose un metal líquido (normalmente sodio) que luego condensa en la superficie de los tubos por los que circula el gas de trabajo y refluye nuevamente al absorbedor (Romero, 2006). En la Figura 8 se puede observar este tipo de tecnología.

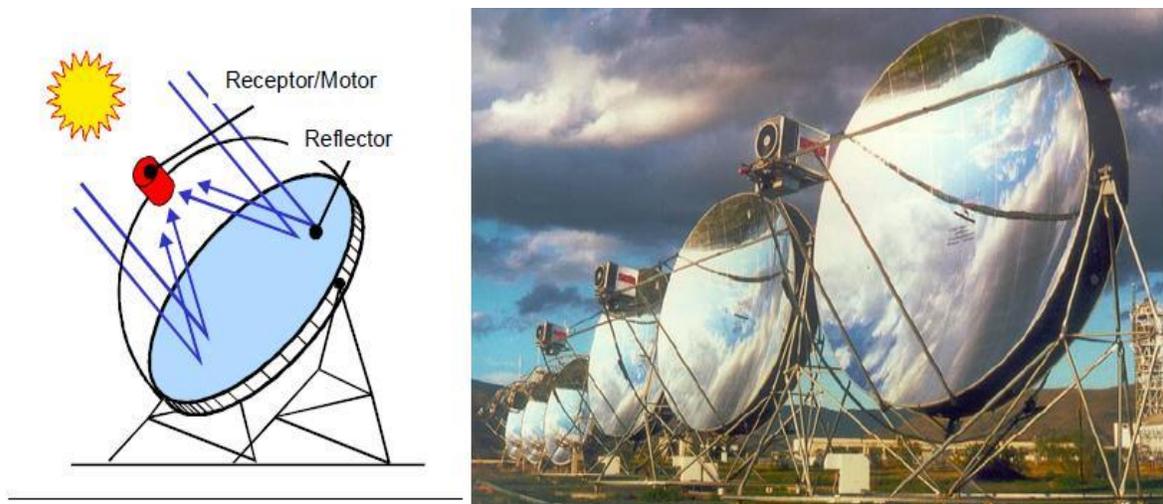


Figura 8. Disco Stirling -

Planta solar de Almería, España (10 [kWe]) (Sánchez, 2009).

Esto sistemas tienen una eficiencia cercana al 30%. Sin embargo, la eficiencia en la hibridación con un combustible fósil en este sistema, a pesar de ser factible, no es tan eficiente como en los otros sistemas de concentración solar, debido a la dificultad de entregar calor isotérmico mediante un proceso de combustión. Por otro lado, debido a que esta tecnología aún está en desarrollo, no se ha demostrado la fiabilidad de los discos.

- **Fresnel lineal**

El sistema de colector solar lineal, mostrado en la Figura 9, es similar al de canal parabólico. En este caso, el diseño consiste en aproximar la parábola con espejos lineales casi planos que concentran la radiación solar en un receptor lineal invertido o tubo colector elevado, que pasa por el foco y que dispone adicionalmente de un reconcentrador que capta los rayos que pasan cerca del foco (Madridsolar, 2012).

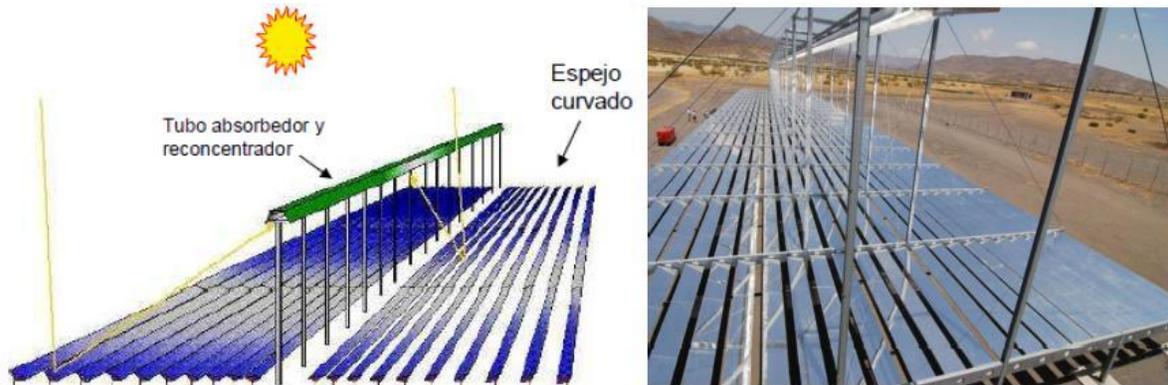


Figura 9. Fresnel lineal. (Sánchez, 2009)

Es un sistema de concentración de bajo costo de inversión debido principalmente a los bajos costos en materiales: soporte estructural y reflectores, juntas fijas del fluido, un receptor alejado del sistema de reflectores y grandes distancias focales que permiten hacer uso de espejos planos y elementos absorbedores más económicos. De esta forma, la temperatura de operación es menor que en el caso del sistema de cilindros parabólicos, bordeando los 300 [°C], lo que reduce su rendimiento óptico y térmico, el cual se compensa con los menores costos de inversión, operación y mantenimiento.

Es posible emplearlas en plantas conectadas a la red o para la generación de vapor para su uso en plantas térmicas convencionales. Posee la cualidad de ofrecer un espacio de semisombra, lo cual es útil en climas desérticos en que se desea proteger cosechas, pastos o cuencas acuíferas del Sol, de la evaporación y del frío excesivos (Haas, et al., 2012).

Es una tecnología disponible con la que se puede obtener una gran eficiencia alrededor del mediodía solar. Sin embargo, debido a su reciente entrada en el mercado, actualmente solo existen pequeños proyectos operativos. Hasta la fecha, solo ha sido posible instalar y probar exitosamente plantas de hasta 1 [MW], por lo que esta tecnología aún está en prueba (Greenpeace, SolarSPACES y ESTELA, 2009).

- **Cilindro parabólico**

Los colectores cilindro-parabólicos o colectores solares distribuidos (DSC) se construyen con espejos comunes y tienen un foco lineal y seguimiento solar en un solo eje. Pueden concentrar la radiación solar entre 30 y 80 veces. Poseen un tubo ubicado en el foco, que contiene un fluido

que se calienta con la radiación recibida, y que generalmente se utiliza para generar vapor sobrecalentado que alimenta una turbina de vapor. La Figura 10 muestra este tipo de tecnología. La figura 11 muestra la incidencia de la radiación en el colector cilindro parabólico.



Figura 10. Colector Cilindro parabólico. (Sánchez, 2010)

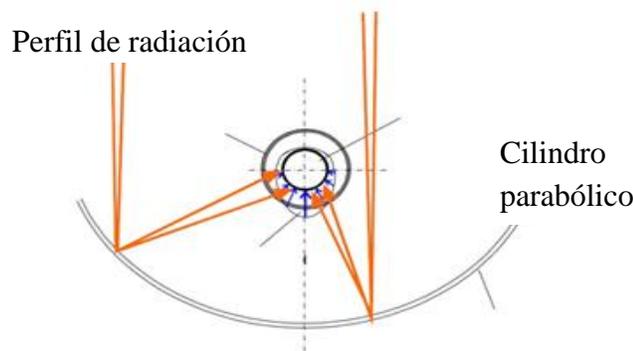


Figura 11. Componentes de un colector cilindro parabólico (Riffelman, et al., 2008).

Este tipo de tecnología es la que posee actualmente la mayor potencia instalada de concentradores solares en el mundo. Es posible incluir además una caldera auxiliar que asista a la planta en los días más nublados y un sistema de almacenamiento térmico (SAT) para guardar el excedente de calor y emplearlos durante la noche (Madridsolar, 2012).

El sistema de cilindros parabólicos permite la cogeneración (es posible obtener simultáneamente energía eléctrica y energía térmica útil). Además, pueden trabajar en forma híbrida con una planta de ciclo combinado y con biomasa. Tienen una eficiencia del 21% del ciclo completo (Haas, 2010) y tienen capacidad de almacenamiento. Otra ventaja de este tipo de tecnología, es que están disponibles comercialmente (Haas, 2010).

Por otra parte, las desventajas del sistema son principalmente la moderada temperatura de operación (menor a 400 [°C]) limitado principalmente por el fluido y el bajo factor de concentración asociado a una geometría en 2D.

En el punto siguiente se describen las plantas de colectores solares distribuidos y en particular la planta solar ACUREX, con la que se trabaja en esta Tesis.

3.2 Descripción de plantas de colectores solares distribuidos

Hasta hace algunos años, los sistemas de colectores solares distribuidos, correspondían a la única tecnología solar térmica en el mundo, usada para producir electricidad comercialmente. La tecnología solar térmica llegó a ser de esta forma un fuerte competidor en escala útil en la producción de energía. (Price, et al., 2002).

Entre los años 1984-1991 se construyeron nueve sistemas de generación solar de energía (SEGS I – IX) en el desierto Mojave de California. El rango de potencia de estas 9 plantas está entre 14 a 80 MW y tienen una capacidad total de 354 MW. La tecnología solar térmica ha llegado a ser de esta forma un fuerte competidor en escala útil en la producción de energía (Price, et al., 2002). En la Tabla 3 se muestran las cuatro centrales térmicas solares en operación más grandes del mundo, las cuales corresponden a la tecnología de colectores de cilindros parabólicos.

Tabla 3. Ranking de plantas de colectores solares distribuidos

Ranking	Planta	País	Ubicación	Potencia Instalada
No. 1	Solar Energy Generating Systems	EEUU	Mojave Desert, California	354 [MW]
No. 2	Solnova	España	Sevilla	150 [MW]
No. 3	Andasol	España	Granada	150 [MW]
No. 4	Extresol	España	Torre de Miguel Sesmero	150 [MW]

La Figura 12 muestra un esquema de una de estas plantas. Las líneas en rojas y azules representan el circuito del fluido caloportador caliente y frío respectivamente y en verde se simboliza el circuito de agua a evaporar para generar electricidad a través del ciclo Rankine. Como fluido de transferencia de calor (HTF), se usa aceite sintético, que es calentado sobre los 290°C a 391°C en los colectores. El aceite sintético frío sale de la parte inferior del estanque de almacenamiento e ingresa al campo de colectores solares. Al circular por estos colectores, el aceite se calienta y sale del campo hacia la parte superior del estanque. Desde ahí es retirado para inyectarlo en el generador de vapor y luego ser devuelto al campo de colectores. En el generador de vapor se produce vapor sobrecalentado a 100 bar y 370°C, el que luego es inyectado en la turbina de vapor, generando electricidad con una eficiencia de 37% en el ciclo Rankine. El peak de eficiencia solar-electricidad es de 22,4%. Mientras SEGS I tiene un sistema de almacenamiento de 2 horas después de la puesta de sol. SEGS II-IX son plantas solar/fósil (también llamadas híbridas). Las interrupciones cortas de la generación solar térmica debidas a las nubes, pueden ser compensadas por la quema de combustibles fósiles.

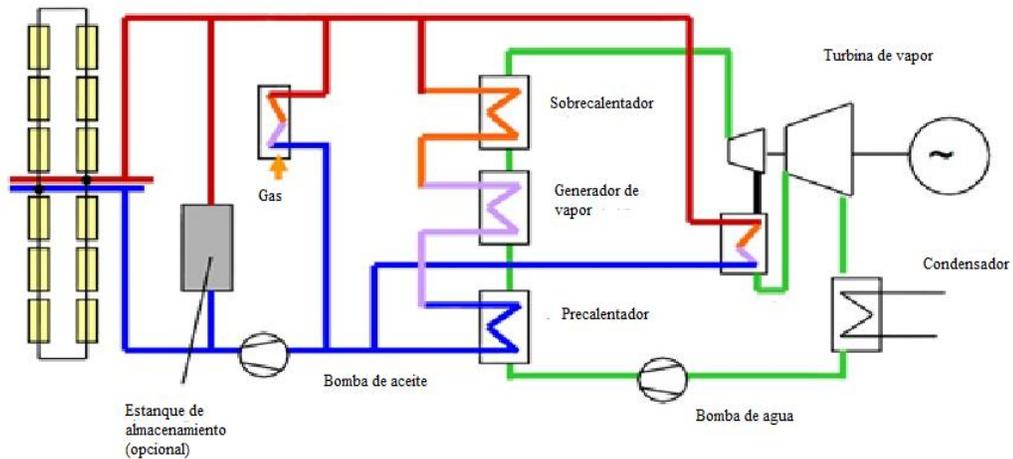


Figura 12. Esquema de una planta solar de generación de electricidad (Riffelman, et al., 2008).

Una planta que ha sido muy importante en el estudio y desarrollo de tecnologías de colectores solares es la planta solar de Almería, Acurex. Esta planta se ubica en el desierto de Taberna, en el sur de España. El campo consiste de 480 colectores solares distribuidos, arreglados en 20 filas, los cuales forman 10 lazos paralelos. Cada lazo tiene un largo de 172[m] y la superficie total de apertura es de 2672[m²]. Una bomba saca el aceite frío del estanco del almacenamiento, desde su parte inferior y lo lleva a los colectores solares. Este a medida que circula por los colectores, se calienta y es inyectado nuevamente al estanco, en su parte superior, donde se ubica el aceite caliente. El fluido usado para transportar la energía térmica es Santotherm 55, un aceite sintético que permite trabajar con temperaturas superiores a los 300 [°C] sin descomponerse. Posee una baja conductividad térmica y su densidad es altamente dependiente de la temperatura, lo que permite utilizar sólo un estanco de almacenamiento para contener el aceite frío y caliente.

El tanque utilizado en este campo tiene una capacidad de 140 [m³] que permite almacenar 2,3 [MWt]² con una temperatura de entrada de 210 [°C] y una temperatura de salida de 290 [°C] (Berenguel, et al., 1993).

Esta planta es capaz de entregar 1.2 MW peak de potencia térmica. La Figura 13 presenta una fotografía de la Planta Solar de Almería. En primer plano se tienen las filas del campo de colectores cilindro parabólicos, detrás se observa el tanque de almacenamiento térmico y los conductos por donde circula el aceite.

² Mega Watts térmicos



Figura 13. Campo de colectores ACUREX (Rubio, et al., 2006).

El aceite térmico que circula por los tubos receptores, situados en la línea focal, proviene de la parte inferior del tanque de almacenamiento, en donde dicho aceite se encuentra térmicamente estratificado de forma natural (efecto termoclino)³. Al tanque se conectan los sistemas que pueden emplear la energía almacenada en él, principalmente la turbina (Rubio, et al., 2006). El diagrama simplificado de la Figura 14 muestra los elementos mencionados.

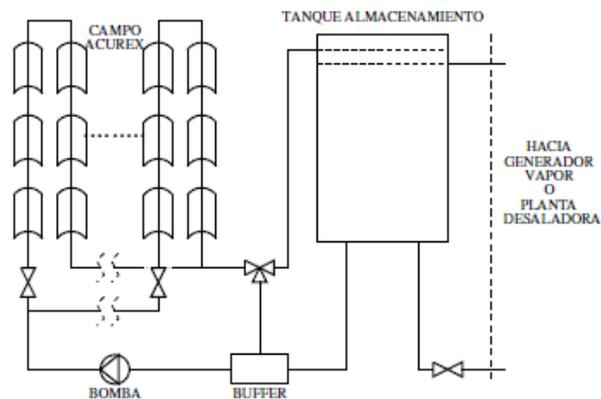


Figura 14. Diagrama esquemático del campo de colectores (Rubio, et al., 2006).

El campo está provisto con un sistema de seguimiento de la trayectoria del sol, que permite que los espejos giren alrededor de un eje paralelo al tubo. El mecanismo de seguimiento alcanza tres posibles estados (Berenguel, et al., 1993).

- **Seguimiento (Track)**

El mecanismo sigue al Sol y el foco de los colectores se encuentra en el tubo.

³ La temperatura cambia con la profundidad o la altura

- **Desenfocado (Desteer)**

El mecanismo dirige los colectores varios grados fuera del Sol y continúa rastreando con el receptor fuera del foco, de esta forma se protege al campo en caso de falla de una bomba por sobrecalentamiento.

- **Bocabajo (Stow)**

El mecanismo mueve al colector a una posición invertida al final de cada día o si ocurre una alarma importante.

Las plantas de colectores solares distribuidos han sido modeladas por diferentes autores. Los modelos presentados a continuación, permiten conocer la distribución de temperaturas del tubo receptor y del aceite térmico a lo largo del lazo de colectores para un instante dado, como también la variación temporal de las temperaturas en un determinado punto del colector.

3.3 Modelación de plantas DSC

Mantener la temperatura de salida del aceite de los colectores es fundamental para la producción de potencia, ya que se necesita producir vapor saturado para ser inyectado a la turbina de vapor.

El objetivo de un sistema de control de una planta de colectores solares distribuidos, como las mencionadas anteriormente, es mantener la temperatura de salida del fluido, a pesar de la existencia de las perturbaciones, tales como los cambios en la radiación solar, producidos por la presencia de nubes, la reflectividad de los espejos y la temperatura de entrada del fluido. Para poder evaluar los distintos controladores, en la literatura especializada se presentan diferentes modelos que se pueden dividir en modelos fenomenológicos y modelos empíricos.

Dentro de los primeros se encuentran dos modelos presentados por (Rubio, et al., 2006). El primero corresponde a un modelo simplificado de parámetros concentrados de una planta de colectores solares. En este caso se calcula el cambio de energía interna del campo por medio de:

$$C \frac{dT}{dt} = \eta_o GI - \dot{V} P_{c_p} (T - T_i) - H_l (T_m - T_a) \quad (3.1)$$

Donde T es la temperatura de salida del campo solar, I la radiación efectiva, T_i la temperatura de entrada del campo solar, T_m la temperatura media entrada-salida y T_a la temperatura ambiente. \dot{V} flujo volumétrico impulsado por la bomba. El producto P_{c_p} es una función de la temperatura, H_l es el coeficiente de pérdidas térmicas y se determina experimentalmente. Los otros parámetros se determinan empíricamente (C y $\eta_o G$). Pero para mantener constante la temperatura de salida del fluido en el día, se requieren grandes variaciones de flujo, lo que produce grandes variaciones en la dinámica del proceso. Debido a la complejidad del sistema y a la existencia de no linealidades, también desarrollan un modelo numérico de parámetros distribuidos. Este modelo se obtiene, por medio de un balance de masa y energía, representa la dinámica del proceso.

$$\begin{aligned} \rho_m c_m A_m \frac{\partial T_m}{\partial t}(t, x) &= I \eta_o D - h_L G (T_m(t, x) - T_a) - L h_T (T_m(t, x) - T_f(t, x)) \\ \rho_f c_f A_f \frac{\partial T_f}{\partial t}(t, x) + \rho_f c_f V \frac{\partial T_f}{\partial x}(t, x) &= L h_T (T_m(t, x) - T_f(t, x)) \end{aligned} \quad (3.2)$$

donde los subíndices m y f corresponden al metal y al fluido, respectivamente. Además t es tiempo, x posición, ρ densidad del aceite, c calor específico del aceite, A sección transversal de la tubería, T temperatura de salida del aceite, I radiación solar, η_o eficiencia óptica, D ancho del espejo, h_L coeficiente total de pérdidas térmicas, G diámetro exterior de la tubería, T_a temperatura ambiente, L diámetro interno de la tubería, h_T coeficiente de transferencia fluido-metal, V razón de flujo volumétrico del aceite.

Por otro lado (Shahmaleki & Mahzoon, 2010), al igual que lo propuesto por (Rubio, et al., 2006) modelan la planta de colectores solares de Shiraz en Irán, por medio de un balance de energía para representar la temperatura del aceite de los colectores:

$$\rho_f C_f A_f \left(\frac{\partial T_f}{\partial t} + V_f \frac{\partial T_f}{\partial x} \right) = U_c \pi D_i (T_m - T_f) \quad (3.3)$$

donde A_f es el área de la sección del aceite, C_f es el área de la cañería de metal, ρ_f es la densidad del aceite, T_f es la temperatura del aceite, V_f es la velocidad, U_c es el coeficiente de transferencia de calor entre el metal y el aceite, D_i es el diámetro interno de la cañería y T_m es la temperatura del metal. Utilizando algoritmos genéticos (GA) determinan los parámetros del modelo, minimizando la desviación de la predicción del modelo con un conjunto real de datos.

Algunos autores Silva et al. (2003), Willigenburg et al. (2004) han simplificado el balance de energía (3.2), despreciando las pérdidas de calor en las ecuaciones anteriores, obteniendo

$$A \frac{\partial T}{\partial t}(t, x) + q(t) \frac{\partial T}{\partial x}(t, x) = \frac{\eta_o G}{\rho c} I(t) \quad (3.4)$$

Donde $T(t, x)$ es la temperatura del aceite en la posición x a lo largo del tubo en el instante t , con condiciones de borde $T(t, 0) = T_{in}(t)$ y con $T_{in}(t)$ la temperatura de entrada del aceite al campo de colectores solares distribuidos. $I(t)$ es la radiación solar y $q(t)$ caudal volumétrico de la bomba de aceite.

En los últimos años se han desarrollados muchos modelos de plantas solares en forma empírica. Estos modelos se pueden dividir en modelos lineales y no lineales. Pickhard (2000), desarrolla diferentes modelos ARMAX (Auto Regressive Moving Average with eXogenous Input) de la planta de colectores solares, para diferentes puntos de operación, los que fueron utilizados para describir la dinámica de la planta. El punto de operación real de la planta se determina por valores característicos que combinan varias mediciones. El algoritmo contiene un procedimiento

de identificación en línea para determinar y actualizar el modelo respectivo del punto de operación.

La planta de Shiraz (Irán) es modelada por (Hosein, et al., 2009) utilizando un modelo lineal ARX (Auto Regressive With eXogenous Input). Del mismo modo (Johansen, et al., 2000) utilizan modelos lineales locales ARX, lo que permite describir los modos antiresonantes que se producen en una planta solar causadas por una perturbación sinusoidal de la radiación solar. Estos modos antiresonantes se producen al considerar una perturbación senoidal del flujo con un periodo igual al tiempo de residencia del aceite en el colector solar.

Berenguel et al. (1997a) presentan un modelo no lineal NARX de redes neuronales para la planta Acurex de colectores solares. Ellos proponen un método para obtener el número de valores pasados necesarios para alimentar la red. Utilizan una estructura de dos capas ocultas, con 10 neuronas en la capa de entrada, 6 neuronas en la primera capa oculta y 5 neuronas en la segunda capa oculta. Otro modelo que utiliza redes neuronales para describir la dinámica de la planta Acurex se presenta en (Gil, et al., 2001) y (Henriques, et al., 2002). En este caso los autores utilizan redes neuronales recurrentes (Recurrent Neural Networks RNN), con una función de activación tangente hiperbólica. El entrenamiento de la red se realiza fuera de línea. Este tipo de arquitectura se puede considerar como un modelo híbrido que tiene una parte lineal y una parte no lineal. Pereira y Dourado (2013) modelan la planta solar por medio de una red neuro-difusa con funciones de base radial, con aprendizaje de soporte vectorial. Para reducir el número de reglas difusas y lograr la interpretabilidad del sistema, el método propuesto se realiza en dos etapas. La primera el clustering de datos y la segunda es la obtención de los parámetros de la red, lo que se obtienen por aprendizaje de soporte vectorial. Esto mejora el análisis de interpretabilidad y reduce la complejidad del problema.

La desventaja de los modelos de redes neuronales, es que no permite interpretar los resultados, mientras que los modelos ARX son muy limitados, ya que son válidos en un determinado rango de operación.

Jafarzadeh et al. (2012) desarrollan un modelo para plantas solares utilizando modelos de TSK tipo-1 y tipo-2⁴. Ellos presentan un enfoque para modelar una función o un conjunto de datos de entrada y salida con sistema de TSK tipo-1. Este enfoque utiliza las derivadas parciales de la función, o de un polinomio que ajusta los datos experimentales, para determinar las funciones de pertenencia triangulares. Las funciones de pertenencia tipo-2 consideradas, consisten en funciones triangulares definidas en un intervalo de funciones, es decir, poseen una función de pertenencia triangular superior y una inferior. Los modelos TSK consisten de reglas con premisas difusas y funciones polinomiales en las consecuencias. Las premisas dividen el espacio de entrada en un conjunto de regiones difusas, cuyas consecuencias describen el comportamiento del sistema en esas regiones. La principal diferencia con las reglas difusas tradicionales (Mamdani) es que las consecuencias de las reglas son una función de los valores de las variables de entrada, en vez de los conjuntos difusos. En este caso los autores consideran tres modelos diferentes. Un modelo TSK con las premisas tipo-1 y funciones crisp para las consecuencias. Otro modelo con las premisas y las consecuencia tipo-1 y finalmente un modelo tipo-2 para los antecedentes y

⁴ Los modelos TSK tipo-1 y tipo-2 se describen adecuadamente en Ren et al. (2011).

funciones crisp para las consecuencias. Los autores determinan que los modelos de TSK tipo-2 tienen mejor capacidad de aproximación que los modelos tipo-1 y que tienen la ventaja de desarrollar soluciones robustas y realizables en problemas en que se requiere mucha precisión.

En este trabajo se diseña un controlador predictivo difuso, utilizando modelos difusos de T&S, para representar la planta solar ACUREX. Este tipo de modelos se consideran aproximadores universales, los que son capaces de representar adecuadamente las no linealidades del proceso, que se producen por cambios en la referencia o en el punto de operación. Los modelos difusos permiten además interpretar los rangos de operación y son útiles para el diseño de control. En el punto siguiente se discuten algunas estrategias de control aplicadas a plantas de colectores solares distribuidos.

3.4 Estrategias de control para plantas DSC

Como se explica en el punto anterior, el objetivo de un sistema de control para una planta de colectores solares distribuidos, es mantener la temperatura de salida del fluido HTF, a pesar de la existencia de las perturbaciones. Este objetivo se logra manipulando el flujo de ese fluido, que circula por los colectores, lo que produce variaciones importantes en la dinámica del proceso (Camacho, et al., 1997).

Para lograr este objetivo, se han desarrollado diferentes estrategias de control para plantas solares. Dentro de estas estrategias está el uso del control adaptivo aplicado a plantas de colectores solares distribuidos. Narendra & Driollet (2000) y Pickhardt (2000) desarrollaron un control adaptivo que usa modelos múltiples. Debido a que las plantas solares tiene variaciones significativas en sus características dinámicas. El objetivo en este caso es conmutar el controlador utilizando diferentes modelos lineales ARMAX de la planta, para diferentes puntos de operación. En Pin et al. (2008) diseñan una estrategia para controlar la temperatura de los colectores solares, que usan sal fundida como fluido de transferencia de calor (HTF). Por medio de un esquema de control adaptivo híbrido, basado en la técnica UKF (Unscented Kalman Filter) para determinar en línea los parámetros ópticos y las pérdidas térmicas de la planta y un controlador predictivo de múltiple tasa de muestreo, se logra controlar efectivamente la temperatura del HTF. El hecho de que en este caso, el fluido HTF no sea aceite, lleva a la necesidad de tener una configuración de control, donde no solo se manipule el flujo de una bomba centralizada, sino también los flujos de entrada individuales de cada fila de colectores. Esto, para evitar sobrecalentamientos o congelamiento de las sales, causadas por fallas en un colector o una distribución irregular de la radiación solar sobre el campo de colectores solares. Por esta razón, los autores proponen una estrategia de control distribuido donde junto con actuar sobre la bomba centralizada, se actúa individualmente en el flujo en cada lazo (control individual), por medio de válvulas localizadas en la entrada cada fila de colectores.

En Henriques et al. (2010) proponen un esquema de control no lineal adaptivo indirecto, utilizando la teoría de regulación de la salida (Output Regulation, OR), cuyo principal objetivo es derivar una ley de control, tal que el error de identificación de la planta, $e(k)$, definido como la diferencia entre la salida real del proceso $y(k)$ y la salida de la red neuronal $y_n(k)$ sea cero:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} e_n(k) = \lim_{k \rightarrow \infty} (y_n(k) - y_d(k)) = 0 \quad (3.5)$$

Para ello se define, en el sistema de espacio de estado discreto multivariable, un variable adicional, que se puede asignar como una perturbación y/o como una señal de referencia generada por un sistema externo. Así, modelan la ecuación de regulación por medio de redes neuronales recurrentes, utilizando una estructura afin, la que permite dos objetivos fundamentales. El primero es desarrollar una estructura genérica, que sea apropiada para la modelación del proceso no lineal y la segunda que sea eficaz para la estimación en línea de parámetros.

La estructura afin que describe la dinámica de la planta solar, viene dada por:

$$\begin{aligned} x_n(k+1) &= A^* x_n(k) + B^* u(k) + D^* \sigma(x_n(k)) \\ y_n(k+1) &= C^* x_n(k+1) \end{aligned} \quad (3.6)$$

donde $x_n(k) \in R^n$ es la salida de la capa oculta de la red neuronal, conocida como hiper-estado, $y_n(k) \in R^{ny}$ es la salida de la red. $A^* \in R^{n \times n}$, $B^* \in R^{n \times nu}$, $C^* \in R^{ny \times n}$, $D^* \in R^{ny \times n}$ son las matrices de conexión. La función de activación $\sigma(\cdot)$, es la función tangente hiperbólica. Por medio de estimaciones simultaneas de los parámetros y los estados se desea asegurar la convergencia del error observado $\varepsilon(k)$, definido por la diferencia entre el hiper-estado del modelo ideal de la red $x_n(k)$, y el hiper-estado de la neurona observado $x_s(k)$, esto es:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \varepsilon(k) = \lim_{k \rightarrow \infty} (x_n(k) - x_s(k)) = 0 \quad (3.7)$$

Donde la determinación del hiper-estado $x_s(k)$ se realiza por medio de un observador neuronal.

El esquema propuesto fue aplicado a una planta de colectores solares distribuidos y demostró tener la habilidad de aprender, recordar y generalizar desde los patrones de entrenamiento de los datos.

Por otro lado, en Cirre et al. (2007) se presenta el método de realimentación linealizada para el diseño de un controlador para una planta solar. Éste es una aproximación de métodos de diseño de control no lineal, donde el fundamento es transformar un sistema no lineal en un sistema lineal. Se obtiene una forma lineal para la dinámica del sistema de lazo cerrado, lo que permite aplicar cualquier método de control lineal.

Otra estrategia de control avanzado muy usado es la basada en lógica difusa. La lógica difusa proporciona una base conceptual para problemas prácticos donde las variables de procesos están representadas como variables lingüísticas, que deben ser procesadas usando una serie de reglas. El control de lógica difusa parece ser apropiado cuando se trabaja con cierto nivel de imprecisión, incerteza y conocimiento parcial del proceso. También es adecuado en casos donde el conocimiento del proceso puede ser traducido en una estrategia de control que logra resultados que no se logran con estrategias de control clásicas (Camacho, et al., 2007b). Otra ventaja de los

controladores difuso, es la posibilidad de modelar la experiencia y conocimiento del control manual de procesos (Rubio, et al., 2006).

En Rubio et al. (1995) y en Gordillo et al. (1997) se muestra una aplicación de un controlador difuso de una planta solar. Consideran un sistema con dos entradas: el error entre la referencia y la salida, y su incremento. La salida del sistema es el incremento en la señal de control. Como sistema de inferencia difusa se utiliza la partición triangular y las funciones de pertenencia son triángulos isósceles con bases del mismo ancho, también llamados partición triangular con punto medio uniformemente. Así, se obtienen las señales de control para un amplio rango de condiciones posibles de operación. La diferencia es que en (Gordillo, et al., 1997) se utilizan algoritmos genéticos para sintonizar automática el controlador difuso. En Berenguel et al. (1997b) desarrollan un controlador PI difuso, donde todos sus parámetros son actualizados en línea, como una función de las condiciones de operación de la planta controlada, mejorando así el comportamiento de los controladores PI fijos. Cardoso et al. (1998) y Cardoso et al. (1999) presentan dos sistemas de control supervisor difuso para plantas solares. En el primer caso se desarrolla una estrategia de conmutación a nivel supervisor, implementada por medio de un modelo de Takagi & Sugeno (T&S) para un controlador PID. En el segundo caso se modela además, en forma difusa las perturbaciones accesibles del sistema. Zeini et al. (2009) también desarrolla una estrategia de control de conmutación difuso aplicada a la planta solar ubicada en Shiraz (Irán). Por otro lado, en Tang et al.(2000) presentan una estrategia similar, pero con un controlador PID difuso optimizado, donde el controlador PID tiene la misma estructura de un PID clásico, pero con coeficientes constantes y ganancias auto-sintonizadas, es decir, las ganancias proporcional, integral y derivativa son funciones no lineales de las señales de entrada. La ley de control es derivada, a través, de lógica difusa y los parámetros del controlador PI, como de la parte derivativa son optimizados por medio del uso de una función multi-objetivo utilizando algoritmos genéticos. Así mismo, en Luk et al. (2000) y en Luk y Economou (2004), también combinan ambas técnicas para realizar la optimización de la base de reglas, por medio de algoritmos genéticos, de un controlador difuso de una planta solar.

En Cirre et al.(2009) se describe el diseño e implementación de una estrategia de control jerarquizado para una planta de colectores solares, donde el nivel supervisor utiliza dos enfoques diferentes para calcular el mejor set point del nivel de regulación, que corresponde a la temperatura de referencia del aceite de los colectores solares, teniendo en cuenta restricciones de seguridad, condiciones de entrada, además de minimizar los costos de producción. El primer enfoque utiliza lógica difusa para modelar la referencia de temperatura, mientras que en el otro caso se utilizan modelos físicos. El control jerarquizado planteado logra mejorar el comportamiento de la planta solar comparado con una operación típica, en que el ajuste del set-point se realiza manualmente. El set-point calculado por el controlador, ocurre bajo condiciones normales de operación, evitando la saturación del controlador, que podría a llevar a producir oscilación o incluso a un comportamiento inestable.

En Cirre et al. (2010) utilizan la técnica de la Teoría de Realimentación Cuantitativa (QFT) para diseñar una estructura de control que garantice las especificaciones de control deseadas tales como el tiempo de establecimiento, el máximo sobrepaso, bajo diferentes condiciones de operación y a pesar de la presencia de perturbaciones. Para considerar las perturbaciones, se utilizan dos mecanismos el antiwinup y el RG (Reference Governor).

Dentro de las metodologías de control estudiadas para plantas solares, se encuentran los controladores predictivos basados en modelos (MPC), los que han presentado buenos resultados debido a su gran flexibilidad para caracterizar los objetivos del sistema de control y sus restricciones. Desde hace varios años se han desarrollado diferentes algoritmos de MPC, aplicados a este tipo de plantas.

Camacho y Berenguel (1994), Camacho et al. (1994a), y Camacho et al. (1994b), desarrollan estrategias MPC, con aplicaciones a plantas de colectores solares distribuidos. Ellos utilizan dos estrategias de control predictivo generalizado, una en base a un algoritmo de ganancia planificada y otra con predicción no lineal de respuesta libre. También utilizan un método adaptivo que evita grandes requerimientos computacionales. Camacho et al. (1997 y Rubio et al. (2006), aplican un modelo CARIMA (Controlled Auto-Regressive Integrated Moving Average) para modelar las perturbaciones aleatorias del sistema. Dentro del marco de los MPC, Silva et al. (2003) diseñan un control predictivo adaptivo de estado con escalamiento interno de tiempo, donde la planta es modelada por una ecuación diferencial parcial tipo hiperbólica, cuya velocidad de transporte es el flujo, es decir, la salida del controlador. La dependencia dinámica del flujo se puede superar por un escalamiento de tiempo, reemplazando los elementos de tiempo (periodo de muestreo) por elementos de volumen. Esto da como resultado un modelo lineal discreto con periodos de muestreo variables que dependen del flujo impuesto. Este algoritmo aprovecha la estructura no lineal de la planta reflejando los mecanismos de transporte dentro de los colectores para obtener una estructura lineal discreta en el tiempo, vía la transformación de escalamiento no-lineal.

Flores et al. (2005) presentan un MPC, de una planta de energía solar, donde el controlador propuesto usa una caracterización difusa de los objetivos y de las restricciones, basado en una estructura de optimización difusa para satisfacción de problemas multi-objetivos. El tipo de modelo difuso desarrollado en esta aplicación son modelos heurísticos con particiones triangulares. Sin embargo, se muestra que en algunos casos, la solución obtenida para el MPC difuso es muy similar a un MPC clásico, dependiendo mucho de la elección de los pesos, las funciones de pertenencia difusa y la norma t-difusa⁵ utilizada.

En los últimos años se ha desarrollado con fuerza el MPC difuso basado en modelos de T&S para sistemas no lineales complejos. Se ha demostrado que los modelos de T&S pueden aproximar con buena precisión, cualquier sistema no lineal (Zhao, et al., 2010).

A partir de los puntos (3.3) y (3.4) se observa que los modelos difuso de T&S son adecuados para describir la planta DSC, y para ser utilizados en una estrategia MPC. A continuación se presenta el desarrollo de esta estrategia de control aplicada a planta de colectores solares ACUREX.

⁵ Norma t. Norma triangular

3.5. Aplicación a planta solar Acurex

3.5.1 Bases de evaluación

Aunque existen muchas estrategias de control de plantas solares, no se ha encontrado en la literatura el desarrollo de un controlador predictivo difuso, que utilice un modelo de T&S para describir la planta solar. Este trabajo presenta el desarrollo de un MPC difuso para una planta de colectores solares modelada a través de un modelo difuso de T&S. Para poder comparar la estrategia del control predictivo difuso, se desarrolla un control predictivo lineal, utilizando un modelo ARX para la planta solar. También se comparan los resultados con un controlador PI clásico de la planta, dado en (Berenguel, et al., 1993). La Figura 15 muestra un esquema de la planta solar Acurex. Con línea roja se representa el aceite caliente que sale del campo de colectores, que luego va al tanque de almacenamiento y al generador de vapor. La línea azul representa el aceite frío que sale del tanque y que regresa del generador de vapor, para ser inyectado nuevamente al campo de colectores. La temperatura del aceite que sale del campo de colectores corresponde a T_{oil} , mientras que la temperatura del aceite que ingresa al campo de colectores corresponde a T_{in} .

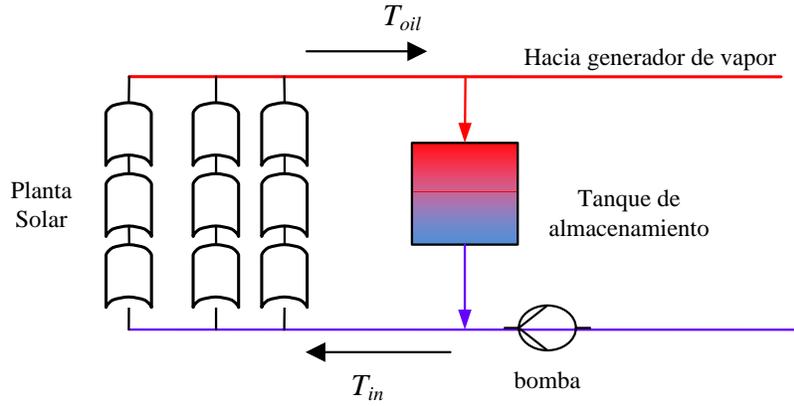


Figura 15. Esquema planta de colectores solares distribuidos Acurex.

Para probar las características del control predictivo difuso, se utilizó el simulador de la planta de colectores solares distribuidos desarrollado en la Universidad de Sevilla para la planta Acurex (Berenguel, et al., 1993). La planta solar se representa por medio de un conjunto de ecuaciones no lineales de parámetros distribuidos, obtenidos por medio de un balance de masa y energía, que representan la dinámica del proceso. Tal como se muestra en (3.2) y bajo ciertas condiciones, la temperatura en el campo puede ser descrita por:

$$\begin{aligned} \rho_m c_m A_m \frac{\partial T_m}{\partial t} &= I \eta_o D - h_L G (T_m - T_a) - L h_T (T_m - T_f) \\ \rho_f c_f A_f \frac{\partial T_f}{\partial t} + \rho_f c_f \dot{V} \frac{\partial T_f}{\partial x} &= L h_T (T_m - T_f) \end{aligned} \quad (3.8)$$

donde los subíndices m y f corresponden al metal y al fluido, respectivamente. Además t es tiempo, x posición, ρ densidad del aceite, c calor específico del aceite, A sección transversal de la tubería, T temperatura de salida del aceite, I radiación solar, η_o eficiencia óptica, D ancho del espejo, h_L coeficiente total de pérdidas térmicas, G diámetro exterior de la tubería, T_a temperatura ambiente, L diámetro interno de la tubería, h_T coeficiente de transferencia fluido-metal, \dot{V} razón de flujo volumétrico del aceite.

El conjunto de balances de energía del metal y el fluido conforman un modelo de ecuaciones diferenciales parciales, que muestra adecuadamente la dinámica del proceso de la parte activa del tubo, es decir, que se encuentra en la línea focal recibiendo la radiación del sol concentrada. En la parte pasiva, las ecuaciones de balance energético son similares, a excepción que la radiación solar I_{rr} es nula y que el coeficiente global de pérdida H_l es mucho menor debido a que se aísla al tubo térmicamente. De esta forma, el modelo de campo completo es un conjunto de elementos pasivos y activos.

Las ecuaciones se pueden resolver mediante un proceso iterativo en diferencias finitas. Las temperaturas del aceite y del tubo absorbedor son calculadas para cada intervalo de tiempo de 0,5[s] y para cada elemento de longitud de 1[m].

La Figura 16 muestra un esquema del simulador de la planta ACUREX. El bloque prealimentador, tiene como objetivo disminuir el efecto de las perturbaciones medibles, tales como las variaciones de la radiación solar I_{rr} , la temperatura de entrada del aceite al campo de colectores T_r y la temperatura ambiente T_{amb} . Además, u_{oil} es el flujo de aceite de los colectores, cuya razón de flujo volumétrico sería el término \dot{v} en (3.8), además de ser la variable manipulada. La variable controlada es la temperatura de aceite T_{oil} que correspondería T_f en (3.8).

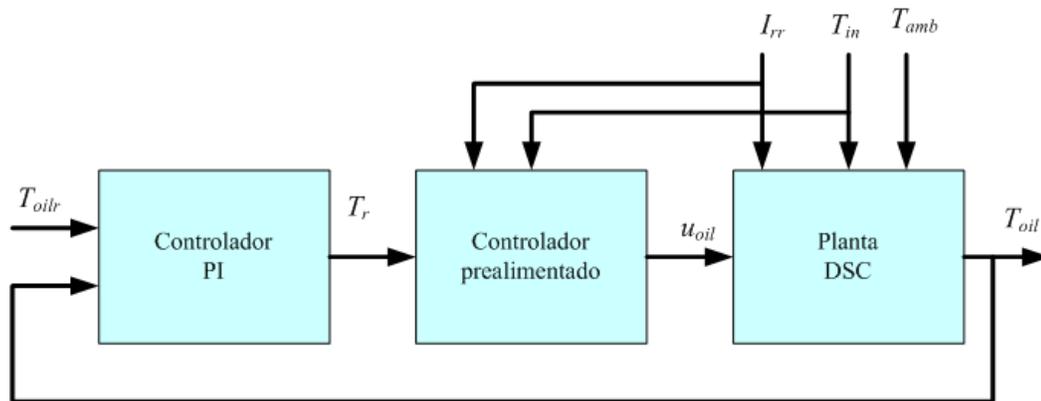


Figura 16. Simulador de la planta solar con bloque de pre-alimentación.

3.5.2 Modelación difusa

Para diseñar la estrategia de control predictivo de la planta solar, primero es necesario derivar el modelo difuso, según el procedimiento de identificación difusa descrito en el Capítulo 2. Para ello fue necesario modificar el simulador original de forma de obtener un simulador de lazo abierto como el mostrado en la Figura 17. En primer lugar se obtuvo un conjunto de datos donde

la variable de entrada es la temperatura de referencia T_r y la variable de salida es la temperatura de salida del aceite del campo de colectores T_{oil} .

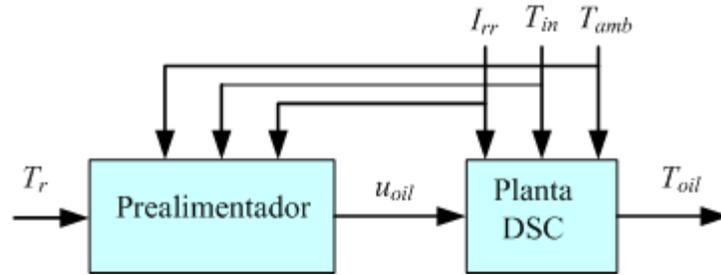


Figura 17. Simulador de lazo abierto

La Figura 18 muestra la salida del simulador de lazo abierto, correspondiente a la temperatura de salida del fluido (azul), cuando la referencia (rojo) varía como se muestra en la Figura.

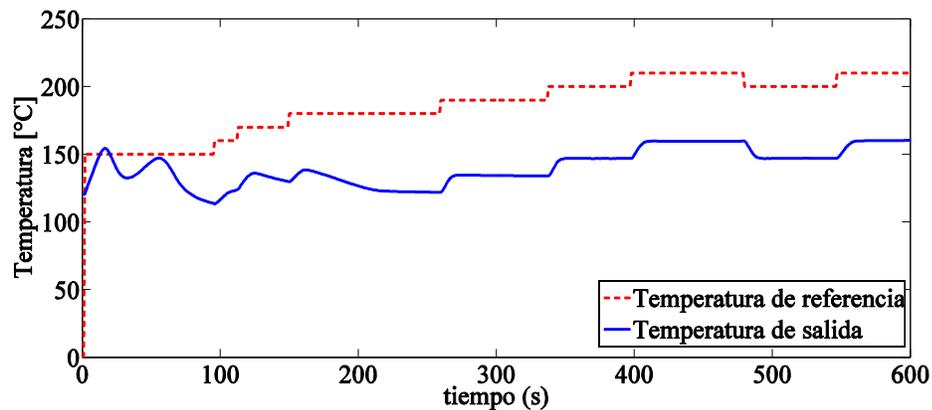


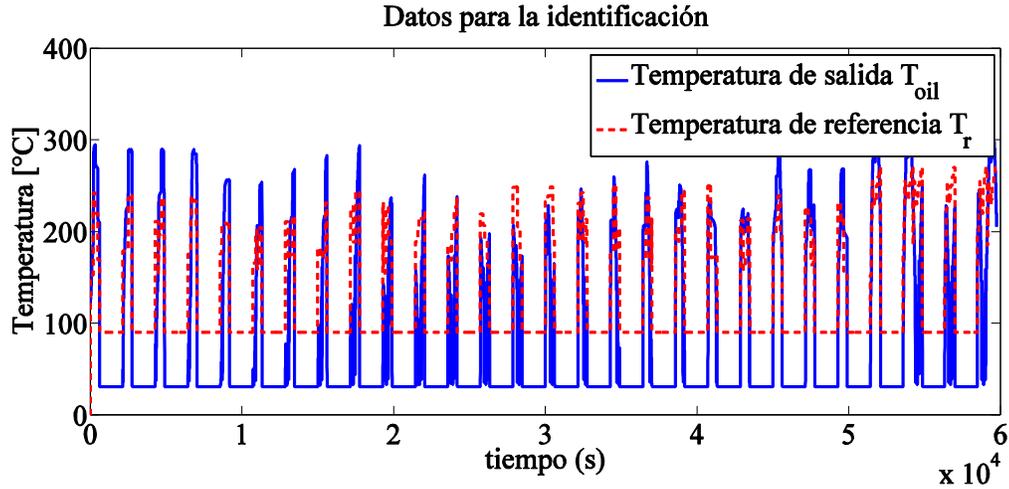
Figura 18. Temperatura de salida del fluido (T_{oil}) y temperatura de referencia (T_r)

Para obtener un modelo difuso de la planta de colectores solares, es necesario tener una gran cantidad de datos, de forma que el modelo obtenido represente todos los modos de operación de la planta. El archivo de datos original, solo considera la operación de la planta para un día, sin considerar además el período en que no hay radiación solar, es decir por las noches.

Para obtener el archivo adecuado, fue necesario agregarle al archivo original los valores de las variables correspondientes, en los períodos de tiempo en que la planta no está funcionando, es decir, cuando la radiación es cero (en las noches). De esta forma se obtuvo un archivo continuo de datos para varios días. Finalmente, el conjunto de datos obtenidos se dividió en tres, de forma de tener un conjunto para entrenamiento, otro para validación y un tercero para test. Este último se utiliza para la verificación final de los modelos. La Figura 19 muestra los datos obtenidos a partir del simulador, para realizar la identificación.

El tiempo de muestreo es de 39 segundos, lo que es adecuado ya que la constante de tiempo del proceso es de 6 minutos aproximadamente. Este valor del tiempo de muestreo se determina en Camacho et al. (1997), donde realizan un análisis de la dinámica del proceso. En este caso el

tiempo de muestreo debe ser múltiplo de 3 segundos, debido al sistema de adquisición de datos. De esta forma se escoge 39 segundos.



Datos para Entrenamiento : 29877

Datos para Validación : 29877

Datos para Test : 607

Tiempo de Muestreo : 39 seg.

Figura 19. Salida del simulador con archivo modificado

Con los dos primeros conjuntos de datos, se obtuvo un modelo difuso de T&S para la planta solar. La identificación de la planta solar se realizó utilizando el procedimiento de identificación difusa descrito en detalle en la sección 2.1.3.

Dada las características del sistema, se consideró suficiente utilizar 10 autorregresores de la variable de entrada y 10 autorregresores de la salida, para construir el modelo inicial. Así el modelo tiene una estructura inicial dada en (3.9), donde $f_{T\&S}$ está dada por la estructura del modelo difuso de T&S.

$$\begin{aligned}
 T_{oil}(t) = f_{T\&S}[& T_{oil}(t-1), T_{oil}(t-2), T_{oil}(t-3), T_{oil}(t-4), T_{oil}(t-5), T_{oil}(t-6), T_{oil}(t-7), \\
 & T_{oil}(t-8), T_{oil}(t-9), T_{oil}(t-10), T_r(t-1), T_r(t-2), T_r(t-3), T_r(t-4), T_r(t-5), \\
 & T_r(t-6), T_r(t-7), T_r(t-8), T_r(t-9), T_r(t-10)]
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

Para mejorar el comportamiento del modelo obtenido, se realizó la optimización del número de clúster y la optimización del número de parámetros. Para determinar el número de clúster óptimo, se calculó el error RMS (Root Means Square) del modelo inicial y se varió el número de clústeres de 2 hasta 20. La Figura 20 muestra este resultado. Se obtiene que el número de clústeres óptimo es tres, ya que a pesar que otros números de clúster se obtienen errores similares, un modelo con tres clúster es más simple y utiliza menor tiempo de cálculo computacional.

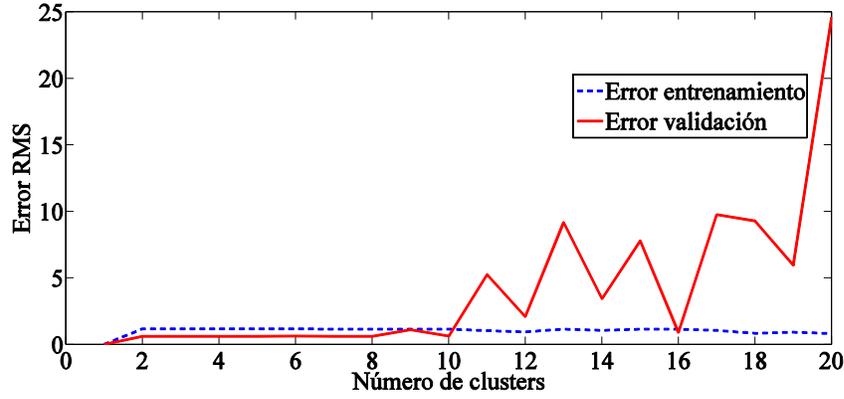


Figura 20. Evaluación del error del modelo en función del número de clúster.

Una vez determinado el número de cluster, se encuentra un modelo de T&S inicial para la planta solar. Este modelo tiene la siguiente estructura:

$$\begin{aligned}
 R^i : & \text{ If } T_{oil}(t-1) \text{ is } A_1^i \text{ and } T_{oil}(t-2) \text{ is } A_2^i \text{ and } T_{oil}(t-3) \text{ is } A_3^i \text{ and } T_{oil}(t-4) \text{ is } A_4^i \\
 & \text{ and } T_{oil}(t-5) \text{ is } A_5^i \text{ and } T_{oil}(t-6) \text{ is } A_6^i \text{ and } T_{oil}(t-7) \text{ is } A_7^i \text{ and } T_{oil}(t-8) \text{ is } A_8^i \\
 & \text{ and } T_{oil}(t-9) \text{ is } A_9^i \text{ and } T_{oil}(t-10) \text{ is } A_{10}^i \text{ and } T_r(t-1) \text{ is } A_{10}^i \text{ and } T_r(t-2) \text{ is } A_{11}^i \\
 & \text{ and } T_r(t-3) \text{ is } A_{13}^i \text{ and } T_r(t-4) \text{ is } A_{14}^i \text{ and } T_r(t-5) \text{ is } A_{15}^i \text{ and } T_r(t-6) \text{ is } A_{16}^i \\
 & \text{ and } T_r(t-7) \text{ is } A_{17}^i \text{ and } T_r(t-8) \text{ is } A_{18}^i \text{ and } T_r(t-9) \text{ is } A_{19}^i \text{ and } T_r(t-10) \text{ is } A_{19}^i \text{ then} \\
 T_{oil}(t) = & g_0^i + g_1^i T_{oil}(t-1) + g_2^i T_{oil}(t-2) + g_3^i T_{oil}(t-3) + g_4^i T_{oil}(t-4) + g_5^i T_{oil}(t-5) + \\
 & g_6^i T_{oil}(t-6) + g_7^i T_{oil}(t-7) + g_8^i T_{oil}(t-8) + g_9^i T_{oil}(t-9) + g_{10}^i T_{oil}(t-10) + g_{11}^i T_r(t-1) + \\
 & g_{12}^i T_r(t-2) + g_{13}^i T_r(t-3) + g_{14}^i T_r(t-4) + g_{14}^i T_r(t-5) + g_{16}^i T_r(t-6) + g_{17}^i T_r(t-7) + \\
 & g_{18}^i T_r(t-8) + g_{19}^i T_r(t-9) + g_{20}^i T_r(t-10) \\
 & i = 1, 2, 3
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

Con el modelo inicial, es necesario optimizar su estructura, es decir, determinar cuáles son los autorregresores más significativos del modelo y eliminar los autorregresores que tienen menor influencia sobre el modelo. Para ello se calculó la sensibilidad de cada autorregresor con respecto al modelo difuso utilizando la definición de sensibilidad dada en (2.15) y (2.16). En la Figura 21 se puede ver este cálculo, cuando están presentes en el modelo los 20 autorregresores iniciales.

Una vez eliminado un número significativo de autorregresores, se evaluó el error RMS correspondiente a cada modelo restante. Esto se realiza tanto para el conjunto de entrenamiento, como para el conjunto de validación. La Tabla 4 muestra estos resultados. La columna 1 contiene la identificación del modelo, a través de números. La segunda columna muestra las variables presentes en ese modelo y las dos últimas columnas contienen los resultados de la evaluación del error RMS. Para visualizar mejor los resultados se construye la gráfica de la Figura 22, donde se muestran los errores RMS de cada modelo, tanto para el conjunto de entrenamiento como para el conjunto de validación.

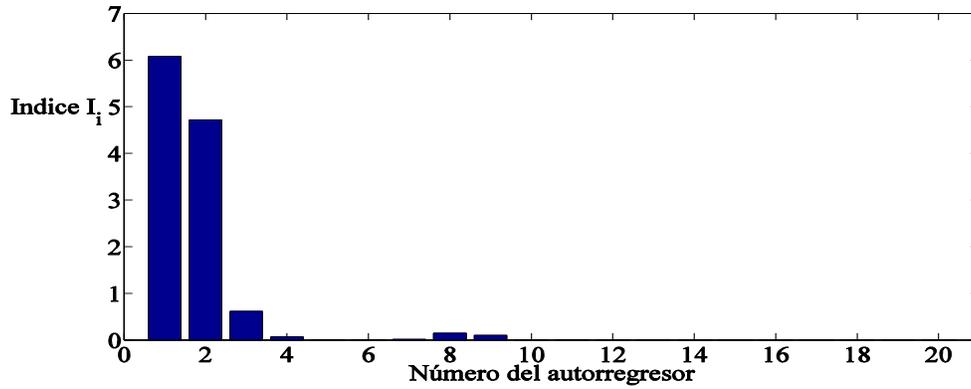


Figura 21. Cálculo de la sensibilidad de los autorregresores del modelo inicial.

Tabla 4. Error RMS conjunto de entrenamiento y validación

Modelo	Variables	RMS Entrenamiento	RMS Validación
1	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), T(t-10), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$, $T_r(t-5)$, $T_r(t-6)$	0.6737	1.328
2	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), T(t-10), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$, $T_r(t-5)$	0.6125	0.606
3	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), T(t-10), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$	0.6760	0.862
4	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), T(t-10), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$	0.5453	0.573
5	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$, $T_r(t-5)$, $T_r(t-6)$,	0.652	0.497
6	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$, $T_r(t-5)$	0.7235	1.089
7	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$	0.6029	0.716
8	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), T(t-9), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$	0.5336	0.778
9	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$, $T_r(t-5)$, $T_r(t-6)$	0.6988	0.859
10	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$, $T_r(t-5)$	1.0387	0.591
11	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$	1.0516	0.596
12	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), T(t-8), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$	1.0505	0.604
13	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$, $T_r(t-4)$	1.1499	0.713
14	T(t-1), T(t-2), T(t-3), T(t-4), T(t-5), T(t-6), T(t-7), $T_r(t-1)$, $T_r(t-2)$, $T_r(t-3)$	2.4989	1.616

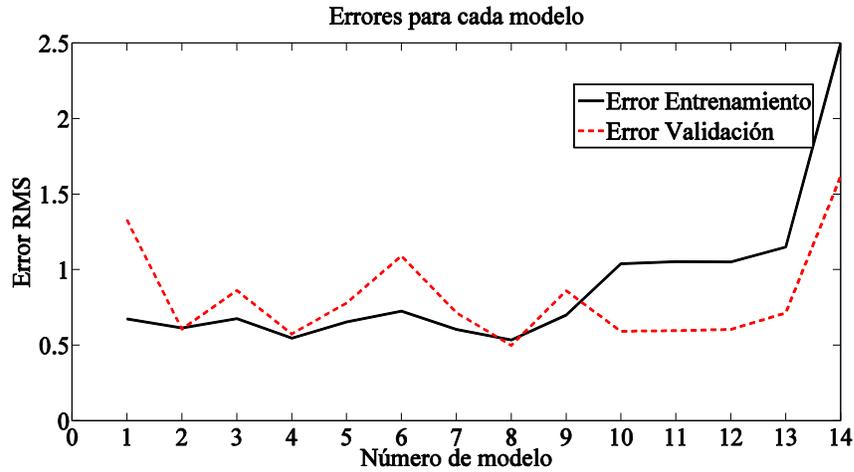


Figura 22. Errores RMS para cada modelo

De los resultados anteriores, se desprende que el modelo que tiene menor error es el indicado con el número ocho. Con esta información se obtuvo un modelo difuso de T&S para la planta solar (Babuška, 1998) de la forma:

$$\begin{aligned}
 R^i : & \text{If } T_{oil}(t-1) \text{ is } A_1^i \text{ and } T_{oil}(t-2) \text{ is } A_2^i \text{ and } T_{oil}(t-3) \text{ is } A_3^i \text{ and } T_{oil}(t-4) \text{ is } A_4^i \\
 & \text{and } T_{oil}(t-5) \text{ is } A_5^i \text{ and } T_{oil}(t-6) \text{ is } A_6^i \text{ and } T_{oil}(t-7) \text{ is } A_7^i \text{ and } T_{oil}(t-8) \text{ is } A_8^i \\
 & \text{and } T_{oil}(t-9) \text{ is } A_9^i \text{ and } T_r(t-1) \text{ is } A_{10}^i \text{ and } T_r(t-2) \text{ is } A_{11}^i \text{ and } T_r(t-3) \text{ is } A_{12}^i \text{ then} \\
 T_{oil}(t) = & g_0^i + g_1^i T_{oil}(t-1) + g_2^i T_{oil}(t-2) + g_3^i T_{oil}(t-3) + g_4^i T_{oil}(t-4) + g_5^i T_{oil}(t-5) + \\
 & g_6^i T_{oil}(t-6) + g_7^i T_{oil}(t-7) + g_8^i T_{oil}(t-8) + g_9^i T_{oil}(t-9) + g_{10}^i T_r(t-1) + g_{11}^i T_r(t-2) + \\
 & g_{12}^i T_r(t-3) \\
 & i = 1, 2, 3
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

donde A_i^r son los conjuntos difuso, g_i^r son los parámetros de las consecuencias, cuyo valores se entregan en la Tabla 5. Mientras que la Figura 23 muestra las funciones de pertenencia para las variables del modelo difuso.

Tabla 5. Parámetros de las consecuencias

g_i^1	g_i^2	g_i^3
0,000221	$5,98 \times 10^{-5}$	$8,41 \times 10^{-5}$
0,000585	0,000360	0,000430
0,000741	0,000575	0,001116
0,001097	0,001001	0,001139
0,001179	0,001561	0,001423
0,001553	0,002019	0,001778

0,002089	0,002371	0,001977
0,002724	0,002560	0,002191
0,002906	0,003014	0,002791
0,004148	0,004375	0,004099
0,008271	0,010845	0,007524
0,021708	0,044218	0,040892

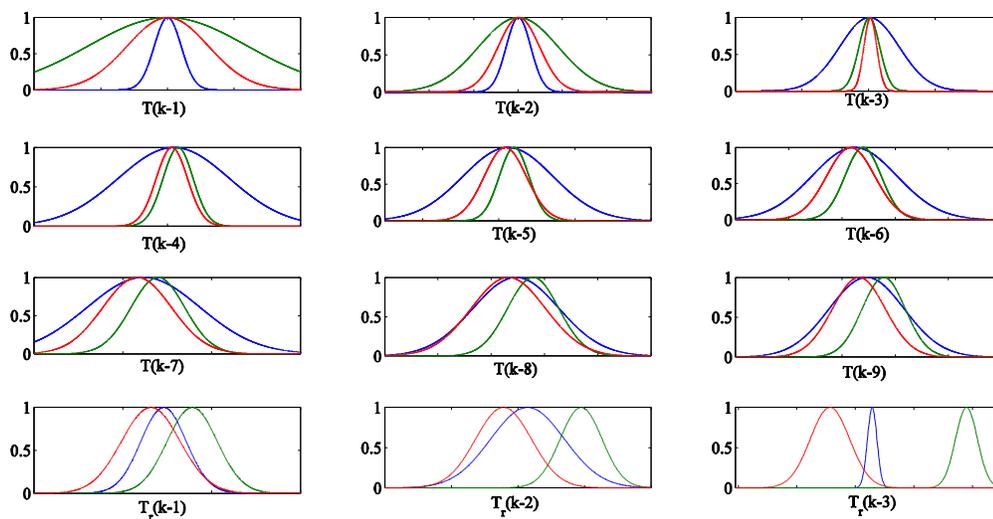


Figura 23. Funciones de pertenencia del modelo difuso de la planta solar

Se calculó la temperatura de salida del aceite de los colectores solares T_{oil} con el modelo difuso a un paso y se comparó con los valores reales de la temperatura. El resultado se muestra en la Figura 24.

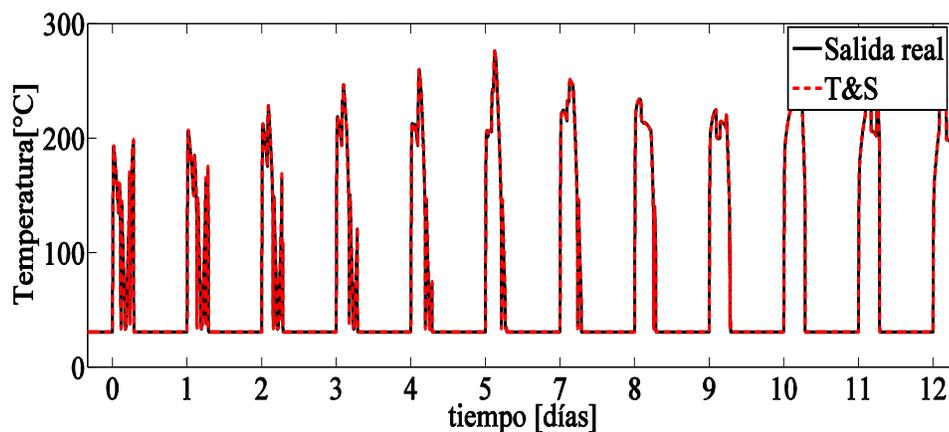


Figura 24. Temperatura de salida del aceite. Modelo difuso y valores reales.

Con el modelo difuso de T&S encontrado, se calculó la predicción a 10 pasos (390 segundos)⁶ de la temperatura salida de la planta solar T_{oil} , y se compara con su valor real. La Figura 25 muestra este resultado (a) y muestra además, un acercamiento del día 1 (b).

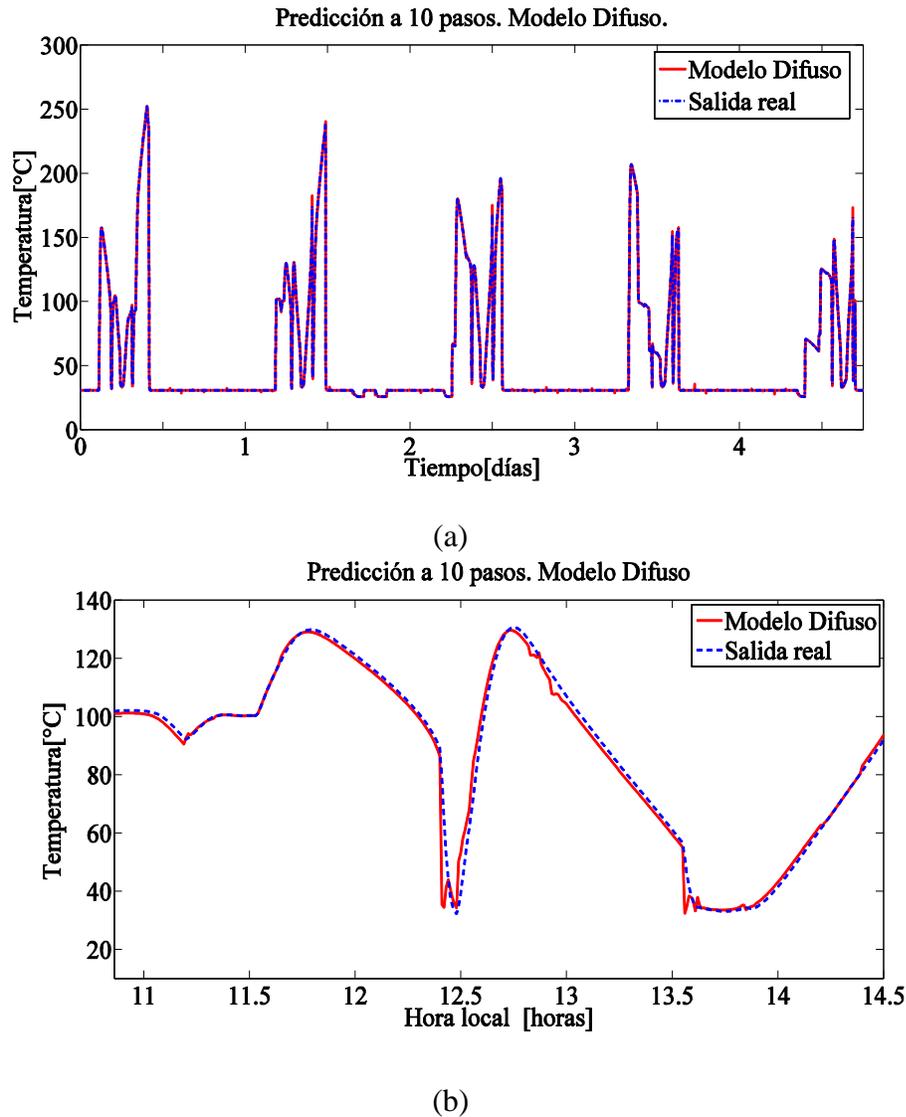


Figura 25. Predicción a 10 pasos con modelo T&S de temperatura de salida. (a) Señal completa. (b) Acercamiento.

Con los mismos conjuntos de datos con que se obtuvo el modelo de T&S se obtuvo un modelo lineal ARIX de la planta solar. El resultado se presenta en (3.12). También se calculó la predicción a diez pasos y los resultados se muestran en la Figura 26.

⁶ Tiempo de muestreo:39 (s)

$$\begin{aligned}
T_{oil}(t) = & 0.00647\Delta T_{oil}(t-1) - 0.00385\Delta T_{oil}(t-2) - 0.00213\Delta T_{oil}(t-3) \\
& - 0.0003\Delta T_{oil}(t-4) + 4.9e-05\Delta T_{oil}(t-5) + 0.00023\Delta T_{oil}(t-6) + \\
& 0.00043\Delta T_{oil}(t-7) - 5.4e-05\Delta T_{oil}(t-8) - 0.0006\Delta T_{oil}(t-9) + \\
& 2.33\Delta T_r(t-1) - 1.86\Delta T_r(t-2) + 0.52\Delta T_r(t-3) + 0.0241 + e(t)
\end{aligned}
\tag{3.12}$$

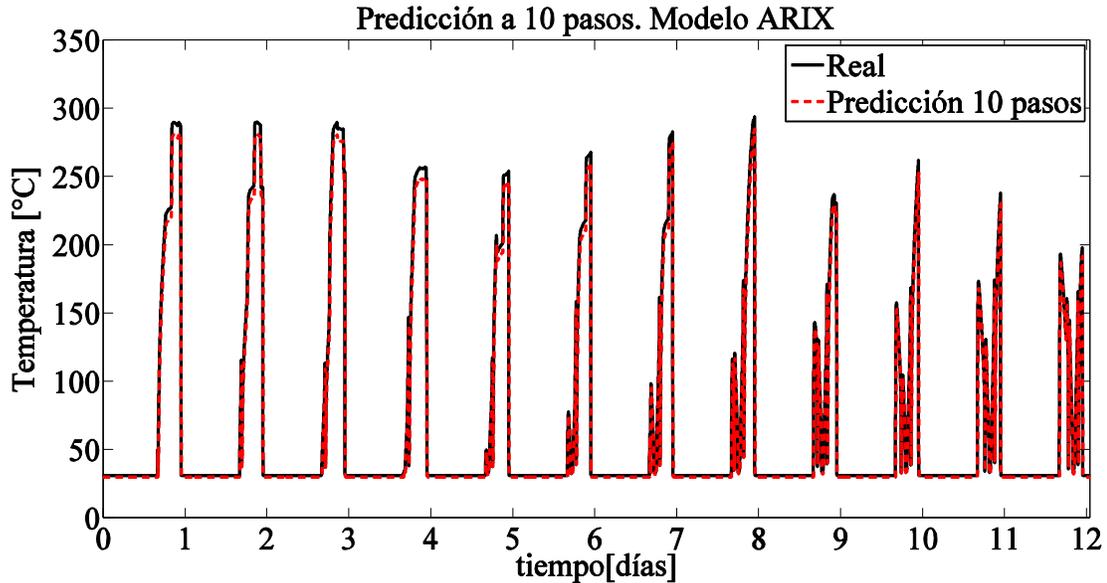


Figura 26. Predicción a 10 pasos con modelo ARX

Este modelo se comparó con el modelo de T&S y para ello se calcularon los errores RMS con ambos modelos, tanto para el conjunto de entrenamiento, validación y test. En las Tablas 6 y 7 se entregan los errores obtenidos para los modelos difusos y los modelos lineales, evaluados con un horizonte de predicción de uno y diez pasos. De estas Tablas se aprecia que los errores obtenidos con los modelos difusos son menores a los obtenidos con los modelos lineales. Este resultado era esperado, ya que, los modelos difusos son aproximadores universales y son capaces de representar en buena forma las no linealidades del proceso, como es el caso de la planta solar. Los valores del error RMS obtenidos para el modelo difuso a diez pasos, tanto en el conjunto de test como con el conjunto de validación hacen que este modelo sea adecuado para la implementación de un controlador predictivo de la planta solar. Los valores de los errores obtenidos para el conjunto de entrenamiento de los modelos T&S a uno y a diez pasos son mayores que los obtenidos para el conjunto de validación. Esto se debe a que al no contar con gran cantidad de datos, no es posible realizar réplicas para todos los conjuntos del modelo. Además, por la estructura de los datos el conjunto de entrenamiento, validación y el conjunto de test se comportan como conjuntos independientes.

Tabla 6. Índices de error RMS a un paso

Modelo	ARIX 1 paso [°C]	T&S 1paso [°C]
Conjunto de datos		
Entrenamiento	1.0374	1.0354
Validación	0.7305	0.7313
Test	0.8777	0.7510

Tabla 7. Índices de error de predicción a 10 pasos

Modelo	ARIX 10 pasos [°C]	T&S 10 pasos [°C]
Conjunto de datos		
Entrenamiento	12.1035	11.9842
Validación	11.0674	10.7587
Test	11.8731	10.7761

De las Tablas se aprecia que el modelo de T&S tiene en general, menores valores de errores que el modelo ARIX, aunque las diferencias no sean significativas. En particular los errores obtenidos en la predicción a 10 pasos, hacen que el modelo de T&S sea adecuado para el diseño de un controlador predictivo. Es así como a continuación se entrega el desarrollo de un control predictivo difuso para la planta solar ACUREX, utilizando el modelo difuso desarrollado.

3.5.3 Control predictivo difuso

Se diseñó dos estrategias de control predictivo MPC para la planta solar. Una utiliza el modelo difuso de T&S y la segunda utiliza el modelo ARIX obtenido para la planta. La configuración propuesta para estos controladores se muestra en la Figura 27.

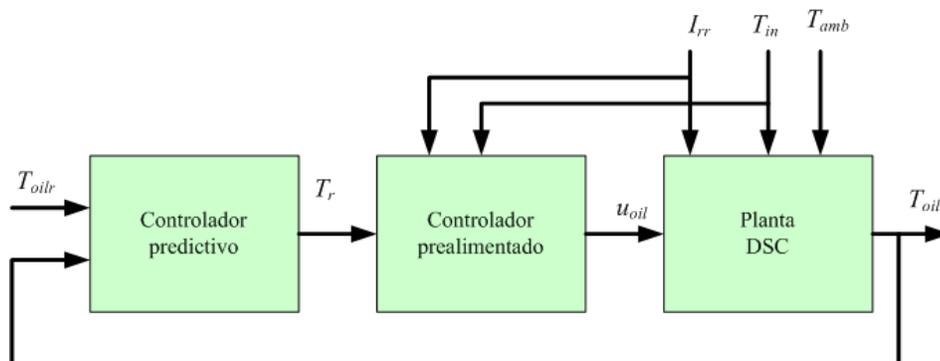


Figura 27. Diagrama de lazo cerrado del MPC.

Como se observa en la Figura 27, la configuración de control propuesta incluye el bloque de prealimentación, lo que significa que la variable manipulada del controlador predictivo no es directamente el flujo de aceite que entra al campo de colectores u_{oil} , sino que la temperatura de referencia T_r , que a su vez es la entrada del controlador prealimentado.

La función objetivo del control predictivo aplicado a la planta solar tiene la forma dada en (2.17). En este caso se hizo $\lambda(k)=\lambda$ y $\delta(k)=1$ y los horizontes de predicción y control dados por $N_1=1$ y $N_2=N_u=10$. Así, la función objetivo aplicada al controlador predictivo de la planta solar, está dada por:

$$\begin{aligned}
J &= J_y + \lambda J_{\Delta u} \\
J_y &= \sum_{k=N_1}^{N_2} (\hat{T}_{oil}(t+k) - T_{oilr})^2 \\
J_{\Delta u} &= \sum_{k=1}^{N_u} \Delta T_{oilr}^2(t+k-1) \\
N_1 &= 1; N_2 = 10; \delta(k) = 1; \lambda(k) = \lambda
\end{aligned} \tag{3.13}$$

En este caso se desea mantener la temperatura de salida del aceite T_{oil} igual a su referencia T_{oilr} , con la menor variación de la variable manipulada, que corresponde al flujo de aceite u_{oil} . Como en este caso, la variable manipulada no participa directamente en el control predictivo, la optimización del esfuerzo de control está representada por el término $\Delta T_{oilr}(t+k-1)$. De esta forma J_y corresponde al término de regulación de la temperatura de salida del aceite, $J_{\Delta u}$ representa la optimización del esfuerzo de control, $\hat{T}_{oil}(t+k)$ predicción a k pasos de temperatura de salida del aceite, $\Delta T_{oilr}(t+k-1)$ el esfuerzo de control.

Para realizar la optimización de la función objetivo dada en (3.13) se utilizó el algoritmo de solución SQP (Sequential Quadratic Programming)⁷. Donde la predicción de la temperatura de salida del aceite está dada por (3.14). Así, la temperatura de referencia T_r es el resultado de la optimización de esta función objetivo.

$$\begin{aligned}
R^i : & \text{If } T_{oil}(t-1+k) \text{ is } A_1^i \text{ and } T_{oil}(t-2+k) \text{ is } A_2^i \text{ and } T_{oil}(t-3+k) \text{ is } A_3^i \\
& \text{and } T_{oil}(t-4+k) \text{ is } A_4^i \text{ and } T_{oil}(t-5+k) \text{ is } A_5^i \text{ and } T_{oil}(t-6+k) \text{ is } A_6^i \\
& \text{and } T_{oil}(t-7+k) \text{ is } A_7^i \text{ and } T_{oil}(t-8+k) \text{ is } A_8^i \text{ and } T_{oil}(t-9+k) \text{ is } A_9^i \\
& \text{and } T_r(t-1+k) \text{ is } A_{10}^i \text{ and } T_r(t-2+k) \text{ is } A_{11}^i \text{ and } T_r(t-3+k) \text{ is } A_{12}^i \text{ then} \\
\hat{T}_{oil}(t+k) &= g_0^i + g_1^i T_{oil}(t+k-1) + g_2^i T_{oil}(t+k-2) + g_3^i T_{oil}(t+k-3) + g_4^i T_{oil}(t+k-4) \\
&+ g_5^i T_{oil}(t+k-5) + g_6^i T_{oil}(t+k-6) + g_7^i T_{oil}(t+k-7) + g_8^i T_{oil}(t+k-8) + g_9^i T_{oil}(t+k-9) \\
&+ g_{10}^i T_r(t+k-1) + g_{11}^i T_r(t+k-2) + g_{12}^i T_r(t+k-3) \\
i &= 1, 2, 3 \\
k &= 1, \dots, N
\end{aligned} \tag{3.14}$$

A partir de los resultados obtenidos durante el tiempo de simulación T_{sim} , y de forma de evaluar los resultados obtenidos de la minimización de la función objetivo dada en (3.13), se definieron

⁷ fmincon de Matlab®

dos índices para la función de costo. El primero corresponde al error de regulación dado en (3.15) y el segundo corresponde a la integral del cuadrado de la señal de control dado en (3.16). Estos índices se calcularon para diferentes valores de λ , en su forma normalizada, es decir, dividida por el número de datos. Este cálculo se realiza tanto para el modelo de T&S como para el modelo ARIX. Así, se obtiene el error de regulación para el modelo de T&S ($\bar{J}_{Toil T \& S}$), el error de regulación para el modelo ARIX ($\bar{J}_{Toil ARIX}$), la integral del cuadrado de la señal de control para el modelo de T&S $\bar{J}_{\Delta uoil T \& S}$ y para el modelo ARIX ($\bar{J}_{\Delta uoil ARIX}$). Los resultados se presentan en las Tablas 8 y 9.

$$\bar{J}_{Toil} = \frac{1}{T_{sim}} \sum_{j=1}^{T_{sim}} (\hat{T}_{oil}(j) - T_{oilr}(j))^2 \quad (3.15)$$

$$\bar{J}_{\Delta uoil} = \frac{1}{T_{sim}} \sum_{j=1}^{T_{sim}} \Delta T_{oilr}^2(j) \quad (3.16)$$

Tabla 8. Evaluación Funciones de Costo. Controlador T&S

λ	$\bar{J}_{Toil} T \& S$	$\bar{J}_{\Delta uoil} T \& S$
36	3.083	1.838x10 ⁻⁷
44	2.496	1.837x10 ⁻⁷
48	2.374	1.838x10⁻⁷
56	3.426	1.865x10 ⁻⁷

Tabla 9. Evaluación Funciones de Costo. Controlador ARIX

λ	$\bar{J}_{Toil} ARIX$	$\bar{J}_{\Delta uoil} ARIX$
0.2	13.013	1.983x10 ⁻⁷
0.26	10.465	1.974x10 ⁻⁷
0.3	8.778	1.975x10⁻⁷
0.35	9.508	1.979x10 ⁻⁷

Comparando los valores obtenidos para $\bar{J}_{\Delta uoil} ARIX$ y $\bar{J}_{\Delta uoil} T \& S$, se aprecia que los del modelo ARIX son mucho mayores, lo que significa que el costo de control del MPC ARIX es mayor. De las Tablas 8 y 9 se aprecia también que los valores de λ obtenidos para el control predictivo difuso, son muy distintos con los obtenidos para el control predictivo lineal. Esto se explica a partir de los errores de predicción de los modelos dados en la tabla 7, donde los errores RMS del modelo lineal son mayores que en el modelo difuso. Así, en la estrategia de control lineal se debe ponder más el término de regulación (3.14). En forma contraria en el control difuso se pondera más el término del costo de control (3.15).

Por otro lado, la Figura 28 muestra la salida del controlador ARIX para los diferentes lambdas y la Figura 29 lo hace para el controlador T&S.

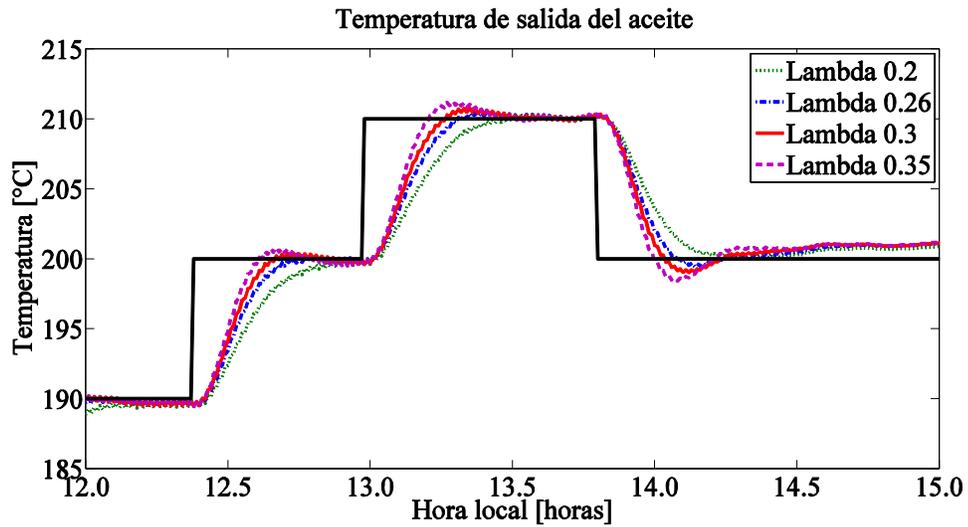


Figura 28. Salida controlador ARIX para diferentes λ

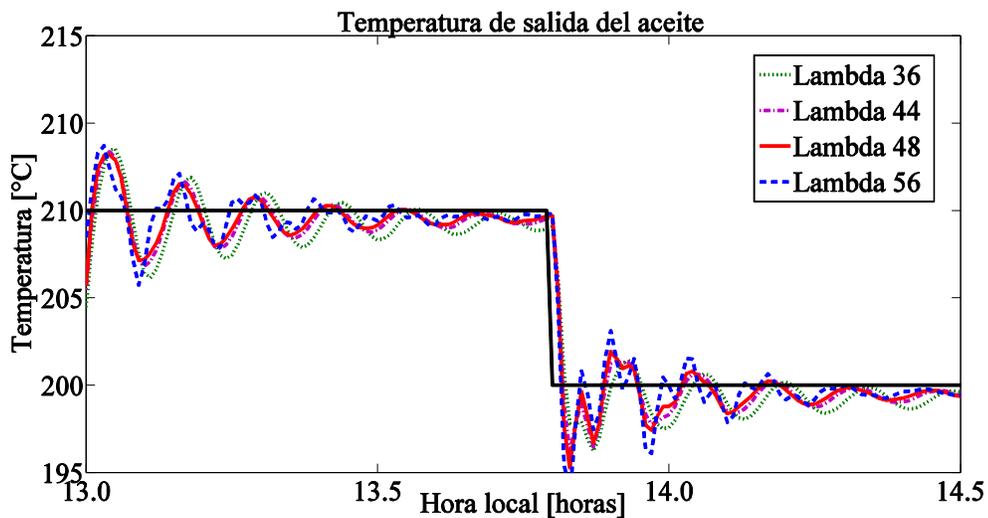


Figura 29. Salida controlador T&S para diferentes λ

A partir de estos resultados, se selecciona el valor de λ , más apropiado para cada controlador, considerando los valores de \bar{J}_{Toil} y $\bar{J}_{\Delta uoil}$. Para el controlador ARIX $\lambda= 0.3$ y para el controlador T&S $\lambda= 48$, los que aparecen en negrita en las Tablas correspondientes. Con los controladores ya sintonizados con estos valores de λ , éstos se compararon entre sí, además de compararlos con los resultados de una configuración de control tradicional (controlador PI), implementado por Camacho et al.(1997). La Figura 30 muestra el comportamiento de la variable controlada T_{oil} , cuando la referencia varía con un escalón de subida (a), y cuando la referencia cambia con un

escalón de bajada. La radiación solar y la temperatura de entrada del aceite al campo de colectores solares del día correspondiente, varían de la forma presentada en las Figuras 31 y 32, respectivamente.

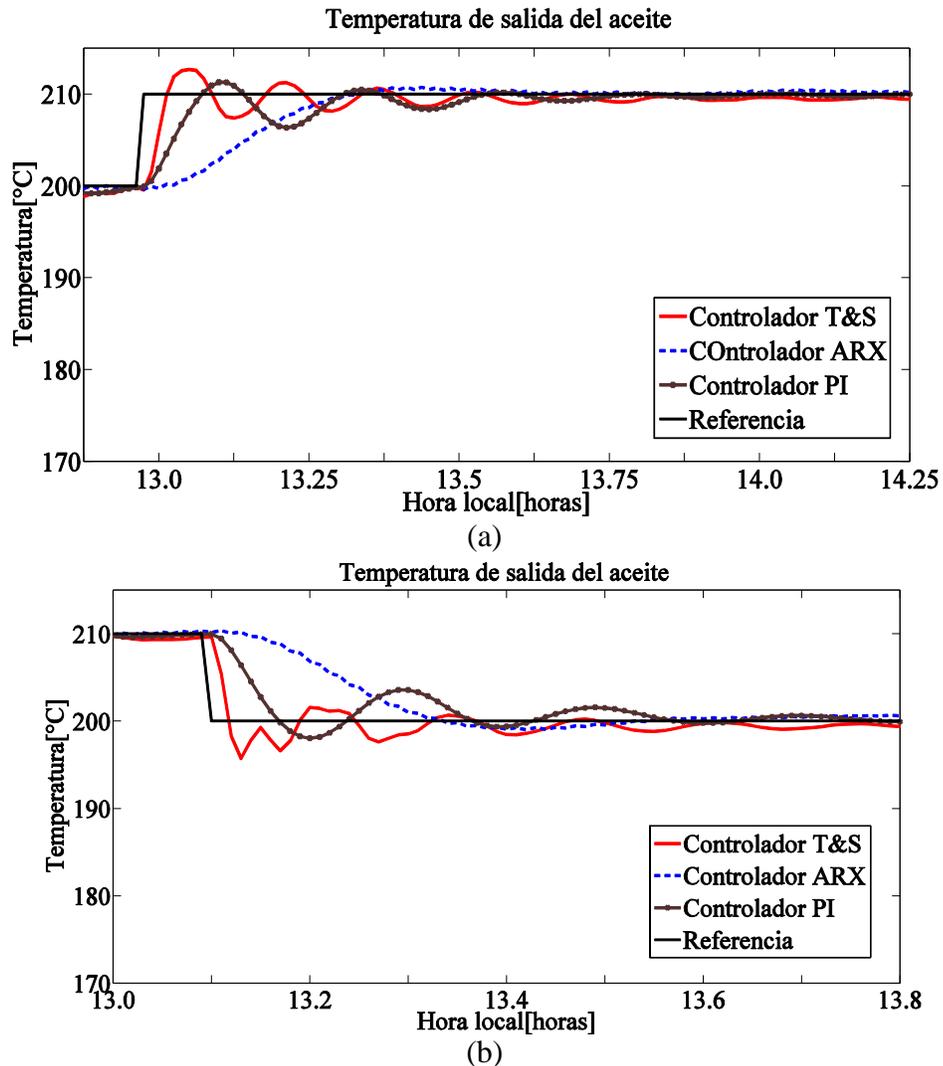


Figura 30. Comparación controladores- (a) Caso escalón de subida. (b) Caso escalón de bajada

Para evaluar el comportamiento dinámico de los controladores se calcularon diferentes índices para los tres controladores, de forma de compararlos. Las Tablas 10 y 11 entregan los valores de sobrepaso M_p , tiempo de elevación T_e , tiempo de estabilización T_s .

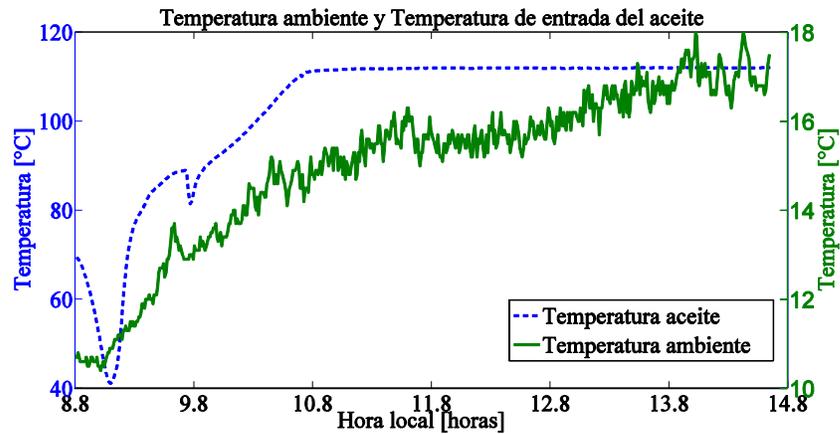


Figura 31. Temperatura de entrada del aceite T_{in} y Temperatura ambiente T_{amb}

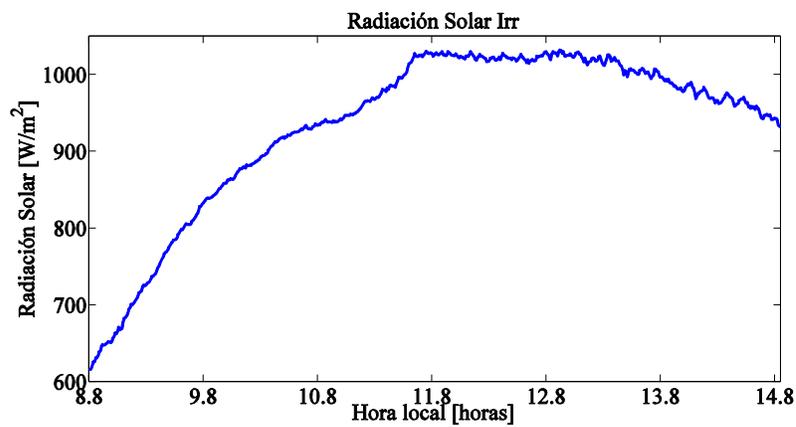


Figura 32. Perfil de radiación solar.

Tabla 10. Índices de evaluación de controladores. Escalón de Subida

	MPC ARIX	Controlador PI	MPC T&S
M_p %	0.143	0.000	1.369
T_e (min)	43.110	87.977	0.519
T_s (min)	61.100	40.300	30.550

Tabla 11. Índices de evaluación de controladores. Escalón de bajada

	MPC ARIX	Controlador PI	MPC T&S
M_p %	4.594	4.859	4.957
T_e (min)	7.653	2.896	0.927
T_s (min)	58.500	66.300	48.750

De los valores obtenidos para el tiempo de subida de T_e y el tiempo de estabilización T_s y se aprecia que el controlador T&S es más rápido que los otros dos controladores. Sin embargo, el sobrepaso es mayor para el controlador difuso T&S.

3.5.4 Análisis de resultados

Para el diseño de las estrategias de control predictivo se analizaron dos enfoques de modelación. De este análisis, se observa que el modelo difuso permite predecir a 7 minutos (10 pasos) el comportamiento de la temperatura del campo de colectores solares, con un error del 10.7%, mejorando el desempeño con respecto a una modelación lineal (modelo ARIX). Por lo tanto, los resultados muestran que el uso de un modelo difuso de T&S es muy adecuado para representar las no linealidades que caracterizan a las plantas solares.

En cuanto al diseño de la estrategia de control predictivo, se implementó un controlador MPC difuso y un controlador MPC ARIX. Con respecto al análisis comparativo de las estrategias de control propuestas, se aprecia que la función de seguimiento es un 73% mejor para el MPC difuso, comparado con el caso MPC lineal (ver función de costo de control según Tablas 8 y 9, con $\lambda=0.3$ y $\lambda=48$ respectivamente). A su vez, se observa un 7% de disminución en el esfuerzo de control con el controlador MPC difuso. Por lo tanto, la evaluación de las funciones de costo tanto de error de seguimiento, como de la función de costos de control presentan valores que hacen muy conveniente el uso de MPC con modelos T&S para planta solares.

3.5.5 Discusión

En este capítulo se muestran las diferentes tecnologías de concentración y se describen las plantas de colectores solares distribuidos. Se muestran diferentes modelos desarrollados por otros autores, para la representación de plantas solares, y se presentan además diferentes desarrollos de estrategias de control para plantas DSC.

Se desarrolla un modelo difuso de la planta solar ACUREX. Se demuestra que este tipo de modelos es adecuado para representar plantas de colectores solares, ya que, describen adecuadamente las no linealidades del proceso. A pesar de que no existen diferencias significativas en la evaluación del RMS entre ambos modelos, si se tuviera más data en distintos punto de operación, los modelos difusos obtendrían mejores resultados.

Se discuten las ventajas de aplicar un controlador predictivo difuso a una planta de colectores solares, con un modelo difuso de T &S. Los resultados obtenidos se comparan con los obtenidos con una estrategia de control PI. Los resultados de las evaluaciones realizadas demuestran que es muy conveniente el uso de MPC con modelos de T&S.

Capítulo 4. Diseño del simulador de una planta termoeléctrica de ciclo combinado con colectores solares integrados

La aparición de plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados (**ISCC**), lleva a la necesidad de crear herramientas adecuadas para el estudio de su comportamiento dinámico y el desarrollo de estrategias de control adecuadas para mejorar y optimizar su desempeño. Dentro de este marco es que se hace necesario contar con un simulador dinámico de este tipo de plantas de generación de energía.

Considerando estas razones, se diseñó un simulador dinámico de una planta de ciclo combinado con colectores solares integrados. El diseño se realizó a partir del simulador de una planta de ciclo combinado desarrollado por Sáez et. al (2002) y del simulador de la planta de colectores solares distribuidos ACUREX, diseñado por Berenguel et. al (1993). El simulador construido incluye los tres componentes básicos de una planta **ISCC**: la planta termoeléctrica de ciclo combinado, la planta de colectores solares distribuidos con estanque de almacenamiento y el generador de vapor solar. El simulador se diseña utilizando el software Matlab Simulink®. La Figura 33 muestra un esquema general de la planta **ISCC**. En esta Figura se aprecia la interconexión de los diferentes equipos que conforman una planta **ISCC**. Dentro de los equipos que se muestran en la Figura están los componentes de la planta de ciclo combinado como la turbina de gas, con su respectivo horno, la caldera recuperadora de vapor (HRSG) o caldera, con quemador auxiliar y la turbina de vapor. También se destaca el sobrecalentador como parte del HRSG. Los componentes que forman parte de la planta solar son la planta de colectores solares, el estanque de almacenamiento y el generador de vapor solar. En la sección 4.4 se realiza una descripción del funcionamiento de la planta **ISCC**.

Comprender el funcionamiento de las plantas de ciclo combinado es fundamental para entender el funcionamiento de las plantas integradas ISCC. A continuación se describen este tipo de plantas.

4.1 Descripción de plantas termoeléctricas de ciclo combinado

Las plantas de ciclo combinado usan dos o más turbinas: un grupo de turbinas de gas y un grupo de turbinas de vapor para generar energía eléctrica. La turbina de gas de tres etapas, utiliza combustible para mover una turbina, donde el calor de sus gases de escape se aprovecha en una caldera para producir vapor, denominada caldera recuperadora de vapor (HRSG). Este vapor sobrecalentado, sale de la caldera y se inyecta a una turbina de vapor, donde se aprovecha para producir electricidad. Algunas configuraciones utilizan un quemador auxiliar en la HRGS, para aumentar la cantidad de vapor producido. La turbina de vapor también puede ser de tres etapas, alta presión, media presión y baja presión. Este sistema aumenta la eficiencia del sistema, ya que no se pierden los gases de escape de la turbina a gas (Ordys, et al., 1994). La Figura 34 muestra un esquema de una planta de ciclo combinado con quemador auxiliar, donde se aprecian los tres componentes principales: turbina de gas, turbina de vapor y caldera con quemador auxiliar

(horno). El quemador auxiliar tiene la función de aumentar la temperatura de la caldera, por medio del uso de combustible, aumentando la cantidad de vapor producido. En el punto siguiente se muestran diferentes modelos desarrollados para las plantas de ciclo combinado.

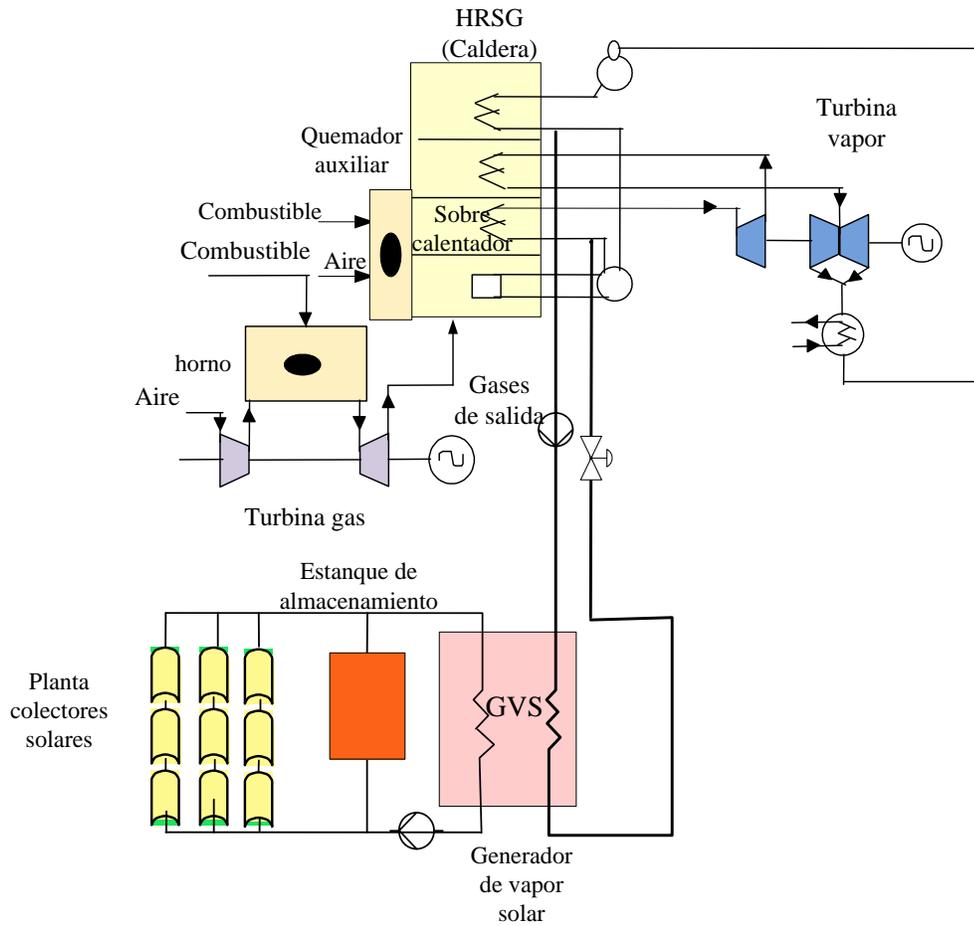


Figura 33. Esquema de la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados

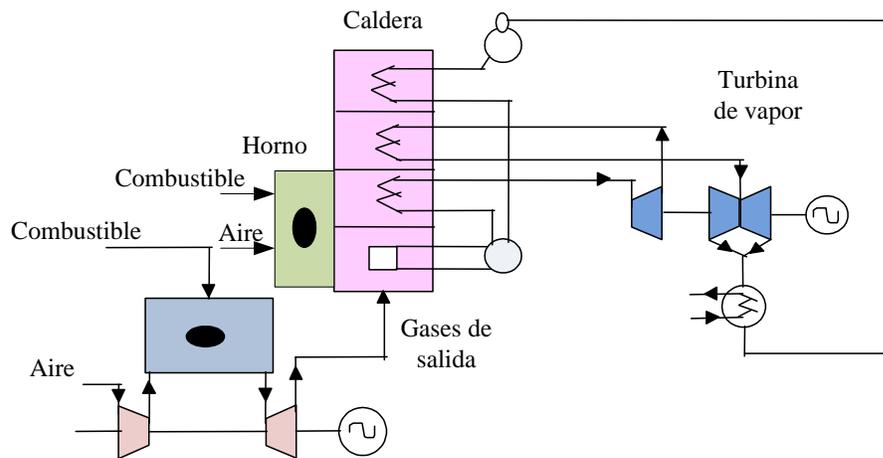


Figura 34. Esquema planta de ciclo combinado (Sáez, et al., 2002)

4.2 Modelación de plantas termoeléctricas de ciclo combinado

Las plantas de ciclo combinado son una parte fundamental de las plantas **ISCC**. Para desarrollar modelos que representen las plantas **ISCC**, es fundamental conocer los modelos que describen las plantas de ciclo combinado, especialmente para el objetivo es el desarrollo de un simulador de una planta integrada **ISCC**. A continuación se presentan algunos estudios realizados para las plantas de ciclo combinado.

A medida que las plantas de ciclo combinado se han ido construyendo, también se han desarrollado algunos simuladores, que permiten estudiar el comportamiento de este tipo de plantas, además del diseño de estrategias de control y planificación.

En la literatura especializada se proponen varios modelos de las plantas de ciclo combinado, donde en general, lo que se hace es modelar sus componentes por separado, es decir, para la turbina de gas, turbina de vapor y la caldera. Los modelos presentados pueden ser empíricos o fenomenológicos.

Dentro de estos últimos se encuentra un modelo para la turbina de vapor que está basado en un balance térmico fundamental y que ha sido usado para el diseño de control multivariable (Ray, 1980). Existen diversos modelos detallados para las turbinas de gas, que son presentados por Shobeiri (1987) y Sarvanmuttoo (2001). Estos modelos corresponden a modelos de parámetros distribuidos y de la dinámica del flujo de gas que es descrita para diferentes secciones de la turbina. Ordys et al. (1994), Sáez et al. (2002), Alobaid et al. (2008), presentan modelos basados en los principios de conservación de masa, momentum y energía. Mientras Ordys et al. (1994) presenta modelos para todas las componentes de la planta de CC, Sáez et al. (2002) lo hace para la turbina de gas y Alobaid et al. (2008), para la caldera recuperadora de vapor (HRSG). En los tres casos los modelos son utilizados para realizar simulaciones dinámicas de las plantas de CC, y su posterior control en el caso de Sáez et al. (2002). Kunitoni et al., (2003) también presentan un modelo fenomenológico detallado de la caldera (HRSG), con el que realizan simulaciones a largo plazo del comportamiento dinámico de la planta. Estos realizan estudios sobre la influencia en la potencia de salida de la turbina de gas, que tienen la temperatura ambiente y la frecuencia del sistema. Concluyen que la dependencia de la producción de máxima de potencia de la turbina de gas con la temperatura ambiente y la frecuencia es muy significativa.

Mello y Ahner (1994) describen varios aspectos de las plantas de ciclo combinado y desarrollan modelos de la turbina de gas, la caldera recuperadora de calor y la turbina de vapor para simular la respuesta de diferentes configuraciones de las plantas de ciclo combinado y estudiar su comportamiento dinámico. Aström y Bell (2000), presentan un modelo no lineal, que describe la dinámica de la caldera y su comportamiento en un alto rango de operación. Mantzaris y Vournas, (2007) presentan la modelación y estudio de estabilidad de una planta de ciclo combinado de una etapa (single shaft). Ellos realizan un análisis de cargas eléctricas y transientes en frecuencia y en particular analizan la estabilidad en el control de frecuencia, determinando que la planta se hace inestable, si no tiene incorporado un control de frecuencia y velocidad.

Ahmadi y Dincer (2011), realizan un análisis termodinámico de una planta de CC. Para ello desarrollan modelos de los componentes de la planta por medio del balance de energía y exergía. Los parámetros de operación se obtienen por la optimización de una función objetivo, la que representa el costo total de la planta en términos de dólares por segundo, definida como la suma de los costos de operación relacionados con el costo de combustible y la inversión de capital para la compra y mantención de equipos. La optimización de esta función objetivo se realiza por medio de la aplicación de algoritmos genéticos. Similarmente, Valdés et al. (2003) desarrollan una optimización termoeconómica para la turbina de gas de una planta de ciclo combinado. Esto es, obtener un compromiso entre eficiencia y costos de operación, encontrando un modelo termoeconómico para el HRSG de la planta de ciclo combinado. Las variables consideradas para la optimización fueron los parámetros termodinámicos que establecen la configuración del HRSG. Los objetivos de la optimización son la minimización de los costos de producción por unidad de salida y la maximización de los beneficios económicos. Los autores también utilizan el método de algoritmos genéticos para determinar los parámetros óptimos buscados.

Una aplicación diferente es la presentada en (Roldan Villasan, et al., 2010). Aquí se desarrolla un simulador dinámico de una planta CC que incluye las principales características de este tipo de planta, pero que es usado para entrenamiento de operadores.

Todos estos estudios aplicados a planta de ciclo combinado, demuestran la importancia de contar con modelos que representen adecuadamente las diferentes variables de estas plantas y que por medio de simuladores dinámicos permitan el estudio de optimizaciones económicas y operacionales de este tipo de plantas. A continuación se presentan diferentes estrategias de control desarrolladas para plantas de ciclo combinado.

4.3 Estrategias de control para plantas termoeléctricas de ciclo combinado

En la literatura especializada se pueden encontrar diversos desarrollos de estrategias de control avanzado para plantas termoeléctricas de ciclo combinado. Nakamoto et al., (1995) implementan varios controladores multivariables, tales como H_∞ , regulador cuadrático lineal (LQR) y un controlador predictivo generalizado (GPC), para controlar la presión y el flujo de vapor de salida de la caldera. Los resultados presentan una buena respuesta transiente, además de propiedades robustas sobre un amplio rango de operación. En este caso los controladores H_∞ y el LQR tienen compensadores que reducen el efecto del ruido de alta frecuencia que se produce en la medición del flujo de vapor. Forootani et al. (2011) también desarrollan un controlador robusto LQG (linear-quadratic-Gaussian) para la turbina de gas de una planta de ciclo combinado, donde modelan el sistema en forma analítica por medio de las ecuaciones desarrolladas por Ordys et al. (1994). Para el diseño del controlador, primero linealizan el modelo en el punto de operación y definen las variables a controlar. En este caso son la temperatura de los gases de salida y la potencia de salida de la turbina de gas. Los resultados obtenidos son comparados con controladores PI y obtienen que el controlador LQG diseñado es robusto en presencia de perturbaciones y ruido. Por otro lado, Najimi y Hossein (2012) desarrollan un controlador robusto H_∞ para la turbina de gas de una planta de ciclo combinado. Ellos también controlan la temperatura de los gases de salida de la turbina, pero además controlan su velocidad. Debido a

que los cambios de velocidad de la turbina de gas causan desviaciones en la frecuencia, el objetivo de este controlador es que cualquier variación en el consumo tenga un mínimo efecto en la variación de la velocidad de la turbina. Los cambios en la temperatura de los gases de salida, también deben ser limitados por consideraciones físicas y económicas. El controlador H_∞ se basa en un modelo no-lineal del sistema y resulta que se puede mantener la temperatura y la velocidad de la turbina dentro de los intervalos deseados, bajo perturbaciones de la demanda y no linealidades.

Sanchez y Martinez (2012) diseñan una estrategia de control difuso a nivel supervisor, para realizar una coordinación inteligente de las unidades de una planta de ciclo combinado. Las unidades consideradas son dos turbinas de gas y una turbina de vapor. Utilizando la metodología de proceso PACE⁸ se utiliza una gama completa de modelos matemáticos dinámicos para las pruebas de simulación con el objetivo de obtener el controlador basado en reglas. La implementación y calibración de la base de reglas se construye a partir del límite de temperatura de la turbina de gas y del límite de presión de la turbina de vapor.

Las estrategias de control predictivo basado en modelos, han sido ampliamente utilizadas en el control de plantas termoeléctricas de ciclo combinado. Por esta razón es que a continuación se presentan algunos trabajos que utilizan esta estrategia de control, aplicada a plantas de ciclo combinado.

Ordys et al., (1996) y Garduno-Ramirez y Lee (2000) presentan un estudio de la modelación y control jerarquizado de una planta de ciclo combinado. En el nivel superior del control jerarquizado se aplica una estrategia de control predictivo, para proporcionar una transición óptima de la planta, cuando cambia de punto de operación. Las funciones asociadas con los diferentes niveles del sistema de control son: gestión de la carga, optimización del comportamiento, optimización dinámica de las unidades, es decir gestión dinámica del set point, sintonización de los controladores del nivel inferior (Ordys, et al., 1996). En el nivel supervisor del trabajo presentado por Garduno-Ramirez y Lee se generan los set point de la potencia eléctrica, el nivel de agua del tanque y la presión de vapor. En el nivel inferior se implementa una estrategia de control pre-realimentada y realimentada (feedforward-feedback). La salida del control prealimentado contiene un conjunto de sistemas multi-variables de inferencias difusas, diseñados a partir de los datos de entrada y salida de la planta en estado estable. El control realimentado consiste en controladores PID con una configuración de multi-lazo. Con esta estrategia, la salida del controlador prealimentado provee la mayoría de las señales de control para un amplio rango de operación, disminuyendo de este modo el esfuerzo de control de los controladores PID.

Niu y Liu (2008), desarrollan una estrategia de control predictivo generalizada multivariable para la turbina de gas de una planta de ciclo combinado. Utilizan un modelo CARIMA (Controlled AutoRegressive Integrated Moving Average) multivariable para modelar la potencia y la velocidad de la turbina de gas. Se comparan los resultados con un PID convencional bajo diferentes condiciones de carga, demostrando la eficiencia de la metodología propuesta. Lee y

⁸ PACE: Profile Analyze Condition Expose. Método probado y eficaz para la transformación de los datos heredados de las organizaciones.

Shin (2008), implementan una estrategia MPC multivariable donde utilizan un modelo de perturbación obtenido en forma analítica y experimental para el condensador de la planta de ciclo combinado. Los resultados obtenidos fueron verificados en una planta real de ciclo combinado.

En Sáez y Cipriano (1998) desarrollan un simulador dinámico para la planta de ciclo combinado, basado en ecuaciones fenomenológicas. Con este simulador diseñan una estrategia de control predictivo supervisor no lineal donde la función objetivo a minimizar incluye consideraciones ambientales y económicas. La función objetivo planteada, viene dada por la ecuación (4.1).

$$J = \int_{t_0}^{t_f} \{C_F w_F(t) + C_e w_e(t)\} dt + C_f \quad (4.1)$$

donde C_F es el costo de combustible, C_e es el costo de suministro de agua y C_f son los costos fijos dados por los costos operacionales y personal técnico.

La principal restricción operacional está dada por la potencia generada por la planta. Ésta debe ser igual a la potencia de despacho, es decir,

$$P(t) = P_g(t) + P_s(t) = D^* \quad (4.2)$$

con $P(t)$ como la potencia total generada y D^* la demanda de potencia.

Las consideraciones ambientales vienen dadas por las restricciones impuestas a la planta en la emisión de gases como NO_x . Estas emisiones son restringidas por un límite superior dado por

$$g_{cNO_x}(t) \leq g^* \quad (4.3)$$

donde g_{cNO_x} es la concentración de NO_x y g^* es límite superior de NO_x .

Luego en Sáez y Cipriano (1999) se presenta también el desarrollo de una estrategia de control predictivo, pero esta vez para la caldera de la planta de ciclo combinado. Se determinan modelos difusos de T&S para el sobrecalentador de la caldera y para el tanque. La función objetivo utilizada en este caso, viene dada por (4.4)

$$J = \int_{t_0}^{t_f} \{C_F w_F(t)^2 + C_e w_e(t)^2\} dt + C_f \quad (4.4)$$

El significado de las variables en (4.4), son los mismos que los de (4.1).

Un trabajo similar se realiza en Sáez et al. (2005), pero aplicado a la turbina de gas de una planta de ciclo combinado. Para el diseño del control supervisor, utilizan un modelo CARIMA. La función objetivo para ser optimizada en el nivel supervisor viene dada por:

$$J = J_{c_p} - \eta J_{c_r} \quad (4.5)$$

$$J_{C_f} = \sum_{i=1}^N C_p P_g(t+i-1) - \sum_{i=1}^N C_f F_d(t+i-1) + CF \quad (4.6)$$

$$J_{C_r} = C_{rpg} \left(\sum_{j=1}^N (\hat{P}_g(t+j) - P_g^*)^2 \right) + \lambda_{Fd} \sum_{i=1}^N \Delta F_d^2(t+i-1) \quad (4.7)$$

donde η es un factor de peso, C_p es precio de la potencia, C_f es el costo de combustible, CF son los costos fijos. N es el horizonte de predicción, $\hat{P}_g(t+j)$ es la predicción a j pasos de la potencia de la turbina de gas. C_{rpg} es el factor de costo del nivel regulador, λ_{Fd} es la ponderación del control y P_g^* es el set point externo para la potencia de la turbina de gas, que es constante y fijado previamente.

Igualmente, Sáez et al. (2007) desarrollan un control predictivo supervisor para la turbina de gas. En este se desarrollan un modelo difuso de T&S y modelo lineal ARIX para la turbina de gas. El método de optimización en este caso son los algoritmos genéticos. Finalmente, se comparan los resultados obtenidos con los dos modelos distintos.

Sáez et al., (2008) desarrollan una estrategia de control predictiva adaptativa híbrida para la optimización económica de un simulador de una planta de ciclo combinado. Este desarrollo permite considerar adecuadamente las características no lineales, tales como la dependencia de la temperatura ambiente de la producción de energía eléctrica y la temperatura de los gases de escape de la turbina a gas, por medio de un modelo dinámico lógico. Sáez et al., (2009) presenta el desarrollo de la optimización de una planta de ciclo combinado, utilizando control predictivo supervisor para la caldera y la turbina a gas. Se basa en modelos de espacio de estados discretos e incluye la conmutación con un sistema de control PI.

La mayoría de las estrategias de control aplicadas a plantas de ciclo combinado, así como las desarrolladas para algunas de sus componentes por separado, son de utilidad en este proyecto, para el estudio de estrategias de control para plantas termoelectrica de ciclo combinado con colectores solares integrados ISCC. Sin embargo, el desarrollo de esta tesis se basa en algunos de los trabajos desarrollados por Sáez et al. relacionados con las plantas de ciclo combinado, fundamentalmente en el simulador dinámico desarrollado por Sáez et al. (2002). Pero también se consideran los desarrollos de controladores aplicado a una planta de ciclo combinado, presentados anteriormente por los mismos autores.

A continuación se describen las plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados (ISCC).

4.4 Descripción de plantas termoelectricas de ciclo combinado con colectores solares integrados (ISCC)

Una planta termoelectrica de ciclo combinado con colectores solares integrados (ISCC) consta básicamente con tres componentes: la planta termoelectrica de ciclo combinado (CC), el campo

de colectores solares distribuidos (DSC) y un generador de vapor solar (GVS), tal como se aprecia en la Figura 33.

La planta de ciclo combinado, utiliza combustible para mover una turbina de gas, donde el calor de sus gases de escape se inyectan en la caldera recuperadora de vapor (HRSG) para producir vapor. El HRGS tiene un quemador auxiliar, como se aprecia en la Figura 33, el cual utiliza combustible para producir un aumento en la cantidad de vapor. Por otro lado, en la planta solar, una bomba saca el aceite frío del estanque del almacenamiento, desde su parte inferior y lo lleva a los colectores solares. Éste, a medida que circula por los colectores se calienta y es inyectado nuevamente al estanque, en su parte superior, donde se ubica el aceite caliente. Este aceite caliente es llevado hacia el GVS, donde circula a través de un intercambiador de calor. El GVS es el equipo que conecta la planta de colectores solares con la planta de ciclo combinado, como se presenta en la Figura 33, y hace la transferencia de energía entre ellos. Se extrae agua de alimentación desde el precalentador de alta presión de la planta de ciclo combinado y se inyecta en el GVS, donde se evapora y es ligeramente sobrecalentado. Luego, regresa a la caldera, y junto con el vapor que viene desde el sobrecalentador convencional, es finalmente recalentado a la temperatura de vapor. Este vapor sobrecalentado, sale de la caldera y se inyecta a una turbina de vapor, donde se aprovecha para producir electricidad.

La dimensiones de la turbina de vapor, del precalentador, del recalentador y del condensador de una planta de **ISCC** tienen que ser mayores que las partes correspondientes de una planta de ciclo combinado utilizando el mismo tipo de turbina de gas, debido al aumento del flujo de masa de vapor de la planta integrada (Dersch, et al., 2004). En este trabajo se realiza la integración de la planta solar con la planta de CC de acuerdo a lo planteado en Kelly et al. (2001), en el que se sugiere que el método más eficiente para integrar la central térmica solar a la planta de CC es sacar el agua de la caldera, desde la segunda etapa (alta temperatura) del economizador, producir vapor saturado a alta presión y devolver el vapor a la caldera para sobrecalentarse y ser recalentado por los gases de escape de la turbina de gas.

4.5 Desarrollo de un simulador dinámico de una planta ISCC

El desarrollo del simulador de la planta **ISCC**, se basa fundamentalmente en los modelos y parámetros adaptados desde Ordys et al. (1994) y en el simulador desarrollado por Sáez y Cipriano (1998). Este simulador fue desarrollado para una planta de 45 MW, el cual consiste de una caldera, una turbina de vapor de 11MW y una turbina de gas de 34 MW. Para la planta solar se utiliza el simulador disponible de la planta solar ACUREX (Berenguel, et al., 1993). La capacidad de la planta solar es de 1.2 MW de peak térmicos de potencia. Para el diseño se considera que los equipos de ambas plantas, CC y solar son los mismos, y que solo cambia la fuente de energía que calienta parte del vapor que va al sobrecalentador.

Para realizar la integración de la planta solar y la planta de ciclo combinado, fue necesario diseñar un simulador del GVS y agregar algunos equipos, tales como bombas y válvulas. Además, como el vapor que entrega el GVS se inyecta en el sobrecalentador, las ecuaciones que describen la dinámica del sobrecalentador se modifican. Por esta razón se diseñó además un simulador para el sobrecalentador de la planta **ISCC**.

Para el diseño del simulador dinámico de la planta **ISCC**, se tuvo en cuenta las siguientes suposiciones:

- La planta solar tiene un estanque de almacenamiento, desde el cual se extrae el aceite que va al generador de vapor solar.
- De lo anterior se deduce que la temperatura de entrada del aceite a la GVS puede ser considerada constante.
- El flujo másico de agua desde el alimentador de agua de la planta de CC es el mismo que el de la planta **ISCC**.
- La turbina de gas y la turbina de vapor son las mismas para ambos simuladores, el de la planta CC y el de la planta **ISCC**. La única diferencia es de donde proviene la energía para calentar el vapor.
- Se debe incluir controladores locales en la planta **ISCC**, de forma que opere apropiadamente. Además, el simulador incluye controladores PI básicos para la presión de vapor, nivel del tanque (drum), presión de gas, temperatura de vapor sobrecalentado, temperatura de los gases de salida, concentración de NO_x en los gases de salida y potencia mecánica de la turbina. De este modo, los lazos de control PI del simulador de la planta **ISCC** son similares a los lazos de control del simulador de la planta CC.
- El vapor del sobrecalentador y los gases de salida del horno son considerados gases ideales.

Como se explicó anteriormente, la planta CC es integrada con la planta solar, por medio del generador de vapor solar GVS. Por esta razón, se desarrolla el simulador del GVS y el simulador del sobrecalentador, luego se integran los tres simuladores (GVS, CC y planta solar), con lo que se obtiene el simulador de la planta **ISCC**.

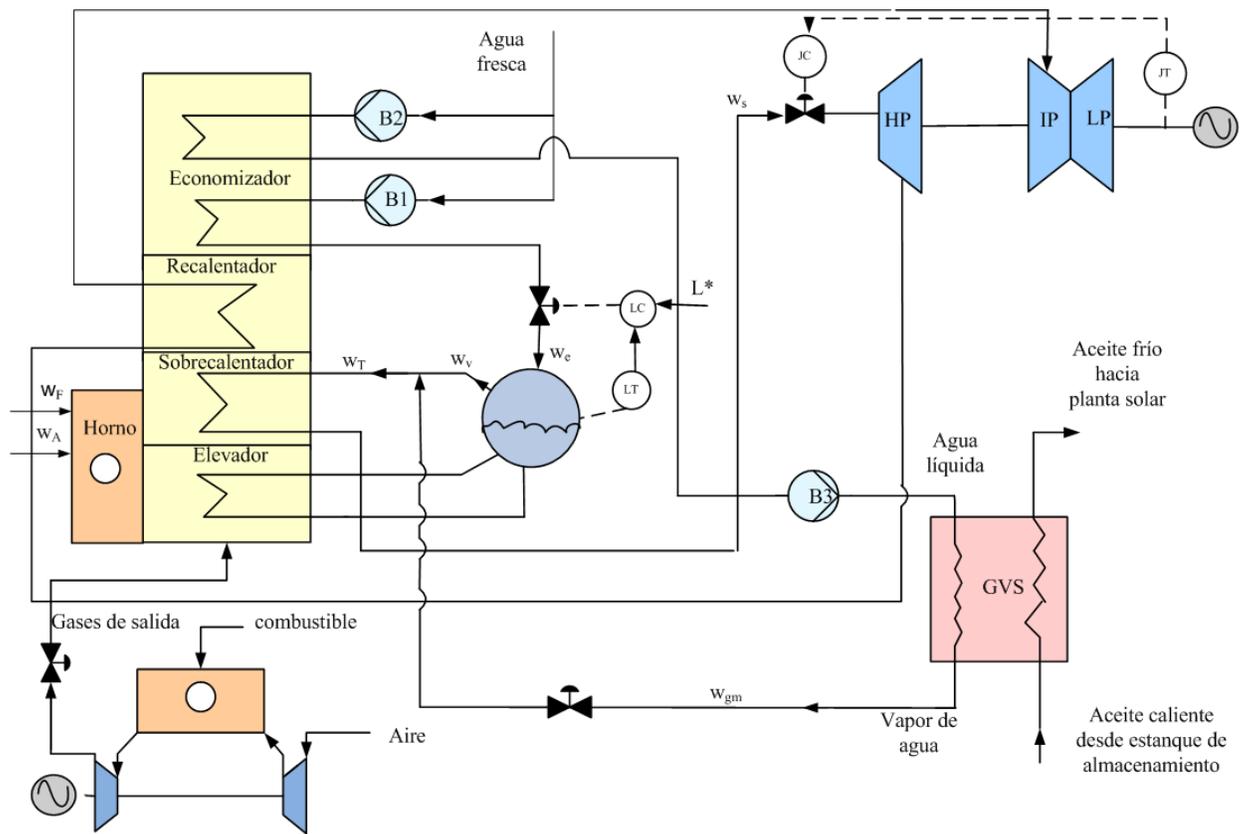


Figura 35. Generador de vapor solar, conectado a la planta de ciclo combinado

La integración de los componentes que se utilizan en el desarrollo del simulador dinámico de la planta ISCC y la relación entre sus variables, se muestra en la Figura 35. El agua que se inyecta al GVS, se saca desde el economizador por medio la bomba B3. Esta bomba aumenta la presión del agua, de manera que se produzca vapor de agua en el GVS. El vapor de salida del GVS w_{gm} , se inyecta en la caldera de la planta de ciclo combinado, en la etapa de sobrecalentamiento (superheater). La válvula ubicada a la salida del GVS, disminuye la presión del vapor, adecuándola a la presión de vapor del sobrecalentador. El vapor inyectado se suma al vapor proveniente del tanque (drum) w_v . Todo el vapor presente en el sobrecalentador w_T , se calienta hasta alcanzar el estado de vapor sobrecalentado. Finalmente, el vapor sobrecalentado w_s se inyecta a la turbina de vapor, en la etapa de alta presión (HP).

Para el desarrollo de los modelos utilizados en los simuladores del GVS y del sobrecalentador se usan los principios de conservación de energía, conservación de masa y conservación de momentum.

4.5.1 Diseño del sobrecalentador de la planta ISCC

Como se explicó anteriormente, el vapor sobrecalentado que produce el GVS, se inyecta a la planta de ciclo combinado en el sobrecalentador de la HRSG. Por esta razón, el simulador original del sobrecalentador de la planta de ciclo combinado debe ser cambiado, ya que, ahora se debe incluir las variables que vienen del GVS que influyen en la dinámica del sobrecalentador y

que afectan el funcionamiento del HRSG de la planta de **ISCC**. La Figura 36 presenta un esquema del sobrecalentador donde se identifican todas las variables de entrada y de salida, que se utilizan en las ecuaciones que describen la dinámica del nuevo simulador diseñado. En la Tabla 21 del Anexo 2 se entrega la nomenclatura utilizada y el rango de estas variables.

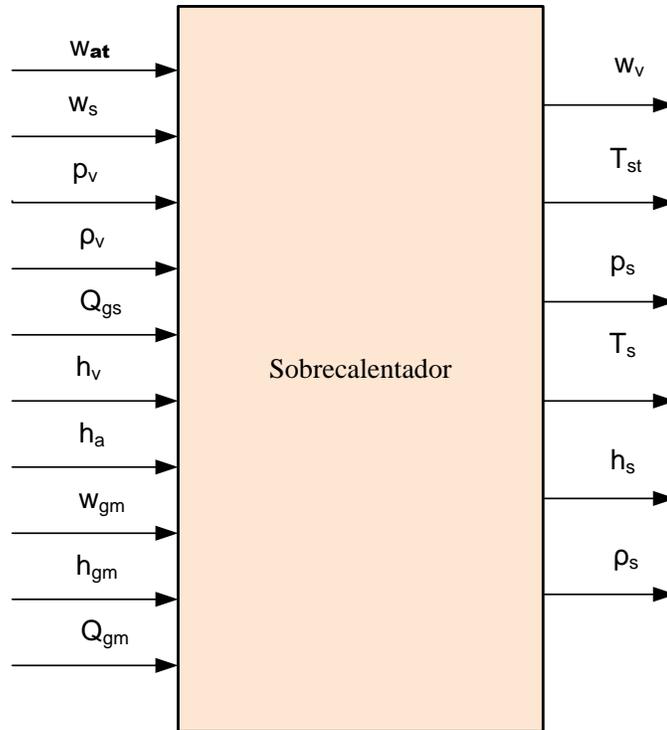


Figura 36. Esquema de entradas y salidas del simulador del sobrecalentador

Para el diseño del simulador del sobrecalentador se utilizan ecuaciones algebraicas y ecuaciones diferenciales. Algunas de estas ecuaciones son adecuadas de las ecuaciones descritas por Sáez et al. (2002). Estas ecuaciones se describen a continuación:

- Ecuaciones algebraicas:

- i) Pérdidas por fricción (balance de momentum)

A través del balance de momentum se calculan las pérdidas por fricción que se producen en las cañerías por donde circula el vapor total que va hacia la turbina de vapor. La ecuación (4.8) representa este cálculo.

$$p_v - p_s = \frac{w_T^2}{\rho_T} f_s \tag{4.8}$$

A diferencia de la ecuación correspondiente, en el simulador de ciclo combinado que solo considera el flujo de vapor proveniente desde el tanque, en esta ecuación w_T^2 , corresponde al

flujo total de vapor que se inyecta al sobrecalentador. Es decir, es la suma de los flujos de vapor provenientes desde el tanque y desde el generador de vapor.

ii) Calor transferido tubo- vapor

La ecuación (4.9) es una ecuación empírica que describe la transferencia de calor entre el metal (cañerías) y el vapor, considerando flujo turbulento de vapor. Al igual que en (4.8) en (4.9) se considera el flujo total de vapor.

$$Q_s = k_s w_T^{0.8} * (T_{st} - T_s) \quad (4.9)$$

iii) Temperatura de vapor sobrecalentado

La temperatura de salida del vapor sobrecalentado se calcula por medio de la ecuación (4.10), en la que el cambio de entalpía entre la temperatura T_s y la temperatura de referencia T_{ref} se determina suponiendo el modelo del gas ideal: $\Delta h = C_{ps} (T_s - T_{ref})$.

$$T_s = (h_s - h_{ref}) / C_{ps} + T_{ref} \quad (4.10)$$

iv) Presión de vapor sobrecalentado

La presión del vapor sobrecalentado de la caldera se calcula usando el modelo de gas ideal, dado por (4.11), donde R_s es la constante universal del gas ideal.

$$p_s = R_s \rho_s T_s \quad (4.11)$$

v) Temperatura de vapor de entrada

El vapor total producido en el sobrecalentador proviene de dos fuentes, el GVS y el que se produce por los gases de escape de la turbina de gas, los cuales no tienen la misma temperatura. Se hace el balance de energía considerando las dos corrientes que se mezclan, quedando:

$$w_v C_v (T_t - T) = w_{gm} C_{gm} (T_{gm} - T_t). \quad (4.12)$$

Además, suponiendo capacidad calorífica constante $C_v \approx C_{gm}$, la temperatura de entrada del vapor que llega al sobrecalentador, queda dada por:

$$T_t = \frac{w_v T_v + w_{gm} T_{gm}}{w_v + w_{gm}}. \quad (4.13)$$

- Ecuaciones diferenciales:

vi) Balance de materia

A través del balance de materia dado por (4.14) se calcula el vapor total sobrecalentado que se produce en el sobrecalentador w_s . Básicamente esta ecuación representa que la sumatoria de los flujos que entran al sobrecalentador debe ser igual a los flujos que salen del sobrecalentador, sin considerar pérdidas de flujo.

$$w_v - w_s + w_{gm} + w_{at} = V_s \frac{d}{dt}(\rho_s) \quad (4.14)$$

La diferencia entre este balance de materia y el realizado en Sáez et al. (2002) es que este último no considera el flujo de vapor proveniente del GVS (w_{gm}).

vii) Balance de calor Gas-tubo

La ecuación (4.15) calcula el calor transferido al vapor sobrecalentado, menos las pérdidas en las cañerías por donde circula este flujo de vapor, representado en el último término de la derecha de la ecuación. Esta ecuación, a diferencia a la presentada por Sáez et al. (2002), considera el calor entregado por el GVS, es decir Q_{gm} .

$$Q_{gs} + Q_{gm} = Q_s + M_s C_{st} \frac{d}{dt}(T_{st}) \quad (4.15)$$

viii) Balance de energía para el vapor

Por último se calcula el balance de energía para el sobrecalentador, donde se incluye el aporte de todas las componentes del vapor del sobrecalentador. Al igual que en el balance de calor, la ecuación (4.16) incluye la energía suministrada por el vapor proveniente del GVS. Lo que la hace diferente al balance de energía para la planta de ciclo combinado, presentado en Sáez et al. (2002)

$$Q_s + w_v h_v + w_{gm} h_{gm} = w_s h_s - (h_a - h_f) * w_{at} + V_s \frac{d}{dt}(\rho_s h_s) \quad (4.16)$$

El procedimiento de desarrollo del simulador del sobrecalentador se describe en el diagrama de flujo de la Figura 37. Al comienzo se obtienen w_{ab} , w_s , p_v , Q_{gs} , h_v , w_{gm} , h_{gm} , Q_{gm} , T_o desde otros módulos del simulador. w_{ab} se obtiene desde el controlador de la caldera, w_s se obtiene desde el sobrecalentador, Q_{gs} desde el módulo del horno o quemador auxiliar, p_v y h_v , desde el tanque y finalmente se obtienen desde el GVS w_{gm} , h_{gm} , Q_{gm} y T_o .

Luego, se definen las condiciones iniciales para las variables de estado xsI , h_s y T_{st} y los parámetros del sobrecalentador. Se define xsI . Se resuelven las ecuaciones algebraicas desde la (4.8) a la (4.11) y (4.13). Posteriormente se resuelven las ecuaciones diferenciales desde la (4.14) a la (4.16). Al resolver las ecuaciones anteriores se obtienen los valores de P_s , T_s , h_s , y ρ_s , los que

son variables de entrada al simulador de la turbina de vapor. En este módulo también se calcula w_v , que corresponde al vapor que se produce por la acción de los gases de salida de la turbina de gas cuyo valor es una variable de entrada al módulo del tanque de la planta de ciclo combinado. Finalmente, se obtiene la temperatura del tubo de metal del sobrecalentador T_{st} , la cual es una variable de entrada al simulador del horno (quemador auxiliar) de la planta de ciclo combinado. Los otros módulos del simulador (turbina de gas y turbina de vapor) han sido implementados en los trabajos de Ordys et al. (1994) y Sáez et al. (2002).

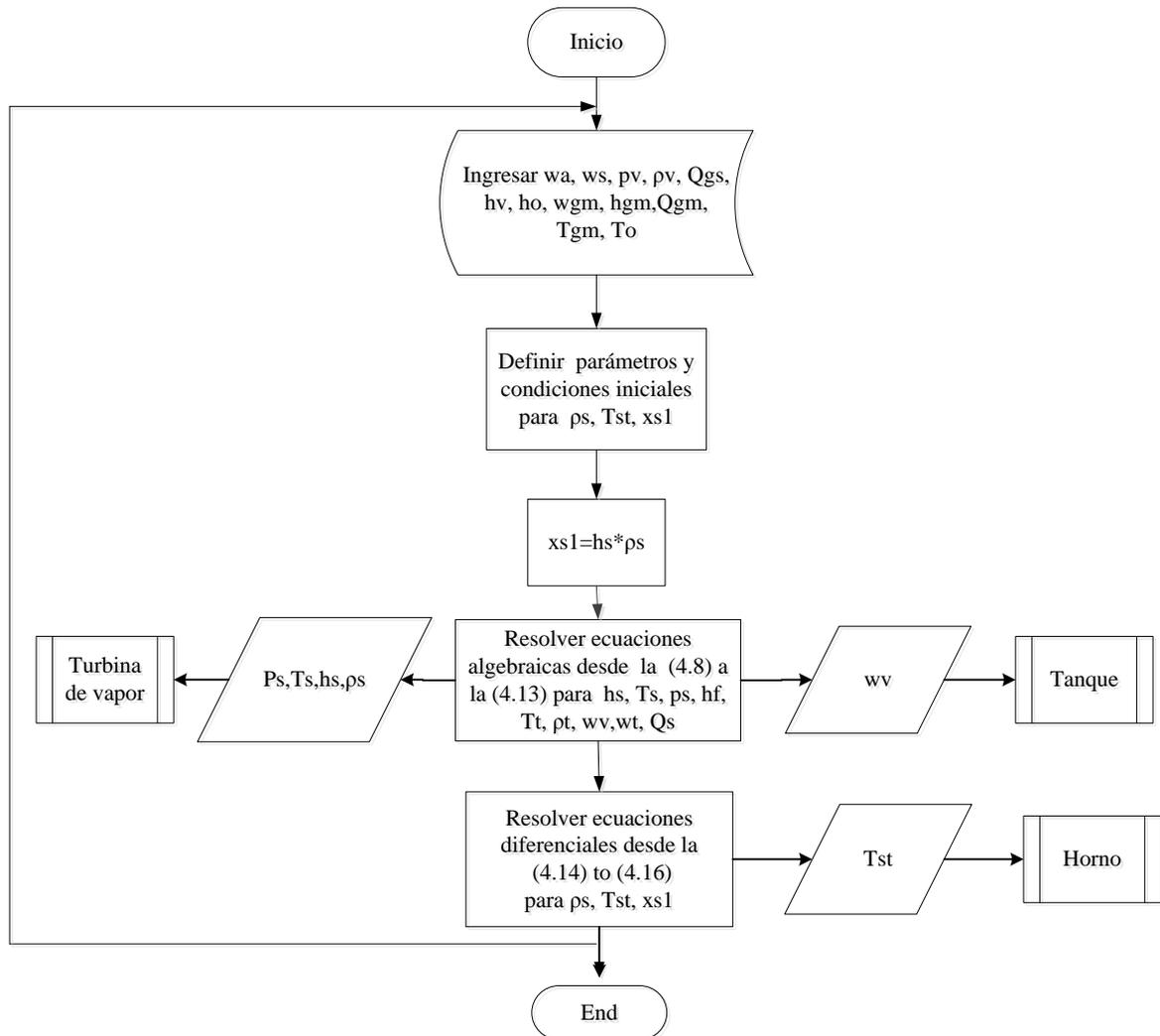


Figura 37. Diagrama de flujo del simulador del sobrecalentador

4.6 Diseño del simulador del generador de vapor solar

Como se explicó anteriormente, las plantas ISCC se construyen integrando una planta solar a una planta de ciclo combinado. Sin embargo, no hay un valor exacto con respecto al porcentaje de energía que debe aportar la planta solar a la planta integrada. Desde el punto de vista termodinámico el aporte de calor solar, debe ser utilizado para reemplazar el calor latente a la

más alta temperatura posible. Pero la temperatura del fluido de transferencia de calor, está limitada para evitar su descomposición (Dersch, et al., 2004).

Kelly et al. (2001), Kelly & Herrmann (2001) realizan estudios y entregan algunas recomendaciones con respecto al porcentaje de aporte solar que debe tener una planta **ISCC**. Específicamente en Kelly & Herrmann (2001) plantean que para mantener una contribución solar eficiente con el uso de estanque de almacenamiento, el aporte solar debe estar sobre el 10%.

4.6.1 Descripción del generador de vapor solar

Un esquema con el proceso de intercambio de calor entre el aceite proveniente del estanque de almacenamiento de la planta solar y el agua proveniente del economizador del HRSG de la planta de ciclo combinado, se muestra en la Figura 38 (ver Figura 35).

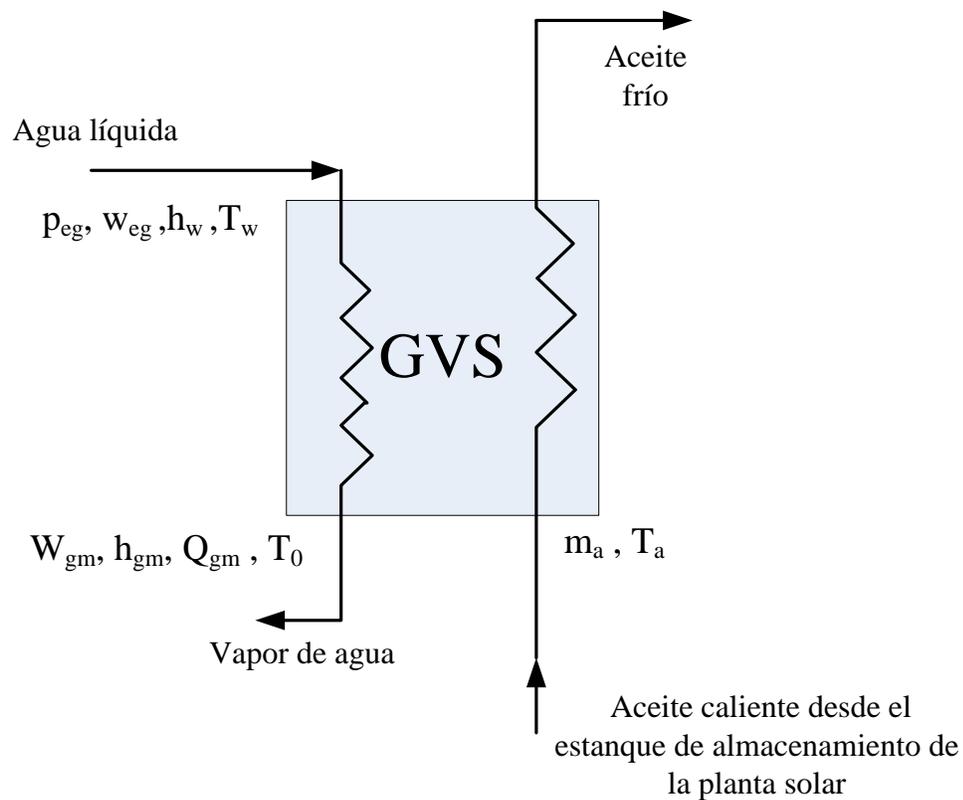


Figura 38. Esquema intercambiador de calor, del generador de vapor solar

El generador de vapor solar (GVS), aprovecha la energía que tiene el aceite almacenado en un estanque, el que fue previamente calentado en una planta de colectores solares. El calor del aceite es transferido al agua líquida, produciendo vapor de agua, que es el que va a la planta de ciclo combinado. El aceite proveniente de la planta solar posee una determinada temperatura T_a y un determinado flujo másico m_a . El agua líquida que entra al GVS, tiene una entalpía h_w y una temperatura T_w , pero al circular por el intercambiador de calor, el agua se calienta a la temperatura de vapor saturado T_0 , correspondiente a la presión del flujo entrada p_{eg} , produciendo

vapor saturado con una entalpía de vapor h_{gm} . Luego, a la salida se tiene un vapor cuyo flujo corresponde a w_{gm} y un flujo de calor Q_{gm} .

4.6.2 Desarrollo de simulador del generador de vapor solar

Basándose en la literatura mencionada anteriormente (Dersch, et al., 2004), (Kelly, et al., 2001), (Kelly & Herrmann, 2001), en esta tesis se consideró para el diseño del (GVS), que el 10 % del agua de alimentación de la planta de ciclo combinado, se inyecta en el GVS. Esto corresponde al porcentaje de contribución de energía de la planta solar a la planta de **ISCC**. Se consideró además, las características del aceite (Therminol 55) de la planta de generación solar de colectores solares ACUREX.

La Figura 39 muestra un diagrama con las variables de entrada y salida que participan en diseño del simulador del GVS. Donde w_{eg} , es el flujo másico de agua líquida proveniente del economizador, T_a es la temperatura de entrada del aceite que viene desde el estanque de almacenamiento de la planta solar, T_o es la temperatura de vapor saturado a la presión de la cañería m_a es el flujo másico de aceite proveniente del estanque de almacenamiento de la planta solar y p_{eg} es la presión de entrada del flujo másico de agua, que viene de la salida de la bomba instalada para aumentar la presión del flujo (ver Figura 35).

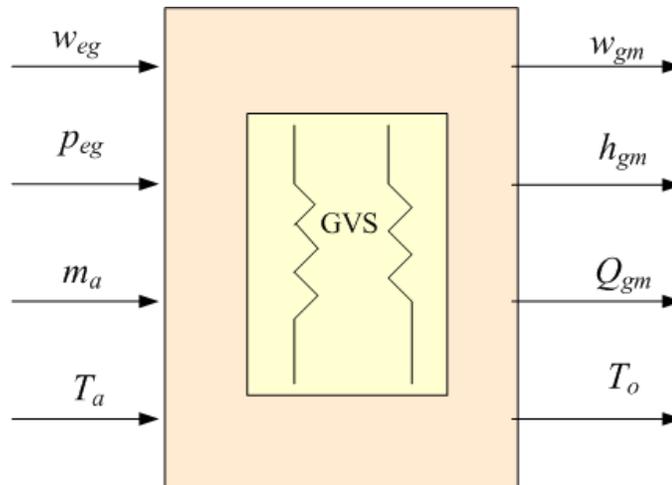


Figura 39. Diagrama de entradas y salidas del generador de vapor solar.

Las ecuaciones utilizadas en el diseño del simulador de GVS, se dividen en ecuaciones algebraicas y ecuaciones diferenciales.

- Ecuaciones algebraicas:

- i) Calor específico del aceite, Therminol 55.

La ecuación (4.17) determina el calor específico del aceite, que depende de su temperatura.

$$C_{pa} = 1820 + 3.478T_a \quad (4.17)$$

ii) Temperatura de saturación de vapor.

La temperatura de saturación de vapor depende de la presión a la que se encuentra el vapor. Es decir, a partir de esta temperatura se produce vapor saturado, que es el que ingresa luego al sobrecalentador. La ecuación (4.18) representa esta relación, donde se determina esta temperatura (Reid, et al., 1987).

$$T_0 = \frac{3816.4}{18.304 - \ln(p_{vgm})} + 46.13. \quad (4.18)$$

iii) Entalpía del vapor saturado como función de la temperatura de vapor.

Para calcular la entalpía del vapor saturado se utiliza un valor aproximado por un polinomio, descrito en (4.19) (Reynolds, s.f.)

$$h_{gm} = -1.8934 * 10^6 + 4.1404 * 10^4 T_0 - 148.7585 * T_0^2 + 0.2471 * T_0^3 - 1.5519 * 10^{-4} * T_0^4. \quad (4.19)$$

iv) Calor transferido al aceite desde la radiación solar.

El calor transferido al aceite desde la radiación solar, depende de la temperatura del aceite y de la temperatura de saturación. La ecuación (4.20) presenta esta relación:

$$Q_a = m_a C_{pa} (T_a - T_0). \quad (4.20)$$

v) Balance de calor.

El calor que recibe el vapor en el intercambiador de calor es igual al calor que entrega el aceite del intercambiador de calor, sin considerar las pérdidas de calor. La ecuación (4.21) representa esta relación.

$$Q_{gm} = -Q_a \quad (4.21)$$

- Ecuación diferencial:

vi) Relación de flujo.

El flujo de vapor de salida del generador de vapor se puede calcular a través de (4.22) donde la velocidad del flujo de vapor es igual a la diferencia entre el flujo que entra y el sale del intercambiador, dividido por una constante de tiempo.

$$\frac{d}{dt} w_{gm} = (w_{eg} - w_{gm}) / \tau_g \quad (4.22)$$

La Figura 40 muestra un diagrama de flujo del simulador del generador de vapor solar. Inicialmente se ingresan los valores de T_a , m_a , desde la planta solar. También se ingresan el flujo de agua w_{eg} y la presión p_{eg} , donde la primera variable viene desde el alimentador de agua de la planta de ciclo combinado y la segunda desde la bomba instalada a la salida de dicho alimentador de agua. Se define la condición inicial de la ecuación diferencial (4.22). Se definen los parámetros del generador de vapor, tales como volumen del GVS y la constante de tiempo τ_g . Se resuelven las ecuaciones algebraicas desde la ecuación (4.17) a la (4.21). Con esto se determina los valores de h_{gm} , Q_{gm} , T_o , cuyos valores ingresan al simulador del sobrecalentador. Desde la ecuación (4.22) se obtiene w_{gm} , valor que también corresponde a una entrada del simulador del sobrecalentador.

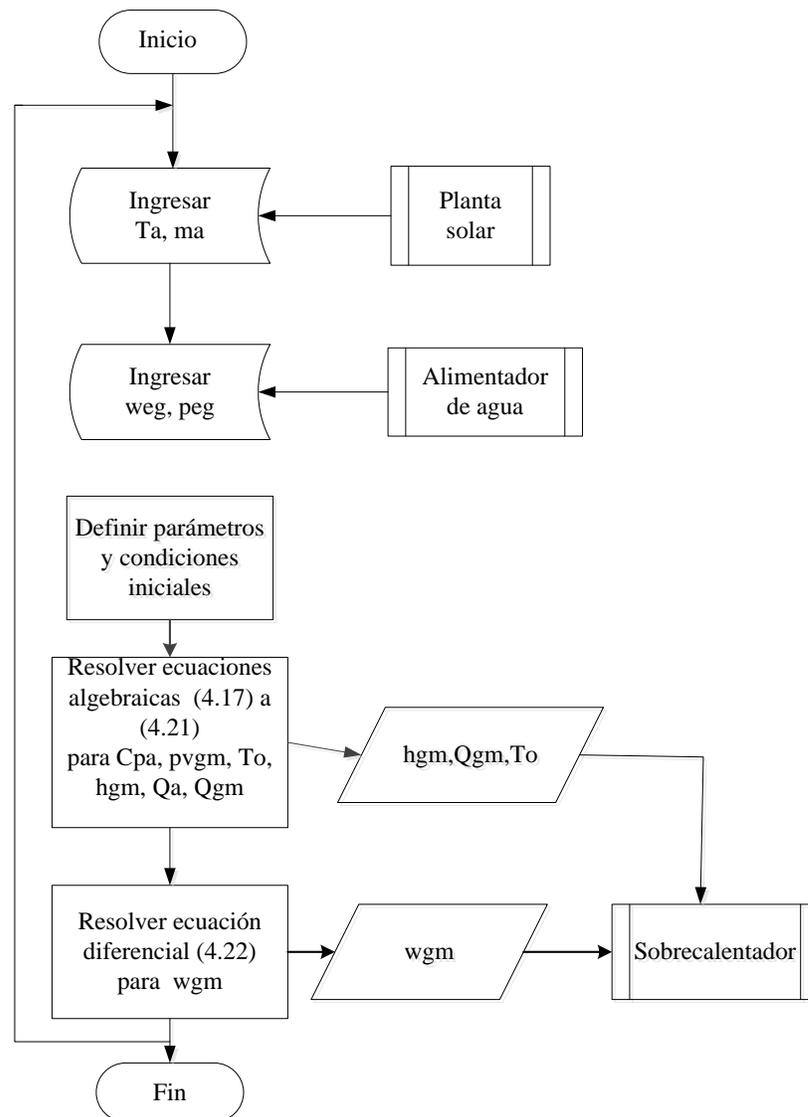


Figura 40. Diagrama de flujo simulador generador de vapor solar

La descripción de todas las variables que participan en el diseño del simulador del GVS, se hace en el Anexo 2.

4.7 Verificación del simulador ISCC

Para validar el comportamiento del simulador de la planta **ISCC**, sería necesario contar con data real, de forma de comparar los resultados obtenidos por medio de las simulaciones con los valores reales.

Debido a que en el desarrollo de esta Tesis, no se cuenta con datos reales de una planta **ISCC**, se realizan diferentes pruebas con el simulador, de forma de analizar sus resultados y verificar el buen funcionamiento del simulador. Para ello se hicieron simulaciones tanto con el simulador de la planta **ISCC** como con el simulador de la planta **CC** y se compararon los resultados para diferentes variables.

La turbina de gas, la turbina de vapor y la caldera cuentan con una estrategia de control basada en controladores PI, al igual que el simulador de **CC**, presentado en Sáez et al. (2002) y Ordys et al. (1994).

La variable controlada en la turbina de gas es la potencia mecánica de salida de la turbina de gas P_G , donde las variables manipuladas son el flujo de combustible de la turbina de gas F_d y el flujo de aire w_a que ingresa a la cámara de combustión de la turbina. La Figura 41 muestra un diagrama del sistema de control de la turbina de gas. Donde TT_{out} es la temperatura de los gases de salida.

Las pruebas realizadas consistieron en disminuir en un 10% la demanda de la potencia (set point) de la turbina de gas (PG^*), y la demanda (set point) de la turbina de vapor (Ps^*). Esta prueba se realiza para tres casos diferentes: primero para la planta **CC**, luego para la planta **ISCC** con un aporte de vapor desde el GVS de un 10%, y finalmente para la planta **ISCC** con un aporte solar de un 20%. Uno de los objetivos de este estudio es analizar el efecto que tiene sobre las variables controladas y manipuladas (ver Figura 42) de la planta **ISCC**, el variar el aporte de vapor desde la planta solar, manteniendo siempre los rangos permitidos para mantener la eficiencia de conversión de la energía del ciclo rankine (Kelly, et al., 2001). Estos resultados se contrastan con los obtenidos por medio del simulador de la planta **CC**, al realizar los mismos cambios en el set point de la potencia de la turbina de gas y de la turbina de vapor.

El objetivo de comparar los resultados obtenidos con el simulador de la planta **ISCC** con los obtenidos con el simulador de la planta **CC**, es verificar el comportamiento de las variables controladas y manipuladas de la caldera, antes y después de agregar el aporte de vapor desde el GVS, especialmente verificar que el flujo de combustible del quemador auxiliar del horno w_F disminuya, cuando se agrega el aporte de vapor desde la planta solar.

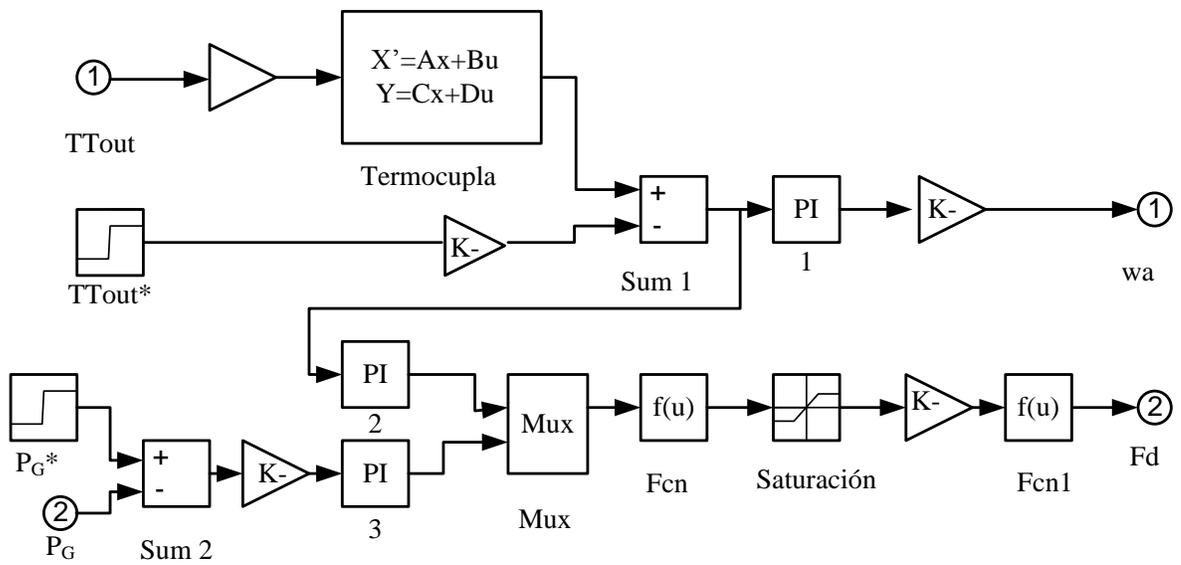
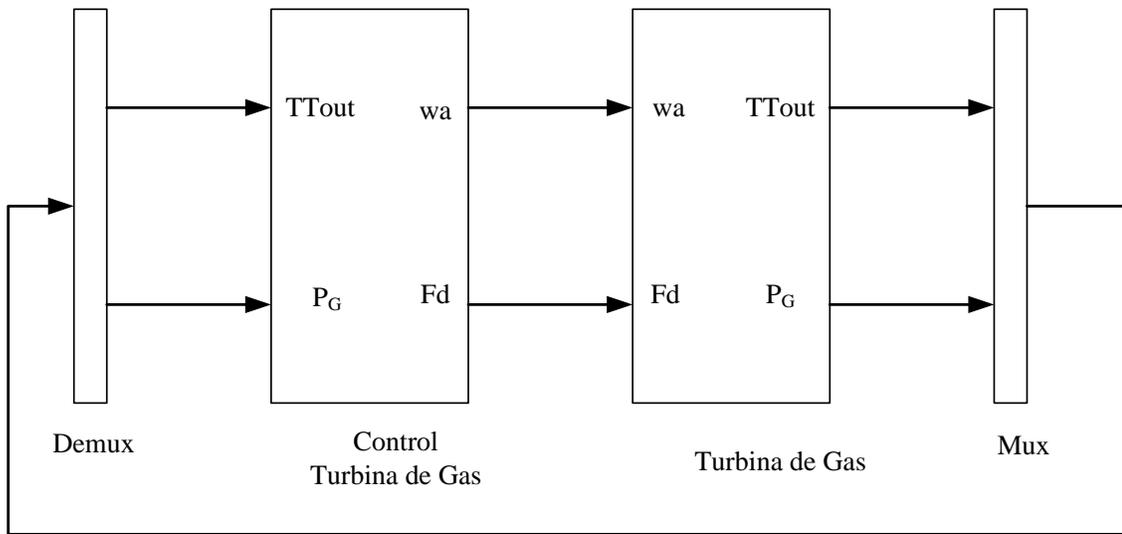


Figura 41. Diagrama del sistema de control de la turbina de gas. Adaptado de (Sáez, et al., 2002).

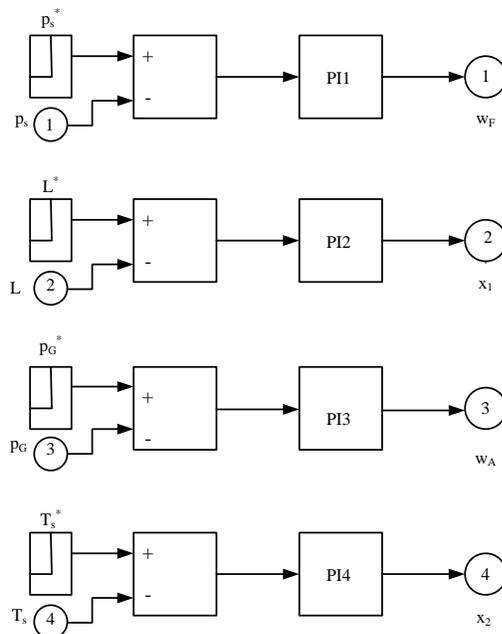
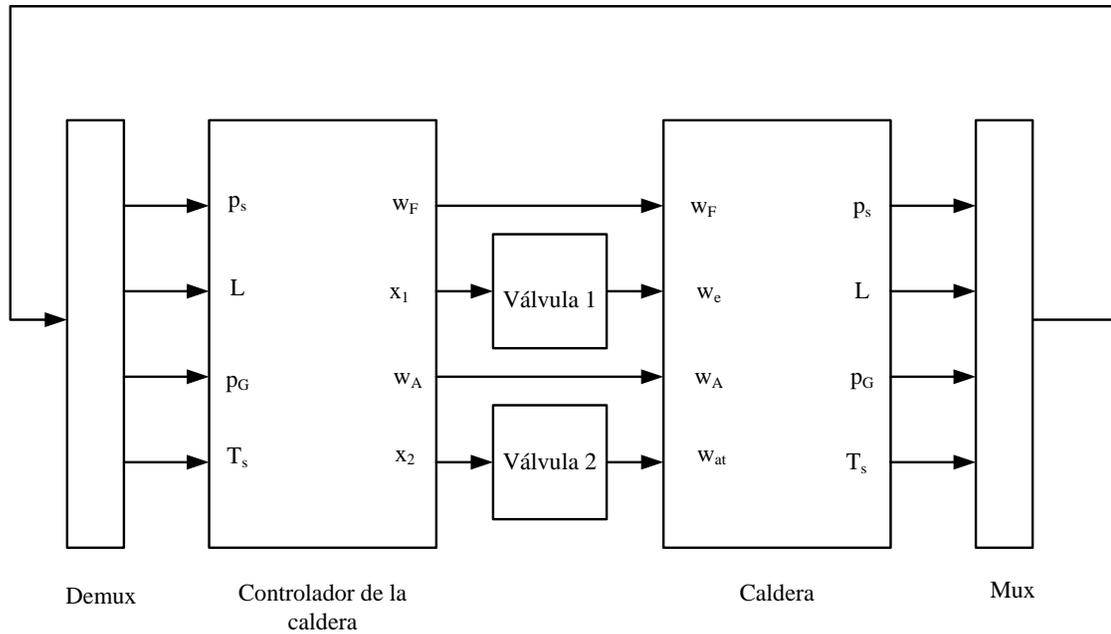


Figura 42. Estrategia de control de la caldera basada en controlador PI (Sáez et al. 2002).

En la Figura 43 se muestran los resultados para las variables controladas de la caldera p_s , L , p_G y T_s , cuando se disminuye en un 10% el set point de la potencia de la turbina de vapor P_s^* en el simulador de CC, en el simulador de la planta **ISCC** con un aporte del 10% de vapor desde la planta solar y en el simulador de la planta **ISCC** con un aporte de vapor del 20% desde la planta solar. Como se aprecia en esta Figura, las variables controladas L , p_G y T_s , no sufren cambios al agregar el aporte de vapor desde el GVS. Por otro lado, aunque la presión de vapor p_s , cambia su dinámica, estos cambios no son significativos y el valor de estado estable permanece igual.

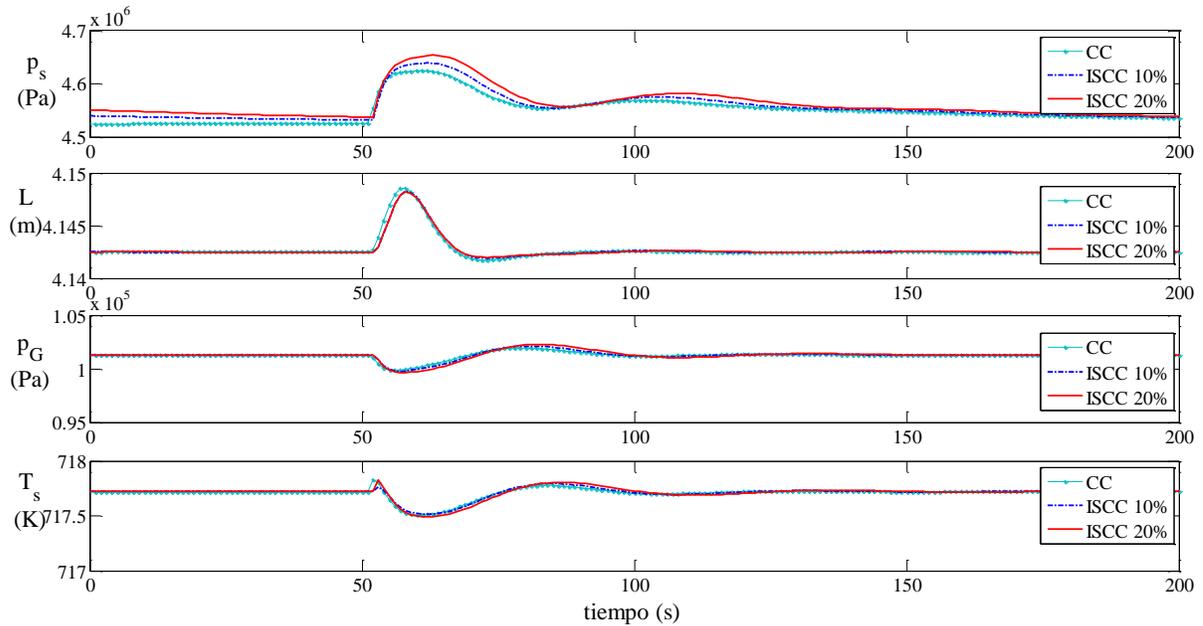


Figura 43. Respuesta de las caldera ante un cambio en el set point de la turbina de vapor P_s^* . Variables controladas.

En la Figura 44 se muestran los resultados obtenidos para las variables manipuladas w_F , w_e , w_A y w_{at} , al disminuir en un 10% el set point de la turbina de vapor, tanto de la planta CC, como en la planta **ISCC** con un 10% de aporte solar y con un 20% de aporte solar. De la Figura se aprecia que variar el aporte de vapor desde la planta solar, afecta las variables manipuladas de la caldera. El flujo de agua del economizador w_e , disminuye a medida que se aumenta el aporte solar, es decir, se necesita menor flujo de agua desde el economizador, para mantener el mismo nivel del tanque. Sin embargo, el flujo de aire que va al horno w_A , aumenta a medida que aumenta el aporte de vapor solar. Es decir se necesita más aire para mantener la misma presión de los gases del horno. Por otro lado, el flujo de agua del atemperador w_{at} , disminuye al aumentar el flujo másico de vapor desde el GVS. Esto es, se necesita un aporte menor de agua desde el atemperador, para mantener la temperatura T_s . Finalmente, si observamos el comportamiento del flujo de combustible w_F , este disminuye a medida que aumenta el aporte de vapor desde la planta solar. Es decir, para mantener la presión de vapor de salida desde la caldera, en la planta **ISCC** se necesita menos combustible para producir la misma potencia en la turbina de vapor.

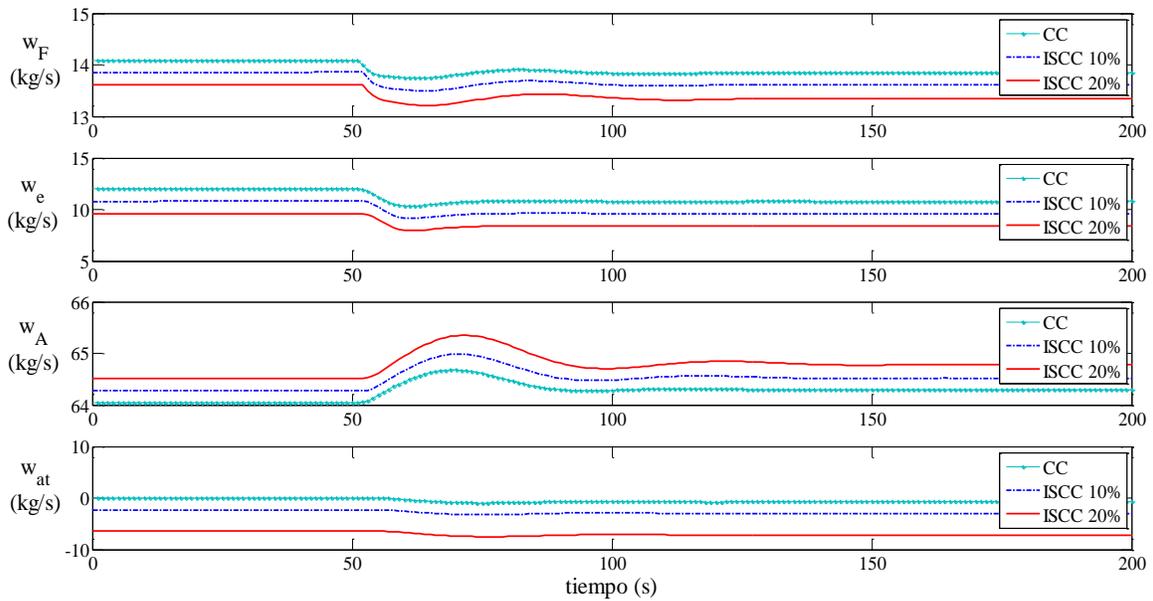


Figura 44. Respuesta de las caldera ante un cambio en el set point de la turbina de vapor P_s^* . Variables manipuladas.

Otra prueba realizada con los simuladores fue la disminución en un 10% del set point de la turbina de gas P_G^* . La Figura 45 muestra los resultados obtenidos para las variables controladas de la caldera. Al igual que en el caso anterior, las variables p_s , L , p_g y T_s no se ven afectadas por la inyección de vapor desde la planta solar. Esto es lógico, ya que, todas ellas tienen implementada una estrategia de control de realimentación con controladores PI, como se ve en la Figura 42.

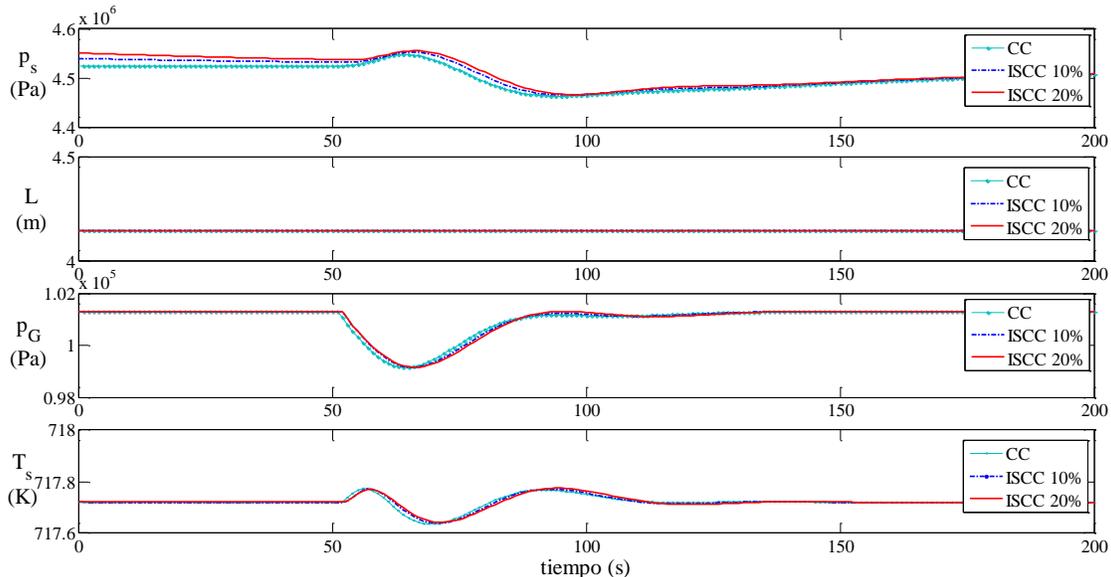


Figura 45. Respuesta de las caldera a un cambio en el set point de la turbina de gas P_G^* . Variables controladas.

Los resultados obtenidos para las variables manipuladas, al disminuir el set point de la turbina de gas en el simulador de la planta de CC y en el simulador de la planta **ISCC**, con un aporte solar del 10% y del 20% se entregan en la Figura 46. De esta Figura se desprende que el flujo de agua del economizador w_e disminuye a medida que aumenta el aporte solar. Este resultado es igual que en el caso anterior (variación de set point de la turbina de vapor). Para el caso del flujo de aire del quemador auxiliar (horno) w_A , se aprecia que esta variable aumenta cuando se aumenta el aporte desde la planta solar. Es decir, que para mantener la presión de los gases, es necesario un mayor flujo másico de aire, a medida que aumenta el aporte de flujo másico de vapor desde el GVS. Por otro lado, el flujo de agua del atemperador w_{at} necesario para mantener la temperatura del vapor sobrecalentado T_s , disminuye a medida que se aumenta el aporte de vapor desde la planta solar.

De la Figura 46 también se desprende que el consumo de combustible w_F , disminuye a medida que el aporte de vapor obtenido por el GVS aumenta. Es decir, que para mantener la presión de vapor p_s , se necesita menos combustible.

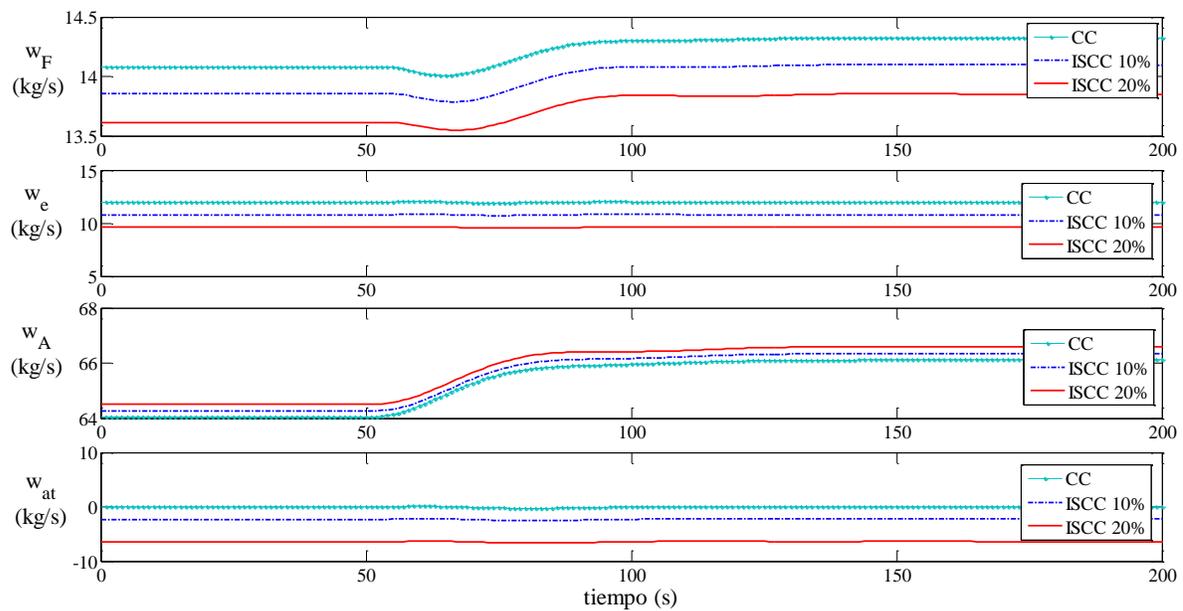


Figura 46. Respuesta de las caldera a un cambio en el set point de la turbina de gas P_G^* . Variables manipuladas.

De las simulaciones realizadas y de las Figuras anteriores, se observa que ante una misma demanda de potencia de la turbina de vapor, el consumo de combustible w_F del quemador auxiliar de la caldera, es menor en la planta integrada **ISCC** comparada con la planta CC. Se aprecia además, que el consumo de combustible disminuye cada vez que se aumenta el aporte de flujo de vapor desde la planta solar. El límite del aporte solar hecho por la planta solar, está dado por el ciclo Rankine (Kelly, et al., 2001).

Para cuantificar el ahorro de combustible, éste se define como la diferencia entre el valor del flujo de combustible en estado estacionario consumido por la planta CC $w_F w_{F,ss}^{CC}$ menos el valor del

flujo de combustible en estado estacionario consumido por la planta **ISCC** $w_{Fss} ISCC$, y asumiendo que el combustible usado por la planta CC corresponde al 100%. La ecuación (4.23) corresponde al cálculo del ahorro de combustible.

$$\Delta w_F = \frac{w_{Fss} CC - w_{Fss} ISCC}{w_{Fss} CC} \times 100 \quad (4.23)$$

Se calcula el ahorro de combustible suministrado al horno para dos casos diferentes. Uno cuando el aporte de la planta solar a la planta **ISCC** es de un 10% y el otro cuando el porcentaje de vapor inyectado es de un 20%. Estos cálculos permiten cuantificar el ahorro de combustible que se produce al tener una planta **ISCC** en vez de una CC.

La Tabla 11 presenta estos valores calculados con la ecuación (4.23) para un aporte de vapor desde el GVS de 10% y 20%. De la Tabla se puede obtener que el ahorro de combustible es mayor a medida que aumenta el aporte solar, lo cual es un resultado esperado.

Tabla 11. Ahorro de combustible con la planta ISCC.

	Ahorro de combustible
10% aporte desde GVS	1.7%
20% aporte desde GVS	3.7%

La Figura 47 muestra el comportamiento del flujo de calor que es transferido desde el horno (quemador auxiliar) al sobrecalentador (Q_{gs}) cuando se disminuye en un 10% el set point de la potencia de la turbina de vapor. Se aprecia que el aporte de calor desde el horno, disminuye a medida que aumenta el aporte solar, para producir una misma potencia. Cuanto mayor sea el aporte de calor de la planta solar, menor es el aporte de calor que debe ser generado por el quemador auxiliar al sobrecalentador. Esto indica que el horno debe utilizar menos combustible para producir la misma potencia.

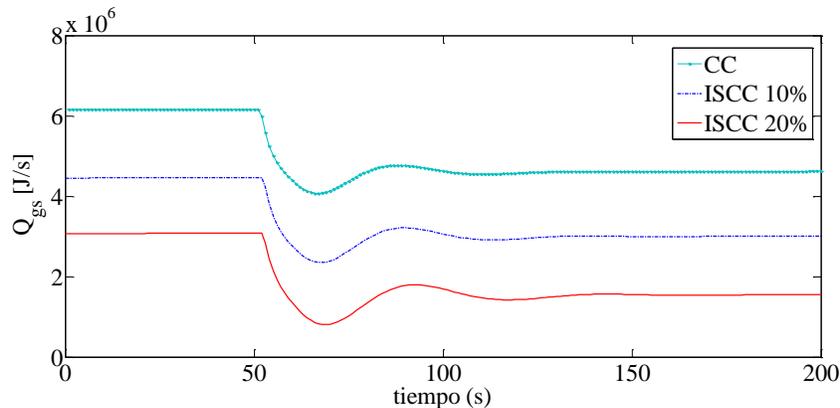


Figura 47. Calor transferido al sobrecalentador cuando hay un cambio de set point en la turbina de vapor.

En el Anexo2 se encuentra la Tabla 12 que contiene la descripción, las unidades y el valor de las variables y parámetros utilizados en el desarrollo del simulador del sobrecalentador y del

simulador del GVS. Para el caso de las variables, el valor entregado corresponde al valor de estado estable.

4.8 Discusión

Utilizando el simulador disponible de una planta de ciclo combinado y el simulador de la planta de colectores solares ACUREX, se diseñó un simulador dinámico de una planta **ISCC**. Para ello fue necesario diseñar un simulador para el sobrecalentador de la caldera recuperadora de vapor de la planta de ciclo combinado y un simulador para un generador de vapor solar, que es el que transfiera la energía desde la planta solar hacia la planta de ciclo combinado.

Aunque no se utilizaron datos reales para validar el simulador integrado de la planta **ISCC**, se realizaron diferentes simulaciones que permitieron verificar su funcionamiento, analizando el comportamiento dinámico y valores de estado estable de las variables del simulador. También se realizaron simulaciones con el simulador de la planta de CC, los que fueron comparados con los de la planta **ISCC**. Las potencias de las turbinas de vapor y de gas se mantuvieron iguales, en ambos simuladores, de forma de asegurar que los resultados puedan ser comparados en iguales condiciones.

Específicamente, se realizaron simulaciones para la planta **ISCC** con aportes de 10 % y 20 % de aporte de la planta solar. En ambos casos los resultados fueron comparados con los resultados obtenidos para la planta de ciclo combinado. Entre los principales resultados obtenidos, se puede mencionar que el aumento de vapor proveniente del GVS, provoca una disminución del flujo de combustible del quemador auxiliar del horno. También se verifica que el flujo de calor entregado por el horno al sobrecalentador disminuye a medida que aumenta el flujo másico de vapor proveniente de la planta solar. Este resultado es consecuente, ya que el aporte solar suple parte del calor que aporta el quemador auxiliar al sobrecalentador.

Dentro de las aplicaciones que se le puede dar al simulador está el desarrollo de diferentes estrategias de control, tal como la que se desarrolla en esta tesis y que se presenta en el siguiente capítulo. También se puede utilizar para el dimensionamiento de equipos y análisis dinámico de las plantas **ISCC**, es decir, cualquier aplicación que necesita evaluar el comportamiento dinámico de las variables de la planta **ISCC** y sus interacciones con la planta solar.

Capítulo 5. Control predictivo para una planta de ciclo combinado con colectores solares integrados

Tal como se planteó anteriormente, el simulador desarrollado es adecuado para el diseño de estrategias de control. Es así, como en este capítulo se diseña una estrategia de control predictivo supervisor para la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados, la que utiliza el simulador de la planta ISCC diseñado.

Como se presentó en el capítulo anterior, el simulador de la caldera de la planta ISCC, cuenta con cuatro controladores PI a nivel regulatorio (Figura 42). Estos controlan la presión de vapor sobrecalentado, el nivel del tanque, la presión del gas en el horno y la temperatura del vapor sobrecalentado. En el lazo de control de la presión, la variable manipulada corresponde al flujo de combustible del quemador auxiliar. Considerando que uno de los objetivos de la construcción de este tipo de plantas, es la disminución del consumo de combustible, se diseña un control supervisor en la caldera del ISCC, para la presión de salida del vapor del sobrecalentador.

En el esquema de control de la presión de vapor del sobrecalentador, no participan directamente todos los componentes del simulador del ISCC, ni todas sus variables. Las componentes del simulador que se relacionan directamente con este esquema son: w_F , w_G , Q_{gs} , w_s , p_s , T_s , w_{eg} , T_a , m_a , p_{eg} , w_{gm} , h_{gm} , Q_{gm} , y T_0 , las que se presentan a través del esquema de la Figura 46.

La principal función del sobrecalentador es aumentar la temperatura del flujo del vapor sobrecalentado que se produce en la caldera recuperadora de vapor w_s y del flujo de vapor que le llega desde el generador de vapor w_{gm} .

En el horno se inyectan los gases de salida de la turbina de gas w_G , además se le inyecta combustible w_F . El calor producido por el horno Q_{gs} , es inyectado al sobrecalentador. En el sobrecalentador se aumenta la temperatura de vapor T_s a una determinada presión p_s . El vapor sobrecalentado se inyecta a la turbina de vapor, para producir potencia mecánica P_s .

Un flujo de agua líquida w_{eg} proveniente del alimentador de agua de la planta de ciclo combinado entra al GVS a una presión p_{eg} . El generador de vapor solar, produce vapor aprovechando la energía del aceite almacenado en el estanque de la planta solar, el que ingresa a un intercambiador de vapor a una temperatura T_a y un flujo másico m_a . La energía que entrega el vapor que va al sobrecalentador Q_{gm} , tiene una temperatura T_0 y una entalpia h_{gm} .

De este modo, a continuación se explica la formulación del MPC aplicado la caldera del ISCC específicamente a la presión de vapor de la caldera.

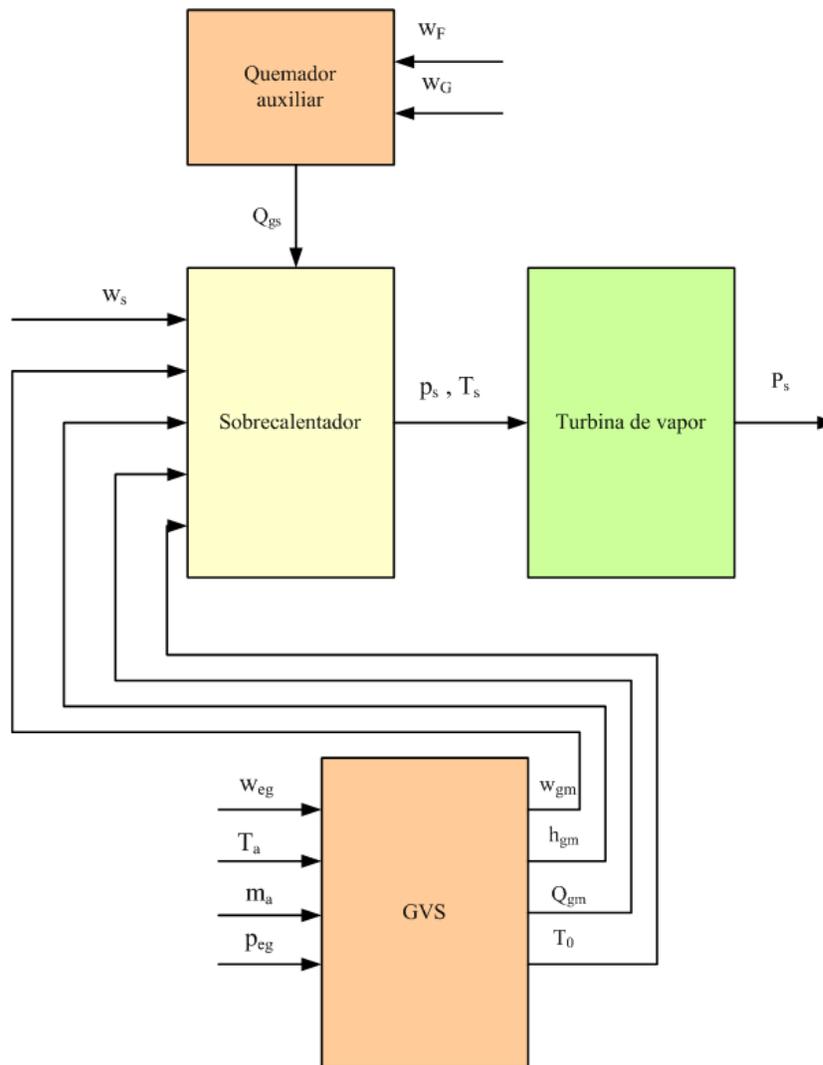


Figura 48. Diagrama del sobrecalentador

5.1 Formulación estrategia de control predictivo de plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados.

Muchas plantas que tienen controladores a nivel regulatorio, no trabajan adecuadamente en algunos puntos de operación. Actualmente, la industria ha tendido a aumentar la automatización de procesos en otros niveles, para mejorar su comportamiento, incluyendo si es posible, técnicas de optimización (Cirre, et al., 2009).

Aprovechando las ventajas del control predictivo basado en modelo, se diseñó un control predictivo supervisor con restricciones para la planta ISCC. En este caso el nivel regulatorio utiliza como set-point la salida generada por el nivel supervisor.

La Figura 49 muestra el diagrama de bloques del control predictivo a nivel supervisor aplicado específicamente a la presión de vapor de la caldera.

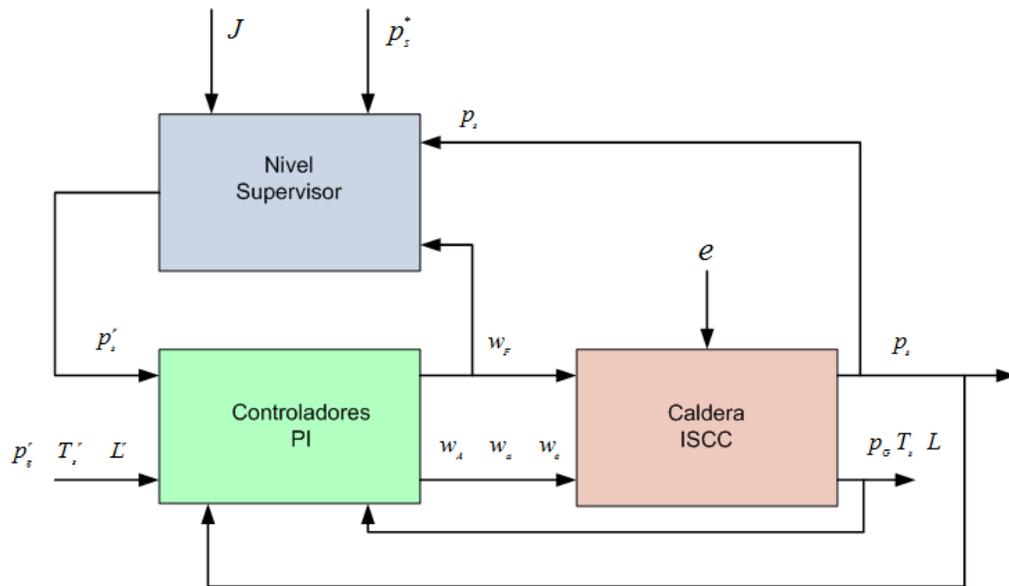


Figura 49. Esquema control predictivo supervisor

El nivel supervisor por medio de la minimización de una función objetivo, minimiza la diferencia entre la presión de la caldera (p_s), y una referencia constante (p_s^*), determinando de este modo la presión de referencia (p_s^r), para el controlador PI de la presión (p_s). La variable manipulada es el flujo de combustible del quemador auxiliar de la caldera (w_F). El supervisor también optimiza el flujo de combustible. Las otras variables de la caldera: presión de los gases de salida de la turbina de gas (p_G), temperatura del vapor de salida de la caldera (T_s) y el nivel del tanque de la planta de ciclo combinado L , son controladas solo por medio de un controlador PI a nivel regulador. El valor de referencia constante p_s^* es igual a $4.525 \cdot 10^6$ (Pa), y corresponde al valor de estado estacionario de la presión de vapor de salida de la caldera.

5.1.1 Control predictivo supervisor lineal

En el nivel supervisor del control predictivo radican el modelo para la presión de vapor, el modelo del controlador PI discreto y la función objetivo. A continuación se presentan tanto los modelos citados como la función objetivo.

Modelo del proceso

Para el control predictivo supervisor, se obtuvo un modelo lineal ARIX para la presión de salida del flujo de vapor del sobrecalentador p_s en función del flujo de combustible del quemador auxiliar w_F . Un modelo de este tipo (ARIX) se emplea preferentemente en control predictivo, pues incorpora la integración del ruido que modifica sus características estadísticas (Neyra Hau Yon, 2009). Para ello se obtuvo un conjunto de datos, variando la referencia de la presión p_s^r por medio de una señal PRBS (Pseudo Random Binary Signal). Los datos se obtuvieron en lazo cerrado, tal como se muestra en el esquema de la Figura 50. La Figura 51 muestra el conjunto de datos obtenidos para la modelación, con un tiempo de muestreo $T_m = 10$ (s).

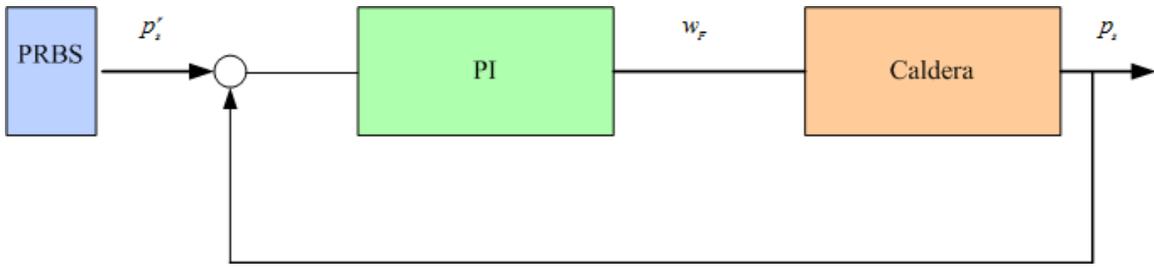


Figura 50. Esquema para la obtención de datos

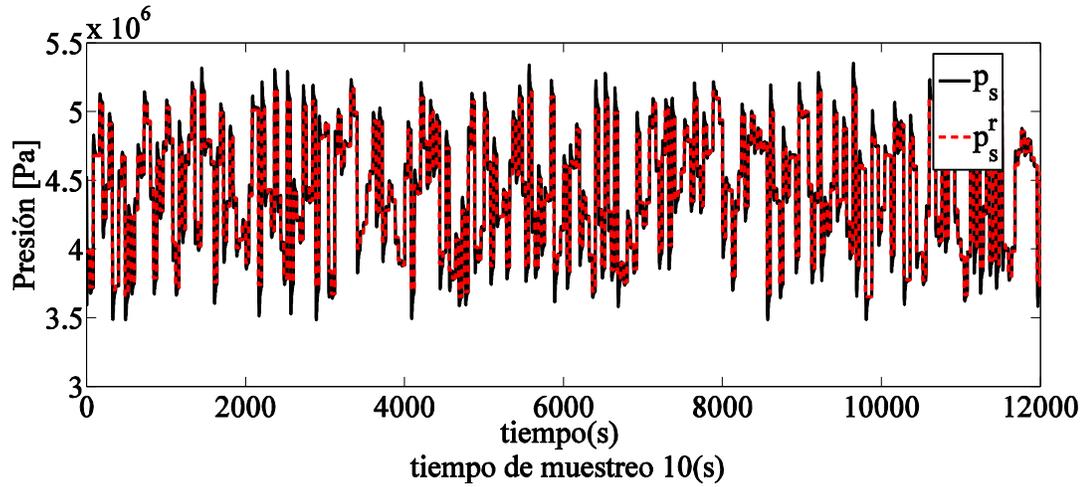


Figura 51. Data utilizada para la modelación

El modelo ARIX , obtenido con un tiempo de muestreo $T_m = 10$ (s) está dado por la siguiente expresión:

$$A(z^{-1})p_s(t) = B(z^{-1})w_F(t) + \frac{e(t)}{\Delta} \quad (5.1)$$

donde $e(t)$ es ruido blanco.

En este caso

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} + a_4 z^{-4} + a_5 z^{-5} + a_6 z^{-6} + a_7 z^{-7} + a_8 z^{-8} + a_9 z^{-9} + a_{10} z^{-10} + a_{11} z^{-11} + a_{12} z^{-12} + a_{13} z^{-13}$$

$$B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} + b_5 z^{-5} + b_6 z^{-6} + b_7 z^{-7} + b_8 z^{-8} + b_9 z^{-9} + b_{10} z^{-10} + b_{11} z^{-11} + b_{12} z^{-12} + b_{13} z^{-13}$$

El modelo final encontrado se presenta en la ecuación (5.2). Los parámetros del modelo se entregan en la Tabla 13. Además, en la Figura 52 se muestra la predicción a diez pasos (100 s) de

la presión de salida del sobrecalentador comparada con los valores reales, obtenida con el modelo ARIX.

$$\begin{aligned}
 p_s(t) = & a_1 \Delta p_s(t-1) + a_2 \Delta p_s(t-2) + a_3 \Delta p_s(t-3) + a_4 \Delta p_s(t-4) + a_5 \Delta p_s(t-5) + \\
 & a_6 \Delta p_s(t-6) + a_7 \Delta p_s(t-7) + a_8 \Delta p_s(t-8) + a_9 \Delta p_s(t-9) + a_{10} \Delta p_s(t-10) + \\
 & a_{11} \Delta p_s(t-11) + a_{12} \Delta p_s(t-12) + a_{13} \Delta p_s(t-13) + b_1 \Delta w_F(t-1) + \\
 & b_2 \Delta w_F(t-2) + b_3 \Delta w_F(t-3) + b_4 \Delta w_F(t-4) + b_5 \Delta w_F(t-5) + \\
 & b_6 \Delta w_F(t-6) + b_7 \Delta w_F(t-7) + b_8 \Delta w_F(t-8) + b_9 \Delta w_F(t-9) + \\
 & b_{10} \Delta w_F(t-10) + b_{12} \Delta w_F(t-12) + b_{13} \Delta w_F(t-13) + e(t)
 \end{aligned}
 \tag{5.2}$$

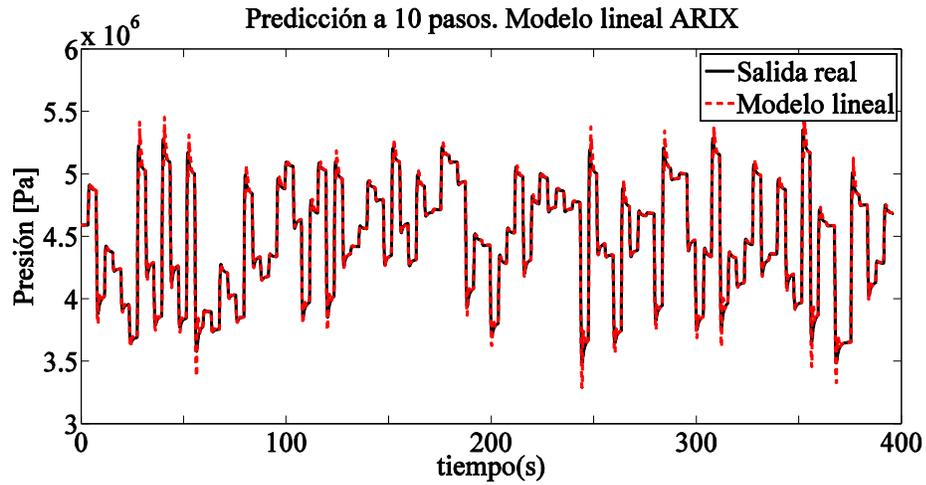


Figura 52. Predicción a diez pasos. Presión de salida del flujo de vapor.

Tabla 12. Parámetros del modelo ARIX

a1	2.3760	b1	1.033
a2	-2.2285	b2	8.224×10^4
a3	1.3718	b3	1267
a4	-0.8435	b4	6.803×10^4
a5	0.5613	b5	2.036×10^4
a6	-0.3610	b6	4.54×10^4
a7	-0.2298	b7	2.270×10^4
a8	-0.1432	b8	3.125×10^4

a9	0.0812	b9	1.926*10 ⁴
a10	-0.0321	b10	2.09*10 ⁴
a11	-0.0085	b11	1.306*10 ⁴
a12	0.0456	b12	1.178*10 ⁴
a13	-0.0528	b13	5889
a14	0.00387		

Modelo nivel regulatorio

En el nivel regulatorio se utilizó un controlador proporcional integral (PI) de la forma

$$w_f(s) = \left(K_p + \frac{K_i}{s} \right) (p_s^r(s) - p_s(s)) \quad (5.3)$$

Donde $K_p = 3 \cdot 10^{-6}$ es la ganancia proporcional, $K_i = 2 \cdot 10^{-8}$ es la ganancia integral, $p_s^r(s)$ es la referencia de la presión de vapor sobrecalentado y $p(s)$ es la presión de vapor sobrecalentado.

Se discretizó el controlador PI utilizando el siguiente modelo:

$$A_c(z^{-1})w_f(t) = B_{cr}(z^{-1})p_s^r(t) + B_{cy}(z^{-1})p_s(t) \quad (5.4)$$

Donde los polinomios A_c , B_{cr} y B_{cy} , están dados por:

$$\begin{aligned} A_c(z^{-1}) &= 1 - z^{-1} \\ B_{cr}(z^{-1}) &= \sigma + \delta z^{-1} \\ B_{cy}(z^{-1}) &= -\sigma - \delta z^{-1} \end{aligned} \quad (5.5)$$

Donde

$$\sigma = \frac{T_m K_i}{2} + K_p \quad (5.6)$$

$$\sigma = 3.1 \cdot 10^{-6}$$

$$\delta = \frac{T_m K_i}{2} - K_p \quad (5.7)$$

$$\delta = -2.9 \cdot 10^{-6}$$

Finalmente, el modelo PI discreto está dado por la ecuación:

$$\Delta w_F(t) = 3.1 \times 10^{-6} p_s^r(t) - 2.9 \times 10^{-6} p_s^r(t-1) - 3.1 \times 10^{-6} p_s(t) + 2.9 \times 10^{-6} p_s(t-1) \quad (5.8)$$

Con los modelos obtenidos se diseñó un MPC supervisor. La función objetivo utilizada para el control predictivo supervisor aplicado al sobrecalentador está dada por la ecuación (5.9):

$$J = J_{cr} + \lambda J_{cf} \quad (5.9)$$

$$J_{cf} = \sum_{k=1}^N C_f w_F(t+k-1) \quad (5.10)$$

$$J_{cr} = \alpha \sum_{k=1}^N (\hat{p}_s(t+k) - p_s^*)^2 + \beta \sum_{k=1}^N \Delta w_F^2(t+k-1) \quad (5.11)$$

Sujeto a la siguiente restricción de desigualdad:

$$10 \leq w_F \leq 14.5 \quad (5.12)$$

De esta forma el primer término de la ecuación (5.11), J_{cr} , corresponde al término de regulación. El segundo término de J_{cr} representa la optimización del esfuerzo de control, $\hat{p}_s(t+k)$ es la predicción a k -pasos de la referencia de la presión, y $\Delta w_F(t+k-1)$ es el esfuerzo de control futuro. En la ecuación (5.10) J_{cf} es la función objetivo que minimiza el costo de combustible y $w_F(t+k-1)$ es la predicción del flujo de combustible a k -pasos. C_f es el costo de combustible por unidad de flujo en [\$/ (kg/s)]. Los valores de la restricción de desigualdad de (5.12) se definen considerando las condiciones de operación.

5.1.2 Sintonización de los parámetros del control supervisor

La función objetivo dada en (5.9) tiene tres parámetros (λ , α , β) que deben ser ajustados de forma de obtener el mejor comportamiento del controlador. Para esto, se considera un valor fijo para $\beta=1$, y se realizan simulaciones variando ambos parámetros α y λ . De este modo, se escogen los valores de los parámetros α y λ que minimicen la función objetivo. Para evaluar el desempeño de la función objetivo y determinar cuándo se obtiene el menor valor, es necesario definir algunos índices. Así, a partir de los resultados obtenidos durante todo el tiempo de simulación T_{sim} , se ocupan como estadísticas de desempeño el valor medio de los índices a nivel supervisor \overline{IJ} , el valor medio de \overline{J}_{cr} , que representa el error de regulación y de la energía total de control, y el valor medio de \overline{J}_{cf} que representa el costo de combustible. En las ecuaciones siguientes se definen estos índices de desempeño:

- Índice de la función objetivo total J

$$\overline{IJ} = \frac{1}{T_{sim}} \sum_{k=1}^{T_{sim}} J(k) \quad (5.13)$$

$$\overline{IJ} = \frac{1}{T_{sim}} \sum_{k=1}^{T_{sim}} (J_{cr}(k) + \lambda J_{cf}(k)) \quad (5.14)$$

- Índice de la función de regulación y energía de control

$$IJ_{cr} = \frac{1}{T_m} \sum_{k=1}^{T_m} J_{cr}(k) \quad (5.15)$$

- Índice de la función de costo de combustible

$$\overline{IJ}_{cf} = \frac{1}{T_{sim}} \sum_{k=1}^{T_{sim}} J_{cf}(k) \quad (5.16)$$

En las Tablas 14, 15 y 16 se muestran los resultados por simulación, de los índices de evaluación, ocupando distintos parámetros de sintonización α y λ dentro de un rango de valores que entregaban el mejor desempeño.

Tabla 13. Índice de desempeño \overline{IJ}

α	$\lambda = 10^2$	$\lambda = 10^3$	$\lambda = 10^4$	$\lambda = 10^5$	$\lambda = 10^6$	$\lambda = 10^7$	$\lambda = 10^8$
10^2	7.866×10^{11}	7.818×10^{11}	7.869×10^{12}	7.813×10^{11}	8.008×10^{11}	9.296×10^{12}	2.208×10^{13}
10^4	2.446×10^{12}	5.263×10^{12}	5.551×10^{12}	7.129×10^{13}	7.878×10^{13}	7.897×10^{13}	8.089×10^{13}
10^6	1.342×10^6	9.352×10^{13}	1.990×10^{14}	1.539×10^{14}	5.486×10^{14}	7.916×10^{15}	7.923×10^{15}
10^8	1.390×10^6	1.390×10^7	1.390×10^8	1.428×10^9	1.427×10^7	1.426×10^{11}	5.483×10^{16}

Tabla 14. Índice de desempeño \overline{IJ}_{cr}

α	$\lambda = 10^2$	$\lambda = 10^3$	$\lambda = 10^4$	$\lambda = 10^5$	$\lambda = 10^6$	$\lambda = 10^7$	$\lambda = 10^8$
10^2	7.866×10^{11}	7.818×10^{11}	7.868×10^{11}	7.799×10^{11}	7.866×10^{11}	7.877×10^{11}	7.902×10^{11}
10^4	2.446×10^{12}	5.264×10^{12}	5.551×10^{12}	7.129×10^{13}	7.876×10^{13}	7.883×10^{13}	7.947×10^{13}
10^6	2.832×10^6	9.352×10^{13}	1.990×10^{14}	1.539×10^{14}	5.485×10^{14}	7.916×10^{15}	7.922×10^{15}
10^8	54.5065	2.907×10^2	2.110×10^4	4.437×10^7	6.406×10^7	4.068×10^8	5.483×10^{16}

Tabla 15. Índice de desempeño \overline{IJ}_{cf}

α	$\lambda = 10^2$	$\lambda = 10^3$	$\lambda = 10^4$	$\lambda = 10^5$	$\lambda = 10^6$	$\lambda = 10^7$	$\lambda = 10^8$
10^2	1.418×10^4						
10^4	1.421×10^4	1.413×10^4	1.413×10^4	1.418×10^4	1.418×10^4	1.418×10^4	1.418×10^4
10^6	1.324×10^4	1.418×10^4	1.325×10^4	1.425×10^4	1.413×10^4	1.418×10^4	1.418×10^4
10^8	1.390×10^4	1.390×10^4	1.390×10^4	1.424×10^4	1.426×10^4	1.426×10^4	1.413×10^4

A partir de los resultados mostrados en las tablas anteriores, y habiendo fijado $\beta=1$, se escogen los siguientes parámetros: $\alpha = 10^8$ $\lambda=10^2$, para el controlador predictivo supervisor. Con estos valores se obtiene el mejor comportamiento del controlador. Esto es, generar la referencia del controlador PI de la presión de vapor de la caldera, de forma que siga a una referencia externa dada a nivel supervisor, con el menor consumo posible de combustible del quemador auxiliar.

La presión de vapor del sobrecalentador, es una variable determinante no solo en el funcionamiento, sino también en el dimensionamiento de la turbina de vapor en una planta ISCC. Por esta razón, es que no es usual que se varíe el valor de la referencia constante de la presión del flujo de vapor p_s^* (verde) en una planta de este tipo (ver Figura 49). Sin embargo, una vez definidos los parámetros del controlador, se hicieron simulaciones cambiando este valor, de forma de mostrar el comportamiento de las dos estrategias de control. La Figura 53 muestra los resultados obtenidos. En la Figura la señal indicada como p_s supervisor, corresponde a la presión de salida del sobrecalentador, obtenida con el control predictivo supervisor (negra). La señal en rojo p_s PI, es la presión de salida del sobrecalentador, pero obtenida con un control PI a nivel regulatorio. El set point de la presión a nivel regulatorio generada por medio del nivel supervisor es la indicada por p_s^r (azul). De esta Figura, se aprecia que ante un cambio en la referencia de la presión de vapor, el control supervisor genera adecuadamente la referencia (azul) para el nivel regulatorio. Se muestra además, que el sobrepaso de la señal de presión es mayor en el caso del controlador PI (rojo), comparado con el controlador supervisor (negro).

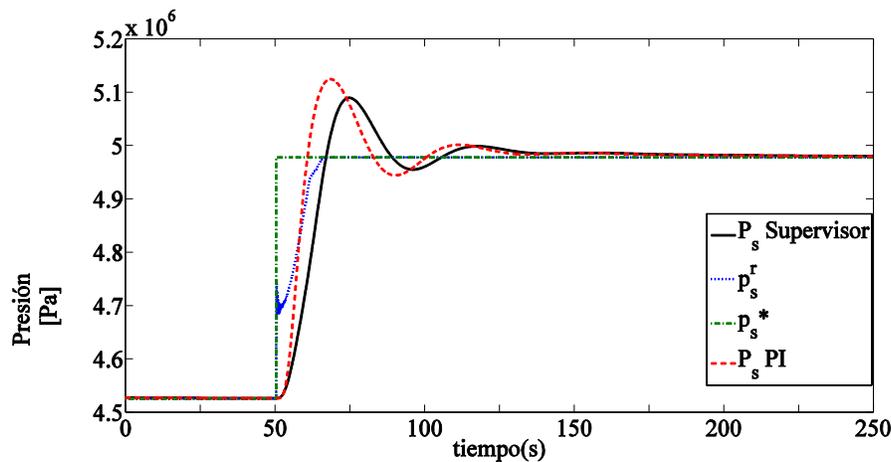


Figura 53. Presión de vapor cuando se aplica un cambio en la referencia de la presión de vapor. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor

Las simulaciones mostradas no son suficientes para evaluar y justificar la implementación del controlador a nivel supervisor en la planta ISCC. Es necesario realizar otras simulaciones que demuestren las ventajas que tiene la implementación del control supervisor en comparación con el control PI a nivel regulatorio. Es por esto, que en el punto 5.1.3 se realizan diferentes simulaciones, que permiten evaluar y comparar el consumo de combustible de la planta, con ambas estrategias de control.

5.1.3 Evaluación del consumo de combustible

Tal como se explicó en el capítulo anterior, uno de los objetivos de las plantas **ISCC** es disminuir el consumo de combustible del quemador auxiliar de la caldera de la planta. Por esta razón, es necesario evaluar el consumo de combustible del quemador auxiliar de la caldera de la planta **ISCC**.

Para evaluar y comparar el consumo de combustible del horno auxiliar de la planta **ISCC**, con y sin una estrategia MPC supervisor, se define el siguiente índice:

$$I_{wF} = \frac{1}{T_{sim}} \sum_{k=1}^{T_{sim}} w_F(k) [kg] \quad (5.17)$$

La expresión (5.17) representa el valor medio del combustible consumido durante el tiempo de simulación. Este índice se evalúa para las dos estrategias de control, el MPC supervisor y el controlador PI de nivel regulatorio. Esto permite comparar el consumo de combustible entre ambas estrategias de control.

A partir de la ecuación (5.17), se calculó el consumo de combustible de la planta **ISCC** para las dos estrategias de control, en condiciones normales de operación y en estado estacionario. Los resultados se muestran en la Tabla 17.

Tabla 16. Evaluación índice I_{wF}

	MPC Supervisor	Controlador PI
I_{wF} [kg]	13.9032	13.9438

La evaluación se hace sobre un tiempo de simulación de 500 [s]. De la Tabla se desprende que al implementar el MPC supervisor, la diferencia de consumo de combustible entre las dos estrategias de control es

$$\Delta w_F = 0.0406 [kg],$$

es decir, en cada segundo se ahorra un 0.3% de combustible, considerando que el 100% corresponde al consumo de combustible dado por la planta con una configuración de control PI.

Si se considera que la planta trabaja durante 12 horas seguidas, el ahorro de combustible es $\Delta w_F = 1754 [kg]$. Si se proyecta el ahorro de combustible a una planta **ISCC** que trabaje durante un año, en forma continua, el ahorro de combustible sería $\Delta w_F = 1.262.822,4 [kg]$.

Si en el mes de Febrero del 2014 el precio aproximado del gas natural en Chile (Energía, 2014) era de 798\$/kg, entonces se ahorran 1.007.732.275.2 [\$/año], ó 1.813.918[US\$/año]⁹.

Estos resultados demuestran que la implementación de una estrategia MPC supervisor, tiene ventajas comparativas con un estrategia de control PI a nivel regulatorio, ya que, permite la disminución del consumo de combustible de la planta ISCC, ante una misma demanda de potencia.

5.2 Evaluación de la estrategia de control predictivo de la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados

Las plantas ISCC al igual que las plantas de CC, satisfacen la demanda de potencia a través de dos fuentes, la turbina de gas y la turbina de vapor. Como la demanda de potencia es variable, la generación de potencia de ambas turbinas también es variable y por supuesto depende de la demanda. Por esta razón, para evaluar el desempeño de la estrategia de control predictivo supervisor presentada en 5.1.1, se realizaron diferentes simulaciones que reflejan estos cambios en la demanda de potencia de la planta ISCC. Para ello se hicieron simulaciones donde se producen cambios en la referencia de la potencia de la turbina de gas y de la turbina de vapor. El objetivo de esto no es sólo evaluar el desempeño del simulador, sino también poder calcular el consumo de combustible en cada simulación.

5.2.1 Cambio en la potencia de la turbina de vapor.

Se realizaron dos cambios en la referencia de la potencia de la turbina de vapor. Primero se disminuyó en un 10% y luego se aumentó en un 10%. Las Figuras, 52 y 53 muestran el comportamiento de la presión de vapor y del flujo de combustible, cuando se disminuye la potencia de la turbina de vapor. A diferencia del Capítulo 4, donde se muestra la evolución de todas las variables controladas de la caldera, en este caso sólo se presenta el comportamiento de la presión de vapor de salida del sobrecalentador, y su correspondiente variable manipulada w_F , ya que es donde se implementa la estrategia MPC supervisor. Las Figuras 55 y 56 presentan los resultados obtenidos cuando se produce un aumento en la potencia de la turbina de vapor. Este procedimiento se realiza tanto para el control predictivo supervisor, como para la estrategia PI a nivel regulatorio.

En la Figura 54 se muestra la evolución de la presión de vapor obtenida con el control MPC supervisor p_s supervisor (negro), la presión de vapor p_s (rojo) y la referencia de presión p_s^r (azul). Como se puede observar, no se produce una gran diferencia en la presión de vapor entre los dos controladores. Este es un resultado lógico, ya que demuestra que ambos controladores cumplen con su objetivo, esto es mantener la presión del flujo de vapor igual a su valor de referencia.

⁹ 555\$/US\$. Al 14/06/2014

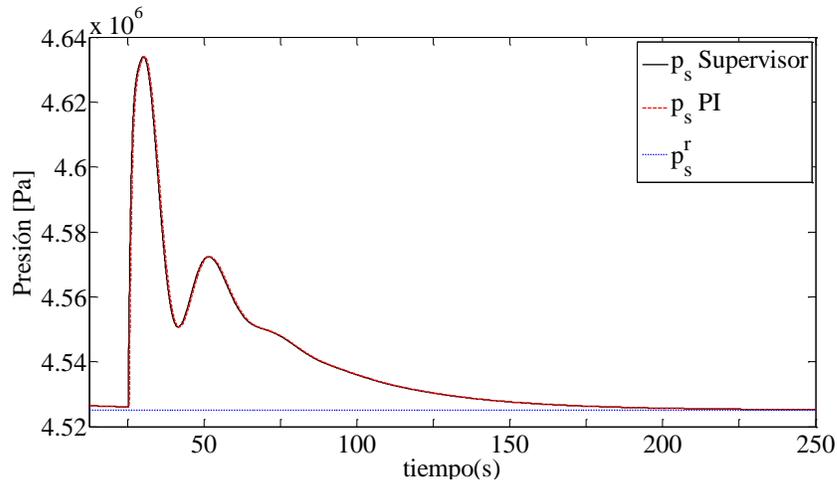


Figura 54. Presión de vapor ante una disminución en la potencia de la turbina de vapor. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor.

Por otro lado, en la Figura 55 se observa el comportamiento de la variable manipulada, el flujo de combustible. Como se observa de la Figura, cuando hay una disminución en la demanda de la potencia de la turbina de vapor, el consumo de combustible disminuye, con las dos estrategias de control. Sin embargo, esta disminución es mayor para el caso de la planta ISCC con un control predictivo supervisor. Es decir, bajo las mismas condiciones de operación, se utiliza menos combustible cuando la planta cuenta con un control predictivo supervisor.

El ahorro de combustible expresado en cifras, se entrega en la Tabla 18. En esta Tabla se indica el valor del índice I_{w_F} , calculado para el caso del MPC supervisor y para el controlador PI de nivel regulatorio, según (5.17). Se calcula además la diferencia en el consumo de combustible, que se produce entre las dos estrategias de control, tanto en valores netos como en porcentaje. Si estos valores se comparan con el ahorro que se produce en la planta con condiciones normales de operación (0.3%), se puede decir que en este caso se produce un porcentaje mayor de ahorro de combustible (0.92%).

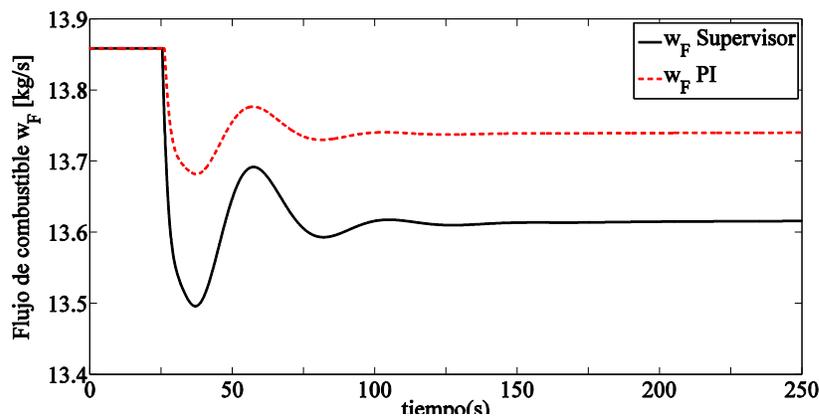


Figura 55. Flujo de combustible con controladores PI y supervisor ante disminución de potencia turbina de vapor

Tabla 17. Consumo de combustible

	MPC Supervisor	Controlador PI	Δw_F	Ahorro %
I_{wF}	13.6127	13.7386	0.1266	0.92%

Como se explica anteriormente, no solo se realiza una simulación con una disminución en la referencia de potencia de la turbina de vapor, sino también con un aumento del 10% en la referencia de la potencia. En la Figura 56 ve la evolución de la presión de vapor del sobrecalentador, cuando tiene una estrategia de control supervisor. Esta señal se muestra en color negro. También se ve la presión de vapor producida con una estrategia de control PI a nivel regulatorio en color rojo. En azul aparece el valor de la referencia de la presión de vapor. Al aumentar la potencia de la turbina de vapor, la respuesta de la presión de vapor es similar con ambos controladores, lo que parece lógico ya que en ambos casos la presión de vapor corresponde a la variable controlada.

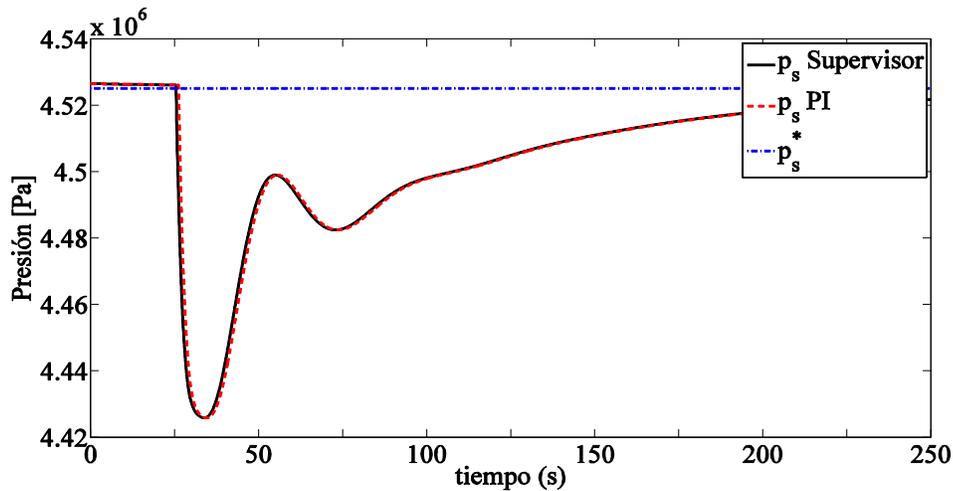


Figura 56. Presión de vapor ante un aumento en la potencia de la turbina de vapor. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor.

A pesar de que la presión de vapor no varía al aumentar la referencia de la potencia de la turbina de vapor, el consumo de combustible sí varía y es menor para el caso del control supervisor. En la Figura 57 se aprecia esta diferencia y en la tabla 19 se presentan los valores del ahorro de combustible para este caso.

La Figura 57 muestra en color negro, el consumo de combustible w_F supervisor, que corresponde al consumo de combustible que se produce con una estrategia MPC supervisor. Con línea roja se muestra el consumo de combustible que se produce con la estrategia de un controlador PI a nivel regulatorio. Claramente se ve que el consumo de combustible es mayor con el control a nivel regulatorio.

La Tabla 19 presenta el cálculo del índice I_{w_F} [kg] dado por (5.17) para el caso en que se aumentó la referencia de potencia de la turbina de vapor. En la primera columna se ve el valor obtenido con una estrategia MPC supervisor, mientras que en la segunda columna se ve el valor obtenido solo con el controlador PI. También en la tercera columna se muestra la diferencia entre ambos valores, que corresponde al ahorro de combustible que se produce al implementar la estrategia MPC supervisora y finalmente en la última columna este mismo valor pero expresado en porcentaje.

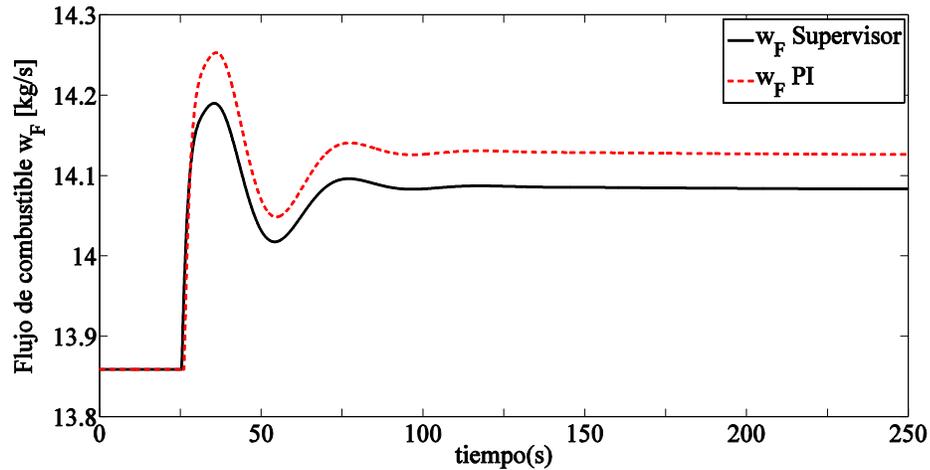


Figura 57. Flujo de combustible con controladores PI y supervisor ante aumento de potencia turbina de vapor

Tabla 18. Consumo de combustible

	MPC Supervisor	Controlador PI	Δw_F	Ahorro %
I_{w_F} [kg]	14.0851	14.1275	0.0424	0.3%

5.2.2 Cambio en la demanda de la turbina de gas

Como se explica al comienzo de la sección 5.2, la generación de potencia de la planta ISCC depende de ambas turbinas, la turbina de vapor y la turbina de gas. Por esta razón, la última prueba realizada a la planta ISCC para evaluar el control supervisor, es la variación de la potencia de la turbina de gas. En primer lugar se disminuyó la potencia de la turbina de gas en un 10% y luego se aumentó en un 10%. La Figura 58 muestra el comportamiento de la presión de vapor para ambos controladores, cuando se aumenta la demanda de la turbina de gas. La línea negra representa la evolución de la presión de vapor, cuando la planta tiene implementado una estrategia MPC supervisora. Por otro lado, la línea roja representa la presión de vapor cuando la estrategia de control es solo a un control PI a nivel regulatorio. La línea azul representa la referencia de la presión de vapor. Observando la Figura, no se aprecian cambios en la señal de la presión de vapor, resultado que era esperado debido a que corresponde a la variable controlada.

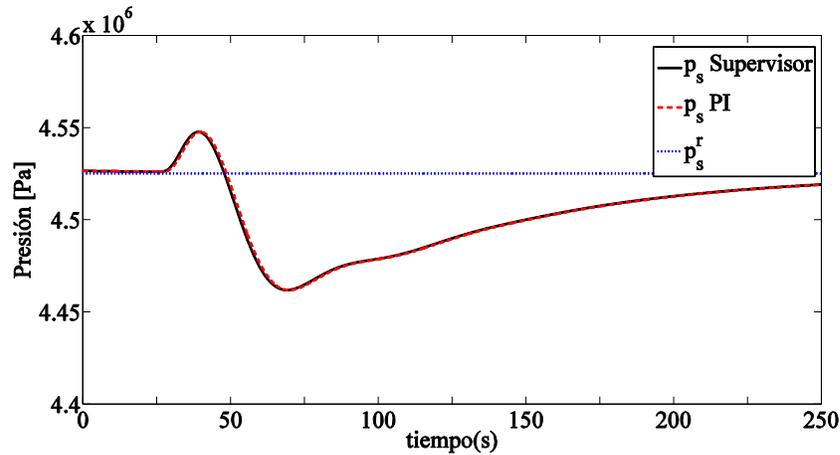


Figura 58. Presión de vapor ante una disminución en la potencia de la turbina de gas. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor.

Por otro lado, la Figura 59 muestra el comportamiento del flujo de combustible, ante una disminución en la potencia de la turbina de gas. Aquí, se representa en rojo el consumo de combustible producido al aumentar la referencia de la potencia de la turbina de gas, cuando la planta tiene implementado un control PI a nivel regulador (w_F PI). El consumo de combustible que se produce bajo las mismas condiciones, pero con la implementación de una estrategia MPC a nivel supervisor, se muestra a través de la línea de color negro (w_F Supervisor).

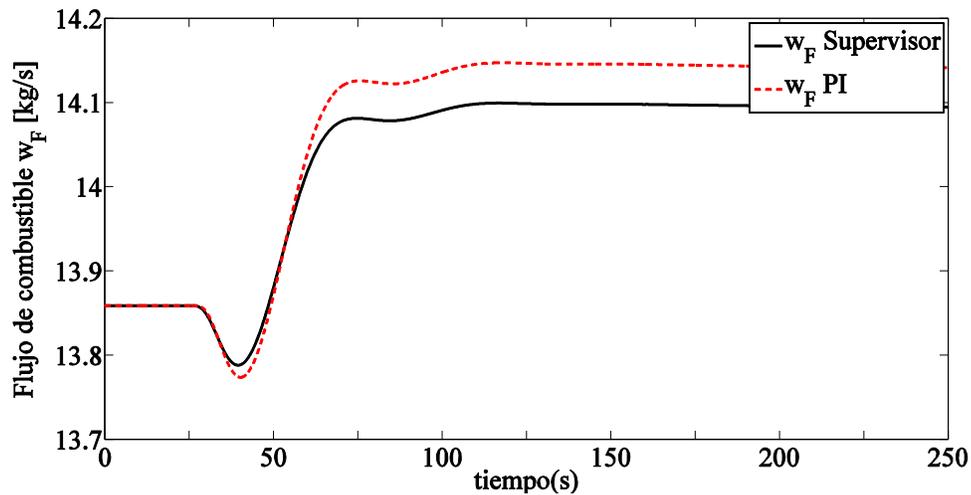


Figura 59. Flujo de combustible ante una disminución en la potencia de la turbina de gas con controladores PI y supervisor.

Similarmente al caso anterior, se evaluó el índice de consumo de combustible dado en (5.11). Los valores obtenidos para las dos estrategias de control se entregan en la Tabla 20. Los resultados muestran que aunque se produce un ahorro de combustible, este no es muy significativo y es sólo de un 0.33%.

Tabla 19. Consumo de combustible

	MPC Supervisor	Control PI	Δw_F	Ahorro %
I_{wF}	14.0945	14.1413	0.0463	0.33%

Finalmente, se aumentó la potencia de la turbina de gas en un 10%. Los resultados se muestran en las Figuras siguientes.

Al igual que en los casos anteriores, la Figura 60 muestra que ambos controladores son capaces de mantener la presión de vapor ante cambios en la potencia. En esta Figura se aprecia la presión de vapor producida con el MPC supervisor, p_s Supervisor, en color negro. La presión de vapor producida cuando se tiene un controlador PI a nivel regulatorio, p_s PI, se muestra en rojo. La línea azul representa la referencia de la presión de vapor.

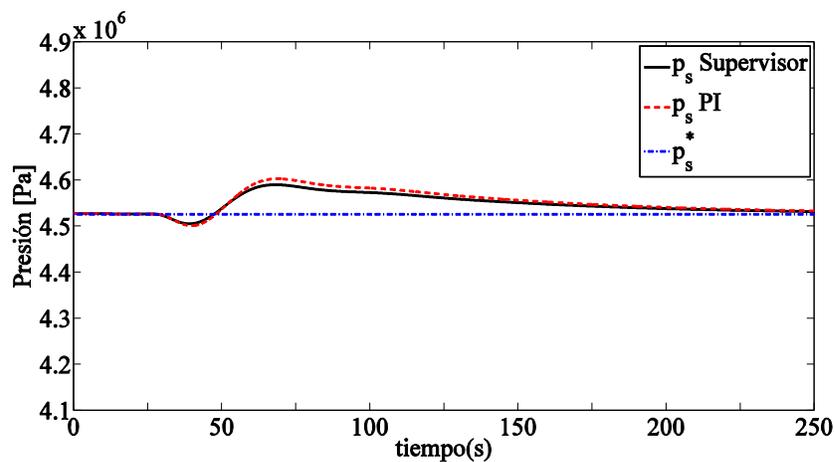


Figura 60. Presión de vapor ante un aumento en la potencia de la turbina de gas. Para controlador PI y controlador predictivo a nivel supervisor.

A pesar de que ambas estrategias se comportan de forma similar para controlar la presión de vapor, se produce una disminución en el consumo de combustible, cuando se tiene implementada una estrategia MPC supervisora, lo que se ve reflejado en la Figura 61. En esta Figura se representa el consumo de combustible que se produce con una estrategia MPC supervisor, w_F Supervisor (negro), y el consumo de combustible producido con un control PI de nivel regulatorio, w_F PI (rojo).

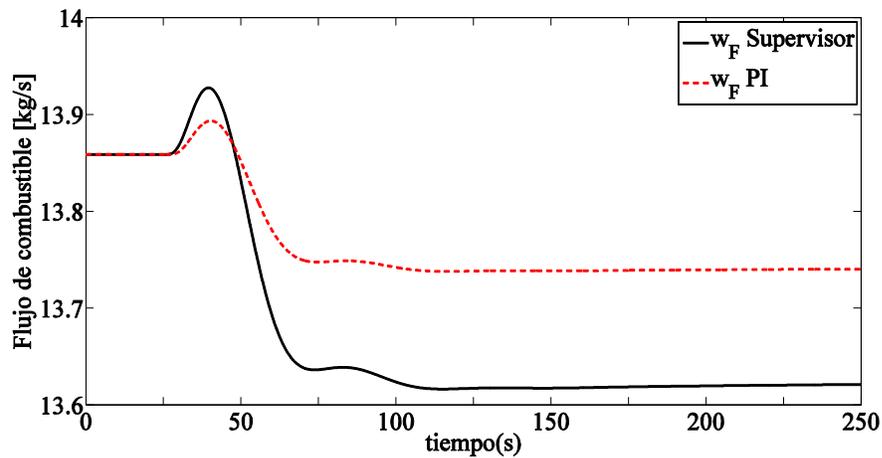


Figura 61. Flujo de combustible ante un aumento en la potencia de la turbina de gas con controladores PI y supervisor.

La Tabla 21 presenta los valores de ahorro de combustible producido al implementar el control predictivo. En este caso el porcentaje de ahorro es mayor que en el caso de disminución de la potencia de la turbina de gas.

Tabla 20. Consumo de combustible

	MPC Supervisor	Control PI	Δw_F	Ahorro %
I_{wF}	13.6591	13.7599	0.1008	0.7326%

5.2.3 Cambio en el aporte de la radiación solar

Como se explica en la sección 4.5, se consideró para el diseño del simulador del GVS, que la temperatura de entrada del aceite sea constante. Sin embargo, esta temperatura depende de la radiación solar disponible en la planta solar¹⁰.

Por otro lado, en las condiciones de diseño se considera que la temperatura del vapor de salida desde el GVS es la temperatura de vaporización T_0 , y que todo el flujo de agua que entra al GVS se convierte en vapor a la salida del GVS.

Si las condiciones de radiación cambian, se esperan también cambios en la temperatura del aceite que llega al GVS pudiéndose presentar situaciones como un aumento o disminución de la radiación, lo que se explica a continuación:

¹⁰ Cabe destacar que la planta solar cuenta con un sistema de almacenamiento de aceite, además de un sistema de control de la temperatura de aceite, lo que permite mantener esta temperatura constante, a pesar de las variaciones de la radiación solar.

i) Aumento de la radiación solar.

En este caso la temperatura del aceite también aumenta lo que provoca que también aumente la temperatura del vapor de salida T_g produciéndose vapor recalentado. Sin embargo, como toda el agua líquida que entra al GVS ya se ha vaporizado a una temperatura de vaporización T_o , menor que T_g , no se produce más vapor y w_{gm} permanece constante e igual a $w_{gm} = 1.2$ (kg/s). En este caso el calor Q_{gm} que recibe el vapor en el GVS viene dado por (5.18):

$$Q_{gm} = w_{gm} [C_l(T_o - T_e) + h_f + C_g(T_g - T_o)] \quad (5.18)$$

El primer término de (5.18) corresponde al calentamiento del agua, el segundo corresponde al calor de vaporización y el último término representa el recalentamiento del vapor.

Donde:

Q_{gm} : calor suministrado al vapor del GVS, w_{gm} flujo másico de vapor, C_l : calor específico del agua líquida, C_g : calor específico del agua en forma de vapor, T_o : temperatura de vapor saturado, T_g : temperatura de salida del vapor recalentado, h_f : calor de vaporización.

Lo anterior se comprueba en la Figura 62 donde se muestran el comportamiento de la temperatura de salida del vapor, cuando se aumenta la temperatura del aceite T_a en 10°K .

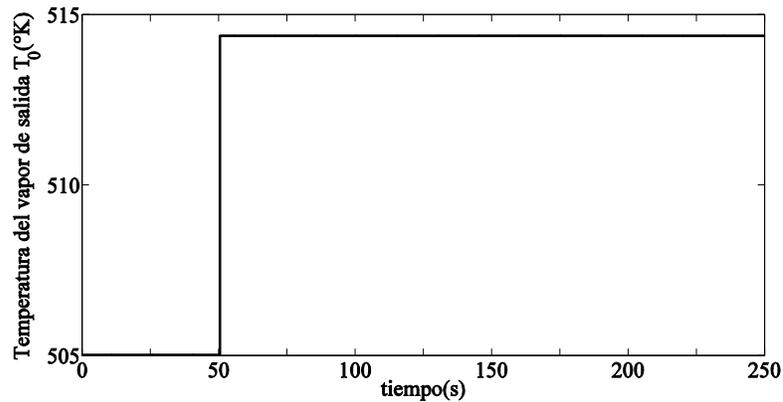


Figura 62. Temperatura de salida del vapor, cuando aumenta la temperatura del aceite.

A partir de la ecuación (5.17) se calculó el consumo de combustible de la planta **ISCC**, cuando aumenta la temperatura del aceite. La Tabla 21 muestra el resultado y su comparación con la planta en condiciones normales de operación.

Tabla 21. Consumo de combustible ante aumento de la radiación solar

	ΔT_a	T_a de operación	Δw_F	Ahorro %
I_{wF}	13.8588	13.859	0.0002	0.0015%

Es decir el consumo de combustible disminuye en un 0.32% si la temperatura del aceite aumenta en 10°K. Si el diseño de la planta cambia y se permiten valores de temperatura de aceite más altas, se produciría un mayor ahorro de combustible.

ii) Disminución de la radiación solar.

Cuando la radiación solar disminuye, la temperatura del aceite también disminuye. En este caso no se vaporiza todo el líquido, por lo que el flujo de vapor que va al sobrecalentador disminuye, pero en este caso la temperatura del vapor que se logra vaporizar permanece constante e igual a la temperatura de vaporización T_0 .

En esta condición el flujo de calor Q_{gm} viene dado por (5.19)

$$Q_{gm} = w_e C_l (T_o - T_e) + h_f w_{gm} \quad (5.19)$$

donde w_e : flujo de agua desde el economizador, T_e temperatura de entrada del agua.

En este caso el consumo de combustible del quemador auxiliar aumenta, ya que el aporte de calor desde el GVS disminuye. Las figuras 62 y 63 muestran el comportamiento del flujo de vapor w_{gm} , y el consumo de combustible del quemador auxiliar respectivamente, cuando disminuye la temperatura del aceite. En la Tabla 22 se muestra el gasto de combustible del quemador auxiliar, cuando disminuye la radiación solar.

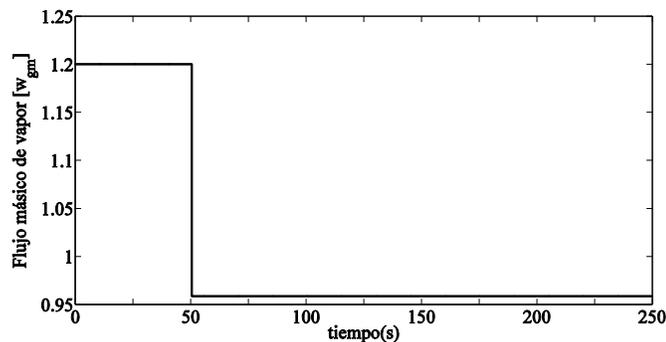


Figura 63. Flujo másico de vapor cuando disminuye la temperatura del aceite.

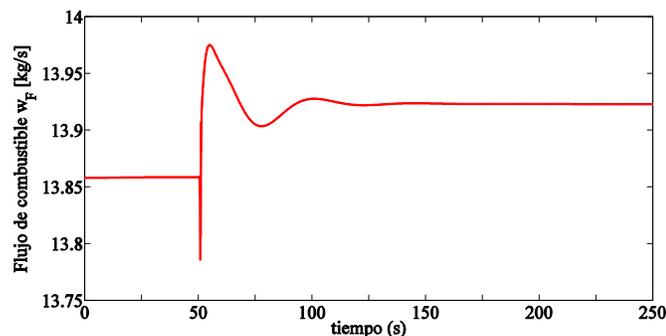


Figura 64. Flujo de combustible del quemador auxiliar, cuando disminuye la temperatura del aceite.

Tabla 22. Consumo de combustible ante disminución de la radiación solar

	ΔT_a	T_a de operación	Δw_F	Δw_F %
I_{wF}	13.9239	13.859	-0.0649	-0.46%

5.4 Discusión

Se diseñó una estrategia de control predictivo supervisor para la planta **ISCC**. Se evaluó su desempeño y se comparó con una estrategia de control tradicional PI.

Los resultados muestran que en general, el consumo de combustible es menor para el caso con controlador predictivo supervisor. Las principales diferencias se aprecian cuando hay una disminución en la potencia de la turbina de vapor y cuando se produce un aumento en la potencia de la turbina de gas. Si bien los porcentajes de ahorro de combustible no son significativos, si se calcula el ahorro a través de períodos largos de tiempo (años), el ahorro que se produce pasa a ser considerable. Esto es consecuente con la evaluación que hacen otros autores (Dersch, et al., 2004), (Hosseini, et al., 2005), (Cau, et al., 2012), donde se usan períodos anuales para evaluar las ventajas de tener una planta solar integrada a una planta de ciclo combinado.

En esta tesis, a diferencia de los otros autores, se calcula el ahorro que se produce al implementar diferentes estrategias de control, lo que no sucede en las evaluaciones realizadas por Dersch et al. (2004), Hosseini et al. (2005) y Cau et al. (2012).

La implementación de una estrategia MPC para la presión de vapor del sobrecalentador, tiene ventajas comparativas con una estrategia de control PI solo a nivel regulador. Una de estas ventajas es el poder de optimizar el flujo de combustible del quemador auxiliar, de forma de producir la misma presión de vapor, pero con menor consumo de combustible y para una misma demanda de potencia. Además, la principal ventaja que se aprecia en el controlador predictivo comparado con el control PI, es la posibilidad de agregar restricciones, lo que parece muy atractivo para limitar el consumo de combustible de la planta, especialmente ante perturbaciones. Es decir, se puede limitar el consumo de combustible a un rango determinado, definido por las condiciones de operación de la caldera y/o el sobrecalentador.

Capítulo 6. Conclusiones y trabajos futuros

La demanda creciente de energía eléctrica en todo en el mundo y específicamente en Chile, no sólo hace necesario buscar nuevas formas de generación de energía, sino también optimizar las existentes. Además, se debe considerar que estas fuentes de generación de energía deben ser sustentables con el medio ambiente.

Dentro de este marco es que en esta tesis se estudian las plantas de ciclo combinado con colectores solares integrados.

Primeramente se estudió la planta de colectores solares distribuidos, al que se le diseñó una estrategia de control predictivo difuso para la temperatura del aceite del campo de colectores. A pesar de que los resultados obtenidos con el controlador difuso son buenos, y representa adecuadamente las no linealidades de la planta solar, no existe una gran diferencia con los resultados obtenidos con el controlador línea ARIX. Se desarrolla un modelo difuso de la planta solar ACUREX. Se demuestra que este tipo de modelos es adecuado para representar plantas de colectores solares, ya que, describen adecuadamente las no linealidades del proceso. A pesar de que no existen diferencias significativas en la evaluación del RMS entre ambos modelos, si se dispusiera de más data en distintos punto de operación, los modelos difusos obtendrían mejores resultados.

Utilizando un simulador disponible de una planta de ciclo combinado y un simulador de una planta de colectores solares distribuidos, se diseñó un simulador de una planta **ISCC**. Una de las principales diferencias de funcionamiento que hay entre el simulador de la planta de ciclo combinado y la planta ISCC está en la caldera, específicamente en el sobrecalentador. Esto se debe a que en el caso de la planta ISCC, el sobrecalentador recibe además del vapor producido por medio de los gases de salida de la turbina de gas, el vapor producido por el generador de vapor solar, que también se inyecta en el sobrecalentador, Esto llevó a redefinir las ecuaciones que describen el comportamiento del sobrecalentador de la planta ISCC.

Por otro lado, el simulador de la planta de colectores solares con que se contaba, no incluía el generador de vapor, por lo que se diseñó un simulador de un generador de vapor solar. Este equipo produce vapor, a partir de la radiación solar. El vapor producido, se inyecta en el sobrecalentador y junto con el vapor producido por medio de los gases de salida de la turbina de gas, se sobrecalienta y se envía la turbina de vapor.

En el diseño del generador de vapor solar, se consideró que el aceite que circula por el intercambiador de calor del generador de vapor solar, proviene de un estanque de almacenamiento de aceite, lo que lleva a suponer que la temperatura de entrada del aceite al generador de vapor es constante. Esta suposición es adecuada, ya que los estanques de almacenamiento de energía (aceite caliente) de las plantas solares, son capaces de mantener su temperatura por varios días.

Se realizaron diferentes pruebas con el simulador de la planta ISCC, presentado en el Capítulo 4. Estas pruebas permitieron evaluar el comportamiento del simulador ante diferentes condiciones de operación. Dentro de las simulaciones realizadas están el cambio en la referencia de potencia

de la turbina de gas y el cambio en la referencia de la turbina de vapor. Estos cambios reflejan el comportamiento de la planta ISCC, ante cambios en la demanda de potencia.

Con todas las simulaciones realizadas se evaluó el comportamiento de la presión de salida del vapor del sobrecalentador, y el consumo de combustible del quemador auxiliar. Los valores obtenidos con la planta ISCC, se compararon con los valores obtenidos con la planta de ciclo combinado. Los resultados demuestran que el consumo de combustible del quemador auxiliar de la caldera es menor que el consumo de combustible del quemador auxiliar de una planta de CC, para una misma potencia. Aunque el porcentaje de ahorro no parece considerable, se demuestra que se produce un ahorro económico de 1.007.732.275.2 [\$/año]. Con esto valores es adecuado concluir que es factible construir plantas ISCC en vez de planta de ciclo combinado, siempre y cuando se den consideraciones adecuadas de radiación solar, en su lugar de emplazamiento.

De forma de optimizar el consumo de combustible, se diseñó una estrategia de control predictivo supervisor para la presión de salida del flujo de vapor del sobrecalentador para la planta de ISCC. Se evaluó el comportamiento de la presión de vapor, ante cambios en la demanda de potencia de la turbina de gas y de la turbina de vapor. Las mismas pruebas se realizaron para la planta de CC. Se muestra que ambos controladores son capaces de mantener la presión de vapor ante iguales variaciones de la demanda. Se comprueba además que la implementación de esta estrategia de control supervisora, produce un ahorro de combustible del quemador auxiliar aun mayor, comparado con la planta ISCC con estrategias de control convencionales PI.

Esto nos lleva a concluir que las plantas ISCC producen la misma cantidad de energía utilizando menos combustible que una planta de ciclo combinado, lo que no sólo se traduce en un ahorro económico, sino también en una menor contaminación producto de la quema de combustible.

Por otro lado, el diseño del simulador de la planta de ciclo combinado con colectores solares integrados es de gran importancia para el estudio del comportamiento de este tipo de plantas, pudiendo utilizarse para diversas aplicaciones dentro de las cuales se puede mencionar: el dimensionamiento de equipo, análisis y optimizaciones dinámicas, análisis económicos, diseño de estrategias de control y muchas más.

Analizando el trabajo desarrollado y considerando los resultados obtenidos y las características de radiación solar en Chile, es adecuado afirmar que la construcción de una planta de ciclo combinado con colectores solares en nuestro país, específicamente en la zona norte es absolutamente factible. Esto permitiría aumentar la generación de energía en forma sustentable y amigable con el medio ambiente.

Una vez finalizado este trabajo de tesis, se puede decir que las contribuciones de estas tesis son fundamentalmente: el desarrollo de un simulador de una planta ISCC, el diseño de una estrategia de control predictivo difuso para una planta DSC y el diseño de una estrategia de control predictivo supervisor para la presión de vapor de la caldera de la planta ISCC.

Aprovechando el trabajo realizado, se proponen los siguientes trabajos futuros:

- El diseño de una estrategia de control supervisor multivariable, que incluya además de la optimización del flujo de combustible del quemador auxiliar, la optimización del flujo de combustible de la turbina de gas. Esto permitiría disminuir el consumo de combustible, con su consiguiente ahorro económico. También permitiría disminuir la contaminación producida por los gases de combustión, haciendo a este tipo de plantas más amigables con el medioambiente.
- El diseño de una estrategia de control predictiva híbrida, que considere el funcionamiento de la planta integrada con un aporte solar variable. Esto sería una gran contribución, ya que consideraría el caso en que el aceite del estanque de almacenamiento no tiene la temperatura adecuada para producir vapor, debido a niveles bajos de radiación o bien las plantas de **ISCC** que no tienen estanque de almacenamiento.
- Como se planteó en la introducción, Chile tiene la necesidad de aumentar considerablemente su producción de energía, en forma sustentable. Teniendo en cuenta además de que Chile posee lugares con la radiación solar más alta del mundo, es que parece atractivo construir una planta **ISCC** en nuestro país. Por ello, sería de mucho interés realizar un estudio de factibilidad técnica- económica para la construcción de una planta **ISCC** en Chile. El estudio debiera incluir no solo los aspectos económicos y de selección de equipos propiamente tal, sino también evaluar el lugar de emplazamiento de la planta **ISCC**. Este último aspecto no solo es importante por la disponibilidad de radiación solar, sino también por la disponibilidad de agua, que necesitan este tipo de plantas.

Publicaciones generadas

- Ponce C., Sáez D., Núñez A., 2012. Modelación Difusa de Takagi & Sugeno de una Planta Solar de Colectores Solares Distribuidos. Vigésimo Congreso Asociación Chilena de Control Automático ACCA 2012. Santiago, Chile.
- Ponce C., Sáez D., Núñez A., 2014. Fuzzy Predictive Control Strategy For a Distributed Solar Collector Plant. *IEEE Latin America Transactions*, Vol 12 (4).
- Ponce C., Sáez D., Bordons C., Dynamic Simulator of Integrated Solar Combined Cycle Plant. *Renewable Energy*. En preparación.

Bibliografía

Abonyi, J., Babuska, R. & Szeifert, F., 1999. Modified Gath-Geva a Fuzzy Clustering for Identification of Takagi-Sugeno Fuzzy Models. *IEEE Transaction Syst., Man Cyber. Part B*, 32(5), pp. 612-621.

Abonyi, J. & Szeifert, F., 2003. Supervised fuzzy clustering for the identification of fuzzy classifiers. *Pattern Recognition Letters*, Volumen 24, pp. 2195-2207.

Aftzoglou, Z., 2011. *Exploring Integration Options in the Energy Sector, Including a Case Study of the Integration of Solar Thermal Energy into a Combined Cycle Power Plant*, Delf: Delf University of Technology.

Ahmadi, P. & Dincer, I., 2011. Thermodynamic Analisis and Thermo-economic optimization of a Dual Pressure Combined Cycle Power Plant with a Supplementary Firing Unit. *Energy Conversion and Management*, Volumen 52, pp. 2296-2308.

Allgöwer, F. y otros, 1999. Nonlinear Predictive Control and Moving Horizon Estimation- an Introductory Overview. En: P. Frank, ed. *Advances in Control: Highlights of ECC'99*. London: Springer-Verlag, pp. 391-449.

Allgöwer, F., Findeisen, R. & Ebenbauer, C., 2011. <http://www2.ist.uni-stuttgart.de/~findeise/paper/EOLSS.pdf>. [En línea] Available at: <http://www2.ist.uni-stuttgart.de/~findeise/paper/EOLSS.pdf> [Último acceso: 10 Enero 2012].

Alobaid, F. y otros, 2008. Modeling and Investigation Start-up Procedures of Combined Cycle Power Plant. *Applied Energy*, Volumen 85, pp. 1173-1189.

Aström, K. & Bell, R., 2000. Drum-Boiler Dynamics. *Automática*, Volumen 36, pp. 363-378.

Babuška, R., 1998. *Fuzzy Modeling for Control*. Primera ed. s.l.:Kluwer Academic Publishers.

Babuska, R., Sousa, J. & Verbruggen, H., 1999. *Predictive Control of Nonlinear Systems Based on Fuzzy and Neural Models*. Karlsruhe, Proceeding of European Control Conference, ECC'99.

Baghernejad, A. & Yaghoubi, M., 2010. Exergy Analisis of Integrated Solar Combined Cycle System. *Renewable Energy*, Volume 35, pp. 2157-2164.

Baghernejad, A. & Yaghoubi, M., 2011. Exergo-economic Analisis and Optimization of Integrated Solar Combined Cycle System (ISCCS) Using Genetic Algorithm. *Energy Conversion and Management*, Volume 52, pp. 2193-2203.

Banco Central, 2013. [En línea] Available at: www.bcentral.cl/estadisticas-economicas/series-indicadores/xls/PIBR.xls[Último acceso: 14 05 2014].

Bardot, 2012. *Home*. [Online] Available at: <http://www.esolar.com/>[Accessed 14 Septiembre 2012].

Behar, O., Kellaf, A., Mohamedi, K. & Belhamel, M., 2011. Instantaneous Performance of the First Integrated Solar Combined Cycle System in Argelia. *Energy Proceeding*, Volumen 6, pp. 185-193.

Berenguel, M., Arahall, M. & Camacho, E., 1997a. *Modeling Free Responce of a Solar Plant for Predictive Control*. Fu XKioka, Proceeding of 11th IFAC Symposium System Identification.

Berenguel, M., Camacho, E. & Rubio, F., 1993. *Simulation Software Package of the Acurex Field*, Sevilla: s.n.

Berenguel, M., Camacho, E. & Rubio, F., 1993. *Simulation Software Package of the Acurex Field*, Sevilla: E.S.I. of Sevilla, Internal Report.

Berenguel, M., Camacho, E., Rubio, F. & Luk, P., 1997b. Incremental Fuzzy PI Control of a Solar Power Plant. *IEEE proceeding. Control Theory Application*, 144(6), pp. 596-604.

Boyd, S., El Ghaoui, L., Feron, E. & Balakrishnan, V., 1994. *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory*. 1 ed. Filadelfia: Society for Industrial and Applied Mathematics.

Camacho, E. & Berenguel, M., 1994. *Application of Generalized predictive Control to a Solar power Plant*. Glasgow, The Third IEEE Conference on Control Application.

Camacho, E., Berenguel, M. & Bordons, C., 1994a. Adaptive Generalized Predictive Control of a Distributed Collector Field. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2(4), pp. 462-467.

Camacho, E., Berenguel, M. & Rubio, F., 1994b. Application of Gain Scheduling Generalized Predictive Controller to a Solar Power Plant. *Control Engineering Practice*, 2(2), pp. 227-238.

Camacho, E., Berenguel, M., Rubio, F. & Martínez, D., 2012. *Control of Solar Energy Systems*. Primera ed. ed. London: Springer.

Camacho, E., Berenguel, M. & Rubio, M., 1997. *Advanced Control of Solar Plants*. Primera ed. London: Springer-Verlag.

Camacho, E. & Bordon, C., 1995. *Model Preditive Control in the Process Industry*. Primera ed. Londres: Springer-Verlag.

Camacho, E. & Bordon, C., 2004. *Model Predictive Control*. Primera ed. Londres: Springer-Verlag.

Camacho, E. F. & Bordons, C., 2004. Control Predictivo: Pasado, Presente y Futuro. *Revista Iberoamericana de Automática e Instrumentación Industrial*, 1(3), pp. 5-28.

- Camacho, E., Rubio, F., Berenguel, M. & Valenzuela, L., 2007a. A Survey on Control Schemes for Distributed Solar Fields. Part I. Modeling and Basic Control Approaches. *Solar Energy*, Volumen 81, pp. 1240-1251.
- Camacho, E., Rubio, F., Berenguel, M. & Valenzuela, L., 2007b. A Survey on Control Schemes for Distributed Solar Fields. Part II. Advanced Control Approaches. *Solar Energy*, Volumen 81, pp. 1252-1272.
- Cardoso, A., Henriques, j. & Dourado, A., 1998. *Fuzzy Supervisor of PID Controllers for Acurex Field at PSA*. Almería, Second Annual Workshop. Plataforma Solar de Alemría. España.
- Cardoso, A., Henriques, J. & Dourado, A., 1999. *Fuzzy Supervisor and Feedforward Control of Solar Power Plant*. Karlsruhe, Proceeding of the European Control Conference ECC'99.
- Cau, G., Cocco, D. & Tola, V., 2012. Performance and Cost Assessmente of Integarted Solar Combined Cycle Systems (ISCCSs) Using CO₂ as Heat Transfer Fluid. *Solar Energy*, Volumen 86, pp. 2975-2985.
- Celikyilmaz, A. & Turksen, I., 2008. Enhanced Fuzzy System Models With Improved Fuzzy Clustering Algorithm,. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 16(3), pp. 779-794.
- Central Energía, 2010. *Central Energía. Central de información y discusión de energía en Chile*. [En línea] Available at: <http://www.centralenergia.cl/2010/11/18/crecimiento-economico-y-abastecimiento-energetico/>[Último acceso: 20 5 2014].
- Chang, Y. & Tsai, C.-C., 2013. Adaptive Stable Generalized Predictive Control Using TSK Fuzzy Model for Nonlinear Discrete- Time Systems with Time-Delays. *International Journal of Fuzzy Systems*, 15(2), pp. 133-141.
- Cirre, C., Berenguel, M., Valenzuela, L. & Klempous, R., 2009. Reference Governor Optimization and Control of Distributed Solar Collector Field. *European Journal of Operational Research*, Volumen 193, pp. 709-717.
- Cirre, C., Berenguel, M., Valenzuela, L. & Klempous, R., 2009. Reference Governor Optimization and Control of Distributed Solar Collector Field. *European Journal of Operational Research*, Volumen 193, pp. 709-717.
- Cirre, C., Moreno, J. & Berenguel, M., 2010. *Robust Control of Solar Plants with Distributed Collectors*. Leuven, Dynamics and Control of Process Systems (DYCOPS 2010).
- Cirre, C., Valenzuela, L., Berenguel, M. & Camacho, E., 2007. Feedback Linearization Control for a Distributed Solar Collector Field.. *Control Engineering Practice*, Volumen 15, pp. 1533-1544.

CNE, 2013. *Operación Real por Sistema Eléctrico Nacional Período :1998 al 2012*. [En línea] Available at: <http://www.cne.cl/estadisticas/energia/electricidad>[Último acceso: 3 05 2014].

CNE, C. N. E., 2009. *Demanda Energética Nacional de Largo Plazo*. [En línea] Available at: http://www.cne.cl/cnewww/export/sites/default/05_Public_Estudios/descargas/estudios/resumen2.pdf [Último acceso: 16 Octubre 2009].

CORFO, 2014. [En línea] Available at: <http://www.corfo.cl/sala-de-prensa/noticias/2014/enero-2014/ministerio-de-energia-y-corfo-adjudican-concurso-internacional-para-construir-primera-planta-de-concentracion-solar-de-potencia-de-america-latina?CodTemplate=20120119160315> [Último acceso: 2 6 2014].

CORFO, M. d. E. y., 2012. *Estrategia Nacional de Energía 2012-2030*, Santiago: s.n.

Darby, M. & Nikolau, M., 2012. MPC: Current Practice and Challenges. *Control Engineering Practice*, Volume 20, pp. 328-342.

De Dicco, R., 2005. *Principales Características de la Política de Seguridad Energética de Chile y del Plan de Contingencias de la Administración Lagos*. Instituto de Investigaciones de Ciencias Sociales. Universidad del Salvador. [En línea] Available at: <http://www.salvador.edu.ar/csoc/idicso/docs/arep014.pdf> [Último acceso: 18 Marzo 2010].

Dersch, J. y otros, 2004. Trough Integration into Power Plants- a Study on the Performance and Economy of Integrated Solar Combined Cycle System. *Energy*, Volumen 29, pp. 947-959.

Dovzan, D. & Skrjanc, I., 2010. Control Engineering Practice Predictive Funtional Control Based on and Adaptive Fuzzy Model of a Hybrid Semi-batch Reactor. *Control Engineering Practice*, 18(8), pp. 979-989.

Dovzan, D. & Skrjanc, I., 2011. Recursive Clustering Based on a Gustafson-Kessel Algorithm. *Evolving System*, Volumen 2, pp. 15-24.

Energía, C. N. d., 2011. *Capacidad instalada por sistema eléctrico nacional*. [En línea] Available at: http://antiguo.cne.cl/cnewww/opencms/06_Estadisticas/energia/Electricidad.html [Último acceso: 4 Noviembre 2013].

Energía, C. N. d., 2014. *Precio del Gas Natural*. [En línea] Available at: <http://datos.gob.cl/datasets/ver/13398> [Último acceso: 10 06 2014].

Espinosa, J. & Vandewalle, J., 1998. *Predictive Control Using Fuzzy Models Applied to Steam Generation Unit*. Antwerp, Proceeding of the 3rd International FLINS Workshop on Fuzzy Logic and Inteligent Technologies for Nuclear Science Industries.

Espinosa, J. & Vandewalle, J., 1999. Predictive Control Using Fuzzy Models. En: F. T. P. K. Roy R., ed. *Advance in Soft Computing Engineering Design and Manufacturing*. Londres: Springer-Verlag, pp. 187-200.

Espinosa, J., Vandewalle, J. & Wertz, V., 2005. *Fuzzy Logic, Identification and Predictive Control*. Primera ed. Londres: Springer-Verlag.

Flores, A. y otros, 2005. Fuzzy Predictive Control of a Solar Power Plant. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, 13(1), pp. 58-68.

Forootani, A., Yazdizadeh, A., Aliabadi, A. & Mazini, M., 2011. *Robust Control of Gas Unit of Gilan Combined Cycle Power Plan*. Teheran, IEEE, pp. 1-5.

Garduno- Ramirez, R. & Lee, K., 2000. Wide Range Operation of a Power Unit Via Feedforward Fuzzy Control. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 15(4), pp. 421-426.

Gath, I. & Geva, A., 1989. Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volumen 7, pp. 773-781.

Gil, P., Heriques, J. & Dourado, A., 2001. *Recurrent Neural Networks and Feedback Linearization for a Solar Power Plant Control*. Tenerife, Proc. of EUNITE 2001- European Symposium on Intelligent Technologies Hybrid System and their Implementations on Smart Adaptive Systems.

Gordillo, F. y otros, 1997. *Genetic Design of a Fuzzy Logic Controller for a Solar Power Plant*. Bruselas, Proceeding of the 4th European Control Conference.

Greenpeace, SolarSPACES y ESTELA, 2009. *Energía Solar Térmica de Concentración*. s.l.:s.n.
Greenpeace, 2013. *Energía y Cambio Climático*. [En línea] Available at: <http://www.greenpeace.org/mexico/es/Campanas/Energia-y--cambio-climatico/> [Último acceso: 13 Mayo 2014].

Gros, S., Quirynen, R. & Diehl, M., 2012. Aircraft Control based on Fast Non-linear MPC & Multiple-shooting. *Proceedings of the IEEE 51 st Annual Conference on Decision and Control (CDC), Maui, USA*, pp. 1142-1147.

Grupo Editorial Editec, 2011. La Minería y su Demanda de Electricidad. *Revista Latinominería*, Issue 71.

Gustafson, D. & Kessel, W., 1978. Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix. *Proceeding of the IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, pp. 761-766.

Haas, J., 2010. *Concentración Solar*. Santiago: s.n.

Haas, J., Reyes, L. & Vargas, L., 2012. *Generación de Energía Eléctrica con Fuentes Renovables*. V0.3 ed. Santiago: Departamento de Ingeniería Eléctrica.

- Haber, R. & Unbehauen, H., 1990. Structure Identification of Nonlinear Dynamic Systems- a Survey on Input/Output Approaches. *Automática*, 26(4), pp. 651-678.
- Hadjili, M. & Wertz, V., 1999. *Generalized Predictive Control Using Takagi-Sugeno Fuzzy Models*. Cambridge, Proceeding of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent System & Semiotic ISIC'99.
- Hadjili, M. & Wetz, V., 2002. Takagi-Sugeno Fuzzy Modeling Incorporating Unit Variables Selection. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Volumen 10, pp. 728-742.
- Henriques, J. y otros, 2010. Adaptive Neural Output Regulation Control of Solar Power Plant. *Control Engineering Practice*, Volumen 18, pp. 1183-1196.
- Henriques, J., Gil, P. & Dourado, A., 2002. *Neural Output Regulation for Solar Power Plant*. Barcelona, 15th IFAC World Congress.
- Horn, M., Führung, H. & Rheinländer, J., 2004. Economycal Analysis of Integarted Solar Combined Cycle Power Plants. A Sample case: The Econommic feasibility of an ISCCS Power Plant in Egypt. *Energy*, Volume 29, pp. 935-945.
- Hosein, R., Dehghan, B., Mehraban, A. & Zarie, F., 2009. *Design and Modeling Control System for a Solar Power Plant*. Dubai, Second International Conference on Computer and Electrical Engineering ICEEE.
- Hosseini, R., Soltani, M. & Valizadeh, G., 2005. Technical and Economic Assessment of the Integrated Solar Combined Cycle Power Plants in Iran. *Renewable Energy*, Volumen 30, pp. 1514-1555.
- Huyck, B. et al., 2012. Towards Online Model Predictive Control on a Programmable Logic Controller: Practical Considerations. *Mathematical Problems in Engineering*, Volume 23.
- Jafarzadeh, S., Fadali, M. & Etezadi-Amoli, M., 2012. Fuzzy Type-1 and Fuzzy Type-2 TSK Modeling with Application to Solar Power Prediction. *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 1(6), pp. 22-26.
- Joe Qin, S. & Badgwell, T., 2003. A Survey of Industrial Model Predictive Control Technology. *Control Engineering Practice*, Volume 11, pp. 733-764.
- Johansen, T., Hunt, K. & Petersen, I., 2000. Gain Scheduled Control of Solar Power Plant. *Control Engineering Practice*, 8(9), pp. 1011-1022.
- Kaymak, U. & Babuska, R., 1995. *Compatible Cluster Merging for Fuzzy Modeling*. Yokohama, International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy System and the Second International Fuzzy Engineering Symposium.

- Kelly, B. & Herrmann, U., 2001. *National Renewable Energy Laboratory*. [En línea] Available at: http://www.nrel.gov/csp/troughnet/pdfs/kelly_isccs_analysis.pdf [Último acceso: 6 4 2013].
- Kelly, B., Herrmann, U. & Hale, M., 2001. *Optimization Studies for Integarted Solar Combined Cycle Systems*. Washintong, Proceeding of Solar Forum. Solar Energy: The Power to Choose.
- Khairy, M., Elshafei, A. & Emara, H., 2010. LMI Based Design of Constrained Fuzzy Predictive Control. *Fuzzy Sets and Systems*, Volumen 5, pp. 328-337.
- Khan, L., Anjum, S. & Badar, R., 2010. Standard Fuzzy Model Identification Using Gradient Methods. *World Applied Sciences Journal*, 8(1), pp. 1-9.
- Kim, E., Park, M. & Ji, S., 1997. A New Approach to Fuzzy Modeling. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, Volumen 5, pp. 328-337.
- Kim, J. & Huh, U., 1998. *Fuzzy Model Based Predictive Control*. Anchorage, Alaska, IEEE International Conference on Fuzzy Systems.
- Krishnapuram, R. & Freg, C., 1992. Fitting an Unknown Number of Lines and Planed to Image data Through Compatible Cluster Merging. *Patter Recognition*, 25(4), pp. 385-400.
- Kung, C. & Su, J., 2007. Affine Takagi-Sugeno fuzzy Modelling Algorithm by Fuzzy C-Regression Models Clustering with a Novel Validity Criterion. *IET Control Theory Applications*, 1(5), pp. 1255-1265.
- Kunitomi, K. y otros, 2003. Modeling Combined- Cycle Power Plant for Simulation of Frecuency Excursions. *IEEE Transactions on Power Systems*, 18(2), pp. 724-729.
- La Tercera, 2012. *Tendencias*. [En línea] Available at: <http://diario.latercera.com/2012/09/29/01/contenido/tendencias/26-119328-9-chile-posee-la-mayor-radiacion-solar-del-planeta.shtml#> [Último acceso: 04 04 2014].
- Lee, B. & Shin, Y., 2008. *The Integrated Monitoring and Control System for the Combined Cycle Power Plant*. Seul, International Conference on Control, Automation and Systems.
- Li, C. y otros, 2008. T-S Fuzzy Model Identification Based on Chaos Optimization. En: *Advances in Neural Networks- ISSN 2008*. Berling: Springer, pp. 787-795.
- Li, C. y otros, 2009. T-S Fuzzy Model Identification Based on a Novel Fuzzy C-Regression Model Clustering Algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Volumen 22, pp. 646-653.
- Li, Z., 2010. Intelligent Fuzzy Predictive Controller Design for Multivariable Process System. *Journal of Computational Information Systems*, 6(9), pp. 3003-3011.

- Luk, P. & Economou, J., 2004. *GA Optimization Using Elitism in Fuzzy Logic Control of a Solar Power Plant*. Shanghai, Proceeding of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics.
- Luk, P., Lai, L. & Tong, T., 2000. *GA Optimization of rRule Base in a Fuzzy Logic Control of a Solar Power Plant*. London, International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies.
- Madridsolar, 2012. *Guía técnica de la energía Solar Termoeléctrica*. [Online] Available at: <http://www.fenercom.com/pdf/publicaciones/Guia-tecnica-de-la-energia-solar-termoelectrica-fenercom-2012.pdf>[Accessed 14 Mayo 2013].
- Mahfouf, M., Kandiah, S. & Linkens, D., 2002. Fuzzy Model-Based Predictive Control Using an ARX Structure with Feedforward. *Fuzzy Sets and Systems*, Volumen 125, pp. 29-59.
- Maldonado, P., 2006a. *Seguridad Energética, América Latina: Reflejo de las Contradicciones de la Globalización*, Embajada de Francia, Santiago: s.n.
- Maldonado, P., 2006b. *Desarrollo Energético Sustentable: Un Desafío Pendiente*, Santiago: Programa de Investigaciones y Estudios de Energía. Instituto de Asuntos Públicos. Universidad de Chile.
- Mantzaris, J. & Costas, V., 2007. Modelling and Stability of a Single-Shaf Combined Cycle Power Plant. *International Journal of Thermodynamics*, 10(2), pp. 71-78.
- Mello, F. & Ahner, D., 1994. Dynamic models for combined cycle plants in power systems studies. *IEEE Transaction Power Systems*, Volumen 9, pp. 1698-1708.
- Mendes, J. & Araújo, R., 2012. *Fuzzy Model Precitive Control for Nonlinear Processes*. Cracow, 17th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation.
- Mendes, J., Araújo, R. & Souza, F., 2013. Adaptive Fuzzy Identification and Predictive Control for Industrial. *Expert Systems with Applications*, Volumen 40, pp. 6964-6975.
- Najimi, E. & Hossein, M., 2012. Robust Control of Speed and Temperature in a Power Plant Gas Turbine. *ISA Transactions*, Volumen 51, pp. 304-308.
- Nakamoto, M., Shimuzu, K. & Fukuda, H., 1995. Multivariable Control for a Combined Cycle Power Plant. *Control Engineering Practice*, 3(4), p. 465-470.
- Narendra, K. & Driollet, O., 2000. Adaptive Control Using Multiple Models, Switching and Tuning. *Adaptive System for Signal Processing, Communications and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000*.

Nefti, S., Oussalah, M. & Kaymak, U., 2008. A New Fuzzy Set Merging Technique Using Inclusion-Based Fuzzy Clustering. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Volumen 16, pp. 145-161.

Negocios, E. y., 2008. *Energía en Chile. Generación, Crisis y Soluciones*. [En línea] Available at: http://www.economiaynegocios.cl/especiales/especial_energia/crisis_electrica.html [Último acceso: 10 05 2014].

Neyra Hau Yon, J. L., 2009. *Control predictivo no lineal basado en modelación Hammerstein polinomial aplicado a un módulo de pH*, Piura: s.n.

Nezaqmmahalleh, H., Farhadi, F. & Tanhaemami, M., 2010. Conceptual Design and Techno-Economic Assessment of Integrated Solar Combined Cycle System with DSG Technology. *Solar Energy*, Volumen 84, pp. 1696-1705.

Niu, L. & Liu, X., 2008. Multivariable Generalized Predictive Scheme for Gas Turbine Control in Combined Cycle Power Plant. *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, pp. 791-796.

Nounou, H. & Passino, K., 1999. *Fuzzy Model Predictive Control: Techniques, Stability Issues, and Examples*. Cambridge, Proceeding of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Control, Intelligent Systems & Semiotic, ISIC'99.

Ordys, A. y otros, 1996. Hierarchical Simulation and Control of Power Plants: a Case-Study Approach. *Control '96, UKACC International Conference*, Volumen 2, pp. 1450-1455.

Ordys, A., Pike, A., Johnson, M. & Katebi, R., 1994. *Modelling and Simulation of Power Generation Plants*. Primera ed. London: Springer-Verlag.

Paulosová, J. & Dúbravska, M., 2009. *Fuzzy Logic Auto Tuninig Methods for Predictive Controller*. Strbské Pleso, 17th International Conference on Process Control.

Pereira, C. & Dourado, A., 2013. *CiteSeerX*. [En línea] Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=BF107CE1F36A05D2C7323822DE682E90?doi=10.1.1.107.1259&rep=rep1&type=pdf> [Último acceso: 15 03 2014].

Pickhardt, R., 2000. Adaptive Control of a Solar Power Plant Using a Multi-Model. *Control Theory Application. IEE Proceeding*, 147(5), pp. 493-500.

Pin, G., Falchetta, M. & Fenu, G., 2008. Adaptive Time-Warped Control of Molten Salt Distributed Collector Solar Field. *Control Engineering Practice*, Volumen 16, pp. 813-823.

Price, H. y otros, 2002. Advance in Parabolic Trough Solar Power Technology. *Journal of Solar Energy Engineering*, Volumen 124, pp. 109-125.

- Ray, A., 1980. Dynamic Modelling of Power Plant Turbines for Controller Design. *Applied Mathematical Modeling*, Volumen 4, pp. 109-114.
- Reid, R., Prausnitz, J. & Poling, B., 1987. *Properties of Gases and Liquids*. Nueva York: McGraw-Hill Co..
- RENOVETEC, 2012. *Centrales Térmicas de Ciclo Combinado*. [En línea] Available at: <http://www.cicloscombinados.com/index.php/el-ciclo-brayton> [Último acceso: 20 05 2014].
- Ren, Q., Balazinski, M. & Baron, L., 2011. Type-2 TSK Fuzzy Logic System and its Type-1 Counterpart. *International Journal of Computer Applications* , 20(6), pp. 8-13.
- Reynolds, W., s.f. *Thermodynamic Properties in SI*, USA: Mechanical Eng. Dept. Stanford University.
- Richalet, A., Rault, J. & Testud, J. P., 1978. Model Predictive Heuristic Control, Application to Industrial Processes. *Automática*, Volumen 14, pp. 413-428.
- Riffelman, K., Krüger, D. & Pitz-Paal, R., 2008. *Solar Thermal Plants-Power and Process Heat*. California, California's Integrated Energy Policy Workshop.
- Roldan Villasan, E., Vasquez, A. & Jimenez Sanchez, V., 2010. *Modelling of Simplified Systems for a Power Plant Simulator*. s.l., s.n.
- Román, R., 2008. *Surface Area Utilization for Different Solar Energy Conversion Technology*, Santiago: Departamento de Ingeniería Mecánica. Univesidad de Chile.
- Romero, M., 2006. *Energía Solar Térmica*. [En línea] Available at: http://www.uib.es/facultat/ciencias/prof/victor.martinez/recerca/jordanes/ManuelRomero/CSP_termolectrica.pdf [Último acceso: 4 Noviembre 2010].
- Roubus, H. & Setnes, M., 2001. Compact and Transparent Fuzzy Models and Classifiers Through Iterative Complexity Reduction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Volumen 9, pp. 516-524.
- Roubus, J., Babuska, R., Brujin, P. & Verbruggen, H., 1998. *Predictive Control by Local Linearization of a Takagi-Sugeno Fuzzy Model*. Anchorage, Alaska, IEEE International Conference on Fuzzy Systems.
- Rubio, F., Berenguel, M. & Camacho, E., 1995. Fuzzy Logic Control of Solar Power Plant. *IEEE Transaction Fuzzy Systems*, 3(4), pp. 459-468.
- Rubio, F., Berenguel, M. & Camacho, E., 1995. Fuzzy Logic Control of Solar Power Plant. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, 3(4), pp. 459-468.

- Rubio, F., Camacho, E. & Berenguel, M., 2006. Control de Campos de Colectores Solares. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 3(4), pp. 26-45.
- Rudnick, H., 2009. Public Policy and Energy. *Power and Energy Magazine.IEEE*, 7(5), pp. 12-17.
- Sáez, D. & Cipriano, A., 1998. Economic Optimal Control with Environmental Constraints for Combined Cycle Power Plants. *Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE. Industrial Electronics Society, 1998. IECON '98*, 12(31), pp. 640-645.
- Sáez, D. & Cipriano, A., 1999. *Fuzzy Models Based Economic Predictive Control For a Combined Cycle Power Plant Boiler*. Cambridge, Proceeding of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Control/Intelligent Systems and Semiotics.
- Sáez, D. & Cipriano, A., 2001. A New Method for Structure Identification of Fuzzy Models and its Application to a Combined Cycle Power Plant. *Engineering Intelligent Systems*, 9(2), pp. 101-107.
- Sáez, D., Cipriano, A. & Ordys, A., 2002. *Optimization of Industrial Processes at Supervisory Level. Application to Control of Thermal Power Plants*. Primera ed. London: Springer-Verlag.
- Sáez, D., Milla, F. & Vargas, L., 2007. Fuzzy Predictive Supervisory Control Based on Genetic Algorithms for Gas Turbine of Combined Cycle Power Plants. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 22(3), pp. 689-696.
- Sáez, D., Milla, F. & Vargas, L., 2009. *Combined Cycle Power Plant Optimization Based on Supervisory Predictive Controllers*. Budapest, European Control Conference 2009.
- Sáez, D., Ordys, A. & Grimble, M., 2005. Design of Supervisory Predictive Controller and Its Application to Thermal Power Plants. *Optimal Control Applications and Methods*, Volumen 26, pp. 169-198.
- Sáez, D. & Zúñiga, R., 2004. *Cluster Optimization of Takagi & Sugeno Fuzzy Models and its Application to a Combined Cycle Power Plant Boiler*. Boston, Proceeding of the 2004 American Control Conference.
- Sáez, D., Zúñiga, R. & Cipriano, A., 2008. Adaptive Hibryd Predictive Control for a Combined Cycle Power Plant Optimization. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, Volumen 22, pp. 198-220.
- Sanandaji, B., Salahshoor, K. & Fatehi, A., 2007. *Multivariable GA-Based Identification of TS Fuzzy Models: MIMO Distillation Column Model Case Study*. s.l., Fuzzy Systems Conference. FUZZ-IEEE 2007. IEEE International, pp. 23-26.
- Sánchez, M., 2009. *Curso CER*. s.l.:Universidad de Chile.

- Sánchez, M., 2010. *Introducción a la Energía Solar Térmica*. Santiago, Seminario CER-Chile.
- Sanchez, M. & Martinez, M., 2012. *Intelligent Coordinated Control for Combined Cycle Power Plants*. Dubrovnik, IEEE International Conference on Control Applications (CCA).
- Sarimveis, H. & Bafas, G., 2003. Fuzzy Models Predictive Control of Non-Linear Processes Using Genetic Algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, Volumen 139, pp. 59-80.
- Sarvanmuttoo, H., Roger, G. & Cohen, H., 2001. *Gas Turbine Theory*. Quinta ed. London: Longman.
- Shahmaleki, P. & Mahzoon, M., 2010. *GA Modeling and ANFIS Control Design for a Solar Power Plant*. Baltimore, American Control Conference.
- Shobeiri, T., 1987. *Digital Computer Simulation of Dinamic Operating Behaviour of Gas Turbine*. s.l.:Brown Boberi Review.
- SIC, C. d. d. e. d. c., 2013. *Centro de despacho económico de carga del sistema interconectado central*. [En línea] Available at: http://www.cdec-sic.cl/contenido_es.php?categoria_id=4&contenido_id=000029 [Último acceso: 2 Noviembre 2013].
- Silva, R., Rato, L. & Lemos, J., 2003. Time Scaling Internal State predictive Control of a Solar Plant.. *Control Engineering Practice*, 11(12), pp. 1459-1467.
- Skrjanc, I. & Matko, D., 2001. Fuzzy Predictive Functional Control in the State Space Domain. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 31(1), pp. 283-297.
- Solis, J., Sáez, D. & Estévez, P., 2006. *Particle Swarm Optimizaton -Based Fuzzy Predictive Control Strategy*. Vancouver, IEEE World Congress on Computational Intelligence, International Conference on Fuzzy Systems.
- Sugeno, M. & Yasukawa, T., 1993. A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1(1), pp. 7-31.
- Systep Ingeniería y Diseño, 2013. *Systep Ingeniería y Diseño*, 6(3).
- Tang, K., Man, K. & Chen, G., 2000. *Solar Plant Control Using Genetic Fuzzy PID Controller*. Nagoya, Industrial Electronic Society 2000. IECON. 26th Annual Conference of the IEEE, pp. 1686-1691.
- Valdés, M., Durán, D. & Rovira, A., 2003. Thermoeconomic Optimization of Combined Cycle Gas Turbine Power Plants Using Genetic Algorithms. *Applied Thermal Engineering*, Volumen 23, pp. 2169-2182.
- Wang, H., 2011. *Predictive Fuzzy Control for Gringing and Classification*. Honk Kong, IEEE Computer Society.

- Wang, Y. & Boyd, S., 2010. Fast Model Predictive Control Using Online Optimization. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 18(2), pp. 267-278.
- Willigenburg, L., Van Bontsema, J., De Koning, W. & Valenzuela, L., 2004. *Digital Optimal Reduced- Order Control of a Solar Power Plant*. Bath, Proceeding of the UKACC Control. University of Bath.
- Xia, Y., Yang, H., Shi, P. & Fu, M., 2010. Constrained Infinite Horizon Model Predictive Control for Fuzzy Discrete Time Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 18(2), pp. 429-436.
- Yang, J. & Yang, H., 2011. Study on the Application of Grey Prediction Fuzzy Control in Automatic Flocculants Adjunction Systems. *Journal of Computational Information Systems*, 16(7), pp. 5874-5882.
- Yu, W. & Li, X., 2009. Online Fuzzy Modeling with Structure and Parameter Learnig. *Expert Systems with Applications*, Volumen 36, pp. 7484-7492.
- Zeini, M., Eghtesad, M. & Yaghoubi, M., 2009. Fuzzy Switching Control of the Complete Oil Cycle of Shiraz Solar Power Plant. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 15(3), pp. 403-424.
- Zhang, Q. & Mahfouf, M., 2011. *Qian Zhang; Mahfouf, M., "Fuzzy Modelling Using a New Compact Fuzzy System: A Special Application to the Prediction of the Mechanical Properties of Alloy Steels*. Taipei, 2011 IEEE International Conference on Fuzzy Systems.
- Zhao, Y., Gao, H. & Chen, T., 2010. Fuzzy Constrained Predictive Control of Non-Linear Systems with Packet Dropouts. *IET Control Theory and Applications*, 4(9).
- Zhu, Y., Patwardhan, R., Wagner, S. & Zhao, J., 2013. Toward a Low Cost and High Performance MPC: The Role of System Identification. *Computers and Chemical Engineering*, Volume 52, pp. 124-135.

Anexo 1: Control predictivo generalizado

El algoritmo de control predictivo generalizado (GPC), usa un modelo lineal, en particular un modelo controlado autorregresivo y de media móvil (CARIMA). Este modelo fue propuesto por Clarke et al. el año 1987, y es apropiado para muchos procesos industriales en los cuales las perturbaciones no son estacionarias. Para el caso de un sistema SISO (simple input simple output) el modelo queda expresado como:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + \frac{e(t)}{\Delta} \quad (\text{A1})$$

con $\Delta = 1 - z^{-1}$, $e(t)$ es un ruido blanco de media cero. Además,

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na} \\ B(z^{-1}) &= b_1 z^{-1} + \dots + b_{nb} z^{-nb} \end{aligned} \quad (\text{A2})$$

La predicción óptima de las variables controladas futuras se obtiene usando la siguiente ecuación diofántica:

$$1 = E_j \Delta A(z^{-1}) + z^{-j} F_j \quad (\text{A3})$$

donde E_j y F_j son polinomios definidos unívocamente, de grado $j-1$ y na , respectivamente, dado $A(z^{-1})$ y el horizonte de predicción j .

Si la ecuación A1 se multiplica por $E_j \Delta z^j$ queda

$$E_j \Delta A(z^{-1})y(t+j) = E_j \Delta B(z^{-1})u(t+j) + E_j e(t+j) \quad (\text{A4})$$

Entonces, sustituyendo la ecuación A3 en la ecuación A4, y tomando en cuenta que los ruidos futuros tienen valor medio cero, la predicción a j - pasos de la salida futura puede ser escrita como:

$$\hat{y}(t+j) = G_j \Delta u(t+j) + F_j y(t) \quad (\text{A5})$$

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

Luego, se asume que j cambia desde 1 a N . Para cada valor de j sea $f_{\Delta u}^j(t+k)$ la componente de $\hat{y}(t+j)$, los cuales son conocidos en el tiempo t :

$$\begin{aligned} f_{\Delta u}^1(t+1) &= [G_1 - g_{10}] \Delta u(t+1) + F_1 y(t) \\ f_{\Delta u}^2(t+2) &= [G_2 - g_{20} - g_{21} z^{-1}] \Delta u(t+2) + F_2 y(t) \\ &\vdots \end{aligned} \quad (\text{A6})$$

Luego, las ecuaciones expuestas anteriormente pueden ser escritas en forma matricial, en las cuales las predicciones de las variables controladas están en función de los incrementos de las variables manipuladas:

$$\hat{y} = G_{\Delta u} \Delta u + f_{\Delta u} \quad (A7)$$

$$\text{Con } \hat{y} = [\hat{y}(t+1), \dots, \hat{y}(t+N_y)]^T$$

$$\Delta u = [\Delta u(t), \Delta u(t+1), \dots, \Delta u(t+N_u-1)]^T$$

$$f_{\Delta u} = [f_{\Delta u}(t+1), \dots, f_{\Delta u}(t+N_y)]^T$$

$$G_{\Delta u} = \begin{bmatrix} g_{10} & 0 & \cdots & 0 \\ g_{10} & g_{10} & 0 & 0 \\ \vdots & & & 0 \\ g_{10} & g_{10} & \cdots & g_{10} \end{bmatrix}_{N_y \times N_u}$$

Para calcular las acciones de control para el algoritmo GPC, se define una forma específica para la función objetivo:

$$J = \sum_{j=1}^{N_y} [\hat{y}(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{i=1}^{N_u} \lambda(i) [\Delta u(t+i-1)]^2 \quad (A8)$$

Con $\delta(j)=1$ y $N_1=1$.

Sustituyendo la ecuación A8 se obtiene la forma matricial:

$$J = (G_{\Delta u} \Delta u + f_{\Delta u} - w)^T (G_{\Delta u} \Delta u + f_{\Delta u} - w) + \lambda \Delta u^T \Delta u \quad (A9)$$

$$\text{con } w = [w(t+1), \dots, w(t+N_y)]^T.$$

Entonces, el mínimo de la función objetivo se obtiene con la siguiente ley de control:

$$\Delta u = (G_{\Delta u}^T G_{\Delta u} + \lambda)^{-1} G_{\Delta u}^T (w - f_{\Delta u}) \quad (A10)$$

El primer elemento de Δu se aplica al proceso y el procedimiento se repite en el próximo instante.

Anexo 2: Nomenclatura

Tabla 23. Nomenclatura del simulador de ISCC

Símbolo	Descripción	Valor	Unidades
C_{pa}	Calor específico del aceite	3795.5	J/(kg*K)
C_{st}	Capacidad calorífica de los tubos del sobrecalentador	481.4	J/(kg*K)
C_{ps}	Calor específico del vapor a presión constante	2330	J/(kg*K)
f_s	Coeficiente de fricción del sobrecalentador	2615	m ⁻⁴
h_s	Entalpía específica del vapor del sobrecalentador	3.3117*10 ⁶	J/kg
h_{ref}	Condición de referencia de entalpía del vapor	3.32*10 ⁶	J/kg
h_v	Entalpía específica del vapor (tanque)	2.7977*10 ⁶	J/kg
h_a	Entalpía específica del agua del atemperador	5.5217*10 ⁶	J/kg
h_f	Entalpía específica de evaporación	1.8428*10 ⁶	J/kg
h_{gm}	Entalpía específica del vapor del GVS	2.8087*10 ⁶	J/kg
K_s	Coeficiente experimental	4.37*10 ⁴	J/(kg*K)
L^*	Referencia de nivel del tanque	4.1425	m
M_s	Masa de los tubos del sobrecalentador	1.04*10 ⁴	kg
m_a	Flujo másico de aceite desde el estanque de almacenamiento de la planta solar	3.6491	kg/s
p_v	Presión de vapor del tanque	4.5417*10 ⁶	Pa
p_s	Presión de vapor del sobrecalentador	45.251*10 ⁵	Pa
p_G	Presión de gas	1.013*10 ⁵	Pa
p_{eg}	Presión del flujo másico de entrada del vapor de agua del GVS	2.9*10 ⁶	Pa
p_{vgm}	Presión del flujo másico de entrada del agua del GVS	21.75*10 ³	Mm Hg
P_g^*	Referencia de potencia de la turbina de gas	34	MW
P_s^*	Referencia de potencia de la turbina de vapor	11	MW
Q_{gs}	Calor suministrado al sobrecalentador (desde el horno)	3.0117*10 ⁶	J/s
Q_s	Calor transferido al vapor	5.6105*10 ⁶	J/s
Q_a	Calor suministrado al aceite desde la radiación solar	2.7003*10 ⁶	J/s
Q_{gm}	Calor suministrado al vapor del GVS	2.7003*10 ⁶	J/s
T_a	Temperatura de entrada del aceite desde el estanque de almacenamiento de la planta solar	568	K
T_{gm}	Temperatura de vapor del GVS	505.017	K
T_v	Temperatura de vapor saturado en el tanque	505	K
T_{st}	Temperatura del tubo de metal del sobrecalentador	735.3078	K

T_s	Temperatura de vapor sobrecalentado	717.72	K
T_t	Temperatura de entrada del vapor sobrecalentado	526.52	K
T_{ref}	Condición de referencia de temperatura del vapor	723.15	K
T_0	Temperatura de vapor saturado, a la presión de la cañería	505	K
V_s	Volumen del sobrecalentador	8.462	m ³
w_{gm}	Flujo másico de vapor desde GVS	1.2	kg/s
w_{gm}^*	Referencia del flujo másico de vapor desde GVS	1.2	kg/s
w_{eg}	Flujo másico de entrada del agua líquida	1.2	kg/s
w_T	Flujo másico de vapor total del sobrecalentador	13.2	kg/s
w_v	Flujo másico de vapor desde el tanque hacia el sobrecalentador	12	kg/s
w_e	Flujo de agua desde el economizador	12	kg/s
w_s	Flujo másico de salida del agua desde el sobrecalentador	10.8	kg/s
w_A	Flujo másico de aire hacia el horno	64.093	kg/s
w_{at}	Flujo másico de agua del atemperador	0	kg/s
τ_g	Constante de tiempo empírica de flujo	1	s
ρ_T	Densidad de vapor total sobrecalentado	13.662	kg/m ³
ρ_s	Densidad de vapor sobrecalentado	13.662	kg/m ³