



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



ESCUELA TÉCNICA
SUPERIOR INGENIERÍA
INDUSTRIAL VALENCIA

Curso Académico:

RESUMEN

El objetivo del presente TFM es diseñar la unidad de control encargada de regular la temperatura del agua de refrigeración a la entrada y salida de la pila de combustible de 2KW disponible en el laboratorio del grupo CPOH de la UPV. El proceso tiene un comportamiento no lineal y se trata de un sistema multivariable. Se dispone de un modelo dinámico validado experimentalmente y de un control básico implementado mediante dos controladores de tipo PI.

A lo largo del TFM se han explorado diferentes alternativas para el control del sistema: PIDs, incorporar prealimentaciones, desacoplamientos, control predictivo MPC, con el objetivo de mejorar las prestaciones del control PI de base. Para llevar a cabo el diseño óptimo se han tenido en cuenta diferentes objetivos simultáneamente y restricciones. Es por ello que se ha abordado el diseño mediante el uso de técnicas de optimización multiobjetivo y se han usado técnicas de representación gráfica, tipo Level Diagrams, para la ayuda a la toma de decisión en el diseño y elección del controlador.

Del estudio llevado a cabo se determina que:

- 1) El control tipo PID no aporta apenas mejora respecto al rendimiento del PI, debido a las restricciones impuestas en la ganancia a altas frecuencias como consecuencia de la presencia de ruido de medida. Por tanto, se descarta ya que no será rentable el cambio.
- 2) El uso de prealimentaciones logra mejoría al añadirlas al control PI, por lo que se decide utilizar este tipo de control, más concretamente una prealimentación dinámica.
- 3) El uso de desacoplamientos estáticos mejora los resultados que ofrecía el PI sin añadirlos, sin embargo, los dinámicos los empeoran.
- 4) Al juntar prealimentación dinámica y desacoplamientos estáticos, los resultados obtenidos no mejoran los que ofrecía la prealimentación dinámica sola.
- 5) El control DMC no mejora los resultados del control mediante PI, debido a la incertidumbre que crea el fuerte carácter no lineal del modelo. En consecuencia, se descarta la utilización de este tipo de control.

El motivo del porqué no han resultado adecuadas estructuras de control más sofisticadas ha sido la presencia de ruido de medida, las fuertes no linealidades y el coste computacional.

Es por ello que la estructura más adecuada atendiendo a criterios de simplicidad y prestaciones ha sido la de usar dos controladores de tipo PI con prealimentaciones dinámicas.

Esta estructura de control ha sido programada usando el software LabVIEW para su posterior implementación en una plataforma de control empotrada basada en Compact RIO. Se dispone de una implementación del modelo no lineal del proceso en LabVIEW, lo que ha permitido testear la implementación del control mediante la técnica de software in the loop.

ÍNDICE

DOCUMENTOS CONTENIDOS EN EL TFM

- Memoria
- Presupuesto

ÍNDICE DE LA MEMORIA

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Presentación del tema	1
1.2. Objetivo del TFM.....	2
1.3. Estructura del proyecto.....	3
CAPÍTULO 2. ANTECEDENTES	4
CAPÍTULO 3. MATERIALES Y METODOLOGÍA	8
3.1. Materiales	8
3.1.1. Ev-MOGA.....	8
3.1.2. LD tool	11
3.1.3. Indicador de calidad.....	14
3.2. Metodología	16
3.2.1. Control mediante PID.....	16
3.2.1.1. Introducción teórica.....	17
3.2.1.2. Metodología empleada.....	19
3.2.2. Control mediante PI con prealimentación	21
3.2.2.1. Introducción teórica.....	21
3.2.2.2. Metodología empleada	23
3.2.3. Control mediante PI con desacoplamiento	25
3.2.3.1. Introducción teórica.....	25
3.2.3.2. Metodología empleada.....	29

3.2.4. Control predictivo	31
3.2.4.1. Introducción teórica.....	31
3.2.4.2. Metodología empleada.....	35
CAPÍTULO 4. RESULTADOS	37
4.1. Control PI.....	37
4.2. Control PID	42
4.2.1. Control PID CON N=5 fijo	42
4.2.2. Control PID con N variable e igual para ambos controladores	49
4.2.3. Control PID con N variable e independiente para ambos controladores	56
4.3. Control PI con prealimentaciones.....	63
4.3.1. Control PI con prealimentaciones estáticas.....	64
4.3.2. Control PI con prealimentaciones dinámicas.....	71
4.4. Control PI con desacoplamientos	80
4.4.1. Control PI con desacoplamientos estáticos	81
4.4.2. Control PI con desacoplamientos dinamicos	88
4.5. Control mediante PI con prealimentación dinámica y desacoplamientos estáticos	94
4.6. Control predictivo	95
4.7. Síntesis de resultados.....	99
4.8. Implementación en LabVIEW.....	102
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN	105
CAPÍTULO 6. BIBLIOGRAFÍA.....	107

ÍNDICE DEL PRESUPUESTO

1. Introducción	1
2. Cuadro de precios N°1: Mano de obra	1
3. Cuadro de precios N°2: materiales y amortizaciones	1
4. Cuadro de precios N°3: precios parciales	2
5. Cuadro de precios N°4: precios descompuestos	3
6. Presupuesto final.....	5

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: demanda de energía eléctrica en España a 06/07/2020.....	1
Figura 2: pila de combustible de 2KW disponible en el laboratorio del grupo CPOH de la UPV.[4].....	4
Figura 3: Pantalla implementada en Lab View para monitorizar el sistema. [4]	5
Figura 4: Diagrama del sistema de enfriamiento de la pila. [4]	7
Figura 5: Área de espacio de funciones (Z) y límites (J). Caso para dos dimensiones (a) y caso para tres dimensiones (b). [7]	10
Figura 6: Representación de un frente de Pareto de dos objetivos. [10]	12
Figura 7: Representación de un frente de Pareto de 4 objetivos con Level Diagrams.	13
Figura 8: Comparación entre dos conceptos mediante Level Diagrams.....	14
Figura 9: Ejemplo de comparación entre dos conceptos mediante el indicador de calidad QI.....	15
Figura 10: Esquema básico de un controlador del tipo PID paralelo [13].....	17
Figura 11: Esquema básico de un control por prealimentación.....	22
Figura 12: Respuesta de un sistema lineal sin prealimentación, frente a otros controlados por prealimentación estática y dinámica	23
Figura 13: Esquema de un sistema con desacoplador.	26
Figura 14: Esquema de un sistema 2x2 con desacoplador directo	27
Figura 15: Esquema de un sistema 2x2 con desacoplador inverso.....	28
Figura 16: Esquema de un sistema con desacoplador inverso simplificado	28
Figura 17: Esquema de un sistema con control tradicional vs control predictivo	32
Figura 18: Esquema de cómo actúa un control predictivo.....	33
Figura 19: Conjunto de Pareto de los parámetros con controladores PI.....	38
Figura 20: Frente de Pareto de los objetivos con controladores PI.	38
Figura 21: Respuesta del sistema cuando T_w out es mínimo con controladores PI	39
Figura 22: Respuesta del sistema cuando T_w in es mínimo con controladores PI	40
Figura 23: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima con controladores PI.....	41
Figura 24: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PID con N=5.	43
Figura 25: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N=5.	43
Figura 26: Respuesta del sistema cuando T_w out es mínimo en controlador PID con N=5.....	44
Figura 27: Respuesta del sistema cuando T_w in es mínimo en controlador PID con N=5.	45
Figura 28: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N=5.	46

Figura 29: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N=5 vs en controlador PI.....	47
Figura 30: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N=5 vs controlador PI.....	47
Figura 31: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N=5 vs controlador PI.....	48
Figura 32: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N=5 vs controlador PI.....	48
Figura 33: Norma QI en controlador PID con N=5 vs en controlador PI.	49
Figura 34: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.....	50
Figura 35: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.....	50
Figura 36: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.	51
Figura 37: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.	52
Figura 38: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID N variable y cte entre ambos PIDs.	53
Figura 39: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs en controlador PI.....	54
Figura 40: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs controlador PI.	54
Figura 41: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs controlador PI.	55
Figura 42: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs controlador PI.....	55
Figura 43: Norma QI en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs en controlador PI.	56
Figura 44: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.....	57
Figura 45: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	57
Figura 46: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	58
Figura 47: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	59

Figura 48: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID N variable e independiente para ambos PIDs.	60
Figura 49: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs en controlador PI.....	61
Figura 50: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs controlador PI.....	61
Figura 51: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs controlador PI.....	62
Figura 52: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs controlador PI.....	62
Figura 53: Norma QI en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs en controlador PI.....	63
Figura 54: Simulink para controlador PI con prealimentación estática	64
Figura 55: Conjunto de Pareto de los parámetros en PI con prealimentación estática.	65
Figura 56: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación estática.....	65
Figura 57: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.....	66
Figura 58: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.....	67
Figura 59: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática.....	68
Figura 60: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI.....	69
Figura 61: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI.....	69
Figura 62: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI.....	70
Figura 63: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI.....	70
Figura 64: Norma QI en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI.....	71
Figura 65: Simulink para controlador PI con prealimentación dinámica.....	73
Figura 66: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PI con prealimentación dinámica. .	74
Figura 67: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación dinámica.....	74
Figura 68: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.....	75

Figura 69: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ in}$ es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.	76
Figura 70: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación dinámica.....	77
Figura 71: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI con prealimentación dinámica.	78
Figura 72: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ out}$ es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI con prealimentación dinámica.	78
Figura 73: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ in}$ es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI con prealimentación dinámica.	79
Figura 74: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI con prealimentación dinámica.....	79
Figura 75: Norma QI en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI con prealimentación dinámica.....	80
Figura 76: Simulink para controlador PI con desacoplamientos estáticos.....	81
Figura 77: Conjunto de Pareto de los parámetros en PI con desacoplamientos estáticos.	82
Figura 78: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	82
Figura 79: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ out}$ es mínimo en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	83
Figura 80: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ in}$ es mínimo en controlador PI con desacoplamiento estáticos.	84
Figura 81: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	85
Figura 82: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	86
Figura 83: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ out}$ es mínimo en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	86
Figura 84: Respuesta del sistema cuando $T_{w\ in}$ es mínimo en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	87
Figura 85: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	87
Figura 86: Norma QI en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.....	88
Figura 87: Simulink para controlador PI con desacoplamientos dinámicos.....	89
Figura 88: Conjunto de Pareto de los parámetros en PI con desacoplamientos dinámicos.....	90
Figura 89: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.	90

Figura 90: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.91

Figura 91: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con desacoplamiento dinámicos.92

Figura 92: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.93

Figura 93: Simulink para controlador PI con prealimentaciones dinámicas y desacoplamientos estáticos.94

Figura 94: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador QDMC.....96

Figura 95: Frente de Pareto de los objetivos en controlador QDMC.96

Figura 96: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador QDMC.....97

Figura 97: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador QDMC.98

Figura 98: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador QDMC.99

Figura 99: Control en LabVIEW ya existente mediante dos reguladores PI.....102

Figura 100: Control en LabVIEW mediante dos reguladores PI y prealimentaciones dinámicas.103

Figura 101: Respuesta del sistema controlado mediante el controlador PI con prealimentación dinámica en LabVIEW.....104

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Parámetros para el algoritmo optimizador con controlador PID.19

Tabla 2: Parámetros para el algoritmo optimizador con controlador PI y prealimentación.23

Tabla 3: Parámetros para el algoritmo optimizador con controlador PI y desacoplamientos.30

Tabla 4: Rango de parámetros utilizados con controladores PI.....37

Tabla 5: Valores cuando Tw out es mínimo con controladores PI.....39

Tabla 6: Valores cuando Tw in es mínimo con controladores PI.....40

Tabla 7: Valores cuando la norma infinita es mínima con controladores PI.....41

Tabla 8: Rango de parámetros utilizados en controlador PID con N=5.42

Tabla 9: Valores cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N=5.....44

Tabla 10: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N=5.45

Tabla 11: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N=5.46

Tabla 12: Rango de parámetros utilizados en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.50

Tabla 13: Valores cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.....51

Tabla 14: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.	52
Tabla 15: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.	53
Tabla 16: Rango de parámetros utilizados en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	56
Tabla 17: Valores cuando T_w out es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	58
Tabla 18: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	59
Tabla 19: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.	60
Tabla 20: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con prealimentación estática.	64
Tabla 21: Valores cuando T_w out es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.	66
Tabla 22: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.	67
Tabla 23: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática.	68
Tabla 24: Rango de parámetros inicialmente utilizados en controlador PI con prealimentación dinámica.	72
Tabla 25: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con prealimentación dinámica.	72
Tabla 26: Valores cuando T_w out es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.	75
Tabla 27: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.	76
Tabla 28: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación dinámica.	77
Tabla 29: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	81
Tabla 30: Valores cuando T_w out es mínimo en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	83
Tabla 31: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	84
Tabla 32: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos estáticos.	85
Tabla 33: Rango de parámetros inicialmente utilizados en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.	89
Tabla 34: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.	89
Tabla 35: Valores cuando T_w out es mínimo en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.	91
Tabla 36: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.	92
Tabla 37: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.	93

Tabla 38: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con prealimentación dinámica y desacoplamiento estáticos.	94
Tabla 39: Rango de parámetros utilizados con controlador QDMC.....	95
Tabla 40: Valores cuando T_w out es mínimo en controlador QDMC.....	97
Tabla 41: Valores cuando T_w in es mínimo en controlador QDMC.	98
Tabla 42: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador QDMC	99
Tabla 43: Resultados cuando se minimiza cada objetivo en cada simulación.	100
Tabla 44: Resultados cuando se minimiza la norma infinito en cada simulación.	101
Tabla 45: Cuadro de precios nº1: Mano de obra.	1
Tabla 46: Cuadro de precios nº2: Materiales y amortizaciones.....	1
Tabla 47: Cuadro de precios nº3: Tabla de precios parciales.....	2
Tabla 48: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 1.1.	3
Tabla 49: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 1.2.	3
Tabla 50: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 2.1.	3
Tabla 51: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 2.2.	4
Tabla 52: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 2.3.	4
Tabla 53: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 3.	4
Tabla 54: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 4.	5

MEMORIA

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1. PRESENTACIÓN DEL TEMA

A día de hoy vivimos en un mundo donde los problemas medioambientales están a la orden del día. Inconvenientes como el cambio climático potenciado por la destrucción de la capa de ozono, son uno de los grandes quebraderos de cabeza para nuestra sociedad. Uno de los motivos de este cambio climático es el efecto invernadero, siendo el culpable de su aparición la emisión de gases derivados de diversos combustibles fósiles utilizados actualmente y que además están en riesgo de desaparición. [1]

Para luchar contra estos problemas, actualmente está en crecimiento la utilización de otras alternativas más sostenibles para el planeta como son las energías renovables. A modo de ejemplo para corroborar el desarrollo de este tipo de energía en la **Figura 1** se mostrará un gráfico donde se indica la procedencia de la energía eléctrica y su porcentaje a día de hoy en España.

Estructura de generación (MW) a las 16:50 - 06/07/2020

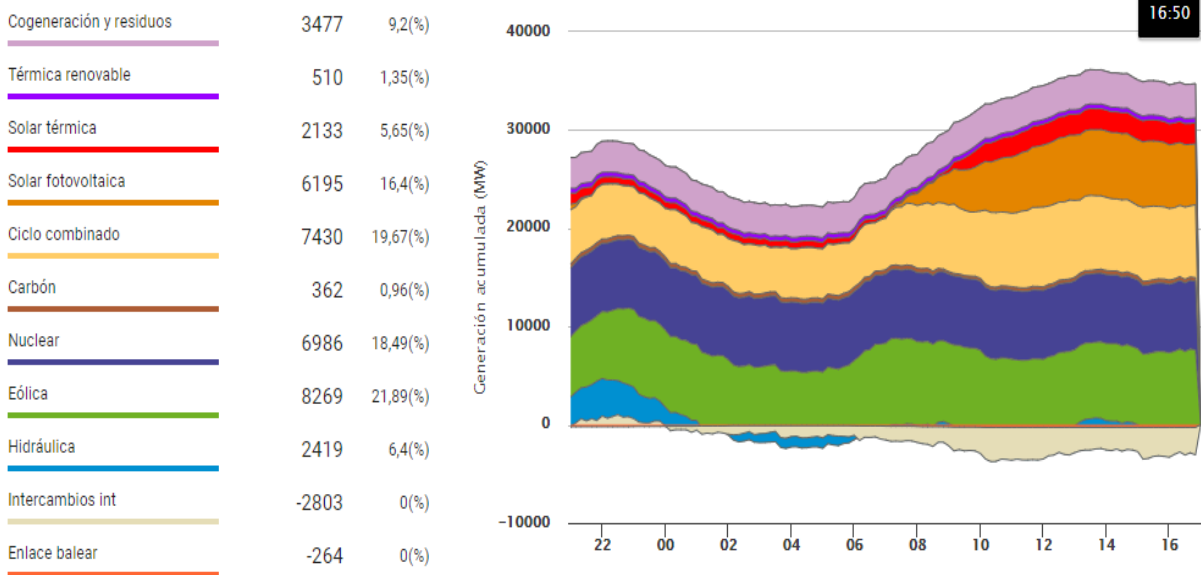


Figura 1: demanda de energía eléctrica en España a 06/07/2020 [2]

De esta gráfica podemos observar que un 9,2 % de la energía eléctrica producida en España es gracias a la cogeneración y residuos.

En este proyecto se propone un sistema de producción de energía alternativo basado precisamente en la cogeneración. Este sistema está basado en una pila de combustible de hidrógeno PEMFC, esta,

es una gran alternativa a las energías no renovables debido a su gran eficiencia y a las nulas emisiones de combustibles contaminantes como el CO₂.

El hidrógeno es utilizado actualmente para coches híbridos eléctricos, para sistemas de energía híbridos renovables y como es el caso de este proyecto, para sistemas micro combinados de calor y potencia (a partir de ahora nos referiremos a él como μ -CHP).

Para el correcto funcionamiento de estas aplicaciones, es primordial tener un exhaustivo control sobre la temperatura de la pila, pues así se conseguirá aprovechar la energía lo máximo posible y se aumentará la vida útil de la misma. Hay que intentar que la pila funcione a la temperatura óptima para su mayor rendimiento y durabilidad, esto es posible gracias al sistema de refrigeración que tiene la pila. Sin embargo, el sistema está sometido a perturbaciones, siendo la más importante la corriente. El objetivo es diseñar un control adecuado que rechace del modo más correcto posible el efecto de dicha perturbación.

Con el objetivo de luchar frente a estas perturbaciones se debe realizar un control de temperatura capaz de eliminarlas y paliar sus efectos negativos para mantener a la pila en su *set point*. Además de esto, se deben de tener en cuenta los consumos derivados de los diversos actuadores del sistema. Por tanto, a la hora de realizar el diseño, nos encontraremos con varios objetivos a cumplir estableciéndose un problema de optimización multiobjetivo.

El modelo del sistema de refrigeración de la pila estudiada es no lineal, pues es el que mejor describe el comportamiento de la pila que es también fuertemente no lineal, de ahí que el problema de optimización presente mínimos locales y sea aconsejable el uso de optimizadores globales. En concreto en este TFM se usarán algoritmos evolutivos [\[3\]](#).

1.2. OBJETIVO DEL TFM

El objeto del presente TFM es el diseño óptimo, mediante técnicas de optimización multiobjetivo y verificación de un sistema de control que permita controlar el sistema de refrigeración de una pila de combustible tipo PEMFC (Proton Exchange Membrane Fuel Cell) de 2kW de fabricante NedStack.

A continuación se pasará a comentar los diferentes objetivos que se han planteado durante del desarrollo del proyecto:

- Estudio y comprensión de la planta de cogeneración de energía (eléctrica y térmica) basada en una pila de combustible de 2kW disponible en el laboratorio del grupo de Control Predictivo y Optimización Heurística (CPOH) de la UPV. Análisis en detalle del sistema de refrigeración de la misma.
- Explorar diferentes alternativas de control para el sistema, como son el PID multilazo, la incorporación de prealimentaciones y desacoplamiento, el control predictivo MPC, siendo el objetivo valorar las posibles mejoras sobre el control PI ya existente.
- Estudio y uso de técnicas de optimización multiobjetivo para el diseño óptimo de los parámetros de los diferentes controladores. En este proyecto se ha usado el algoritmo ev-

MOGA implementado en MATLAB. Así como la técnica de representación gráfica Level Diagrams con el fin de ayudarnos en la toma de decisiones y ver si se mejoran los resultados implementados actualmente con los PI.

- Finalmente se implementará el control que nos proporcione la solución más adecuada, entre las alternativas estudiadas, en una plataforma de control empotrada basada en Compact RIO usando LabVIEW para su programación. Se analizará la correcta implementación aplicando la técnica de software in the loop (SIL).

1.3. ESTRUCTURA DEL PROYECTO

En este apartado se describe el contenido de cada uno de los capítulos que componen la memoria.

- Capítulo 2: se hará una explicación detallada de la actual planta implementada en el laboratorio, de su funcionamiento y sobre todo se centrará en la parte que se va a tratar en este proyecto que es la del sistema de control de la temperatura de la pila de combustible.
- Capítulo 3: se desarrollará el material utilizado, en este caso al ser un proyecto que se ha basado en la programación, dicho material serán tanto el algoritmo de optimización como las diferentes técnicas de representación gráfica del tipo Level Diagrams. Además, se expondrá la metodología llevada a cabo, mediante una explicación teórica de los tipos de controladores utilizados, así como de la implantación de desacoplamientos y prealimentaciones.
- Capítulo 4: será el apartado más visual, pues tratará sobre los resultados obtenidos y el comentario de estos en cada una de las pruebas realizadas, comparando unos resultados con otros.
- Capítulo 5: se explicarán las conclusiones obtenidas y las futuras líneas que se pueden tomar a la hora de mejorar los resultados obtenidos.

CAPÍTULO 2. ANTECEDENTES

En este capítulo se realizará una explicación de la planta actual instalada en el laboratorio y de su funcionamiento [4]. En la **Figura 2** se puede observar una imagen del sistema completo.

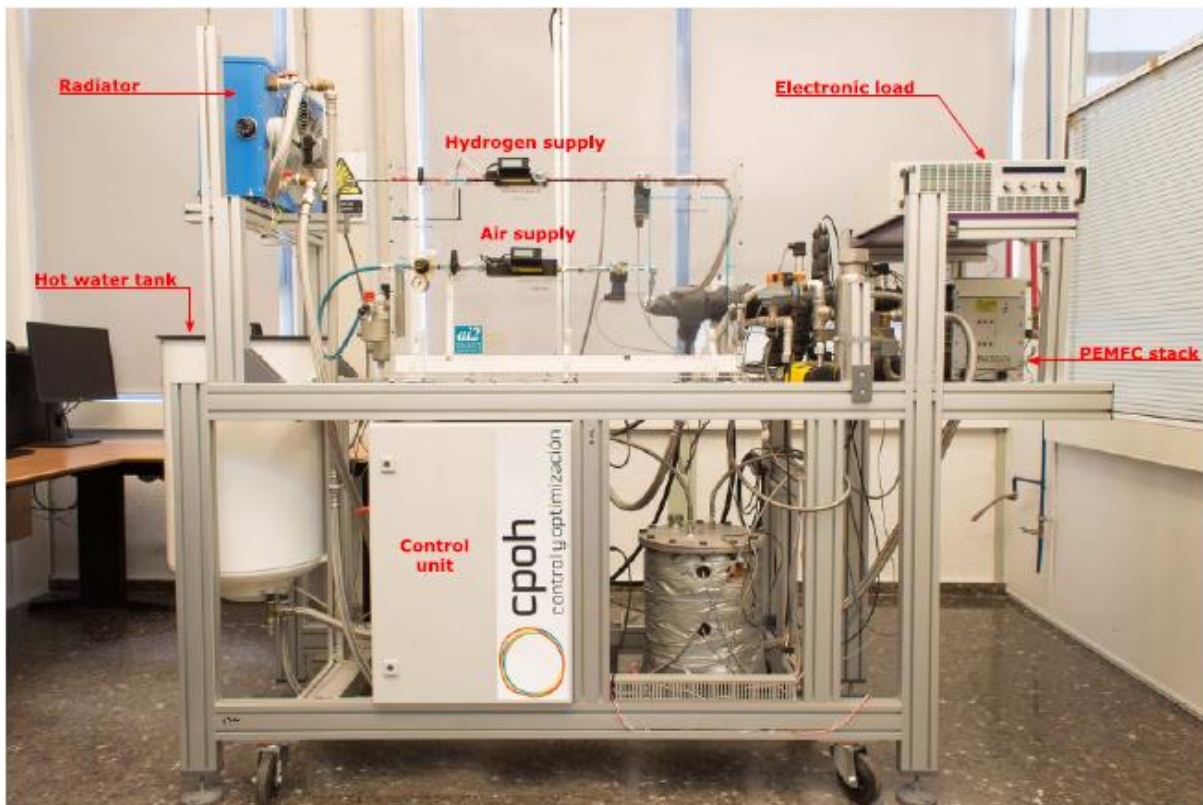


Figura 2: pila de combustible de 2KW disponible en el laboratorio del grupo CPOH de la UPV.[4]

El núcleo del sistema de cogeneración es la pila de combustible, cuyo modelo pertenece a la compañía Nedstack y es el 2.0 HP. Esta pila es capaz de producir tanto potencia como calor a través del consumo de hidrógeno y oxígeno, y está capacitada para producir un total de 2 kW de energía eléctrica y 3,3 kW de energía térmica.

La energía eléctrica es demandada a través de una carga electrónica, mientras que la energía térmica se consigue extraer de la pila mediante un sistema de enfriamiento por agua, que posteriormente pasa por un intercambiador de calor, que conduce el agua hasta un tanque de agua caliente que se comportará como un almacén de energía térmica. En esta parte es en la que nos vamos a centrar en el presente proyecto, en controlar tanto la temperatura de la pila como la unidad de recuperación de calor.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

El oxígeno que alimenta la pila proviene de un compresor de aire exterior, mientras que el hidrógeno proviene de una botella presurizada. Cada línea de suministro está equipada con un medidor de flujo y su correspondiente válvula reguladora. Gracias a estos dispositivos se puede variar el flujo en función de la energía eléctrica que es demandada por la carga electrónica. Tanto el oxígeno como el hidrógeno tienen unas condiciones de humedad y temperatura para poder entrar a la pila. Para poder cumplir estos requisitos, el sistema se equipa con un humidificador y un control de temperatura. Estos sistemas se encargan de tomar parte de la humedad y el calor que salen de la pila y transferirlos al equipo de gases.

La carga electrónica demanda energía eléctrica de la pila requiriendo una corriente eléctrica. Con el objetivo de poder generar esta corriente la pila es alimentada por el oxígeno y el hidrógeno comentados previamente, por tanto, la pila requerirá una cierta cantidad de gases en función de la corriente eléctrica demandada por la carga.

Con el fin de simular el consumo eléctrico de una vivienda se pueden configurar distintas demandas de electricidad en la carga electrónica. Además, se dispone de un refrigerador *fan-cooled* a partir del cual es posible simular los consumos de energía térmica. Cuando dicho ventilador está encendido, este es capaz de extraer calor del circuito secundario de refrigeración.

Para controlar las diversas magnitudes del sistema este cuenta con un gran número de sensores y actuadores conectados a una unidad de control basada en CompactRIO de National Instruments. En total se cuenta con seis lazos de control.

El CompactRIO se comunica con un ordenador por cable Ethernet, en este, se ejecuta un sistema de supervisión, control y adquisición de datos (SCADA) con el que se monitoriza el proceso. Todo esto se implementa mediante Lab View y su pantalla se muestra en la **Figura 3**.

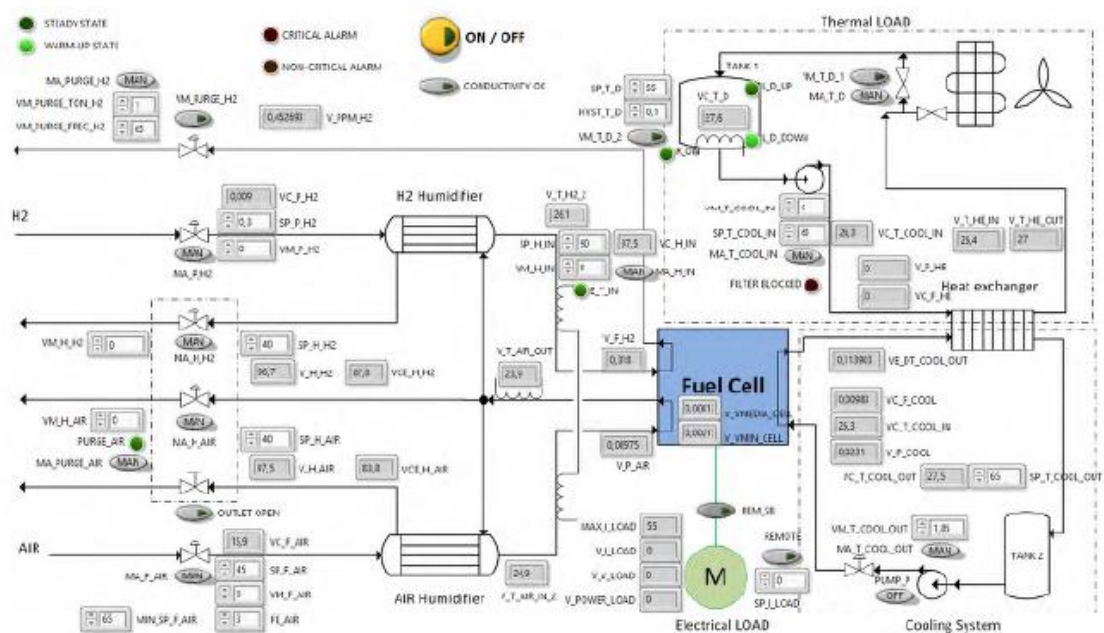


Figura 3: Pantalla implementada en LabVIEW para monitorizar el sistema. [4]

Una vez explicado de forma general el funcionamiento de planta, se procederá a exponer cada una de las partes que la componen, en primer lugar nos centraremos en la parte que mayor peso tiene en el presente proyecto, la cual es la parte del μ -CHP en la que nosotros modelamos el sistema de enfriamiento de la pila.

El sistema de enfriamiento de μ -CHP, se puede observar con más detalle en la **Figura 4**. Consiste en dos circuitos de agua, el primario y el secundario, acoplados por un intercambiador de calor. El agua del circuito primario, que pasa a través de la pila, es agua desmineralizada, con una conductividad inferior a $10 \mu\text{S/cm}$.

La pila genera la energía eléctrica requerida por la carga electrónica y, como subproducto, produce calor dentro de sí mismo. El voltaje de la pila (v (V)) depende de la corriente eléctrica (i (A)), esta intensidad será una perturbación dentro del sistema, y sobre la temperatura de la pila, entre otras variables, está determinado por la curva característica de la pila. El calor generado por la pila es eliminado por el flujo de agua del circuito primario ($Fw1$ (l/min)) y transferido al circuito secundario a través del intercambiador de calor. Este calor termina en el tanque de agua caliente (tanque 2), que sirve como un almacenamiento de calor.

La bomba 1 impulsa el agua en el circuito primario y funciona en estado estable ($UPI= 100\%$). El flujo de agua que pasa a través de la pila ($Fw1$ (l/min)) está regulado por la válvula motorizada instalada después de la bomba 1 (Uv). Hay un circuito de control interno de $Fw1$ (l/min), por lo que un usuario (o un controlador) puede asignar directamente puntos de ajuste a $Fw1$ (l/min) sin tener que preocuparse por la válvula motorizada. Este caudal de agua se mide con un medidor de flujo. Variando $Fw1$ es posible variar la cantidad de calor extraído de la pila. Si $Fw1$ (l/min) aumentase, se extraería más calor y la pila se enfriaría. Si disminuyera, se eliminaría menos calor y la pila se calentaría. La temperatura del agua de salida de la pila ($Twout$ ($^{\circ}\text{C}$)) se usa como una medida de la temperatura de la pila.

El radiador emula la demanda de energía térmica. Este radiador es activado por la señal R y tiene dos estados, encendido y apagado. Cuando el radiador esté encendido extraerá calor del circuito secundario y lo evacuará al medio ambiente. Como resultado, la temperatura del agua en el tanque 2 ($Tt2$) disminuirá. Cuando el radiador esté apagado, las pérdidas de calor en el sistema serán residuales, aunque existentes. Estas pérdidas residuales son debidas a la transferencia de calor de todos los elementos del sistema para el medio ambiente. La temperatura ambiente es, por lo tanto, una variable relevante en el proceso. Un sensor de temperatura está instalado para su medida ($Tamb$ ($^{\circ}\text{C}$)).

El caudal del agua del circuito secundario ($Fw2$ (l/min)) es variado mediante la señal de control de la bomba 2 ($UP2$) que es conducido por un variador de velocidad. Como $Fw1$ (l/min), $Fw2$ (l/min) es también controlado internamente y este se estima a partir de una medición de la presión en la entrada del intercambiador de calor ($Psin$). Si este caudal disminuye, la cantidad de calor transferido a través del intercambiador de calor también disminuye, resultado de este es que menos calor pasa del circuito primario al secundario, y este provoca el aumento de la temperatura del agua en la pila de la entrada ($Twin$ ($^{\circ}\text{C}$)); y viceversa, si el caudal $Fw2$ (l/min) aumenta, aumenta la cantidad de calor

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

transferido del circuito primario al secundario y la temperatura del agua que entre en la pila disminuye.

Para que la pila funcione correctamente, debe haber un sistema de control de temperatura (principal línea de investigación y posible mejora del presente proyecto) que mantenga T_{wout} y T_{win} en sus puntos, minimizando el efecto de las perturbaciones a las que estas señales serán sometidas como resultado de cambios en las demandas de energía eléctrica y térmica. Los puntos de ajuste de T_{wout} y T_{win} son, por recomendación del fabricante de la pila, $65\text{ }^{\circ}\text{C}$ y $60\text{ }^{\circ}\text{C}$, respectivamente. Por tanto, estos dos valores serán los correspondientes a los set points programados. Este sistema de control manipulará ambos flujos, tanto F_{w1} (l/min), para mantener constante la temperatura de salida de la pila, aumentando la temperatura cuando se disminuya el caudal trasegado, pues se extrae menos calor y viceversa; como F_{w2} (l/min), que se comporta de forma análoga a como lo hace F_{w1} (l/min) pero controlando la temperatura de entrada a la pila, en consecuencia, ambos flujos actúan como variables manipulables. La variable F_{w1} (l/min) se manipula mediante una válvula motorizada trabajando la Bomba 1 en régimen permanente, mientras que F_{w2} (l/min) se ajusta mediante la Bomba 2, la cual es actuada por un driver. Este sistema de control de temperatura, es de gran utilidad e importancia ya que la eficiencia eléctrica y la vida útil de la pila dependen de ello.

Actualmente, hay implementado un sistema de control para la temperatura de entrada y salida de la pila que consta de dos controladores proporcionales-integrales (PI), uno para cada temperatura, que fueron ajustados utilizando un modelo lineal del proceso. El modelo utilizado para el actual proyecto es no lineal y ayudará a obtener un sistema más sofisticado, para el control de las temperaturas, mejorando la eficiencia y la vida útil de la pila.

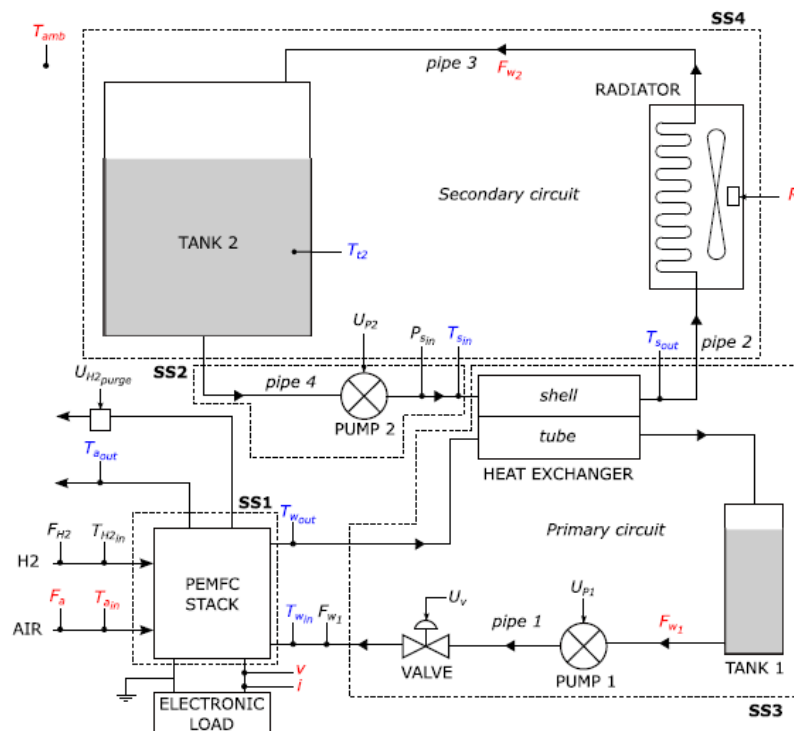


Figura 4: Diagrama del sistema de enfriamiento de la pila. [4]

CAPÍTULO 3. MATERIALES Y METODOLOGÍA

3.1. MATERIALES

Al tratarse de un trabajo que se basa en la programación, los materiales que se han utilizado son algoritmos de Matlab y fueron creados por el grupo CPOH. En concreto para este proyecto se han utilizado el algoritmo de optimización multiobjetivo ev-MOGA, la herramienta Level diagrams y la norma de indicador de calidad (Norma QI) para comparar conceptos de diseño.

3.1.1. EV-MOGA

La primera de estas herramientas es el algoritmo de optimización multiobjetivo basado en la dominancia de las soluciones, que usaremos en cada una de las pruebas con el fin de obtener el mejor frente de Pareto posible. Este fue desarrollado por el grupo CPOH de la UPV. El ev-MOGA [5] busca una buena aproximación al Frente de Pareto (a partir de ahora se hablará de él como *pfront*) de una forma eficaz contando con unos recursos de memoria limitados. A continuación se realizará una introducción de cómo funciona la optimización multiobjetivo.

Un problema multiobjetivo consiste en minimizar, como su propio nombre indica, varios objetivos de manera simultánea. El problema se formula del siguiente modo:

$$\min J(\theta) = \min[J_1(\theta), J_2(\theta), J_3(\theta), \dots, J_s(\theta)]$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$g_q(\theta) \leq 0, \quad (1 \leq q \leq r)$$

$$h_k(\theta) = 0, \quad (1 \leq k \leq n)$$

$$\theta_{li} \leq \theta_i \leq \theta_{ui}, \quad (1 \leq i \leq L)$$

Donde $J_i(\theta), i \in B = [1 \dots s]$ son los objetivos a optimizar y θ es la solución dentro de la dimensión L del espacio de búsqueda D.

Para resolver el problema multiobjetivo se debe de encontrar el conjunto óptimo de Pareto, donde no habrá dominancia entre ninguna de sus soluciones, (a partir de ahora se hablará de él como *pset*).

Llagados a este punto, vamos a centrar la explicación en el algoritmo de optimización empleado para este proyecto, el ev-MOGA. Este algoritmo está basado en el concepto de ϵ -dominancia [6], el cual se explica a continuación:

Dados f y g que pertenecen al conjunto de los números reales. Existe ϵ -dominancia de f sobre g, si para todo $i \in (1, 2, \dots, n)$ se cumple:

$$(1 + \epsilon) \cdot f_i \geq g_i$$

El algoritmo ev-MOGA, trata de asegurar que $A(t)$ (donde se almacena el resultado del problema) converja hacia un *pset* de forma inteligente distribuido a lo largo de un *pfront* con unos recursos limitados en cuanto a la memoria. A su vez, se realiza un ajuste dinámico de los límites del *pfront*, evitando así perder las soluciones que se corresponden con los extremos del frente. A continuación se describirá el algoritmo para obtener el frente de Pareto.

El algoritmo parte de tres poblaciones:

- La población principal $P(t)$ que explora el espacio de búsqueda D durante cada una de las iteraciones (t). El tamaño de esta población se representa en Matlab como $Nind_p$.
- La solución que se almacena en el archivo $A(t)$ comentada previamente. El tamaño de esta población se representa en Matlab como $Nind_A$, siendo éste variable pero acotado.
- Una población auxiliar $G(t)$. El tamaño de esta población se representa en Matlab como $Nind_G$. Esta debe de ser un número par.

El pseudocódigo [7] que sigue el algoritmo optimizador ev-MOGA es el siguiente:

1. $t:=0$
2. $A(t):=0$
3. $P(t):=ini_random(D)$
4. $eval(P(t))$
5. $A(t):=guardar(P(t), A(t))$
6. while $t < t_max$ do
7. $G(t):=crear(P(t), A(t))$
8. $eval(G(t))$
9. $A(t+1):=guardar(G(t), A(t))$
10. $P(t+1):=actualizar(G(t), P(t))$
11. $t:=t+1$
12. end while

Este pseudocódigo es explicado a continuación:

1º La población P en la iteración cero se inicializa con el número de individuos $Nind_p$ que son seleccionados aleatoriamente dentro del espacio D .

2º La función *eval* calcula el resultado de $min J(\theta) = \min [J_1(\theta), J_2(\theta), J_3(\theta), \dots, J_s(\theta)]$ para cada uno de los individuos de la población $P(t)$.

3º La función *store_int* comprueba cada individuo de la población $P(t)$ que pueda incluirse en la $A(t)$ del siguiente modo:

- Se detectan los individuos no dominantes y se guardan en el frente de Pareto θ_{ND} .
- Se calculan los límites del frente de Pareto J_e^{max} y J_e^{min} pertenecientes a θ_{ND} .
- Se analizan los individuos de θ_{ND} y todos aquellos que no estén dominados por los individuos pertenecientes a $A(t)$ son incluidos en $A(t)$.

4º En cada iteración, la función *create* origina la población auxiliar $G(t)$:

- Se seleccionan dos individuos de forma aleatoria uno de $P(t)$ y otro de $A(t)$.
- Se genera un número aleatorio u dentro del intervalo entre 0 y 1.
- Si u es mayor que el individuo seleccionado de $P(t)$, ambos individuos se cruzan mediante la técnica de recombinación lineal extendida [8].
- Si u es menor o igual que el individuo seleccionado de $P(t)$, los individuos son mutados mediante una mutación aleatoria con distribución gaussiana y luego incluidos en $G(t)$.
- Este proceso se repite $N_{ind_G}/2$ veces.

5º La función *eval* calcula el resultado de $\min J(\theta) = \min[J_1(\theta), J_2(\theta), J_3(\theta), \dots, J_s(\theta)]$ para cada uno de los individuos de la población $G(t)$.

6º La función *store* comprueba cada individuo de la población $G(t)$ que pueda incluirse en la $A(t)$ sobre la base de su localización en el espacio objetivo. A continuación se explican los pasos a seguir y se entenderá mejor observando la **Figura 5**. Entonces para todo θ^G que pertenece a $G(t)$:

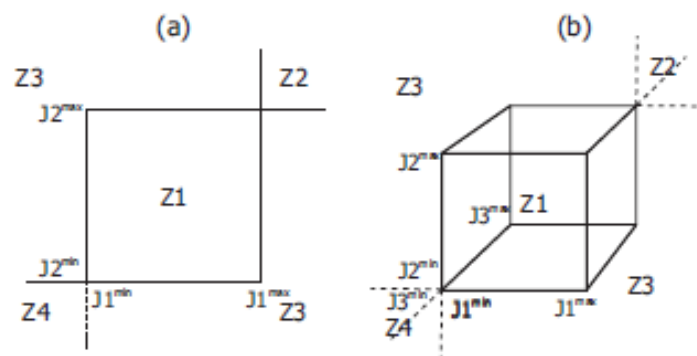


Figura 5: Área de espacio de funciones (Z) y límites (J). Caso para dos dimensiones (a) y caso para tres dimensiones (b). [7]

- Si $J(\theta^G)$ pertenece al área Z1 y no está dominada por algún individuo del conjunto $A(t)$, se incluirá en dicho conjunto. Los individuos de $A(t)$ que sean dominados por θ^G serán eliminados del conjunto.
- Si $J(\theta^G)$ pertenece al área Z2 no se incluirá en $A(t)$, ya que es dominado por todos sus individuos.
- Si $J(\theta^G)$ pertenece al área Z3, se le aplicará el mismo procedimiento que en el tercer paso usando la función *store_int* pero ahora será aplicada a la población $P'(t) = A(t) \cup \theta^G$. En este proceso se podrían recalcular los nuevos límites del frente de Pareto.
- Si $J(\theta^G)$ pertenece al área Z4 todos los individuos en $A(t)$ son eliminados, ya que están dominados por θ^G . θ^G es incluido y los límites del espacio objetivo pasarán a ser los de $J(\theta^G)$.

7º La función *update* reemplaza P(t) por los individuos de G(t). Cada uno de los individuos del frente θ^G es comparado con un individuo θ^P seleccionado aleatoriamente dentro de los que están dominados en P(t) por θ^G . θ^G no será incluido en P(t) si no hay un individuo en P(t) dominado por θ^G .

Finalmente, los individuos de A(t) comprenden la caracterización del frente de Pareto.

Tras esta explicación teórica se concluirá este apartado comentando los parámetros y objetivos utilizados en este proyecto para plantear el problema de optimización multiobjetivo.

Este problema estará sujeto a una serie de restricciones, las que durante todo este proyecto vamos a mencionar como parámetros del algoritmo. Estos parámetros estarán dentro de un rango que previo a lanzar la optimización, se ha tanteado para ver en que intervalo se podrían encontrar las soluciones más óptimas y dependiendo del tipo de control empleado, se especificarán más adelante.

En cuanto a los objetivos, serán comunes para todos los controles probados, con el fin de poder comparar su valía. Estos serán los siguientes:

- J1: Error absoluto medio en la temperatura de salida de la pila (Twout).

$$J1 = \frac{1}{T} \int_0^T |eT_{wout}(t)| dt$$

- J2: Error absoluto medio en la temperatura de entrada del agua a la pila (Twin).

$$J2 = \frac{1}{T} \int_0^T |eT_{win}(t)| dt$$

- J3: Valor medio absoluto de la tasa de variación de la acción de control uTwout (la variable manipulable 1, Fw1)

$$J3 = \frac{1}{T} \int_0^T \left| \frac{dVM1(t)}{dt} \right| dt$$

- J4: Valor medio absoluto de la tasa de variación de la acción de control uTwin (la variable manipulable 2, Fw2)

$$J4 = \frac{1}{T} \int_0^T \left| \frac{dVM2(t)}{dt} \right| dt$$

Siendo T, el tiempo que durará la simulación, se le dará un valor de 2500 segundos.

Los dos primeros objetivos sirven para mantener Twout y Twin alrededor de sus set points, elevando de este modo el rendimiento eléctrico y disminuyendo el deterioro que sufriría la pila por cambios bruscos en las temperaturas. Mientras que el tercer y el cuarto objetivo sirven para medir y minimizar los esfuerzos de control, consiguiendo así un mayor valor en el rendimiento eléctrico y aumentando la vida útil de los actuadores al verse sometidos a acciones de control poco agresivas.

3.1.2. LD TOOL

El level diagram (LD) [9] de un conjunto de puntos relacionados, es una representación de éstos en un diagrama con gráficas de 2 dimensiones que están sincronizados por el eje Y. Las coordenadas de

estos puntos se representan en dichas gráficas por separado, correspondiéndose esas coordenadas con el valor del eje X, mientras que el valor del eje Y, es calculado por una función particular común a todas, la cual refleja una característica del punto.

Esta herramienta nos permite tomar decisiones a la hora de decidir qué tipo de control utilizado nos ofrece una mejor solución atendiendo a las preferencias del diseñador.

Los aspectos que nos muestran y nos ayudan en la toma de decisiones son los siguientes: nos muestra la forma del frente de Pareto, dominancias en las relaciones entre conceptos y la posición del conjunto de Pareto en función de su posición en el frente.

De igual modo, posee otras propiedades que nos ayudan a visualizar mejor lo anterior, como son la posibilidad de seleccionar subconjuntos, colorear o cambiar el tamaño de los puntos en función de la importancia y las preferencias que tengamos dentro del conjunto.

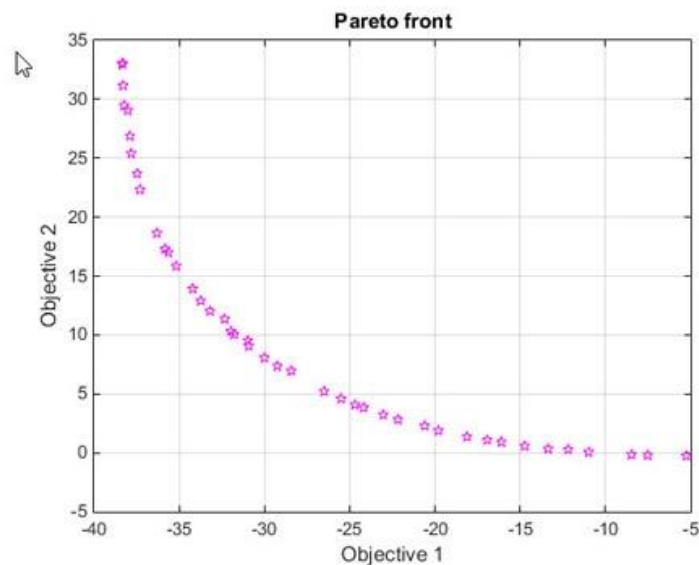


Figura 6: Representación de un frente de Pareto de dos objetivos. [10]

Esta representación se puede hacer tanto para el frente de Pareto (el que forman los objetivos) como para el conjunto de Pareto (el compuesto por los parámetros).

Previamente se ha comentado que el eje Y es calculado por una función particular común a todas, pues bien, en el caso de este proyecto se ha normalizado a partir de la norma infinito, pues muestra mejor los intercambios entre distintas soluciones, aunque también es posible normalizar a partir de la norma 1 que muestra mejor las propiedades de convergencia o la norma 2. Por tanto siendo J_i cada uno de los objetivos, la función a partir de la cual se obtiene el eje Y será:

$$f = \|\hat{J}(x)\|_{\infty} = \max \hat{J}_i(x)$$

Para obtener $\hat{J}_i(x)$ se debe normalizar respecto al mínimo y máximo valor de cada objetivo, en este proyecto se ha fijado como valor máximo y mínimo los obtenidos cuando controlamos con el PI

existente en el sistema actual con el fin de siempre utilizar los mismos y tener así una comparación más real. Por tanto:

$$\hat{f}_i(x) = \frac{J_i(x) - J_{PI_i}^{min}}{J_{PI_i}^{max} - J_{PI_i}^{min}}, i \in [1, \dots, n]$$

Otro aspecto a resaltar es que un punto puede ser el más óptimo para un objetivo pero no serlo para otro, es decir, puede minimizarnos el error en la Twout pero no hacerlo para la Twin como se observa en la **Figura 7**. En este caso particular, el punto representado en rosa es el que mejor resultado nos ofrece para el objetivo J1 pero no lo es para el resto.

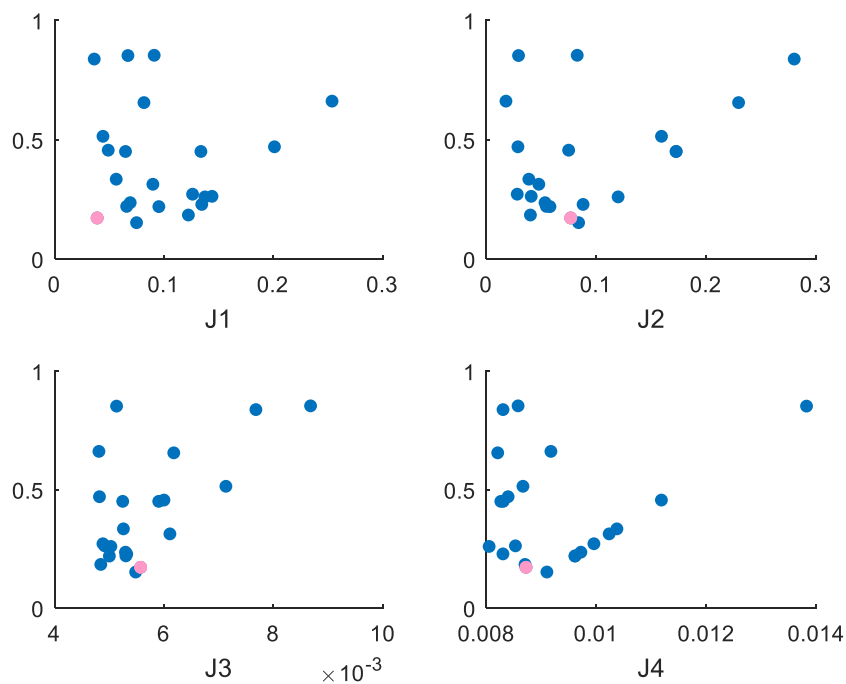


Figura 7: Representación de un frente de Pareto de 4 objetivos con Level Diagrams.

Además, podemos unir varios conceptos en un mismo gráfico, es decir, como los objetivos obtenidos son siempre los mismos independientemente del tipo de control que se ha implementado, podemos juntar estos conceptos, uno para cada control, y ver sobre un mismo gráfico cual nos ofrece mejores resultados en conjunto con una simple inspección visual. Esta unión de dos conceptos se puede ver en la **Figura 8**. En ella se puede comprobar que el concepto representado por puntos azules es bastante mejor que el representado por puntos rojos ya que los resultados de sus objetivos son menores.

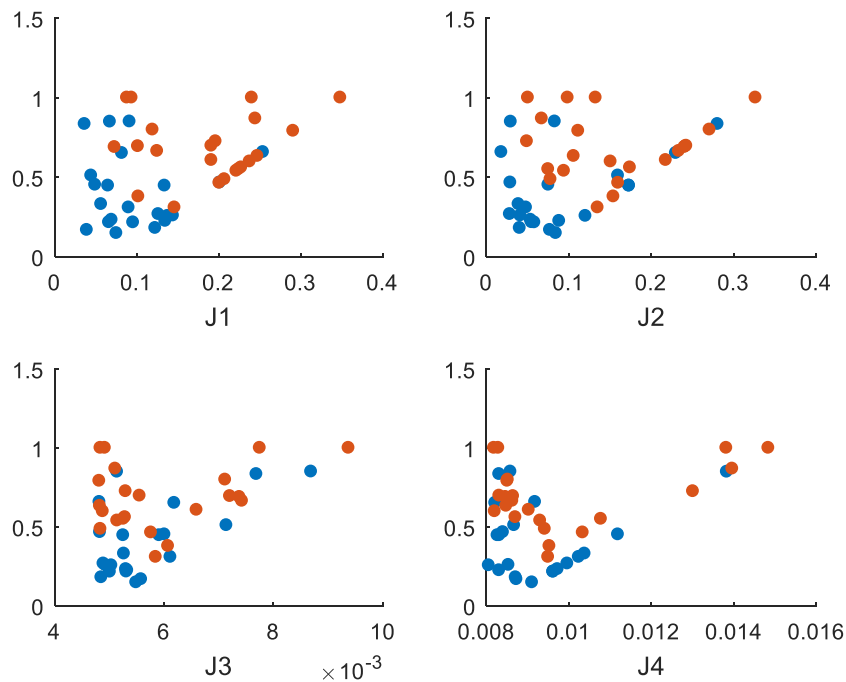


Figura 8: Comparación entre dos conceptos mediante Level Diagrams.

3.1.3. INDICADOR DE CALIDAD

Al realizar una comparación entre varios conceptos ayuda el tener una medida que nos permita conocer las debilidades y fortalezas de cada uno numéricamente.

Este indicador binario [11] se utiliza para evaluar el rendimiento relativo entre dos conceptos. Este indicador nos refleja mediante una aproximación cuál de los dos conjuntos es peor que el otro respecto a todos los objetivos. Este indicador es útil para determinar si dos frentes de Pareto son incomparables, iguales, o si uno es mejor que el otro.

Como este indicador es un escalar que se obtiene entre los frentes de Pareto, son necesarios ciertos cambios con el propósito de obtener una medida que compare cada alternativa de diseño dentro de cada concepto. Para resolver este problema se utiliza el indicador de calidad $Q(J^i(\theta^i), J_{pj}^*)$. Correspondiéndose i y j con los conceptos a comparar.

$$Q(J^i(\theta^i), J_{pj}^*) = \begin{cases} 1 & \text{si } \min_{\epsilon} J^i(\theta^i), J_{pj}^* > 1 \quad \wedge \quad \min_{\epsilon} J^j(\theta^j), J_{pi}^* > 1 \\ & \min_{\epsilon} J^i(\theta^i), J_{pj}^* \end{cases}$$

Siendo:

$$\epsilon_{J^i(\theta^i), J_{pj}^*} = \max_{1 \leq l \leq m} \frac{J^i(\theta^i)_l}{J^j(\theta^j)_l}, J^i(\theta^i) \in J_{pi}^*, \forall J^j(\theta^j) \in J_{pj}^*$$

Con:

$$\theta^i \in \theta_{pi}^*, J^i(\theta^i) \in J_{pi}^*, i \neq j$$

Este resultado se interpreta del siguiente modo:

- Si $Q(J^i(\theta^i), J_{pj}^*) < 1$ esto implica que el punto del frente del primer concepto ($J^i(\theta^i) \in J_{pi}^*$) domina estrictamente al menos uno de los puntos del frente del segundo concepto ($J^j(\theta^j) \in J_{pj}^*$).
- Si $Q(J^i(\theta^i), J_{pj}^*) = 1$ esto implica que el punto del frente del primer concepto ($J^i(\theta^i) \in J_{pi}^*$) no es comparable con ninguno de los puntos del frente del segundo concepto ($J^j(\theta^j) \in J_{pj}^*$).
- Si $Q(J^i(\theta^i), J_{pj}^*) > 1$ esto implica que el punto del frente del primer concepto ($J^i(\theta^i) \in J_{pi}^*$) es estrictamente dominado por al menos uno de los puntos del frente del segundo concepto ($J^j(\theta^j) \in J_{pj}^*$).

En la **Figura 9** se muestra un ejemplo de dicho indicador de calidad representado en un gráfico. Se puede observar que el concepto azul tiene la mayoría de sus valores en el eje Y inferiores a 1, lo que indica su dominancia sobre los valores del concepto rojo que tiene la mayoría por encima de 1 e indica que sus valores están estrictamente dominados por los valores del concepto azul.

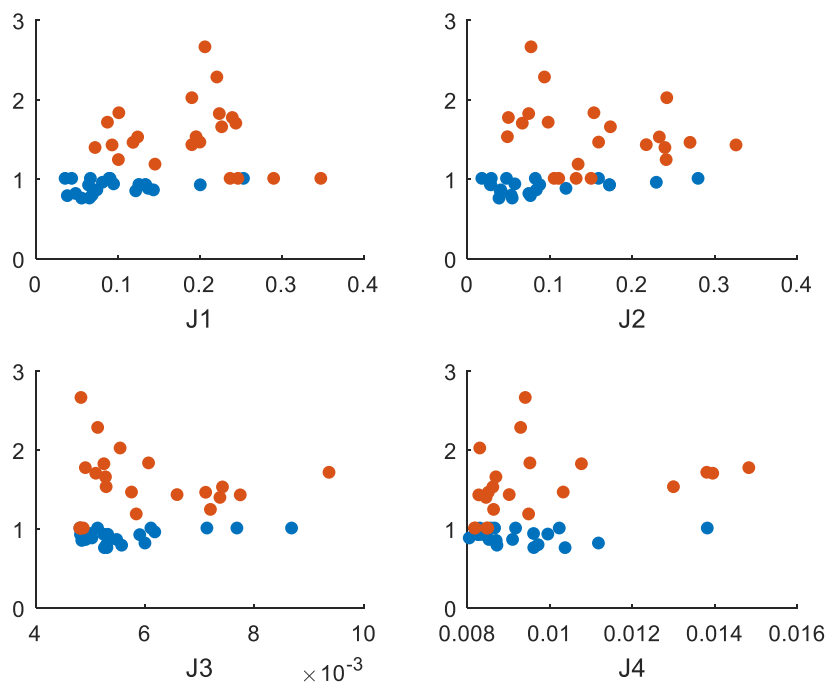


Figura 9: Ejemplo de comparación entre dos conceptos mediante el indicador de calidad QI.

3.2. METODOLOGIA

En este apartado se hablará sobre el procedimiento que se ha seguido durante el desarrollo del trabajo, además de introducir teóricamente los distintos tipos de controles planteados. En primer lugar se comentará el desarrollo llevado a cabo durante cada prueba con un tipo de control distinto. La metodología común para todos los controladores es:

1º Establecimiento de los parámetros a ajustar por el algoritmo optimizador.

2º Lanzamiento de algoritmo optimizador multiobjetivo (ev-MOGA).

3º Representación gráfica de los resultados.

4º Comparación de resultados y validación o rechazo de los mismos.

A continuación se detallan estos pasos.

En primer lugar se buscan que parámetros hay que optimizar en cada tipo de control, estos se explicarán en profundidad posteriormente, realizando un tanteo previo para ver en qué rango se pueden encontrar sus valores para lograr los resultados lo más óptimos posibles. Dichos intervalos se utilizarán posteriormente en el algoritmo de optimización.

En segundo lugar, se lanza el algoritmo de optimización multiobjetivo, el ev-MOGA comentado previamente, dando como resultado dos conjuntos de Pareto uno con los valores de los parámetros que han dado los mejores resultados de los objetivos (p_{set}) y el otro con los valores de los propios objetivos (p_{front}). Cada una de estas soluciones que nos devuelve el algoritmo, son soluciones óptimas, ya que en un frente de Pareto, ninguna de las soluciones es mejor que otra para todos los objetivos.

A continuación se pasa a la representación gráfica de los resultados, esta se hará de dos maneras, mostrando el conjunto de Pareto de cada parámetro y objetivo gracias a la herramienta LD tool y la respuesta del sistema representada por medio de la Twout, Twin, y las dos variables manipuladas. Estas respuestas se obtendrán para tres frentes, el que minimice la temperatura de entrada, el que minimice la de salida y luego uno que sea bueno para ambas y para esto elegiremos el que minimice la norma infinita.

Finalmente se valida o rechaza el resultado comparando estas graficas anteriores con las obtenidas con el controlador actual y, además, por medio de la representación del indicador de calidad con el fin de observar dominancia de un controlador sobre otro, todo esto se realiza para ver si se podría sustituir el controlador utilizado actualmente por el nuevo probado.

3.2.1. CONTROL MEDIANTE PID

En primer lugar se pasará a explicar teóricamente lo que es un controlador PID para posteriormente pasar a explicar la metodología llevada a cabo durante el proyecto basada en los pasos introducidos anteriormente.

3.2.1.1. INTRODUCCIÓN TEÓRICA

Un regulador PID [12] de un grado de libertad con formato estándar, el cual se puede observar en la **Figura 10**, se basa en el siguiente algoritmo:

$$u(t) = K_c \cdot (e(t) + \frac{1}{T_i} \cdot \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \cdot \frac{d e(t)}{dt})$$

$$U(s) = K_c \cdot (1 + \frac{1}{T_i \cdot s} + T_d \cdot s) \cdot E(s)$$

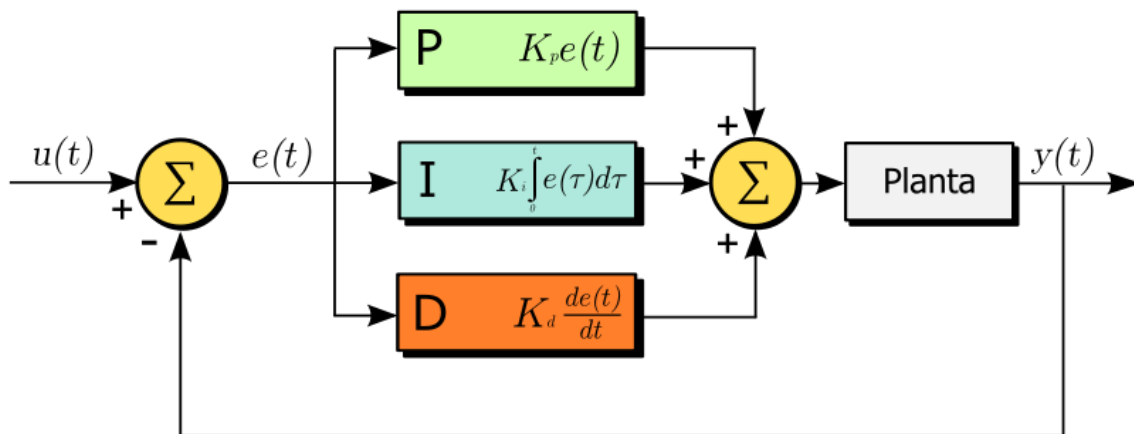


Figura 10: Esquema básico de un controlador del tipo PID paralelo [13].

Correspondiéndose las ganancias de la imagen con las ecuaciones anteriores:

$$K_p = K_c$$

$$K_i = \frac{K_c}{T_i}$$

$$K_d = K_c \cdot T_d$$

Sobre este regulador, se deben implementar un conjunto de cambios con el fin de adaptarlo a un PID válido para un proceso industrial. Para lograr esta adaptación se debe de considerar tanto el filtro de la derivada, el filtro a la salida no hará falta por que ya se considera en el modelo del simulink, así como el antiwindup.

En nuestro proyecto, el controlador va a ser discreto, es decir, digital, por tanto a lo introducido anteriormente se le debe añadir el periodo de muestreo, cuantificación y la reconstrucción de las señales.

Con el fin de no perder información al muestrear, siendo el periodo de muestreo T_s , y la frecuencia natural del polo dominante en lazo cerrado ω_n , se debe de seleccionar:

$$T_s = \frac{2 \cdot \pi}{\omega_s}$$

Perteneciendo ω_s al intervalo $[15 \cdot \omega_n, 30 \cdot \omega_n]$.

Es decir, el periodo de muestreo ha de ser lo suficientemente pequeño para que se nos permita poder mostrar la señal con precisión.

Una vez establecido el periodo de muestreo, ahora nos centraremos en la aproximación de los términos de la acción de control, en sistemas discretos.

En primer lugar, la parte proporcional pasará a ser: $u_p(k) = K_c \cdot e(k)$

En segundo lugar, la parte integral pasará a ser: $u_i(k) = u_i(k-1) + \frac{K_c \cdot T_s}{T_i} \cdot e(k)$

Mientras que para la parte derivativa, como se adelantó anteriormente, se ha de tener además en cuenta la existencia del filtro de la derivada (este aspecto será muy importante, ya que será un parámetro a tener en cuenta en las futuras optimizaciones). Este filtro consiste en la colocación de un polo adicional con el fin de poner un límite a la ganancia a altas frecuencias, consiguiendo así mantener la parte derivativa en las frecuencias que nos interesan. Como resultado de esto, la parte derivativa quedará:

$$u_d(k) = K_c \cdot T_d \cdot \frac{e_f(k) + e_f(k-1)}{T_s}$$

Donde

$$e_f(k) = \frac{1}{k_n + 1} \cdot (k_n \cdot e_f(k-1) + e(k))$$

Siendo

$$k_n = \frac{T_d}{N \cdot T_s}$$

Por lo tanto, la acción de control que suministra el regulador será:

$$u(k) = u_p(k) + u_i(k) + u_d(k)$$

Otro aspecto a tener en cuenta es, que al tener un regulador con parte integral, se debe de utilizar un antiwindup. Para poder aplicar esta técnica, se han de conocer los valores a los cuales el sistema saturará (u_{min} y u_{max}). Si una vez calculado $u(k)$, este está dentro de los límites de saturación, el resultado es válido. Sin embargo, si el resultado no estuviese dentro de estos límites, se ha de modificar $u_i(k)$, una manera de hacerlo sería no actualizar el valor de la integral $u_i(k) = u_i(k-1)$ y la acción de control quedaría del siguiente modo:

$$u(k) > u_{max} \rightarrow u(k) = u_{max}$$

$$u(k) < u_{min} \rightarrow u(k) = u_{min}$$

Finalmente, hay que tener en cuenta que se le debe de añadir el *offset*, la acción de control en el punto de funcionamiento, a la acción de control, quedando:

$$u(k) = u_p(k) + u_i(k) + u_d(k) + offset$$

3.2.1.2. METODOLOGÍA EMPLEADA

Una vez introducido como funciona un control del tipo PID, pasamos a explicar cómo se ha desarrollado la experimentación con él en este proyecto siguiendo los puntos introducidos como metodología para cada control.

En primer lugar, cabe destacar que para este tipo de control se han realizado tres pruebas distintas:

- En la primera, se ha tomado el filtro de la derivada N como constante e igual a 5 para ambos controladores y no se ha introducido como parámetro al algoritmo optimizador.
- En la segunda, se ha introducido el parámetro N como variable dentro del optimizador pero siendo el mismo para ambos controladores.
- Finalmente, con el fin de obtener una mejor solución, se ha introducido el parámetro N como una variable dentro del algoritmo pero siendo distinto entre ambos controladores.

1º Como se ha comentado anteriormente, en este paso se establecen los parámetros utilizados para el algoritmo optimizador, para este tipo de control, al encontrarnos con tres casos distintos, haremos la distinción mediante la Tabla 1.

Casos	Parámetros
N=5	$K_c Twout, T_i Twout, T_d Twout, K_c Twin, T_i Twin, T_d Twin$
N variable e igual en los dos controladores	$K_c Twout, T_i Twout, T_d Twout, K_c Twin, T_i Twin, T_d Twin, N$
N variable e independiente para ambos controladores	$K_c Twout, T_i Twout, T_d Twout, K_c Twin, T_i Twin, T_d Twin, N Twout, N Twin$

Tabla 1: Parámetros para el algoritmo optimizador con controlador PID.

Correspondiéndose cada uno de estos parámetros con:

- $K_c Twout$: ganancia del regulador PID que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $K_c Tin$: ganancia del regulador PID que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $T_i Twout$: termino integral del regulador PID que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $T_i Twin$: termino integral del regulador PID que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $T_d Twout$: término derivativo del regulador PID que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $T_d Twin$: término derivativo del regulador PID que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $N Twout$: se corresponde con el valor que ajusta el filtro de la derivada del controlador de la temperatura de salida.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

- *N Twin*: se corresponde con el valor que ajusta el filtro de la derivada del controlador de la temperatura de entrada.

2º El lanzamiento del algoritmo optimizador multiobjetivo será común a los tres casos con la única salvedad de los parámetros anteriores, los rangos de estos se especifican en el Capítulo 4. Se configura del siguiente modo:

- Hay cuatro funciones objetivos a minimizar (J_1, J_2, J_3, J_4). La temperatura de salida del agua de la pila (IAE de T_{wout}), la temperatura de entrada del agua de la pila (IAE de T_{win}), la derivada respecto al tiempo del caudal que circula por el circuito primario ($dt Fw 1$) y la derivada respecto al tiempo del caudal que circula por el circuito secundario ($dt Fw 2$).
- El tamaño de la población utilizada es de 1500 individuos, mientras que se ha contado con una población inicial de otros 521 individuos que se corresponden con 500 PID creados aleatoriamente con los parámetros dentro del rango de valores anteriormente explicado y los 21 resultados del PI existente.
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1500.
- El número de divisiones por cada dimensión es de 50.

3º Se representa gráficamente:

- Respuesta del sistema con los valores del conjunto de Pareto que minimizan la T_{wout} .
- Respuesta del sistema con los valores del conjunto de Pareto que minimizan la T_{win} .
- Respuesta del sistema con los valores del conjunto de Pareto que minimizan la norma infinito de los cuatro objetivos.
- Frente de Pareto de los cuatro objetivos (Level Diagrams).
- Conjunto de Pareto de los parámetros (Level Diagrams).

4º Comparación de estos resultados con los obtenidos con los controladores PI de la planta original con el fin de ver si se mejoraría o no el comportamiento del sistema. Esta comparación se realiza mediante:

- Comparación de la respuesta del sistema con los valores del conjunto de Pareto que minimizan la T_{wout} en ambos controladores.
- Comparación de la respuesta del sistema con los valores del conjunto de Pareto que minimizan la T_{win} en ambos controladores.
- Comparación de la respuesta del sistema con los valores del conjunto de Pareto que minimizan la norma infinito de los cuatro objetivos en ambos controladores.
- Frente de Pareto de los cuatro objetivos, utilizando la unión de dos conceptos, uno el del control PID y otro el del PI (Level Diagrams).
- Se grafica el indicador de calidad (QI) para ver qué resultados tienen dominancia.

3.2.2. CONTROL MEDIANTE PI CON PREALIMENTACIÓN

En primer lugar se pasará a explicar teóricamente en que consiste añadir prealimentaciones a nuestro sistema de control para posteriormente pasar a explicar la metodología llevada a cabo durante el proyecto basada en los pasos introducidos anteriormente.

3.2.2.1. INTRODUCCIÓN TEÓRICA

El control por prealimentación o *feedforward* se utiliza cuando se conoce la medida de una perturbación no controlable que tiene una influencia sobre las salidas que se controlan en el sistema. Siendo el objetivo lograr prever las modificaciones que sufrirá el sistema, de modo que se realice una acción de control que compense esta perturbación obteniendo unos resultados a la salida iguales a los que se obtendrían si esta perturbación no existiese [14].

Algunos ejemplos en los que se utiliza este tipo de control son:

- Para el control de la temperatura de un horno, pues tenemos como perturbación la temperatura a la que se encuentra el exterior de este, provocando una reducción en la potencia que es capaz de generar el horno ante un aumento de la temperatura exterior. Sin embargo, si se dispone de un control *feedforward* se responderá al aumento de la temperatura exterior antes de que pueda modificar la del horno.
- Para el caso que nos concierne, la perturbación que tiene que vencer nuestro sistema de refrigeración como se ha comentado ya anteriormente, son las variaciones en la intensidad que pueden provocar cambios en las temperaturas de entrada y salida de la pila. Gracias al control por prealimentación, se consigue paliar el efecto de esta perturbación.

Este tipo de sistema de control es en lazo abierto, por lo que tendrá todas sus ventajas e inconvenientes, estas se enumerarán brevemente.

En primer lugar se cuenta con las siguientes ventajas:

- No hay un plus de inestabilidad añadido al sistema.
- La velocidad de respuesta ante las perturbaciones para que no se modifique la salida del sistema.
- Este tipo de control, será de gran ayuda para sistemas que, como en el de este proyecto, sean no lineales, pues les dotará de una mayor estabilidad.

Sin embargo las desventajas son las siguientes:

- Solo es capaz de responder ante perturbaciones medibles y conocidas.
- Puede aparecer algún error debido a que la salida real del sistema no se está midiendo ni compensando.

En la **Figura 11** se puede observar el esquema genérico de un sistema con un control por prealimentación.

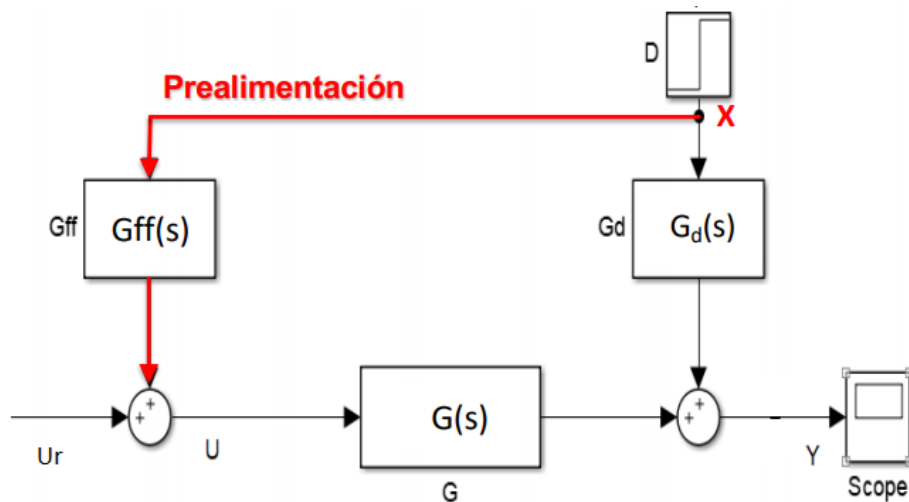


Figura 11: Esquema básico de un control por prealimentación [15].

Se debe saber que G es el bloque que se corresponde con el modelo, G_d con la función de transferencia de la perturbación, D la perturbación, G_{ff} la función de transferencia de la prealimentación, U_r la acción de control, mientras que Y es la salida.

La salida se calculará del siguiente modo:

$$Y = G \cdot U + G_d \cdot D$$

Siendo la acción de control U :

$$U = G_{ff} \cdot D + U_r$$

Por tanto la salida será:

$$Y = G \cdot (G_{ff} \cdot D + U_r) + G_d \cdot D$$

Como el objetivo es ver lo que vale G_{ff} para que la salida no varíe por la perturbación, suponiendo que estamos en un sistema lineal, hacemos que la U_r y la Y sean igual a 0. Quedando:

$$0 = G \cdot (G_{ff} \cdot D + 0) + G_d \cdot D$$

Despejando y simplificando G_{ff} :

$$G_{ff} = -\frac{G_d}{G}$$

Con esto ya sabemos cuál es valor del controlador.

Este valor puede ser calculado de dos maneras:

- Control por prealimentación estática: se calcula teniendo solamente en cuenta las ganancias, quedando:

$$G_{ff}(0) = -\frac{G_d(0)}{G(0)}$$

- Control por prealimentación dinámica: se calcula teniendo en cuenta las constantes de tiempo

$$G_{ff}(s) = -\frac{Gd(s)}{G(s)}$$

En la **Figura 12** se muestra un ejemplo de cómo es la respuesta de un sistema lineal sin controlar por prealimentación, frente a uno controlado por prealimentación estática y otro por dinámica.

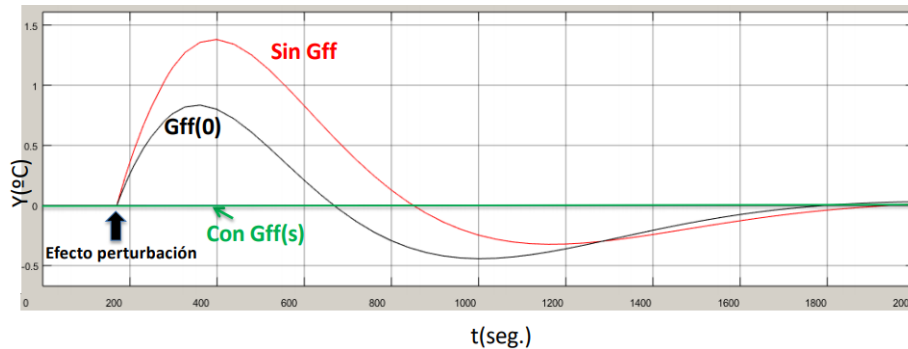


Figura 12: Respuesta de un sistema lineal sin prealimentación, frente a otros controlados por prealimentación estática y dinámica [15].

3.2.2.2. METODOLOGÍA EMPLEADA

Una vez introducido el funcionamiento de un control por prealimentación, se pasa a la explicación de la metodología seguida durante la experimentación con este tipo de control.

Este tipo de control se ha utilizado como complemento al controlador del tipo PI que ya existe en el sistema actualmente, implementándose dos prealimentaciones, una para cada controlador.

En primer lugar, es importante conocer que se han realizado dos pruebas distintas para este tipo de control:

- En la primera prueba, se ha implementado a los controladores PI un control por prealimentación estática.
- Mientras que en la segunda el control que se ha utilizado ha sido mediante una prealimentación dinámica.

1º En este paso establecemos los parámetros utilizados para el algoritmo optimizador, para este tipo de control, al encontrarnos con dos casos distintos, haremos la distinción mediante la Tabla 2.

Casos	Parámetros
Prealimentación estática	$K_c T_{wout}, T_i T_{wout}, K_c T_{win}, T_i T_{win}, K_{pre} T_{wout}, K_{pre} T_{win}$
Prealimentación dinámica	$K_c T_{wout}, T_i T_{wout}, K_c T_{win}, T_i T_{win}, K_{pre} T_{wout}, K_{pre} T_{win}, \tau_1 T_{wout}, \tau_2 T_{wout}, \tau_1 T_{win}, \tau_2 T_{win}$

Tabla 2: Parámetros para el algoritmo optimizador con controlador PI y prealimentación.

Correspondiéndose cada uno de estos parámetros con:

- $K_c T_{wout}$: ganancia del regulador PI que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $K_c T_{in}$: ganancia del regulador PI que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $T_i T_{wout}$: término integral del regulador PI que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $T_i T_{win}$: término integral del regulador PI que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $K_{pre} T_{wout}$: es la ganancia estática de la prealimentación del controlador de la temperatura de salida afectada por la perturbación de la intensidad.
- $K_{pre} T_{win}$: es la ganancia estática de la prealimentación del controlador de la temperatura de entrada afectada por la perturbación de la intensidad.
- $\tau_1 T_{wout}$: es el cero de la prealimentación dinámica del controlador PI de la temperatura de salida afectada por la perturbación de la intensidad.
- $\tau_2 T_{wout}$: es el polo de la prealimentación dinámica del controlador PI de la temperatura de salida afectada por la perturbación de la intensidad.
- $\tau_1 T_{win}$: es el cero de la prealimentación dinámica del controlador PI de la temperatura de entrada afectada por la perturbación de la intensidad.
- $\tau_2 T_{win}$: es el polo de la prealimentación dinámica del controlador PI de la temperatura de entrada afectada por la perturbación de la intensidad.

Para definir los valores de dichos parámetros a partir de los cuales encontrar un rango para optimizar los objetivos, se ha utilizado el modelo lineal equivalente al sistema (aunque este sea no lineal) siguiente:

$$\begin{bmatrix} T_{wout} \\ T_{win} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & G_{13} \\ G_{21} & G_{22} & G_{23} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_{T_{wout}} \\ u_{T_{win}} \\ i \end{bmatrix}$$

A este sistema lineal se le han aplicado las fórmulas explicadas anteriormente para cada prealimentación del siguiente modo:

- Para el controlador de T_{wout} :

$$G_{ff T_{wout}} = -\frac{G_{13}}{G_{11}}$$

- Para el controlador de T_{win} :

$$G_{ff T_{win}} = -\frac{G_{23}}{G_{22}}$$

Como las funciones de transferencia de las componentes de la matriz del modelo lineal no son de primer orden, se aproximarán a un sistema de primer orden con un polo y un cero que se ajustarán.

2º El lanzamiento del algoritmo optimizador multiobjetivo será común en ambos casos, con la salvedad de los parámetros anteriores, los rangos de estos se especifican en el Capítulo 4, además de la población inicial. El algoritmo se configura del siguiente modo:

- Se tienen los cuatro objetivos a minimizar ya comentados (J1, J2, J3, J4).
- El tamaño de la población utilizada es de 1500 individuos.
- Se tiene una población inicial de otros 521 individuos para la prealimentación estática que se corresponden con 500 PI creados aleatoriamente con los parámetros dentro del rango de valores anteriormente explicado y los 21 resultados del PI existente. Mientras que para la prealimentación dinámica, con el fin de facilitarle el trabajo al algoritmo, se ha creado una población inicial eligiendo los valores de los resultados más óptimos del control por prealimentación estática (el que minimiza la T_{wout} , el que minimiza la T_{win} y el que minimiza la norma infinito) y a estos se le han añadido unos valores aleatorios para las τ dentro del rango precalculado que se comentará en el capítulo 4, en total se han añadido 10 combinaciones de τ para cada uno de los resultados de la prealimentación estática .
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1500.
- El número de divisiones por cada dimensión es de 50.

3º Se representa gráficamente lo que ya fue comentado en el apartado anterior.

4º Comparación de estos resultados con los obtenidos con los controladores PI de la planta original con el fin de ver si se mejoraría o no el comportamiento del sistema. Esta comparación se realiza de igual forma que en el apartado anterior.

3.2.3. CONTROL MEDIANTE PI CON DESACOPLAMIENTOS

En primer lugar se pasará a explicar teóricamente en que consiste añadir desacoplamientos a nuestro sistema de control para posteriormente pasar a explicar la metodología llevada a cabo durante el proyecto basada en los pasos introducidos anteriormente.

3.2.3.1. INTRODUCCIÓN TEÓRICA

El control por desacoplamiento es un complemento al control multibucle que suele ser eficaz en sistemas acoplados con gran dificultad a la hora de hacer emparejamientos entre entradas y salidas.

Con el desacoplamiento se persigue la transformación de un sistema multivariable acoplado a uno diagonal (desacoplado), para conseguir esto, lo más fácil es introducir la inversa de la función de transferencia del modelo dentro de un nuevo bloque creado, el cual llamaremos desacoplador. Este desacoplamiento, no nos vale para eliminar los efectos de las perturbaciones que actúan sobre la planta. En la **Figura 13** podemos observar un esquema de un sistema con desacoplamiento, con el fin de poder desarrollar a partir de él las ecuaciones para calcularlo [\[16\]](#).

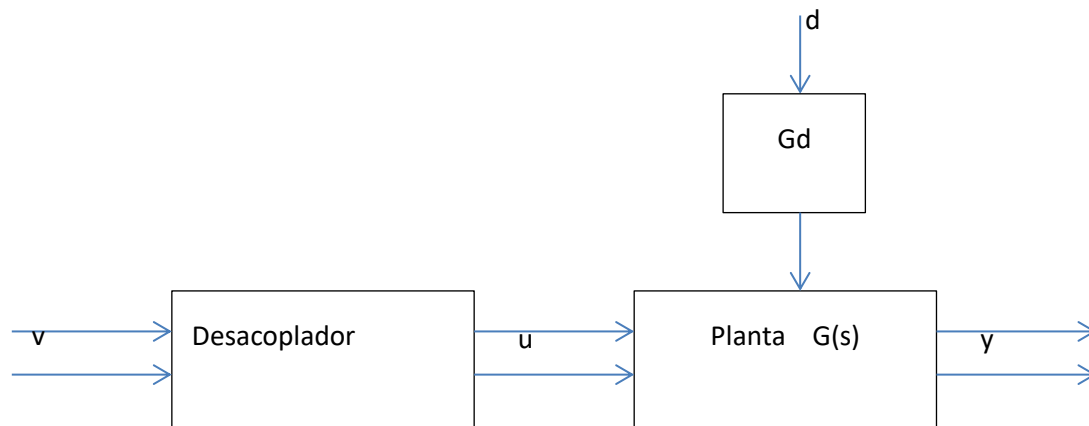


Figura 13: Esquema de un sistema con desacoplador.

La salida de la planta se calcularía del siguiente modo:

$$y(s) = G \cdot u + G_d \cdot d$$

La función de transferencia del desacoplador D es:

$$D = G^{-1} \cdot Q$$

Siendo Q la matriz de transferencia diagonal del proceso aparente y como se le añade la inversa de la planta a este bloque, u quedaría:

$$u(s) = G^{-1} \cdot Q \cdot v$$

Por tanto, la salida quedaría:

$$y(s) = G \cdot G^{-1} \cdot Q \cdot v + G_d \cdot d = Q \cdot v + G_d \cdot d$$

Para que esto se pueda realizar se han de cumplir las siguientes condiciones:

- La matriz Q ha de ser diagonal
- La función de transferencia del desacoplador $G^{-1} \cdot Q$ ha de ser realizable, es decir, que su número de polos sea mayor o igual que su número de ceros.
- Q debe de contener los polos inestables y los ceros de fase no mínima de G para que se anulen en el desacoplador.

Las desventajas de usar un desacoplamiento son:

- Hay una gran complejidad de implementación de la inversa de la planta, por lo que para subsanar esto, hemos de quedarnos solamente con la parte dinámica dominante o simplemente la estática.
- Si la planta no está bien condicionada, el desacoplador tiene una gran sensibilidad a errores de modelado.
- En procesos con polos inestables, será todo muy complicado de controlar.
- En entradas virtuales que no tienen un sentido físico, se puede producir saturación.

- Si se produce un fallo en un sensor, todas las entradas y salidas de la planta se verán afectadas y este fallo será aún más problemático.

Ahora nos vamos a centrar en el cálculo de los elementos de la matriz D, cuyo tamaño dependerá del número de entradas y salidas que tenga nuestro sistema. Al tener el sistema del presente TFM dos entradas y dos salidas.

Para los desacoplamientos, tenemos dos maneras de proceder, en primer lugar con un desacoplo directo, que gráficamente quedaría como en la **Figura 14**.

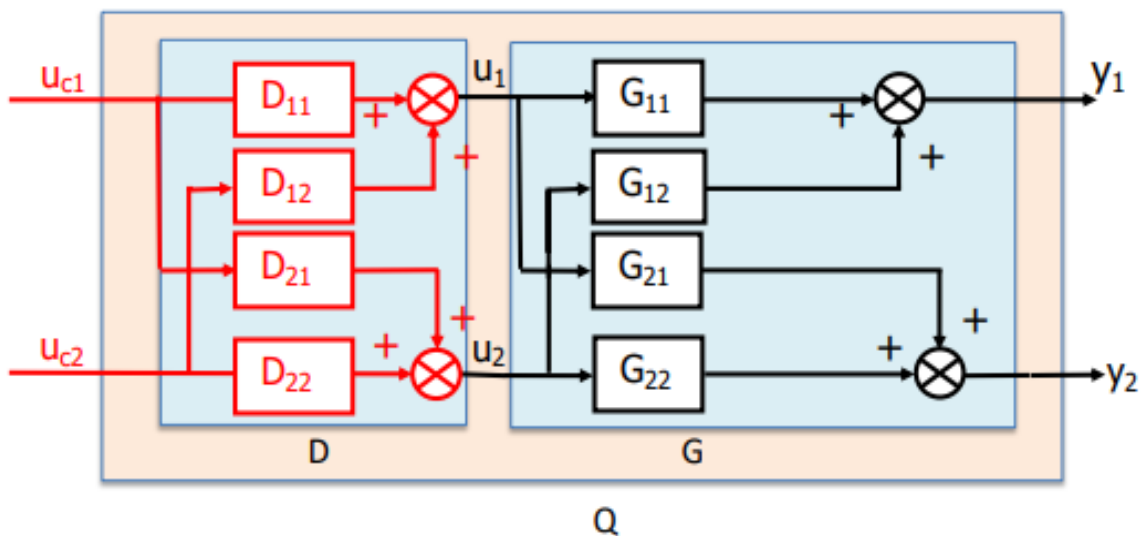


Figura 14: Esquema de un sistema 2x2 con desacoplador directo [15].

Quedando cada uno de los elementos de la matriz D:

$$D = \begin{pmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{21} & D_{22} \end{pmatrix} = G^{-1} \cdot Q = \frac{1}{G_{11} \cdot G_{22} - G_{12} \cdot G_{21}} \begin{pmatrix} G_{22} & -G_{12} \\ -G_{21} & G_{11} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} G_{11} & 0 \\ 0 & G_{22} \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{G_{11} \cdot G_{22} - G_{12} \cdot G_{21}} \begin{pmatrix} G_{22} \cdot G_{11} & -G_{12} \cdot G_{22} \\ -G_{21} \cdot G_{11} & G_{11} \cdot G_{22} \end{pmatrix}$$

El inconveniente de este tipo de desacoplamiento es que nos encontramos con funciones de transferencia demasiado complejas e incluso no realizables, por tanto a nivel industrial, su uso es bastante limitado. Por tanto, solo se trabaja con este tipo en caso de usar simplemente las ganancias de las funciones de transferencia, es decir, la parte estática.

El segundo tipo de desacoplamiento [17], el cual ha sido el utilizado durante el presente proyecto, es más intuitivo (pues su determinación guarda analogía con las prealimentaciones) que el anterior y se le conoce como desacoplamiento inverso. El esquema de este tipo de desacoplamiento es el mostrado en la **Figura 15**.

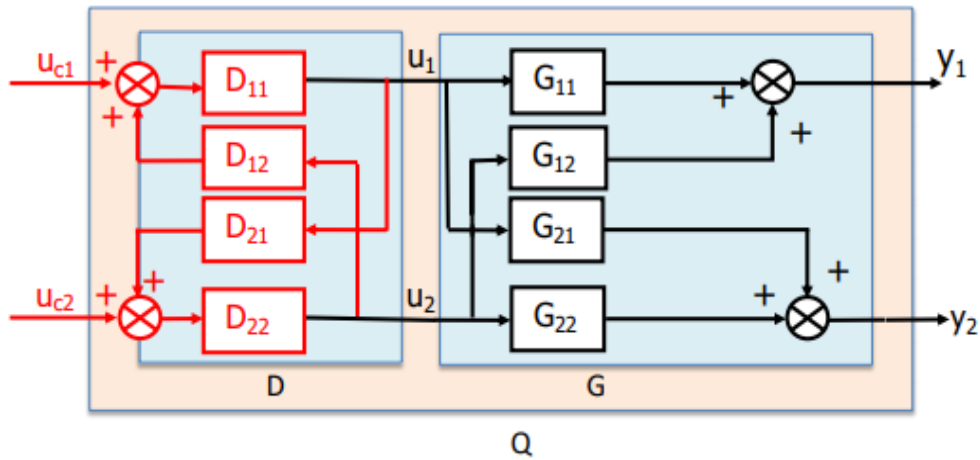


Figura 15: Esquema de un sistema 2x2 con desacoplador inverso [15].

En primer lugar, se subdivide la matriz D, en dos matrices, como se observa en la **Figura 16**.

$$D_d = \begin{pmatrix} D_{11} & 0 \\ 0 & D_{22} \end{pmatrix}$$

$$D_o = \begin{pmatrix} 0 & D_{12} \\ D_{21} & 0 \end{pmatrix}$$

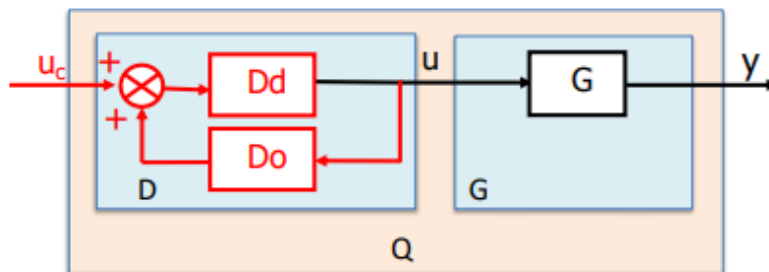


Figura 16: Esquema de un sistema con desacoplador inverso simplificado [15].

La matriz D, se calculará del siguiente modo:

$$D = D_d \cdot (I - D_o \cdot D_d)^{-1}$$

Con tal de lograr una simplificación en los cálculos, se toma inversa a ambos lados de la ecuación:

$$D^{-1} = (D_d \cdot (I - D_o \cdot D_d)^{-1})^{-1} = D_d^{-1} \cdot (I - D_o \cdot D_d) = D_d^{-1} - D_o$$

Como:

$$D = G^{-1} \cdot Q$$

Podemos calcular:

$$D^{-1} = Q^{-1} \cdot G$$

Además, tomando la siguiente simplificación:

$$D_d = I$$

Podemos sustituir en la expresión anterior y obtener D_o :

$$Q^{-1} \cdot G = I - D_o$$

$$D_o = I - Q^{-1} \cdot G$$

Llegados a este punto para el caso estático y el caso dinámico tendríamos:

- Control con desacoplamiento inverso estático: es el más utilizado a nivel industrial y se calcula teniendo solamente en cuenta las ganancias, quedando en el caso de un sistema 2x2:

$$D_o(0) = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{G_{12}(0)}{G_{11}(0)} \\ -\frac{G_{21}(0)}{G_{22}(0)} & 0 \end{pmatrix}$$

- Control con desacoplamiento inverso dinámico: se calcularía teniendo en cuenta los polos y ceros del proceso y realizando un ajuste para que cuadren el número de polos y ceros. Para facilitar su implementación se puede simplificar obviando la dinámica no dominante. En el caso de este proyecto, solo se tiene en cuenta un cero y polo dominantes:

$$D_o = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{G_{12}}{G_{11}} \\ -\frac{G_{21}}{G_{22}} & 0 \end{pmatrix}$$

3.2.3.2. METODOLOGÍA EMPLEADA

Una vez introducido el cálculo de los desacoplamientos en el control, se pasa a la explicación de la metodología seguida durante la experimentación con este tipo de control.

Este tipo de control se ha probado como complemento al controlador del tipo PI que ya existe en el sistema actualmente, con el fin de comprobar si mejora sus prestaciones.

En primer lugar, es importante conocer que se han realizado dos pruebas distintas para este tipo de control:

- En la primera prueba, se ha añadido a los controladores PI un desacoplamiento del tipo inverso, simplemente centrado en la ganancia, es decir, estático.
- Mientras que en la segunda, se ha añadido al PI también la parte dinámica del desacoplamiento.

1º En este paso establecemos los parámetros utilizados para el algoritmo optimizador, para este tipo de control, al encontrarnos con dos casos distintos, haremos la distinción mediante la Tabla 3.

Casos	Parámetros
Desacoplamientos estáticos	$K_c T_{wout}, T_i T_{wout}, K_c T_{win}, T_i T_{win}, D_o T_{wout}, D_o T_{win}$
Desacoplamientos dinámicos	$K_c T_{wout}, T_i T_{wout}, K_c T_{win}, T_i T_{win}, D_o T_{wout}, D_o T_{win}, \tau_1 T_{wout}, \tau_2 T_{wout}, \tau_1 T_{win}, \tau_2 T_{win}$

Tabla 3: Parámetros para el algoritmo optimizador con controlador PI y desacoplamientos.

Correspondiéndose cada uno de estos parámetros con:

- $K_c T_{wout}$: ganancia del regulador PI que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $K_c T_{in}$: ganancia del regulador PI que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $T_i T_{wout}$: término integral del regulador PI que controla la temperatura de salida del agua de la pila.
- $T_i T_{win}$: término integral del regulador PI que controla la temperatura de entrada del agua de la pila.
- $D_o T_{wout}$: es la ganancia estática del desacoplamiento de la salida T_{wout} , controlada por la VM T_{wout} y afectada por la VM T_{win} .
- $D_o T_{win}$: es la ganancia estática del desacoplamiento de la salida T_{win} , controlada por la VM T_{win} y afectada por la VM T_{wout} .
- $\tau_1 T_{wout}$: es la tau del cero del desacoplamiento de la salida T_{wout} , controlada por la VM T_{wout} y afectada por la VM T_{win} .
- $\tau_2 T_{wout}$: es la tau del polo del desacoplamiento de la salida T_{wout} , controlada por la VM T_{wout} y afectada por la VM T_{win} .
- $\tau_1 T_{win}$: es la tau del cero del desacoplamiento de la salida T_{win} , controlada por la VM T_{win} y afectada por la VM T_{wout} .
- $\tau_2 T_{win}$: es la tau del polo del desacoplamiento de la salida T_{win} , controlada por la VM T_{win} y afectada por la VM T_{wout} .

Para definir los valores de dichos parámetros a partir de los cuales encontrar un rango para optimizar los objetivos, se ha utilizado el modelo lineal equivalente al sistema (aunque este sea no lineal) siguiente:

$$\begin{bmatrix} T_{wout} \\ T_{win} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & G_{13} \\ G_{21} & G_{22} & G_{23} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_{T_{wout}} \\ u_{T_{win}} \\ i \end{bmatrix}$$

A este sistema lineal se le han aplicado las fórmulas explicadas anteriormente para cada desacoplamiento del siguiente modo:

- Para el controlador de T_{wout} :

$$Do_{T_{wout}} = -\frac{G_{12}}{G_{11}}$$

- Para el controlador de T_{win} :

$$Do_{T_{win}} = -\frac{G_{21}}{G_{22}}$$

Como las funciones de transferencia de las componentes de la matriz del modelo lineal no son de primer orden, se aproximarán a un sistema de primer orden con un polo y un cero que se ajustarán.

2º El lanzamiento del algoritmo optimizador multiobjetivo será común en ambos casos, con la salvedad de los parámetros anteriores, los rangos de estos se especifican en el Capítulo 4. El algoritmo se configura del siguiente modo:

- Se tienen los cuatro objetivos a minimizar ya comentados (J1, J2, J3, J4).
- El tamaño de la población utilizada es de 1500 individuos.
- Se tiene una población inicial de otros 521 individuos para la prealimentación estática que se corresponden con 500 PI creados aleatoriamente con los parámetros dentro del rango de valores anteriormente explicado y los 21 resultados del PI existente.
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1500.
- El número de divisiones por cada dimensión es de 50.

3º Se representa gráficamente lo que ya fue comentado en los apartados anteriores.

4º Comparación de estos resultados con los obtenidos con los controladores PI de la planta original con el fin de ver si se mejoraría o no el comportamiento del sistema. Esta comparación se realiza de igual forma que en los apartados anteriores.

3.2.4. CONTROL PREDICTIVO

En primer lugar se pasará a explicar teóricamente lo que es un control predictivo y más concretamente un control DMC para posteriormente pasar a explicar la metodología llevada a cabo durante el proyecto basada en los pasos introducidos anteriormente.

3.2.4.1. INTRODUCCIÓN TEÓRICA

La principal diferencia entre un control multivariable tradicional, y un controlador predictivo basado en un modelo (MPC) se puede observar en la **Figura 17** y consiste en que el primero recibe la señal de los errores y genera las variables de control (en el caso de un controlador de un grado de libertad), mientras que al segundo, le llega la información de las referencias y de las salidas (las variables que se quieren controlar) y mediante un proceso de optimización (usando un modelo del proceso para predecir el comportamiento futuro del mismo) determina las acciones de control [\[18\]](#).

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

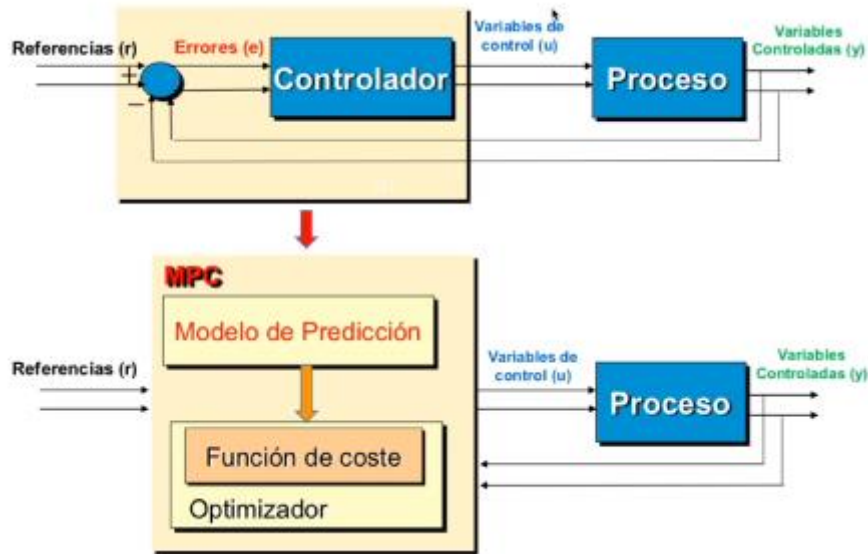


Figura 17: Esquema de un sistema con control tradicional vs control predictivo [18].

El controlador MPC tiene una serie de elementos, estos son:

- Modelo de predicción: es un modelo utilizado para predecir a futuro el comportamiento del proceso.
- Optimizador: este tiene como objetivo minimizar una función de coste en la que se incluyen los errores hacia futuro, generados a través del modelo que le indica cómo se va a comportar el proceso cuando se toman unas determinadas acciones de control que también son minimizadas.

Por tanto, se plantea un problema de optimización que minimice un objetivo que contemple que acciones de control se deben introducir para que la salida alcance una trayectoria o consigna que se le ha dado como de referencia y por tanto los errores de control sean lo menores posibles. Siendo el resultado las acciones de control a generar. Para realizar esto, hay que tener dos conceptos en cuenta:

- Horizonte de control: cuantas acciones de control se van a calcular hacia el futuro para que la salida alcance la referencia.
- Horizonte de predicción: cuanto tiempo quiero predecir hacia el futuro. Este será un parámetro que se establece en función de la relación entre periodo de control (T_s) y la dinámica del proceso (lo que le cuesta alcanzar el régimen permanente).

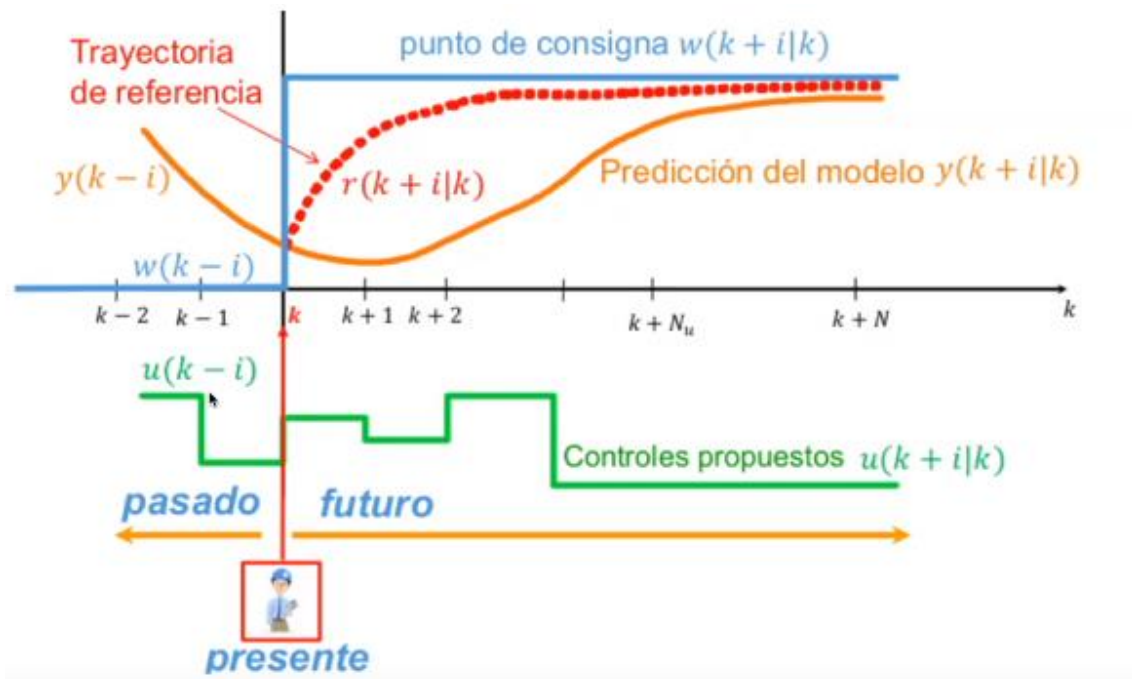


Figura 18: Esquema de cómo actúa un control predictivo [18].

Ahora la explicación se centrará en un control predictivo en particular, en el DMC, el utilizado en este proyecto.

Este controlador utiliza para predecir el futuro un modelo de respuesta ante escalón. Tomando n muestras de la respuesta de la salida, si se formase un vector con todas estas muestras, se generaría la respuesta ante escalón. Siendo n el horizonte de predicción, es decir, el número de instantes tomados para predecir la respuesta.

El horizonte de predicción ha de elegirse de modo que se pueda observar que la respuesta del sistema alcanza el régimen permanente. Para ello hay que elegir dos cosas:

- En primer lugar el periodo que separa cada una de las muestras.
- A continuación, el número total de muestras.

Este tipo de controladores tienen una limitación que consiste en que solo es eficaz para sistemas estables en lazo abierto.

En cuanto a la función de coste a minimizar que utiliza el control DMC, es la siguiente:

$$J = \sum_{z=1}^n \alpha_z \sum_{i=1}^p [r_z(k+i) - y_z(k+i|k)]^2 + \sum_{s=1}^m \lambda_s \sum_{j=1}^c \Delta u_s(k+j-1|k)^2$$

Dónde:

- n el número de salidas del proceso.
- m el número de entradas del proceso.

- p se corresponde con el horizonte de predicción.
- c es el horizonte de control. Su valor está relacionado con el coste computacional y se aumenta, el coste crece y esto requiere de equipos potentes para resolver el control en tiempo real.
- α_z es el coeficiente de ponderación de los errores futuros de la salida z . Se puede elegir un α para cada error en una salida determinada, con el objetivo de darle un peso diferente.
- λ_s es la ponderación del esfuerzo de cada control de la acción s . De modo que si tenemos λ pequeños tendremos sistemas rápidos y si por el contrario λ es grande, tendremos acciones de control pequeñas y el sistema será lento.

Además, esta función tiene dos términos:

- El primer término, penaliza los errores futuros al cuadrado en el horizonte de predicción. Estos errores van ponderados por un coeficiente α , utilizado para darle un peso relativo al primer término respecto del segundo.
- El segundo término, penaliza los errores de los incrementos de la acción de control al cuadrado en el horizonte de predicción. El coeficiente λ ponderará las variaciones de la acción de control a calcular a través de la optimización, esto para todas las acciones futuras.

Como este control no tiene en cuenta las restricciones explícitas de las variables de las acciones de control y salida, lo podemos solucionar mediante la utilización de una variante como es el controlador QDMC, que tiene un fundamento igual al DMC pero incorporando restricciones.

Estas restricciones son las siguientes:

- Todas las acciones de control futuras $u_s(\dots|k)$ que calcula han de estar entre los límites mínimo y máximo.

$$\begin{bmatrix} u_{s_{min1}} \\ u_{s_{min2}} \\ \dots \\ u_{s_{minc}} \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} u_s(k|k) \\ u_s(k+1|k) \\ \dots \\ u_s(k+c-1|k) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} u_{s_{max1}} \\ u_{s_{max2}} \\ \dots \\ u_{s_{maxc}} \end{bmatrix}, s \in [1 \dots m]$$

- Todas las variaciones de la acción de control futuras $\Delta u_s(\dots|k)$ calculadas han de estar entre los límites de la máxima variación y la mínima variación que el programador le permita.

$$\begin{bmatrix} \Delta u_{s_{min1}} \\ \Delta u_{s_{min2}} \\ \dots \\ \Delta u_{s_{minc}} \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \Delta u_s(k|k) \\ \Delta u_s(k+1|k) \\ \dots \\ \Delta u_s(k+c-1|k) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \Delta u_{s_{max1}} \\ \Delta u_{s_{max2}} \\ \dots \\ \Delta u_{s_{maxc}} \end{bmatrix}, s \in [1 \dots m]$$

- También se le puede añadir la restricción de que valores máximos y que valores mínimos se quiere que alcance la salida $y_z(\dots|k)$.

$$\begin{bmatrix} y_{z_{min1}} \\ y_{z_{min2}} \\ \dots \\ y_{z_{minp}} \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} y_z(k+1|k) \\ y_z(k+2|k) \\ \dots \\ y_z(k+p|k) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} y_{z_{max1}} \\ y_{z_{max2}} \\ \dots \\ y_{z_{maxp}} \end{bmatrix}, z \in [1 \dots n]$$

En este proyecto, a efectos prácticos, solamente se ha añadido la restricción sobre los límites de la acción de control.

Para finalizar esta explicación teórica algunas consideraciones que han de tener en cuenta son las siguientes:

- Este problema se resolverá de forma numérica e iterativa a través de un algoritmo de programación que se encuentra en las librerías de Matlab, este algoritmo se llama *quadprog* y es un algoritmo de programación cuadrática.
- En el controlador no se va a obtener una expresión analítica, es decir, una función de transferencia, sino que el algoritmo va a obtener directamente la acción de control que debe de aplicar a cada periodo de muestreo k .
- Si las restricciones que se le establecen a este algoritmo son demasiado estrictas este puede no encontrar ninguna solución.

3.2.4.2. METODOLOGÍA EMPLEADA

Una vez introducido el comportamiento de un control predictivo y más concretamente el QDMC, se pasa a la explicación de la metodología seguida durante la experimentación con este tipo de control.

Este tipo de control se ha probado con el fin de comprobar si mejora las prestaciones de los controles tratados anteriormente y sobretodo las del PI con prealimentaciones, que como se observará en el capítulo de resultados mejoró los resultados del PI.

De este tipo de control existe gran incertidumbre sobre los resultados para nuestro problema, pues el modelo que tenemos tiene un comportamiento no lineal muy fuerte y esto provoca que este tipo de controladores basados en predicciones no reflejen con bastante exactitud la realidad del sistema.

A continuación se pasa a los pasos seguidos durante todo el proyecto:

1º En este paso establecemos los parámetros utilizados para el algoritmo optimizador, para este tipo de control se han utilizado tres parámetros, al tomar dos muestras y tener los vectores de parámetros como:

$$\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2]$$

$$\lambda = [\lambda_1 \ \lambda_2]$$

Se elige o bien α_1 o bien α_2 , como primer parámetro dejando el otro fijo e igual a 1. Mientras que los otros dos parámetros del algoritmo optimizador serán λ_1 y λ_2 .

Además se ha fijado el valor del horizonte de control de $c=1$, pues cuando se han realizado pruebas con otros valores mayores el coste computacional era demasiado grande para el equipo utilizado. Por tanto, se descartó de inmediato darle valor $c=2$ y con mayor motivo añadir c como un cuarto parámetro.

2º El lanzamiento del algoritmo optimizador multiobjetivo, los rangos elegidos para estos se especifican en el Capítulo 4. El algoritmo se configura del siguiente modo:

- Se tienen los cuatro objetivos a minimizar ya comentados (J1, J2, J3, J4).
- El tamaño de la población utilizada es de 400 individuos.
- Se carece de población inicial que ayude al algoritmo.
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1000, pues el coste computacional es mucho mayor que en las anteriores pruebas y tarda días en ejecutarse el programa.
- El número de divisiones por cada dimensión es de 50.

3º Se representa gráficamente lo que ya fue comentado en los apartados anteriores.

4º Comparación de estos resultados con los obtenidos con los controladores PI con la prealimentación dinámica, el que mejor resultados ofrece de lo probado hasta el momento, con el fin de ver si se mejoraría o no el comportamiento del sistema. Esta comparación se realiza de igual forma que en apartados anteriores.

CAPÍTULO 4. RESULTADOS

En este capítulo se mostrarán y comentaran todos los resultados obtenidos durante la realización del presente proyecto. Se comenzará mostrando los resultados que se obtenían mediante el tipo de controlador PI ya implementado en la planta y se continuará mostrando todas las pruebas realizadas y comparaciones con los resultados del PI, con el fin de observar si hay alguna posible mejora.

El procedimiento de mostrar los resultados será análogo a los cuatro pasos de la metodología comentados en el capítulo anterior.

En primer lugar se indicará el rango elegido para cada parámetro en la simulación.

En segundo lugar como se ha configurado el algoritmo de optimización.

En tercer lugar se grafican los resultados obtenidos.

Finalmente se comparan estos resultados con los obtenidos previamente con el fin de verificarlos o rechazarlos en función de si lo mejoran.

4.1. CONTROL PI

En primer lugar se mostrarán los resultados obtenidos al implementar un regulador de tipo PI, dicho tipo de controlador es el que actualmente está implementado en la planta real.

La principal restricción que se ha tenido en cuenta tanto para este ensayo como para el resto, es un error máximo de 0,033 en régimen permanente a los 600 segundos después de introducir un escalón en la perturbación, rechazando todas las soluciones obtenidas que no cumplan esta limitación y, por lo tanto, estas no entrarán en el frente de Pareto.

La Tabla 4 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Su determinación se ha establecido a partir de los valores del PI que actualmente está implementado en la planta.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)

Tabla 4: Rango de parámetros utilizados con controladores PI

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del siguiente modo:

- Hay cuatro funciones objetivos a minimizar (J1, J2, J3, J4). La temperatura de salida del agua de la pila (IAE de Twout), la temperatura de entrada del agua de la pila (IAE de Twin), la derivada respecto al tiempo del caudal que circula por el circuito primario (dt Fw 1) y la derivada respecto al tiempo del caudal que circula por el circuito secundario (dt Fw 2).

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

- El tamaño de la población utilizada es de 400 individuos, mientras que no se ha contado con una población inicial.
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1000.
- El número de divisiones por cada dimensión es de 50.

Una vez mostrados el rango de los parámetros y la configuración del algoritmo ev-MOGA, se pasa a la representación gráfica de los resultados obtenidos.

En primer lugar se mostrarán tanto el frente de Pareto, como el conjunto de Pareto obtenidos tras realizarse la simulación. Esto es posible gracias a la herramienta Level Diagrams que se configurará normalizando los valores con la norma infinito.

El conjunto de Pareto resultante tras la simulación para este tipo de control puede observarse en la **Figura 19**.

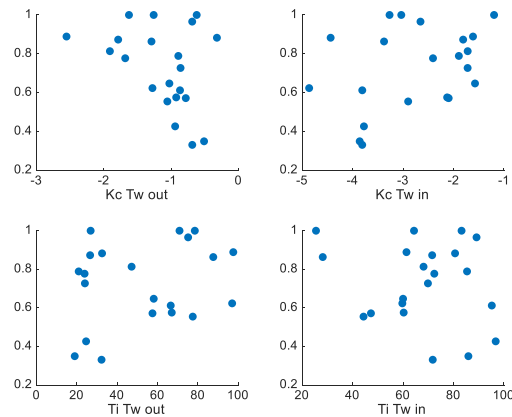


Figura 19: Conjunto de Pareto de los parámetros con controladores PI.

El frente de Pareto resultante tras la simulación para este tipo de control puede observarse en la **Figura 20**.

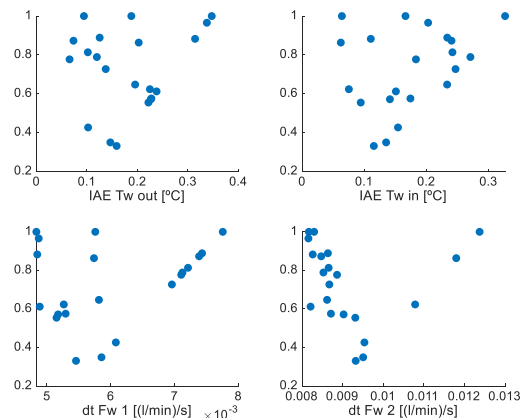


Figura 20: Frente de Pareto de los objetivos con controladores PI.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

A continuación, se mostrará gráficamente la respuesta del sistema y los valores de los parámetros y los objetivos para lograr dicha respuesta.

Como tras la simulación, se ha obtenido un frente de Pareto de 21 soluciones óptimas, se ha decidido solamente mostrar las soluciones de tres casos que se han considerado como los más representativos:

En el primer caso se mostrará la respuesta del sistema con los resultados que logran minimizar la temperatura de salida de la pila (T_{wout}). Los valores numéricos de cada parámetro y cada objetivo pueden observarse en la Tabla 5, mientras que la respuesta gráfica se observa en la **Figura 21**.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.7850	IAE Tw out	0.0735
Kc Twin	-1.8090	IAE Tw in	0.2405
Ti Twout	26.6158	dt Fw 1	0.0074
Ti Twin	71.5447	dt Fw 2	0.0085

Tabla 5: Valores cuando T_{wout} es mínimo con controladores PI

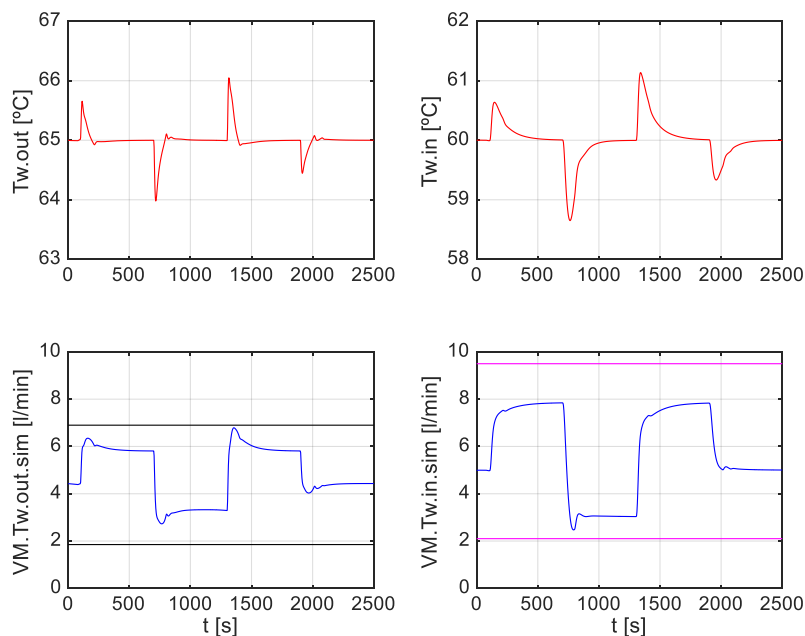


Figura 21: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo con controladores PI

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

En el segundo caso se mostrará la respuesta del sistema con los resultados que logran minimizar la temperatura de entrada del agua a la pila ($T_{w\text{in}}$). Los valores numéricos de cada parámetro y cada objetivo pueden observarse en la Tabla 6, mientras que la respuesta gráfica se observa en la **Figura 22**.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.0157	IAE Tw out	0.1966
Kc Twin	-4.8257	IAE Tw in	0.0496
Ti Twout	65.8992	dt Fw 1	0.0053
Ti Twin	28.5464	dt Fw 2	0.0130

Tabla 6: Valores cuando $T_{w\text{in}}$ es mínimo con controladores PI

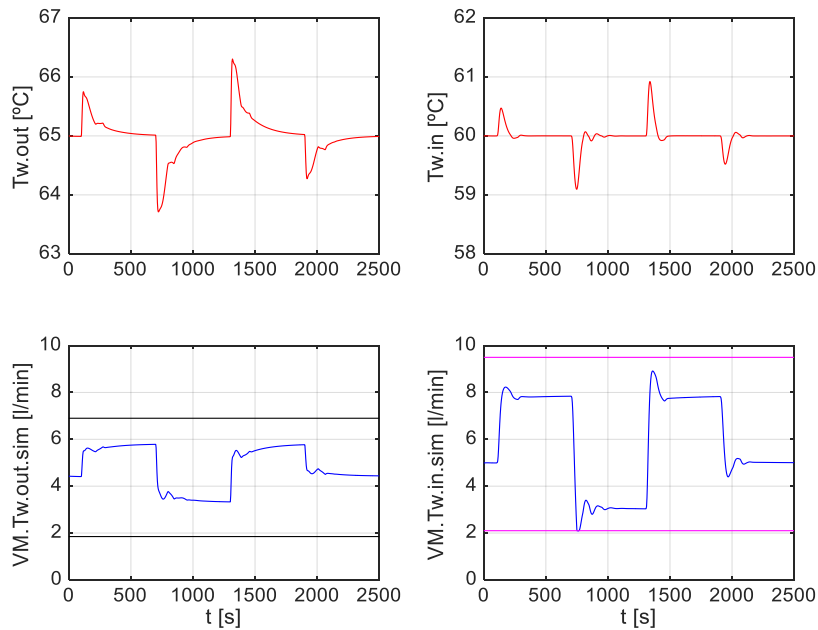


Figura 22: Respuesta del sistema cuando $T_{w\text{in}}$ es mínimo con controladores PI

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

En tercer lugar, se mostrará la respuesta del sistema con los resultados que logran minimizar la norma infinito de los objetivos del frente de Pareto. Los valores numéricos de cada parámetro y cada objetivo pueden observarse en la Tabla 7, mientras que la respuesta gráfica se observa en la **Figura 23**.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.5090	IAE Tw out	0.1466
Kc Twin	-3.8579	IAE Tw in	0.1353
Ti Twout	18.9978	dt Fw 1	0.0059
Ti Twin	85.8941	dt Fw 2	0.0095

Tabla 7: Valores cuando la norma infinita es mínima con controladores PI

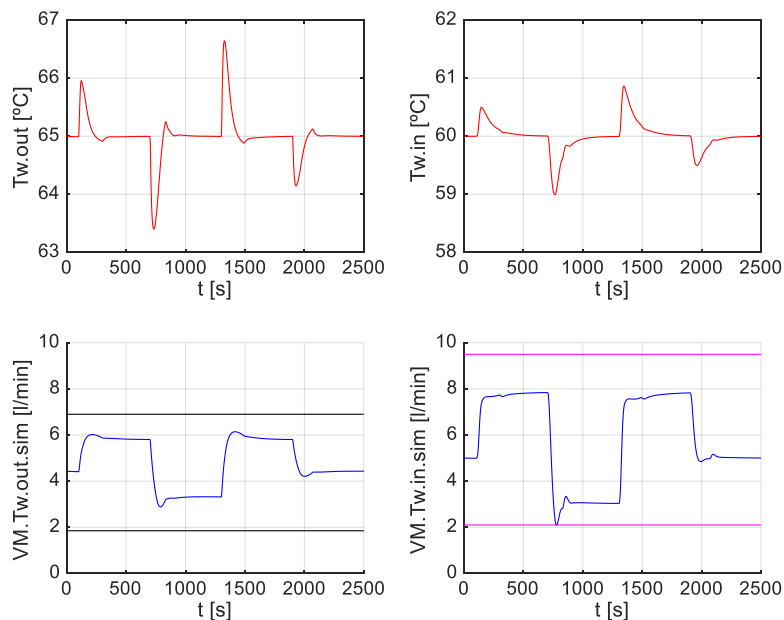


Figura 23: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima con controladores PI

En este caso al ser los primeros resultados, los implementados para la planta instalada en la actualidad, no se puede realizar el cuarto paso, pues no hay otros resultados con los que compararlos.

4.2. CONTROL PID

Para este tipo de control, como se anticipó en el capítulo anterior, se han hecho tres pruebas distintas:

- En la primera, se ha tomado el filtro de la derivada N como constante e igual a 5 para ambos controladores y no se ha introducido como parámetro al algoritmo optimizador.
- En la segunda, se ha introducido el parámetro N como variable dentro del optimizador pero siendo el mismo para ambos controladores.
- Finalmente, con el fin de obtener una mejor solución, se ha introducido el parámetro N como una variable dentro del algoritmo pero siendo distinto entre ambos controladores.

Es de importancia conocer que se ha impuesto un límite de ganancia a altas frecuencias de modo que el PID no amplifique más de 5 el ruido. Este límite es el mismo que se impuso en el diseño del PI al limitar la ganancia del controlador PI a 5.

4.2.1. CONTROL PID CON $N=5$ FIJO

En este apartado se mostraran los resultados obtenidos al realizar el control mediante dos reguladores PID con una N constante para ambos con valor de 5. La constante N se corresponde con el filtro de la derivada. Es decir, para este ensayo la N no ha sido considerada como un parámetro dentro del algoritmo optimizador.

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 8 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los del PI, pero se le añade el término derivativo en ambos controladores. Los rangos elegidos para este término se han determinado tras un tanteo inicial, con el cual se ha observado en qué intervalo de valores se obtenían las mejores soluciones.

K_c T_{wout}	K_c T_{win}	T_i T_{wout}	T_i T_{win}	T_d T_{wout}	T_d T_{win}
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.1)	(0,0.1)

Tabla 8: Rango de parámetros utilizados en controlador PID con $N=5$.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del siguiente modo:

- Los cuatro objetivos a minimizar continúan siendo $T_{w out}$, $T_{w in}$, $dt Fw 1$ y $dt Fw 2$.
- El tamaño de la población utilizada es de 1500 individuos, mientras que se ha contado con una población inicial de otros 521 individuos que se corresponden con 500 PID creados aleatoriamente con los parámetros dentro del rango de valores anteriormente explicado y los 21 resultados del PI existente.
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1500.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 24** y el frente de Pareto en la **Figura 25** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

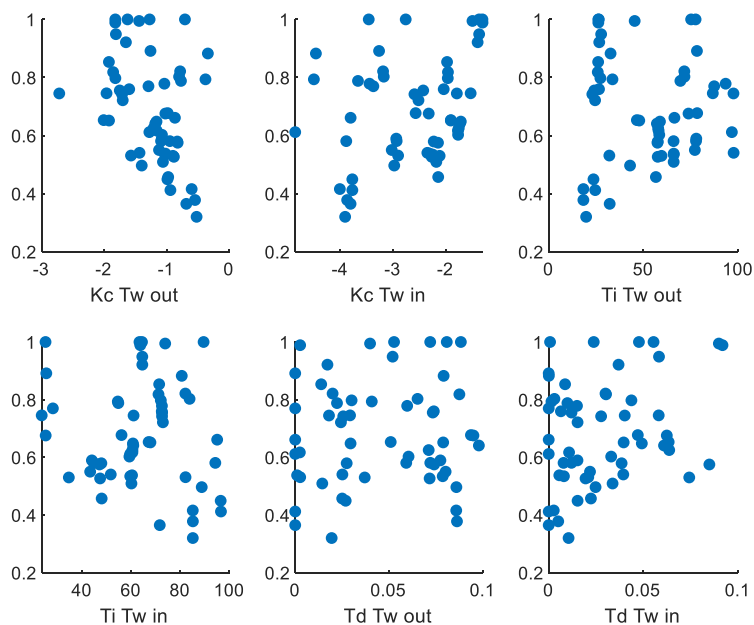


Figura 24: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PID con N=5.

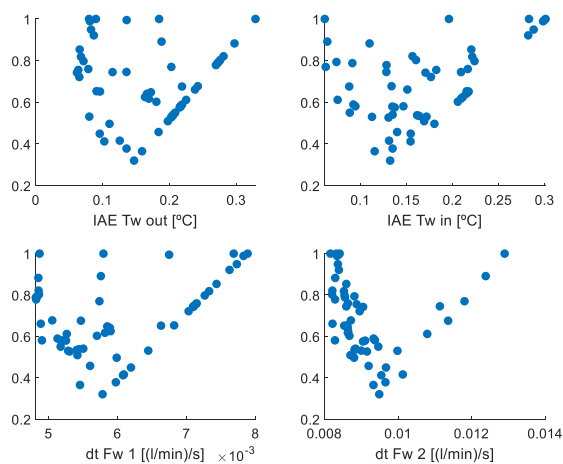


Figura 25: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N=5.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 26**, **Figura 27** y **Figura 28** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 9, 10, 11.

Parámetros		Objetivos	
Kc T_{wout}	-1.7132	IAE T_{wout}	0.0615
Kc T_{win}	-2.5952	IAE T_{win}	0.1707
Ti T_{wout}	23.0854	dt Fw 1	0.0071
Ti T_{win}	72.7044	dt Fw 2	0.0090
Td T_{wout}	0.0257		
Td T_{win}	0.0277		

Tabla 9: Valores cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con $N=5$.

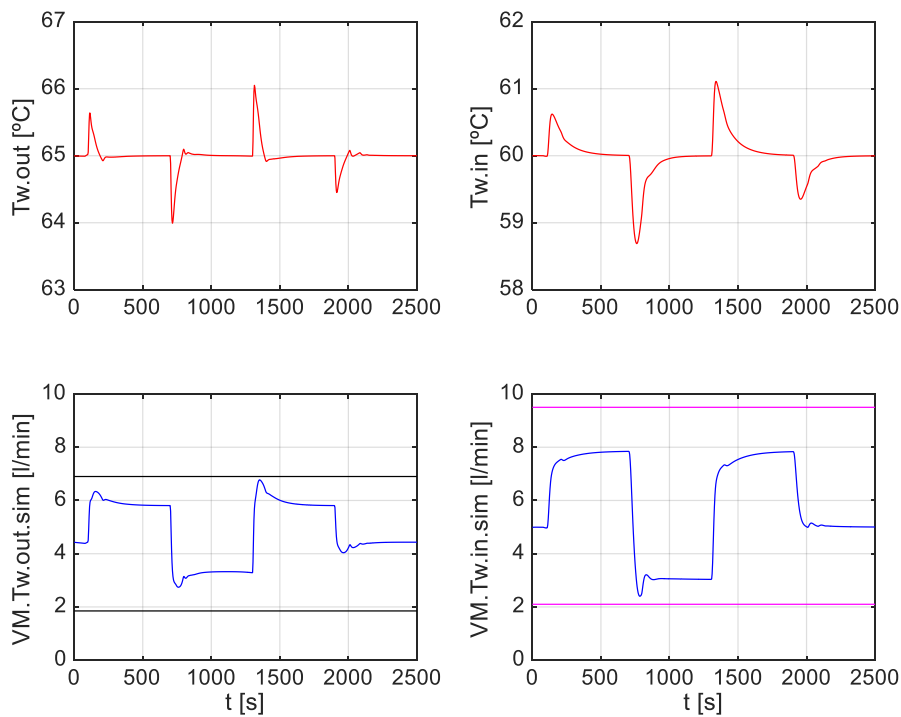


Figura 26: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con $N=5$.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.2717	IAE Tw out	0.1844
Kc Twin	-3.4629	IAE Tw in	0.0613
Ti Twout	77.7449	dt Fw 1	0.0058
Ti Twin	25.2148	dt Fw 2	0.0129
Td Twout	0.0884		
Td Twin	0.0238		

Tabla 10: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N=5.

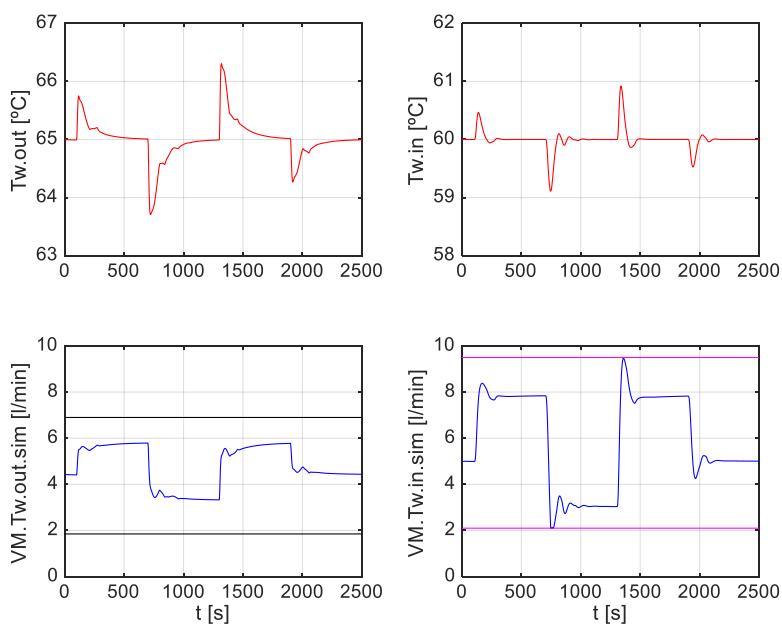


Figura 27: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N=5.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.5982	IAE Tw out	0.1255
Kc Twin	-4.0115	IAE Tw in	0.1312
Ti Twout	18.3555	dt Fw 1	0.0061
Ti Twin	85.2303	dt Fw 2	0.0101
Td Twout	0.0860		
Td Twin	0.027		

Tabla 11: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N=5.

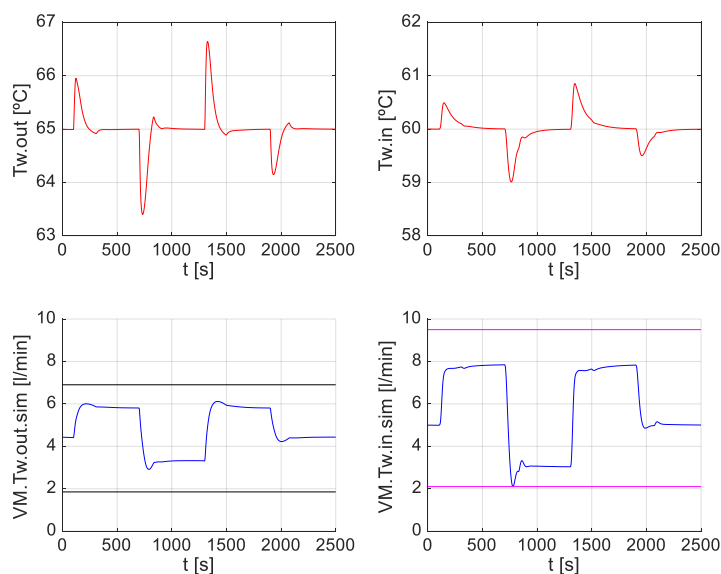


Figura 28: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N=5.

Finalmente, se contrastan los resultados obtenidos en esta simulación con los obtenidos cuando se controlaba con el regulador PI de la planta instalada actualmente en el laboratorio.

La primera comparación a realizar será la representación del frente de Pareto obtenido con cada uno de los controles. Esta comparación se realiza mediante la herramienta Level Diagrams, que como se explicó en el capítulo de materiales es capaz de comparar varios conceptos. En este caso, un concepto será el Frente de Pareto obtenido de cuando se controla el sistema con un regulador PI frente al otro concepto que será el Frente de Pareto obtenido cuando se controla con un PID de las características descritas en este apartado. Esta comparación puede observarse en la **Figura 29**.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

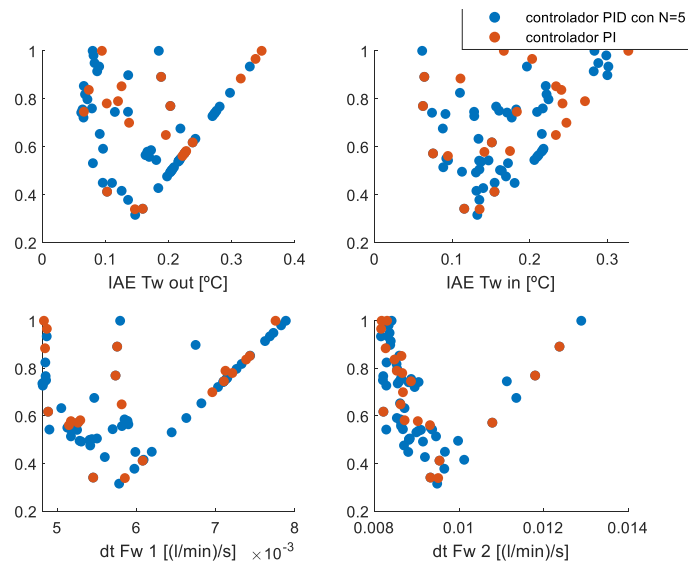


Figura 29: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N=5 vs en controlador PI.

Observando la **Figura 29**, no es posible conocer con exactitud qué Frente de Pareto tiene dominancia sobre el otro. Por tanto, se pasará a la siguiente comparación.

A continuación, se superpondrán las respuestas obtenidas para ambos tipos de control, con el fin de ver cual tiene un mejor comportamiento. Esta superposición se hará con los mismos tres casos que fueron considerados como más representativos. Primero, en la **Figura 30**, se representará la respuesta del sistema para ambos controladores en el caso en que minimizaban la temperatura del agua salida de la pila.

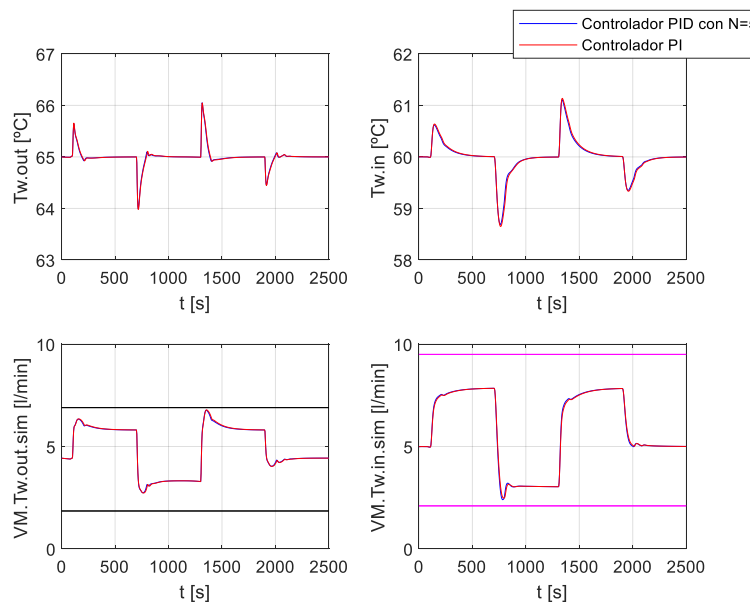


Figura 30: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PID con N=5 vs controlador PI.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

En segundo lugar, en la **Figura 31**, se representará la respuesta del sistema para ambos controladores en el caso en que minimizaban la temperatura del agua entrada a la pila.

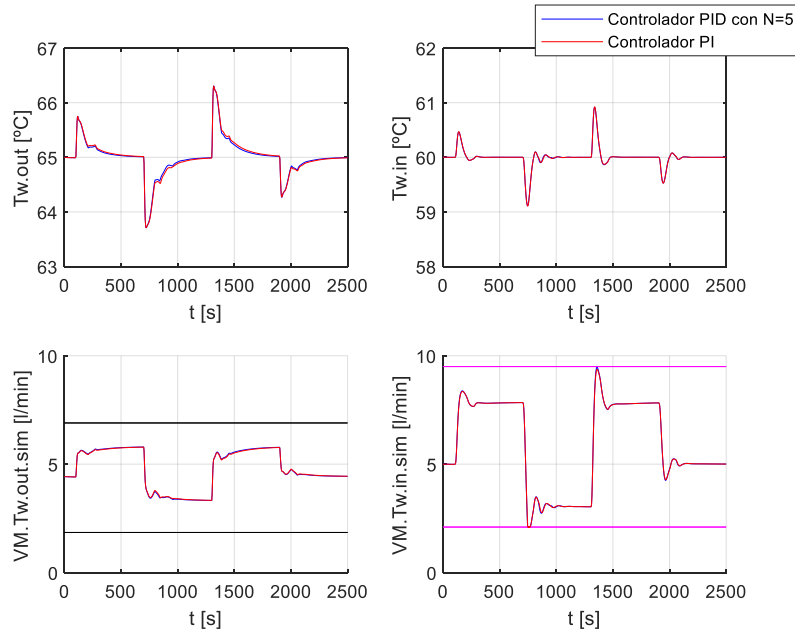


Figura 31: Respuesta del sistema cuando $T_{w.in}$ es mínimo en controlador PID y $N=5$ vs controlador PI

Finalmente, en la **Figura 32**, se representará la respuesta del sistema para ambos controladores en el caso en que los resultados logran minimizar la norma infinito de los objetivos del frente de Pareto.

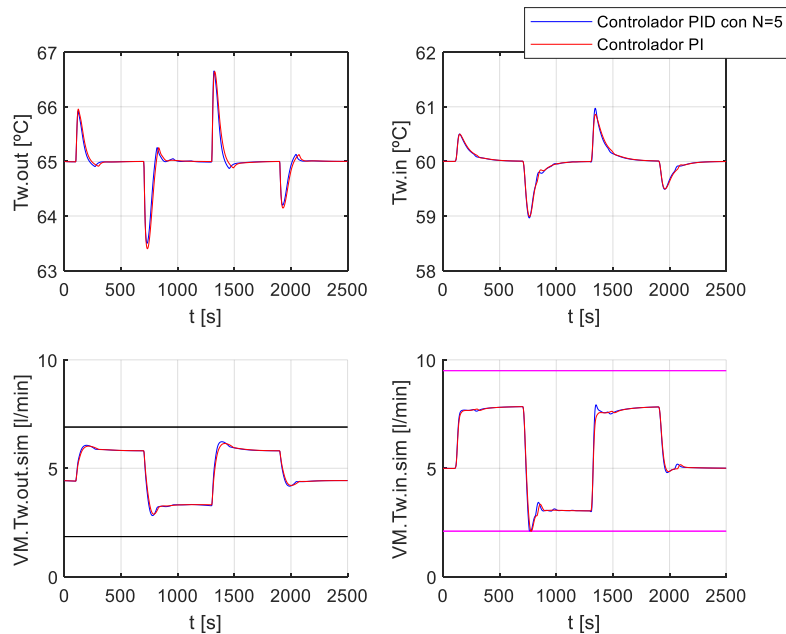


Figura 32: Respuesta del sistema cuando la norma infinito es mínima en controlador PID con $N=5$ vs controlador PI.

En las **Figuras 30, 31 y 32** se puede ver que ambas curvas están siempre prácticamente superpuestas. Por lo que con casi toda seguridad podremos concluir que los resultados de esta simulación apenas mejorarían a los de los controladores PI de la planta existente.

Con el fin de asegurar esta afirmación, se procede como última comparación a graficar el indicador de calidad QI en la **Figura 33**.

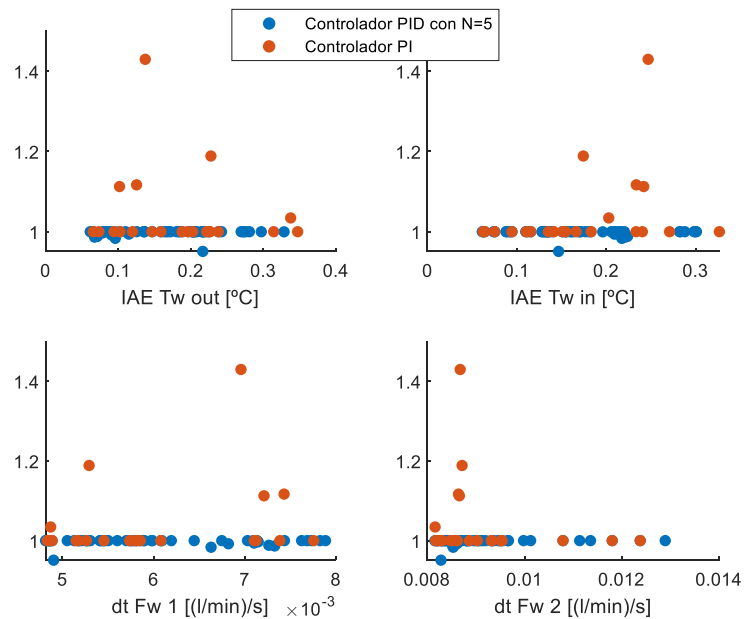


Figura 33: Norma QI en controlador PID con N=5 vs en controlador PI.

A la vista de estos resultados se puede observar que, como ya se ha adelantado, apenas hay diferencia entre los controladores PI y los controladores PID con N=5, pues su respuesta es muy similar. En cuanto al indicador de calidad, se puede observar algo de dominancia del PID sobre el PI, pero al ser tan pequeña, no merecería la pena sustituir los controladores ya existentes por PIDs de estas características al ser estos de mayor complejidad y obteniéndose una mejora minúscula.

4.2.2. CONTROL PID CON N VARIABLE E IGUAL PARA AMBOS CONTROLADORES

En este apartado se mostrarán los resultados obtenidos al realizar el control mediante dos reguladores PID con un valor de la constante N variable e igual para ambos controladores y que se utilizará como un séptimo parámetro a la hora de lanzar el algoritmo de optimización. .

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 12 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los de la simulación anterior en la que no se consideraba N como un parámetro, con la salvedad de la adicción de este nuevo parámetro. El rango elegido para este nuevo término se ha

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

determinado tras un tanteo inicial, con el cual se ha observado en que intervalo de valores se obtenían las mejores soluciones.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Td Twout	Td Twin	N
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.1)	(0,0.1)	(3,10)

Tabla 12: Rango de parámetros utilizados en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del mismo modo que para el caso de PID con N=5.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 34** y el frente de Pareto en la **Figura 35** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

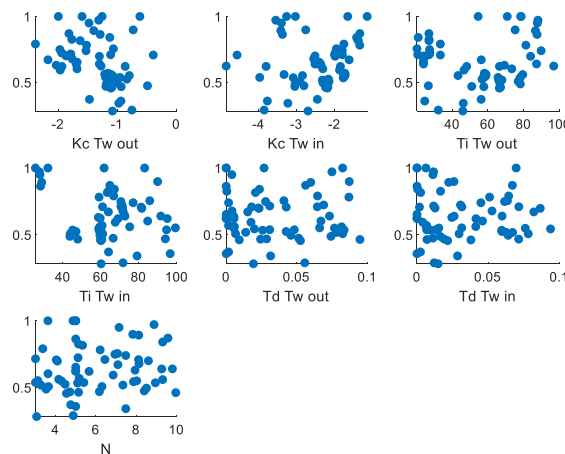


Figura 34: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

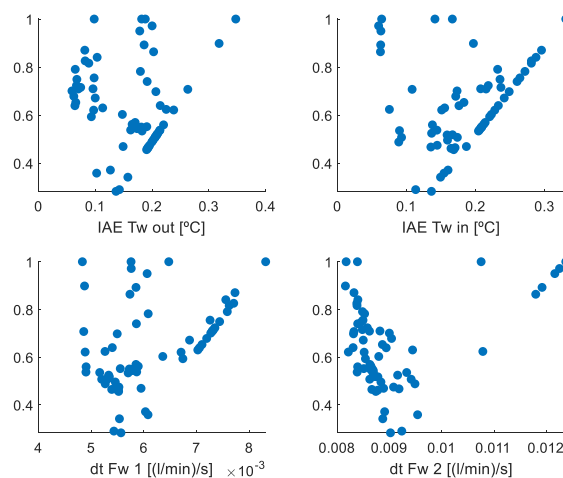


Figura 35: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 36**, **Figura 37** y **Figura 38** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 13, 14, 15.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.8676	IAE Tw out	0.0590
Kc Twin	-2.5179	IAE Tw in	0.1733
Ti Twout	24.0025	dt Fw 1	0.0073
Ti Twin	71.5891	dt Fw 2	0.0090
Td Twout	0.0228		
Td Twin	0.0127		
N	8.6114		

Tabla 13: Valores cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

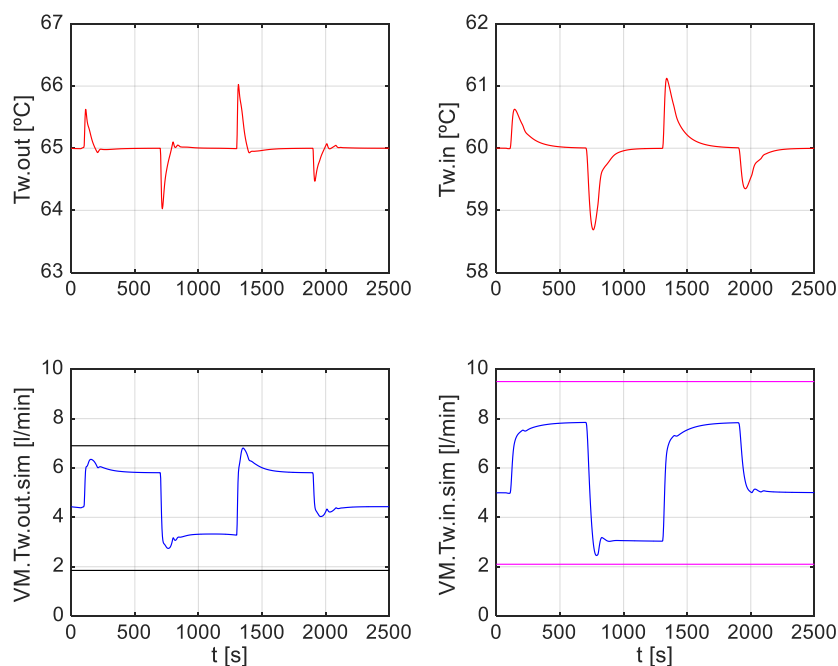


Figura 36: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.3145	IAE Tw out	0.2001
Kc Twin	-3.5526	IAE Tw in	0.0597
Ti Twout	88.1258	dt Fw 1	0.0058
Ti Twin	27.6151	dt Fw 2	0.0123
Td Twout	0.0750		
Td Twin	0.0116		
N	8.8902		

Tabla 14: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

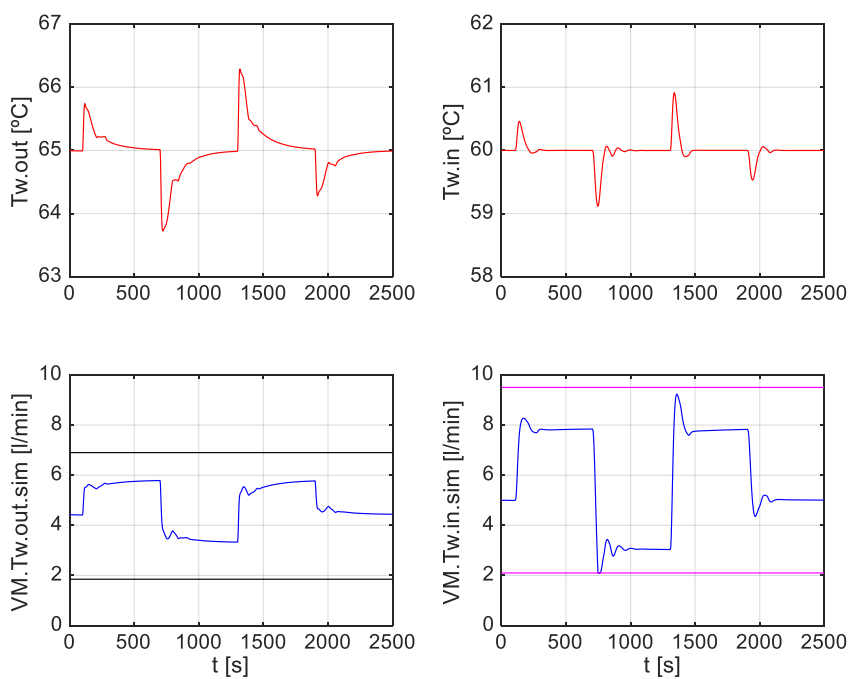


Figura 37: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.0819	IAE Tw out	0.1366
Kc Twin	-2.7017	IAE Tw in	0.1362
Ti Twout	45.9622	dt Fw 1	0.0056
Ti Twin	60.2220	dt Fw 2	0.0090
Td Twout	0.0193		
Td Twin	0.0149		
N	3.0598		

Tabla 15: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs.

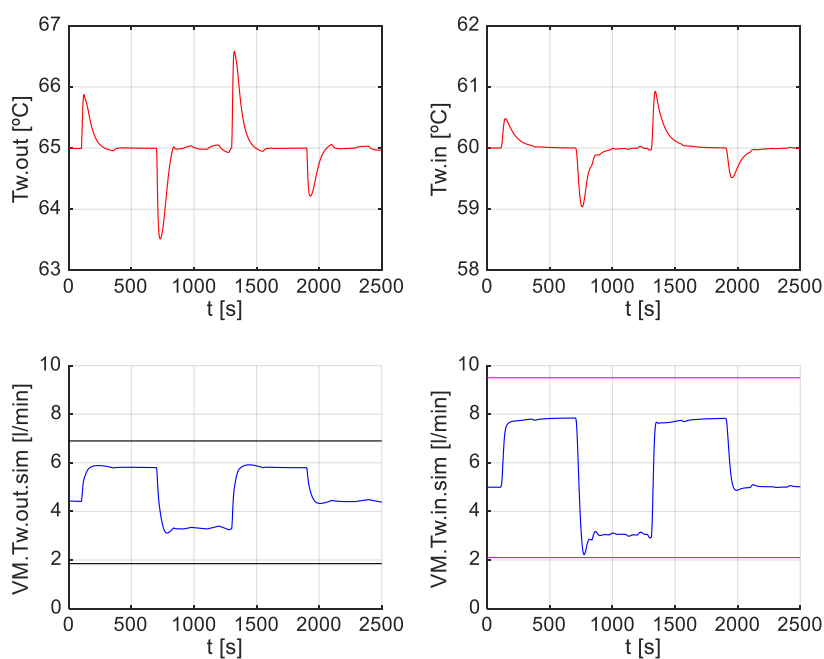


Figura 38: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID N variable y cte entre ambos PIDs.

Finalmente, en la **Figura 39**, **Figura 40**, **Figura 41**, **Figura 42** y **Figura 43**, muestran el Frente de Pareto, las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la $T_{w,out}$, $T_{w,in}$ y la norma infinito y la norma QI, respectivamente, comparando los resultados de esta simulación con los obtenidos al controlar con un PI.

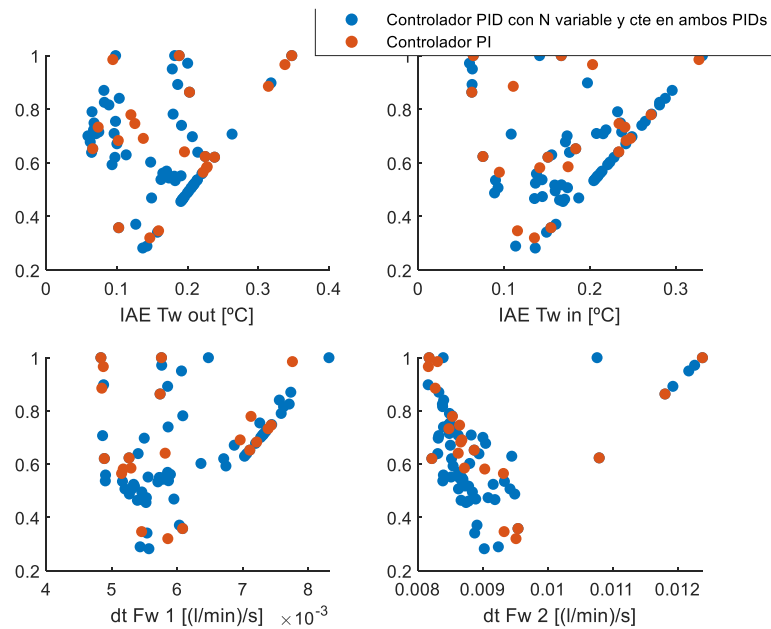


Figura 39: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs en controlador PI.

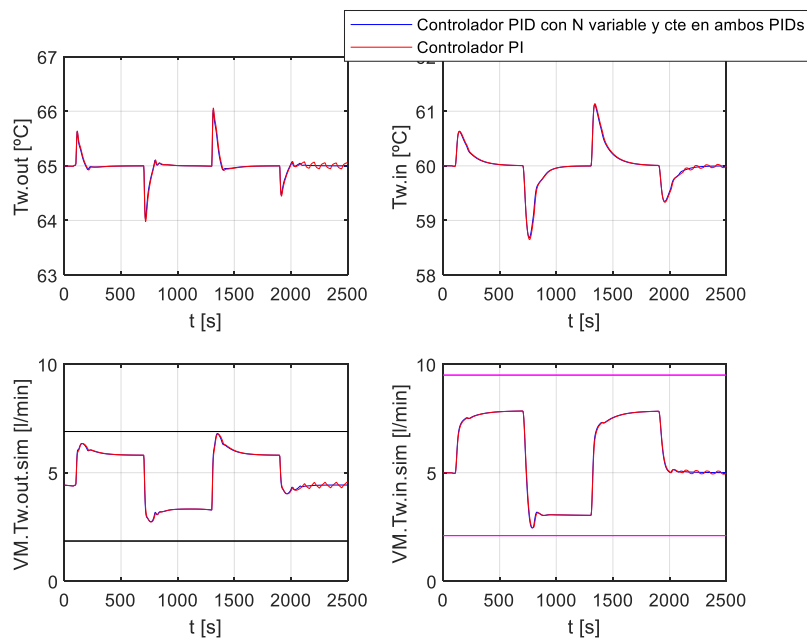


Figura 40: Respuesta del sistema cuando $T_{w,out}$ es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs controlador PI.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

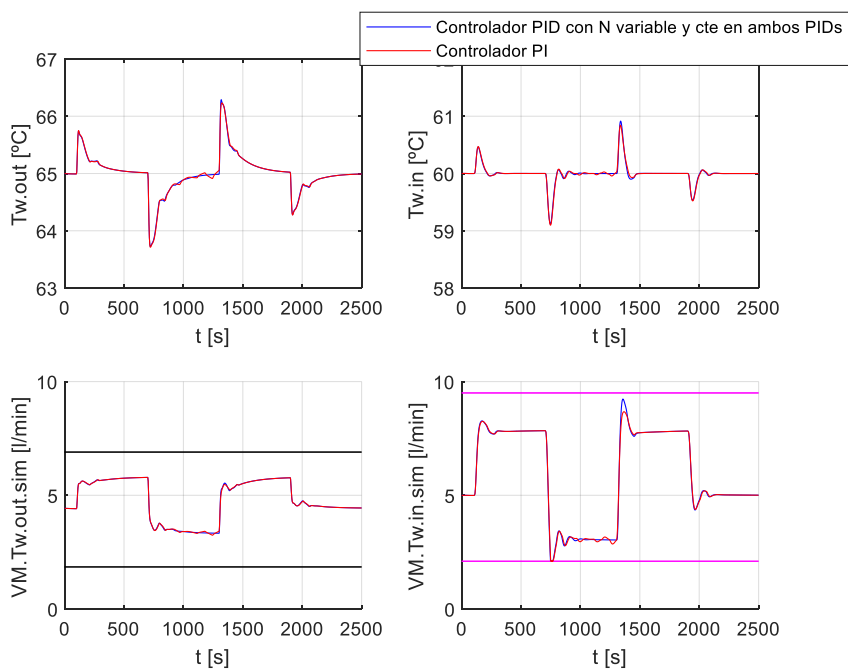


Figura 41: Respuesta del sistema cuando T_w in es mínimo en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs controlador PI.

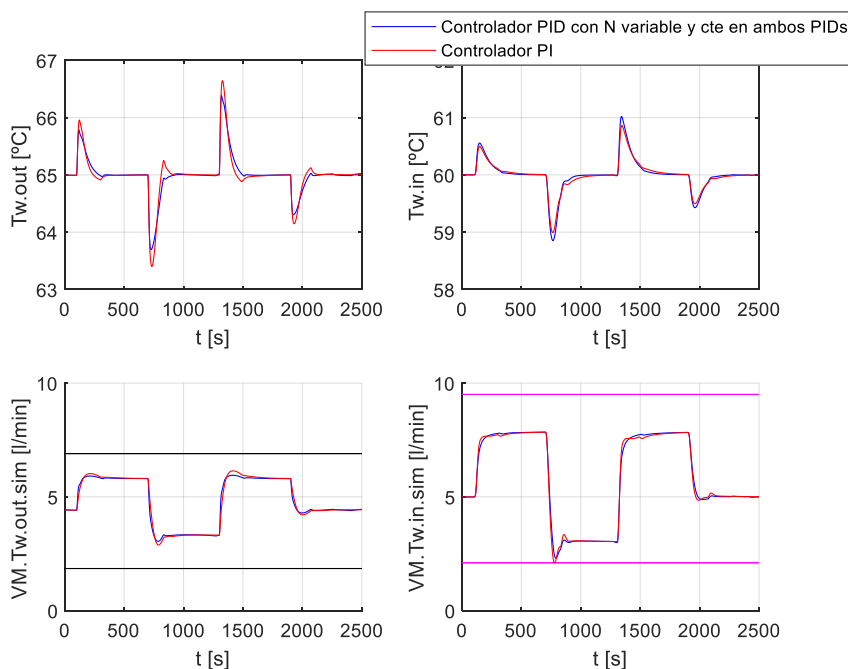


Figura 42: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs controlador PI.

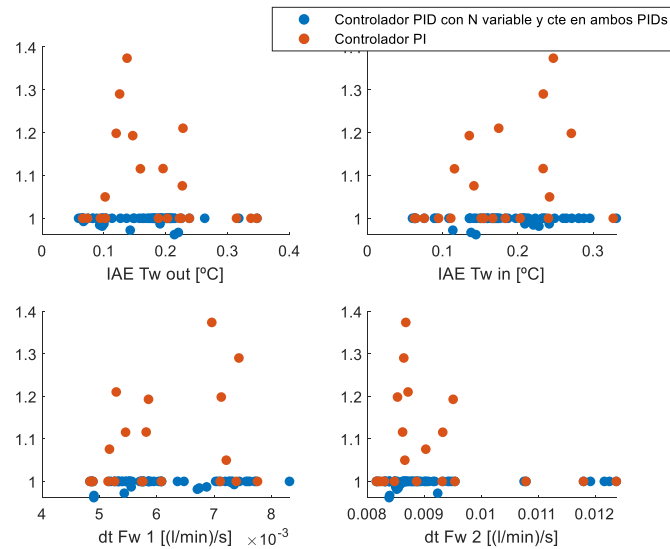


Figura 43: Norma QI en controlador PID con N variable y cte entre ambos PIDs vs en controlador PI.

A la vista de estos resultados se puede observar que apenas hay diferencia entre los controladores PI y los controladores PID con N variable y constante para ambos controladores, pues su respuesta es muy similar y prácticamente se superponen. De la observación del frente de Pareto no se puede sacar ninguna conclusión clara. En cuanto al indicador de calidad, se puede observar algo de dominancia del PID sobre el PI, pero al ser tan pequeña la diferencia del comportamiento entre ambos, no merecería la pena sustituir los controladores ya existentes por PIDs de estas características, al ser estos de mayor complejidad y apenas se obtendría mejoría.

4.2.3. CONTROL PID CON N VARIABLE E INDEPENDIENTE PARA AMBOS CONTROLADORES

En este apartado se mostraran los resultados obtenidos al realizar el control mediante dos reguladores PID con un valor de la constante N variable e independiente para cada uno de los controladores y que se utilizarán como un séptimo y un octavo parámetros a la hora de lanzar el algoritmo de optimización. Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 16 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los de las simulaciones anteriores, exceptuando el parámetro N cuyo rango de aceptación será el mismo para ambos controladores, aunque sean dos parámetros distintos. El rango elegido para estos términos N, ha sido el mismo que se utilizó cuando N era variable pero igual en ambos controladores.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Td Twout	Td Twin	N Twout	N Twin
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.1)	(0,0.1)	(3,10)	(3,10)

Tabla 16: Rango de parámetros utilizados en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del mismo modo que para los dos casos anteriores en los que se controlaba mediante PIDs.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 44** y el frente de Pareto en la **Figura 45** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

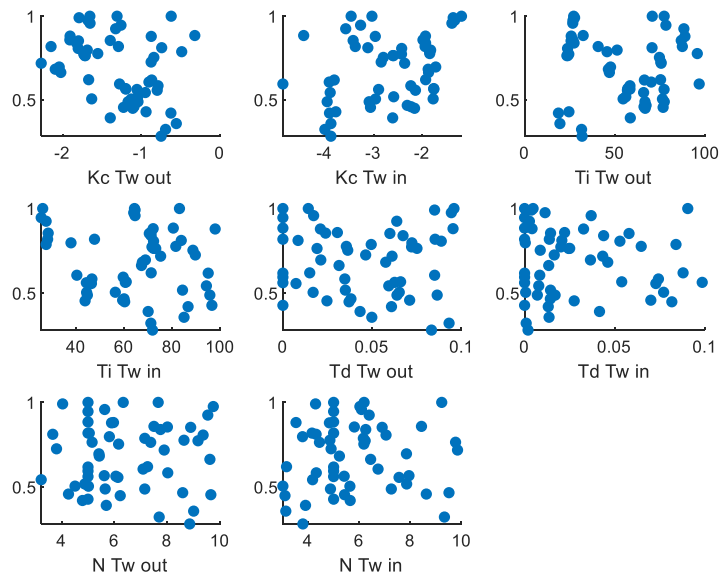


Figura 44: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

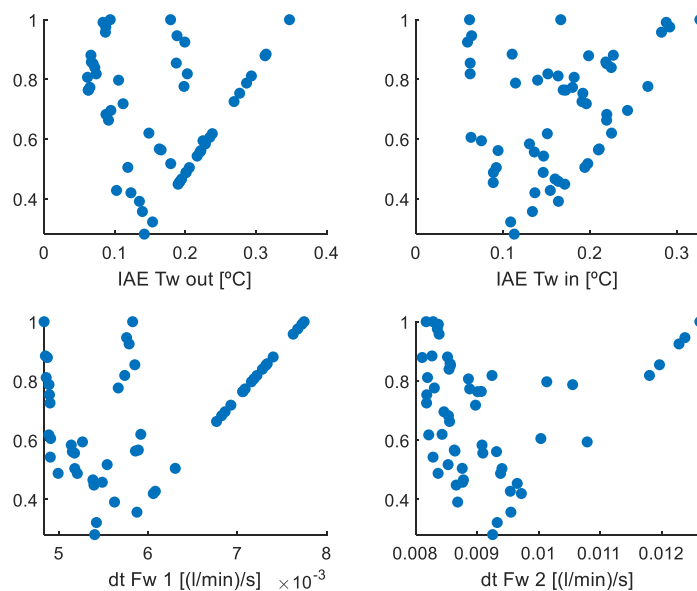


Figura 45: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 46**, **Figura 47** y **Figura 48** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 17, 18, 19.

Parámetros		Objetivos	
Kc T_{wout}	-1.8022	IAE T_{wout}	0.0614
Kc T_{win}	-2.4251	IAE T_{win}	0.1818
Ti T_{wout}	23.8534	dt Fw 1	0.0072
Ti T_{win}	72.3881	dt Fw 2	0.0089
Td T_{wout}	0.0887		
Td T_{win}	0.0529		
N T_{wout}	9.3679		
N T_{win}	7.0502		

Tabla 17: Valores cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

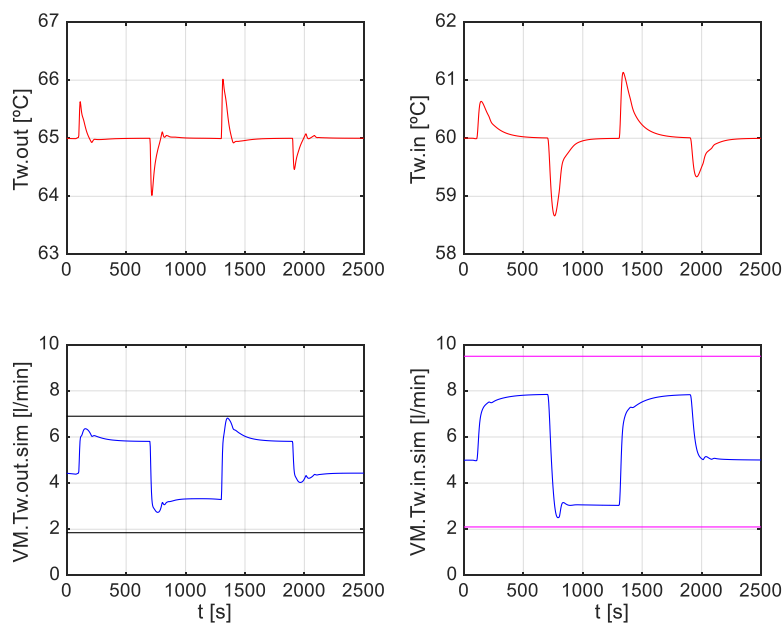


Figura 46: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.3255	IAE Tw out	0.1992
Kc Twin	-3.5719	IAE Tw in	0.0594
Ti Twout	88.4458	dt Fw 1	0.0058
Ti Twin	27.5756	dt Fw 2	0.0123
Td Twout	0.0638		
Td Twin	0.0027		
N Twout	9.5450		
N Twin	6.3913		

Tabla 18: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

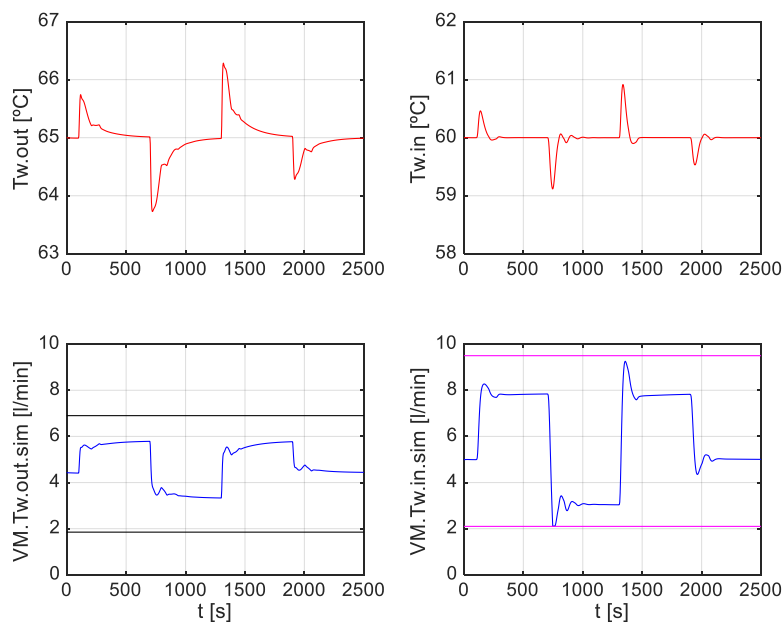


Figura 47: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.6222	IAE Tw out	0.1229
Kc Twin	-3.9039	IAE Tw in	0.1367
Ti Twout	18.8014	dt Fw 1	0.0061
Ti Twin	86.7763	dt Fw 2	0.0097
Td Twout	0.0608		
Td Twin	0.0131		
N Twout	4.7901		
N Twin	5.6482		

Tabla 19: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs.

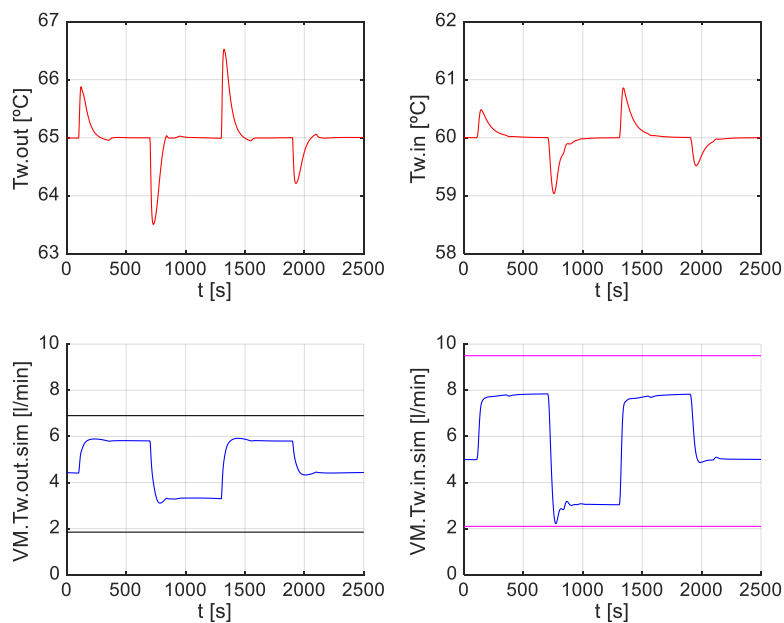


Figura 48: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID N variable e independiente para ambos PIDs.

Finalmente, en la **Figura 49**, **Figura 50**, **Figura 51**, **Figura 52** y **Figura 53**, muestran el Frente de Pareto, las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito y la norma QI, respectivamente, comparando los resultados de esta simulación con los obtenidos al controlar con un PI.

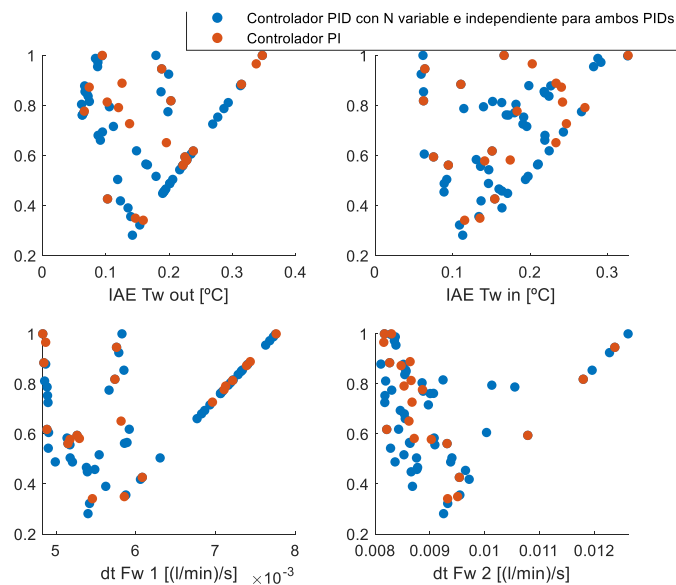


Figura 49: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs en controlador PI.

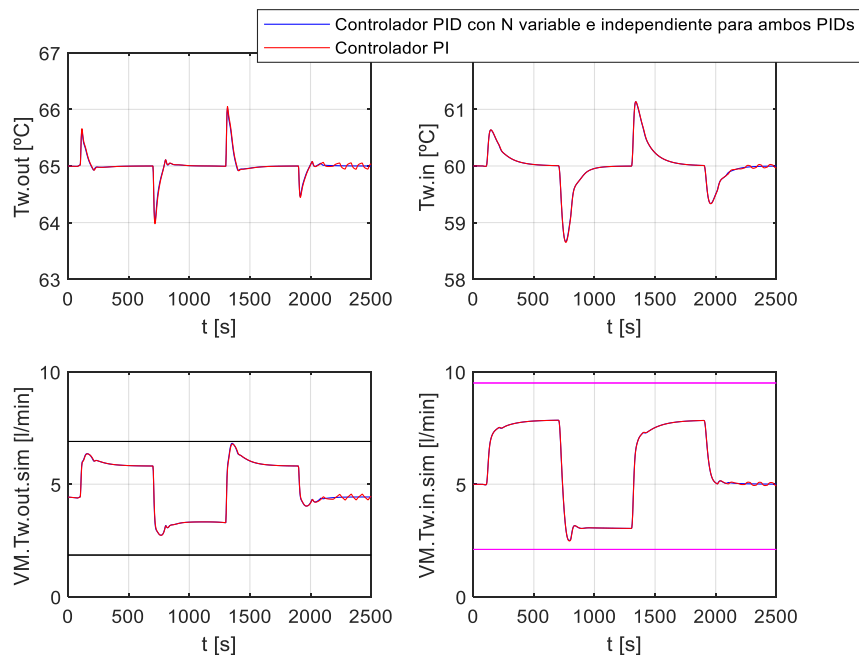


Figura 50: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs controlador PI.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

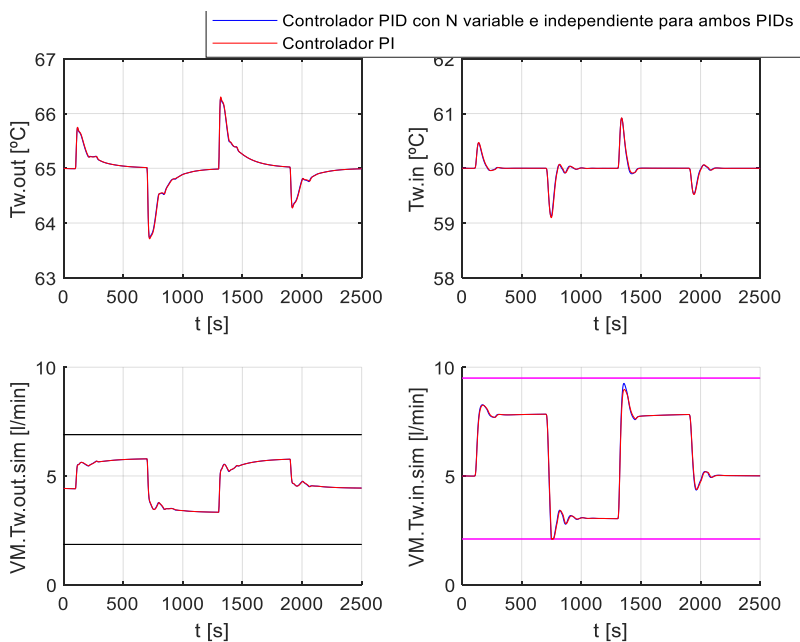


Figura 51: Respuesta del sistema cuando T_w in es mínimo en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs controlador PI.

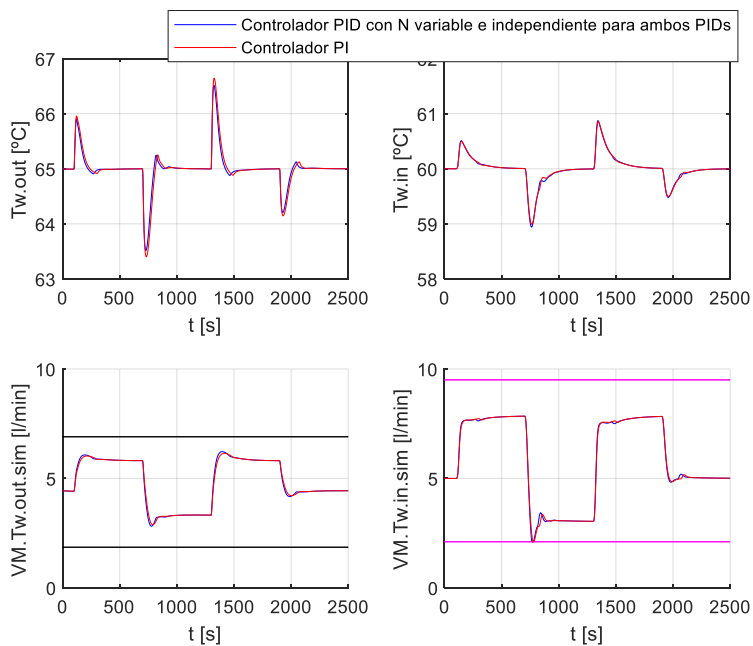


Figura 52: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs controlador PI.

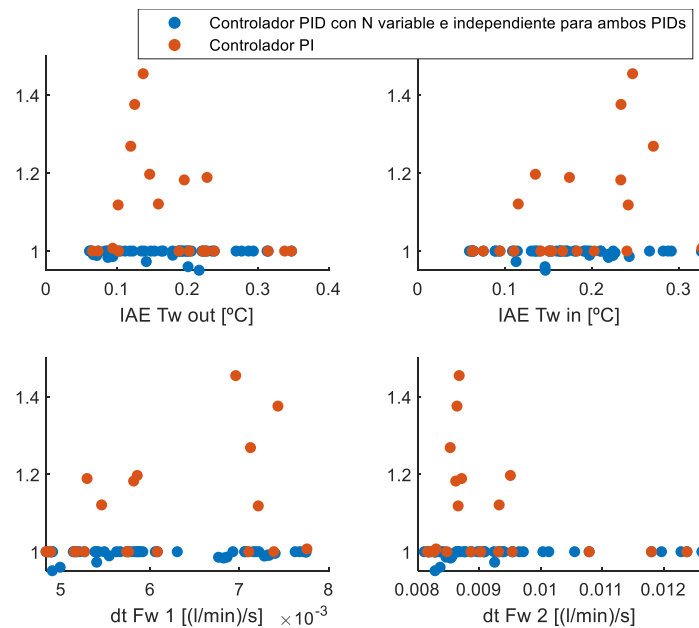


Figura 53: Norma QI en controlador PID con N variable e independiente para ambos PIDs vs en controlador PI.

A la vista de estos resultados se puede observar que apenas hay diferencia, entre los controladores PI y los controladores PID con N variable e independiente para ambos controladores, pues su respuesta prácticamente se superpone. En cuanto al indicador de calidad, se puede observar algo de dominancia del PID sobre el PI, pero al ser tan pequeña la diferencia del comportamiento entre ambos, no merecería la pena sustituir los controladores ya existentes por PIDs de estas características al ser estos de mayor complejidad y la mejora sería minúscula. Mientras que si observamos ambos frentes de Pareto no es posible observar a simple vista cuál de los dos tipos de control tiene un mejor comportamiento.

La principal razón por la cual apenas hay mejora en la utilización del PID respecto a la del PI radica en el límite impuesto a la ganancia a altas frecuencias comentado anteriormente.

Por tanto, a la vista de estos resultados, se descarta la utilización de controladores.

4.3. CONTROL PI CON PREALIMENTACIONES

Como se ha descartado el uso de controladores PID, a continuación se mostrarán los resultados obtenidos con un control por prealimentación utilizando reguladores del tipo PI.

Para el estudio de las prealimentaciones se ha utilizado dos variantes, en primer lugar se ha estudiado la inclusión de una prealimentación estática, es decir, que solo incluya la ganancia provocada por la perturbación de la intensidad y en segundo lugar una prealimentación dinámica que incluya todo el efecto de esta.

4.3.1. CONTROL PI CON PREALIMENTACIONES ESTÁTICAS

En este apartado se mostraran los resultados obtenidos al añadir una prealimentación estática a cada uno de los controladores PI con los que cuenta actualmente la planta.

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 20 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los de la simulación en la que solamente se controlaba mediante los dos reguladores PI, pero añadiendo el intervalo para la ganancia de la perturbación que afecta a la temperatura de entrada del agua a la pila y el intervalo para la ganancia de la perturbación que afecta a la temperatura de salida del agua a la pila. El rango elegido para estos nuevos términos, se han determinado calculando sus valores suponiendo que el modelo fuera lineal como se explicó en el capítulo anterior y dándole un rango de aproximadamente $\pm 10\%$.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Kpre Twout	Kpre Twin
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.12)	(0,0.1)

Tabla 20: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con prealimentación estática.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del mismo modo que para las simulaciones con los controladores PID.

Al esquema implementado en Simulink se le han realizado una serie de modificaciones para que a cada controlador le entre una prealimetación a su bloque, esta prealimentación debe de cumplir la siguiente fórmula:

$$ff = K_{pre} \cdot (I - 170)$$

En la **Figura 54**, podemos observar como quedaría el esquema del Simulink tras realizar dichas modificaciones.

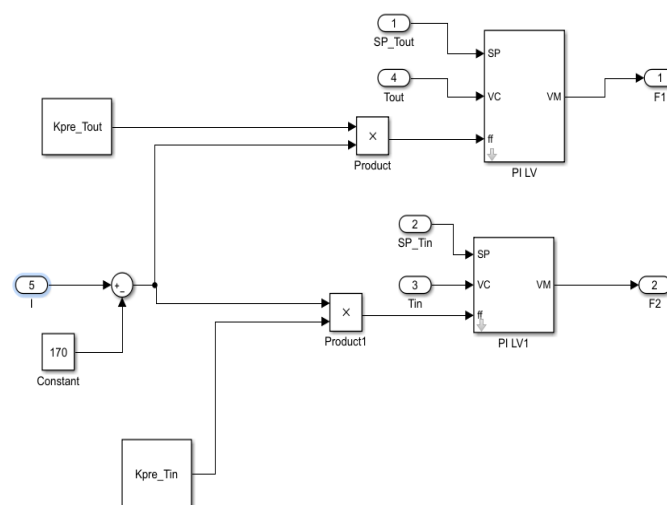


Figura 54: Simulink para controlador PI con prealimentación estática

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 55** y el frente de Pareto en la **Figura 56** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

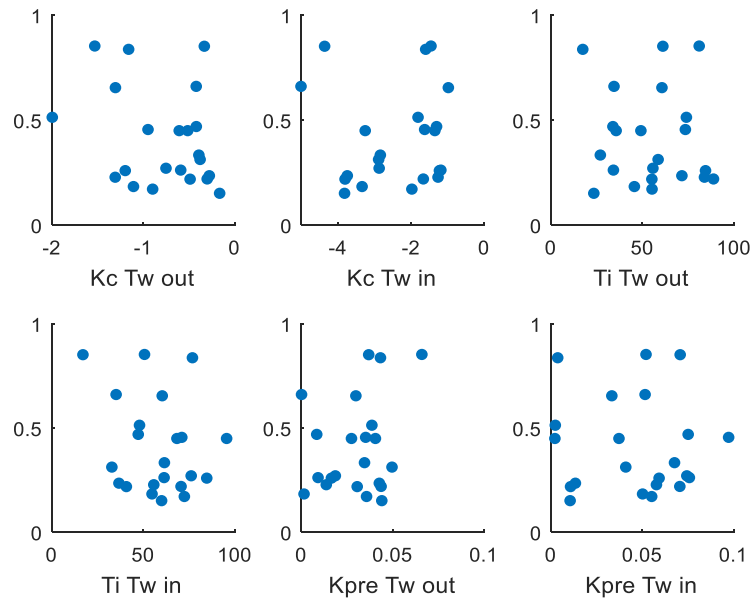


Figura 55: Conjunto de Pareto de los parámetros en PI con prealimentación estática.

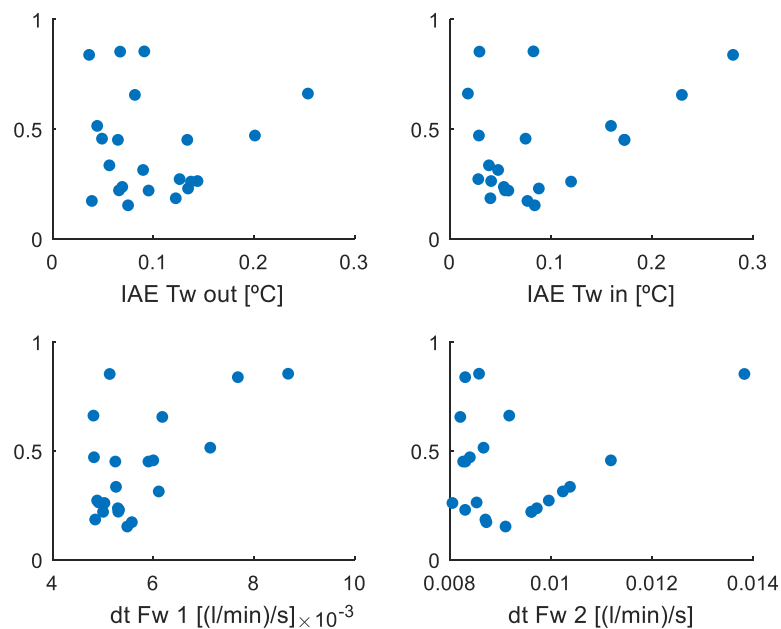


Figura 56: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación estática.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 57**, **Figura 58** y **Figura 59** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 21, 22, 23.

Parámetros		Objetivos	
Kc T_{wout}	-1.1516	IAE T_{wout}	0.0370
Kc T_{win}	-1.5810	IAE T_{win}	0.2806
Ti T_{wout}	17.7746	dt Fw 1	0.0077
Ti T_{win}	77.3152	dt Fw 2	0.0083
Kpre T_{wout}	0.0436		
Kpre T_{win}	0.0041		

Tabla 21: Valores cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.

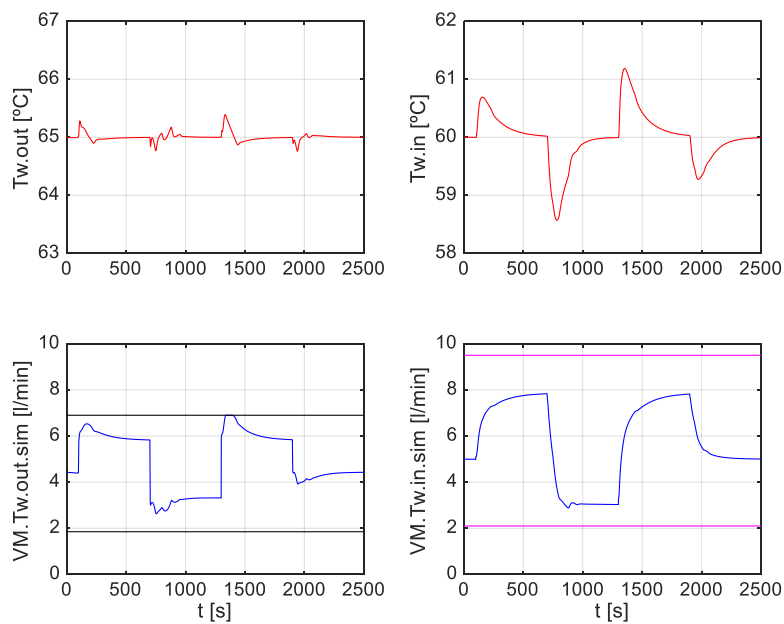


Figura 57: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.4123	IAE Tw out	0.2544
Kc Twin	-4.9910	IAE Tw in	0.0186
Ti Twout	34.8626	dt Fw 1	0.0048
Ti Twin	35.5673	dt Fw 2	0.0092
Kpre Twout	4.7627e-04		
Kpre Twin	0.0519		

Tabla 22: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.

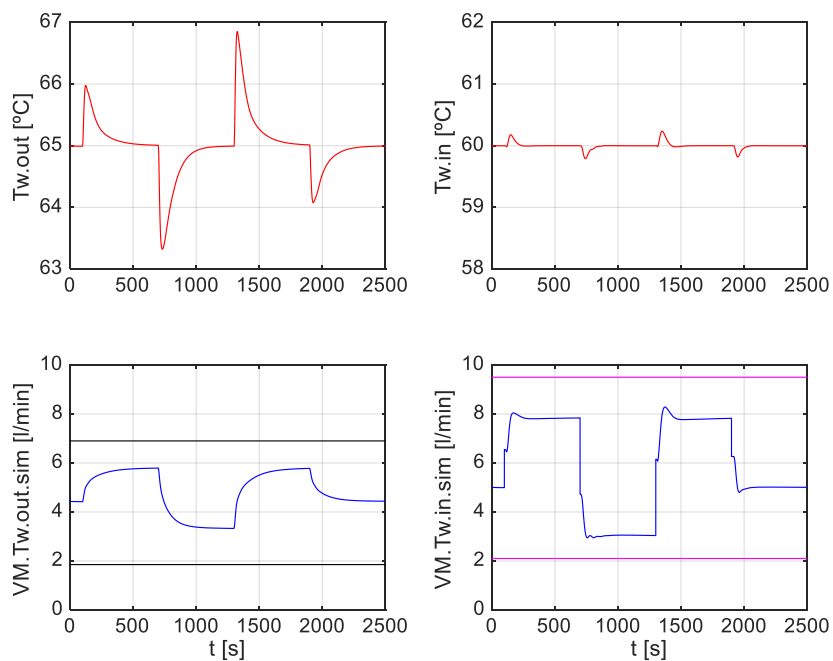


Figura 58: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con prealimentación estática.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.1560	IAE Tw out	0.0757
Kc Twin	-3.8001	IAE Tw in	0.0846
Ti Twout	23.8188	dt Fw 1	0.0055
Ti Twin	60.4437	dt Fw 2	0.0091
Kpre Twout	0.0444		
Kpre Twin	0.0109		

Tabla 23: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática.

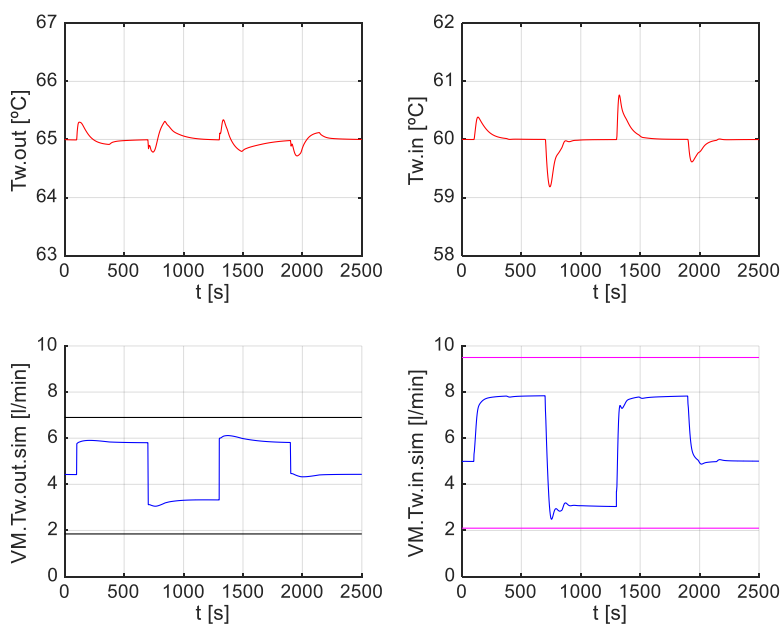


Figura 59: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática.

Finalmente, en la **Figura 60**, **Figura 61**, **Figura 62**, **Figura 63** y **Figura 64**, muestran el Frente de Pareto, las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito y la norma QI, respectivamente, comparando los resultados de esta simulación con los obtenidos al controlar con un PI.

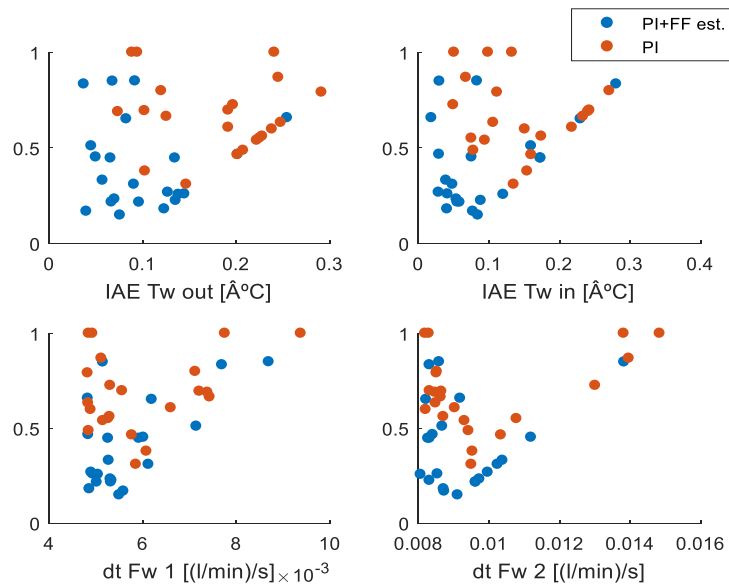


Figura 60: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI.

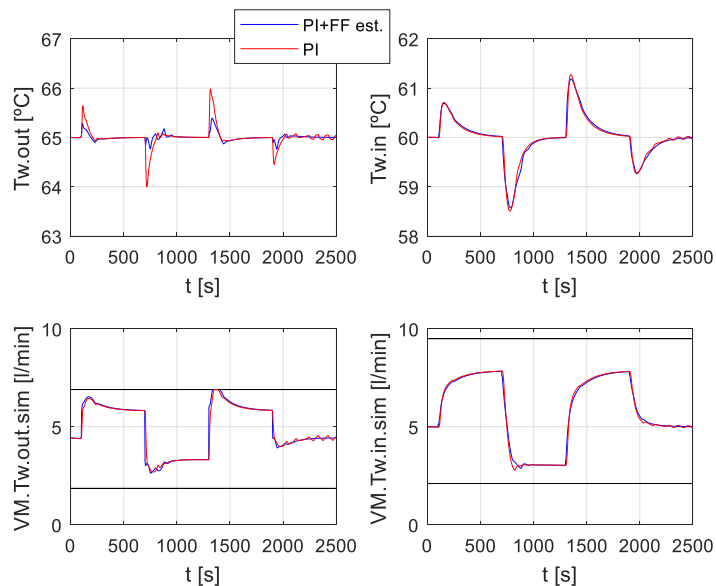


Figura 61: Respuesta del sistema cuando $T_{w out}$ es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

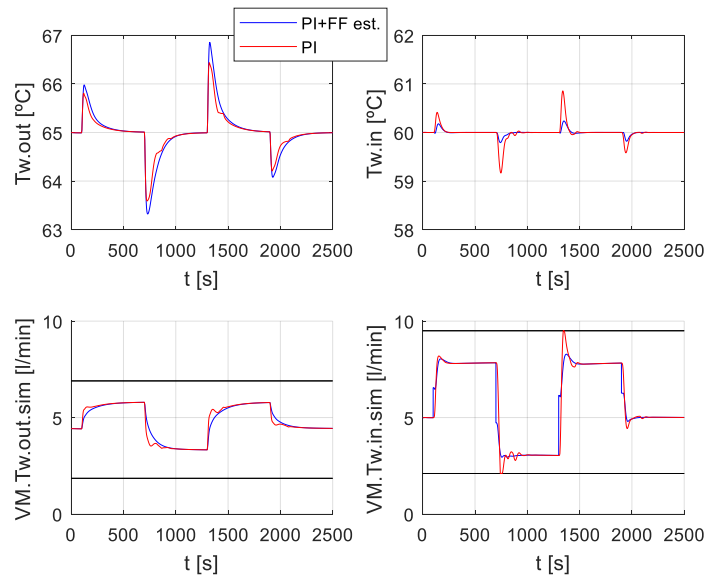


Figura 62: Respuesta del sistema cuando T_w in es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI.

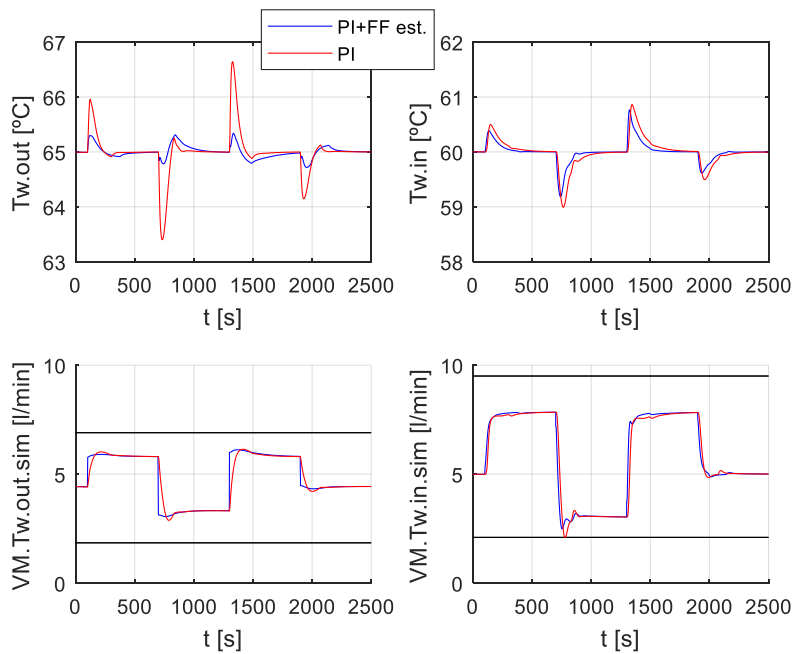


Figura 63: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI.

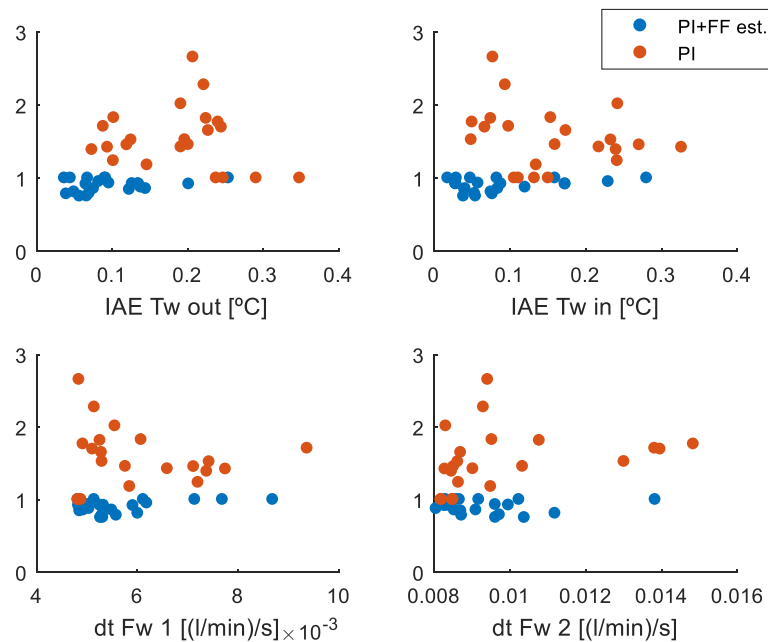


Figura 64: Norma QI en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI.

Observando la **Figura 60**, ya se puede intuir que cuando estamos realizando este control mediante prealimentación estática se van a mejorar los resultados, pues los puntos representados en el Level Diagrams mejoran cuanto más hacia la izquierda y abajo estén situados.

En la **Figura 61** se observa una muy buena mejora, pues los incrementos en la temperatura de salida del agua de la pila son más pequeños en esta simulación que cuando simplemente se controlaba con reguladores del tipo PI. Lo mismo ocurre en la **Figura 62** pero con la temperatura de entrada a la pila, se puede ver que hay un gran control de la T_{win} . Mientras que en la **Figura 63**, para el frente que minimizaba la norma infinito, se observa que los resultados también son mejores que los obtenidos anteriormente.

Además, se puede observar dominancia del PI con la prealimentación estática sobre el PI simple al aplicar la norma QI , por tanto, merecería la pena añadir a los controladores PI ya existentes una prealimentación estática.

4.3.2. CONTROL PI CON PREALIMENTACIONES DINÁMICAS

En este apartado se mostraran los resultados obtenidos al añadir una prealimentación dinámica a los controladores PI originales.

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

Para este tipo de control se han realizado distintas pruebas con el fin de encontrar un resultado mejor que al implementar la prealimentación estática. En primer lugar, la Tabla 24 muestra los

límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los de la simulación anterior en la que había un control por prealimentación estática, pero añadiendo el intervalo para la parte dinámica (para el polo y el cero) de la perturbación que afecta a la temperatura de entrada del agua a la pila y el intervalo para la parte dinámica (para el polo y el cero) de la perturbación que afecta a la temperatura de salida del agua a la pila. El rango elegido para estos nuevos términos, se ha determinado calculando sus valores suponiendo que el modelo fuera lineal como se explicó en el capítulo anterior y dándole un rango de aproximadamente $\pm 20\%$.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Kpre Twout
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.12)
Kpre Twin	τ_1 Twout	τ_2 Twout	τ_1 Twin	τ_2 Twin
(0,0.1)	(48,83)	(100,150)	(102,151)	(107,160)

Tabla 24: Rango de parámetros inicialmente utilizados en controlador PI con prealimentación dinámica.

En segundo lugar, como los resultados no fueron los esperados y con el fin de aprovechar los buenos resultados obtenidos en la prealimentación estática, se ha realizado el siguiente proceso:

- Se fijan los valores de Kc Twout, Kc Twin, Ti Twout, Ti Twin obtenidos en los tres casos más representativos resaltados en el apartado de la prealimentación estática, realizándose tres optimizaciones con los 6 parámetros propios de la prealimentación.
- Los resultados obtenidos en esas tres simulaciones serán utilizados como población inicial para ayudar al algoritmo a encontrar las mejores soluciones, siendo finalmente el rango para los parámetros el que se observa en la Tabla 25.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Kpre Twout
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.12)
Kpre Twin	τ_1 Twout	τ_2 Twout	τ_1 Twin	τ_2 Twin
(0,0.1)	(1,400)	(1,400)	(1,400)	(1,400)

Tabla 25: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con prealimentación dinámica.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del mismo modo que en los casos anteriores pero cambiando la población inicial, estableciéndose ésta a partir de los resultados de las simulaciones explicadas líneas arriba y a estos se le ha añadido más población con unos valores aleatorios para las τ dentro del rango de la Tabla 25, en total se han añadido 10 combinaciones de τ para cada uno de los resultados de la prealimentación estática.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Al esquema implementado en Simulink se le han realizado una serie de modificaciones para que a cada controlador le entre una prealimentación a su bloque, esta prealimentación debe de cumplir la siguiente fórmula:

$$ff = K_{pre} \cdot \left(\frac{\tau_1 \cdot s + 1}{\tau_2 \cdot s + 1} \right) \cdot (I - 170)$$

En la **Figura 65**, podemos observar como quedaría el esquema del Simulink tras realizar dichas modificaciones.

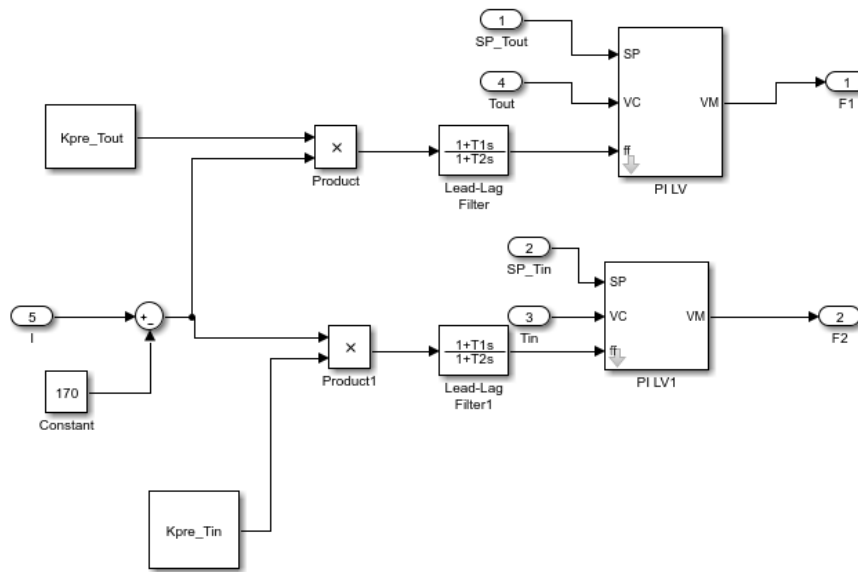


Figura 65: Simulink para controlador PI con prealimentación dinámica.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 66** y el frente de Pareto en la **Figura 67** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

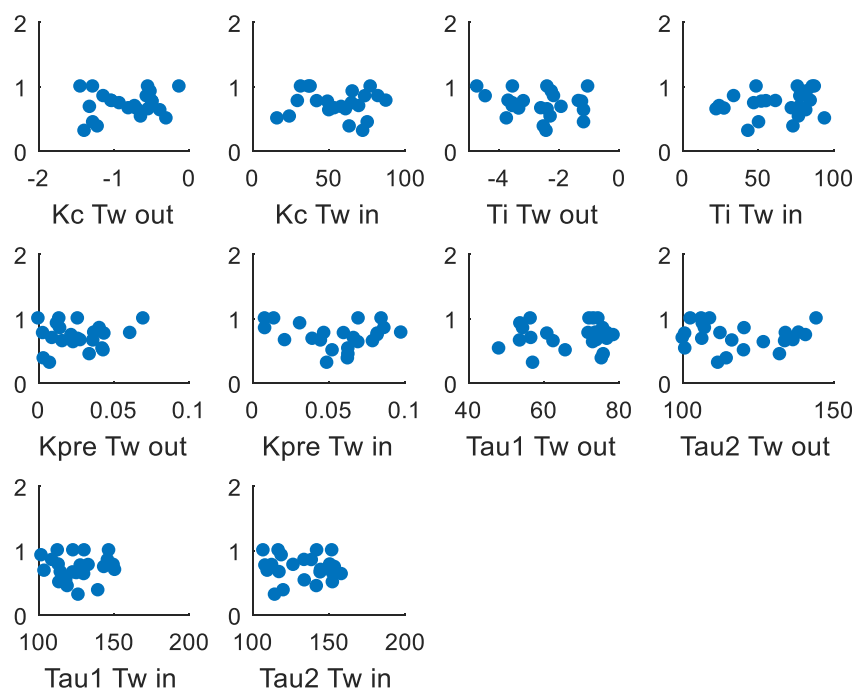


Figura 66: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador PI con prealimentación dinámica.

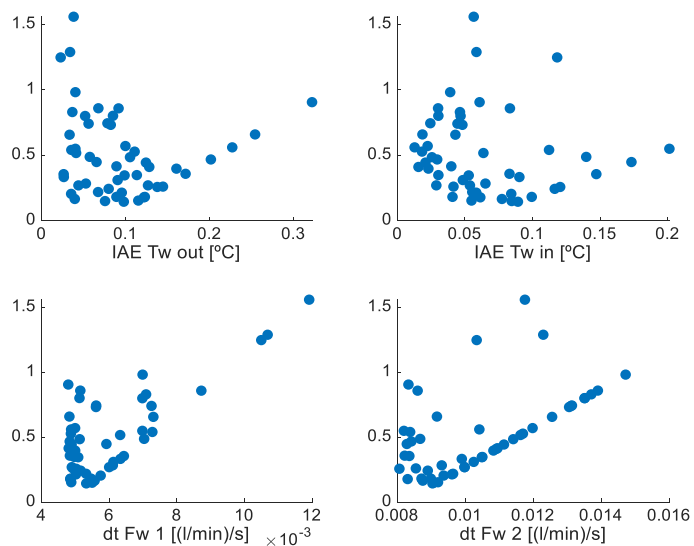


Figura 67: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación dinámica

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 68**, **Figura 69** y **Figura 70** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 26, 27, 28.

Parámetros		Objetivos	
Kc T_{wout}	-2.7588	IAE T_{wout}	0.0229
Kc T_{win}	-2.6628	IAE T_{win}	0.1183
Ti T_{wout}	96.9517	dt Fw 1	0.0105
Ti T_{win}	64.9215	dt Fw 2	0.0103
Kpre T_{wout}	0.0358		
Kpre T_{win}	0.0204		
τ_1 T_{wout}	215.7064		
τ_2 T_{wout}	171.4632		
τ_1 T_{win}	93.0483		
τ_2 T_{win}	146.533		

Tabla 26: Valores cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.

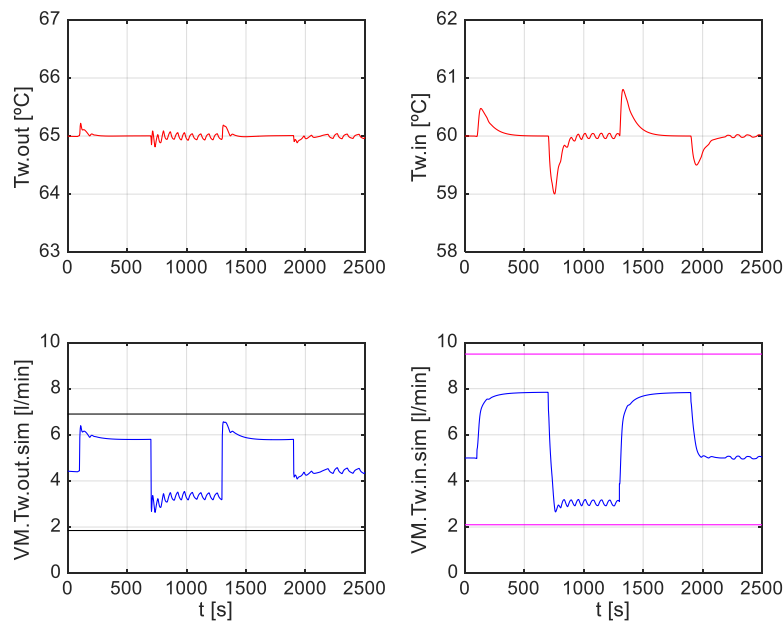


Figura 68: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.1360	IAE Tw out	0.2272
Kc Twin	-3.6984	IAE Tw in	0.0127
Ti Twout	14.5285	dt Fw 1	0.0049
Ti Twin	38.8239	dt Fw 2	0.0104
Kpre Twout	0.0161		
Kpre Twin	0.0782		
τ_1 Twout	111.8391		
τ_2 Twout	223.8900		
τ_1 Twin	300.2004		
τ_2 Twin	275.272		

Tabla 27: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.

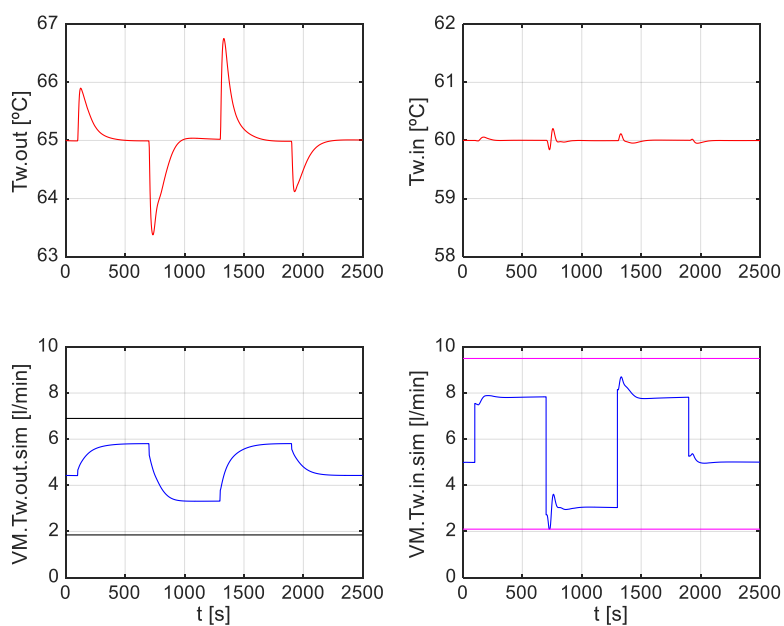


Figura 69: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con prealimentación dinámica.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-0.8644	IAE Tw out	0.0980
Kc Twin	-0.9265	IAE Tw in	0.0892
Ti Twout	93.7096	dt Fw 1	0.0053
Ti Twin	27.2679	dt Fw 2	0.0090
Kpre Twout	0.0280		
Kpre Twin	0.0713		
τ_1 Twout	349.3907		
τ_2 Twout	332.3746		
τ_1 Twin	263.6859		
τ_2 Twin	354.3127		

Tabla 28: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación dinámica.

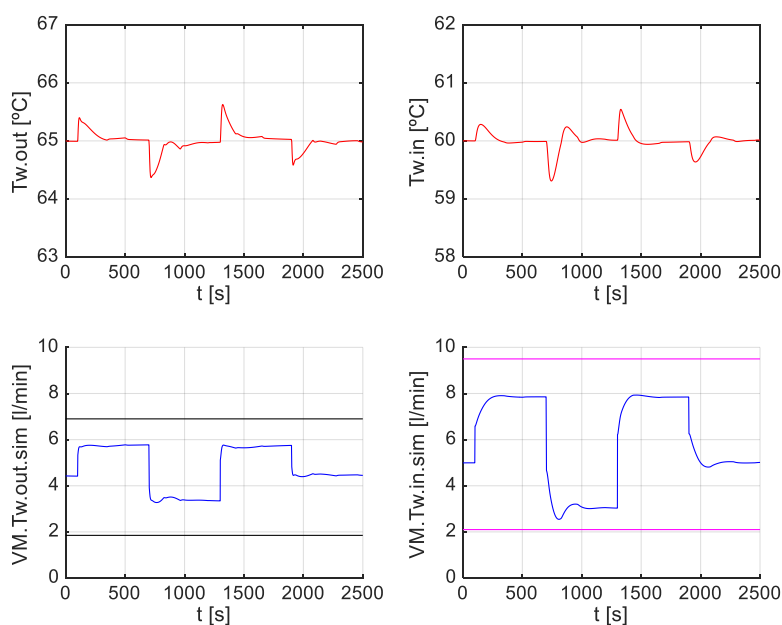


Figura 70: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación dinámica.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Finalmente, en la **Figura 71**, **Figura 72**, **Figura 73**, **Figura 74** y **Figura 75**, muestran el Frente de Pareto, las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito y la norma QI, respectivamente, comparando los resultados de esta simulación con los obtenidos al controlar con un PI añadiéndole la prealimentación estática que tan buenos resultados ha dado.

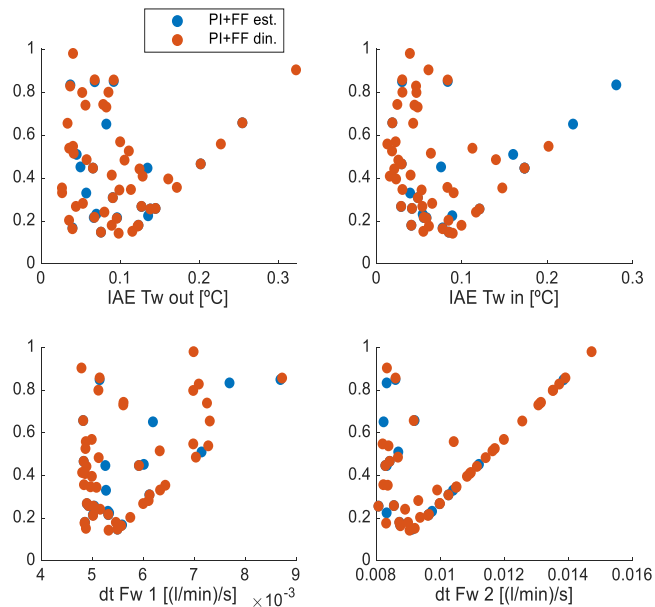


Figura 71: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI con prealimentación dinámica.

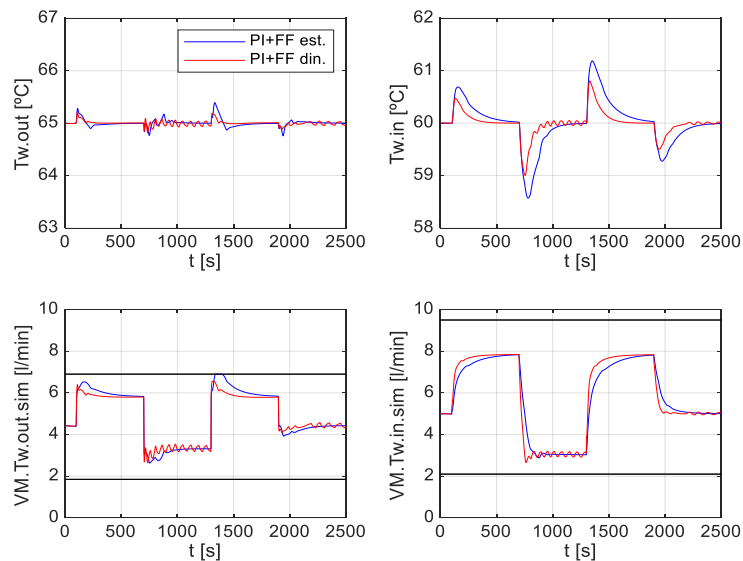


Figura 72: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI con prealimentación dinámica.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

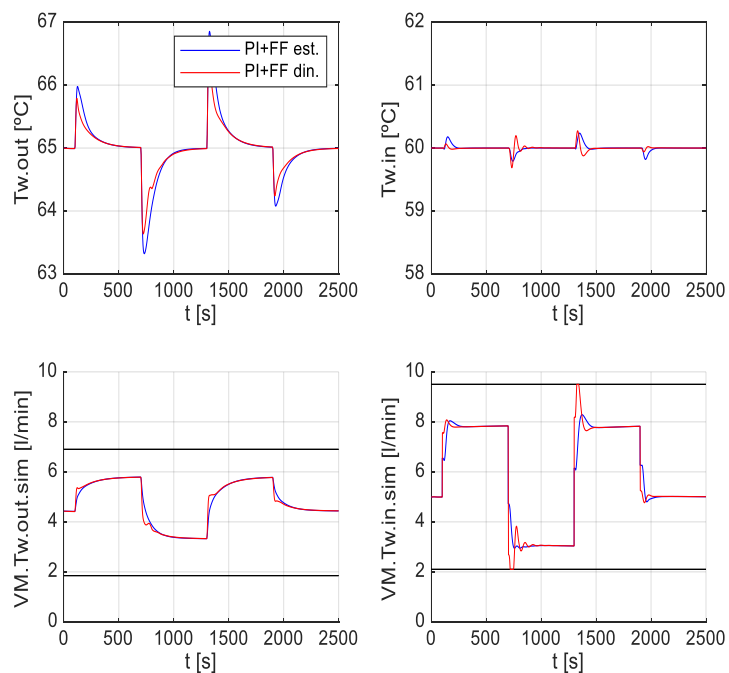


Figura 73: Respuesta del sistema cuando $T_w \text{ in}$ es mínimo en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI con prealimentación dinámica.

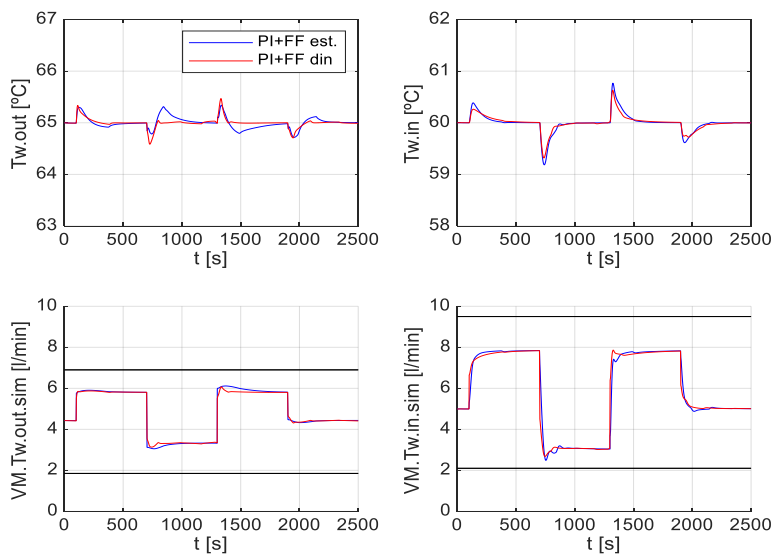


Figura 74: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con prealimentación estática vs controlador PI con prealimentación dinámica.

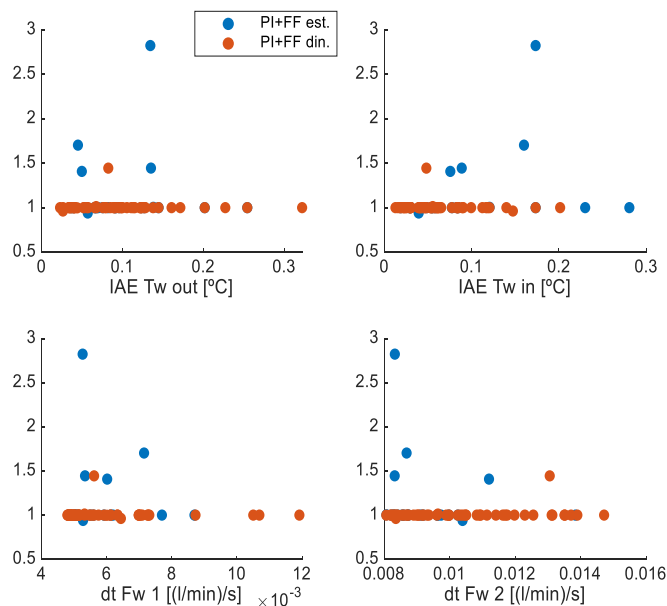


Figura 75: Norma QI en controlador PI con prealimentación estática vs en controlador PI con prealimentación dinámica

Observando la **Figura 71**, no es posible conocer con exactitud qué Frente de Pareto tiene dominancia sobre el otro.

En las **Figuras 72, 73 y 74** se puede ver en todas hay una ligera mejoría cuando se utiliza una prealimentación dinámica respecto a cuándo se utiliza la estática, sobre todo, si nos fijamos en la última de ellas, la que minimiza la norma infinito, se puede observar que la respuesta de la temperatura de salida se estabiliza antes y en las dos primeras se disminuye la sobreoscilación. Por lo que con casi toda seguridad, podremos concluir que los resultados de esta simulación mejorarían ligeramente a los de los controladores PI con prealimentación estática.

Además, se puede observar cierta dominancia en los resultados de cuando se implementa la prealimentación dinámica sobre cuando se implementa la estática al aplicar la *QI norm*, por tanto, elegiremos controlar mediante una prealimentación dinámica.

4.4. CONTROL PI CON DESACOPLAMIENTOS

Como se ha descartado el uso de controladores PID, a continuación se mostrarán los resultados obtenidos con reguladores del tipo PI y añadiéndole un bloque de desacoplamiento.

Para el estudio de los desacoplamientos, se han utilizado dos variantes, en primer lugar se ha estudiado la inclusión de desacoplamientos estáticos, es decir, que solo incluyan la ganancia sin tener en cuenta las funciones de transferencia y en segundo lugar desacoplamientos dinámicos, sabemos que estos suelen dar malos resultados, pero se demostrará gráficamente.

4.4.1. CONTROL PI CON DESACOPLAMIENTOS ESTÁTICOS

En este apartado se mostraran los resultados obtenidos al realizar desacoplamiento estáticos a los controladores PI con los que cuenta actualmente la planta.

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 29 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los de la simulación en la que solamente se controlaba mediante los dos reguladores PI, pero añadiendo el intervalo para la ganancia de los desacoplamientos. El rango elegido para estos nuevos términos, se ha determinado calculando sus valores suponiendo que el modelo fuera lineal como se explicó en el capítulo anterior y dándole un rango de aproximadamente $\pm 10\%$.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Do Twout	Do Twin
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(-1.2,0)	(0,0.5)

Tabla 29: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con desacoplamiento estáticos.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del mismo modo que para las simulaciones anteriores.

Al esquema implementado en Simulink para los controladores PI se le han realizado una serie de modificaciones que podemos observar en la **Figura 76**.

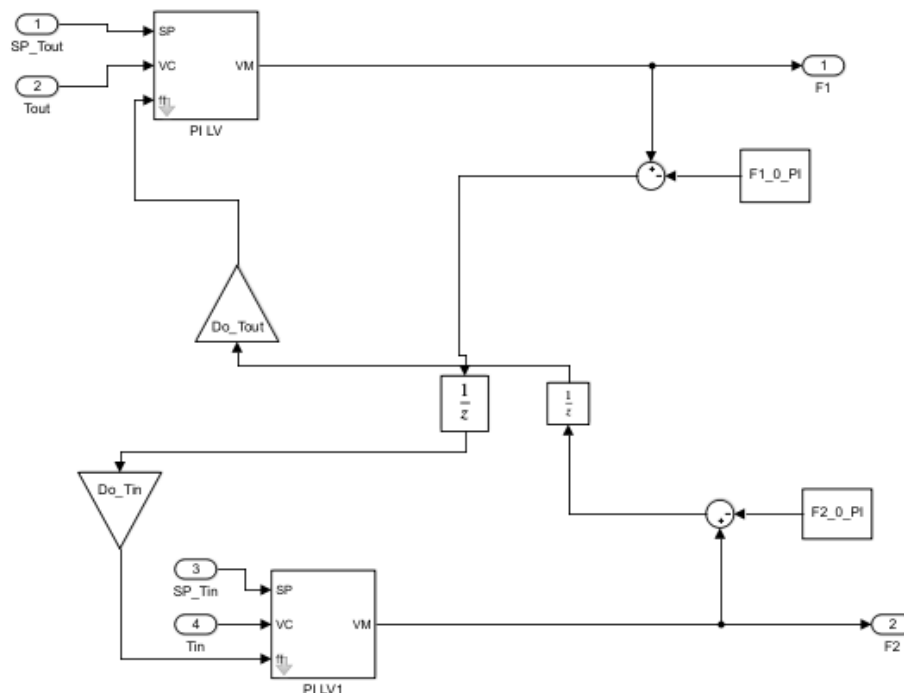


Figura 76: Simulink para controlador PI con desacoplamiento estáticos.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 77** y el frente de Pareto en la **Figura 78** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

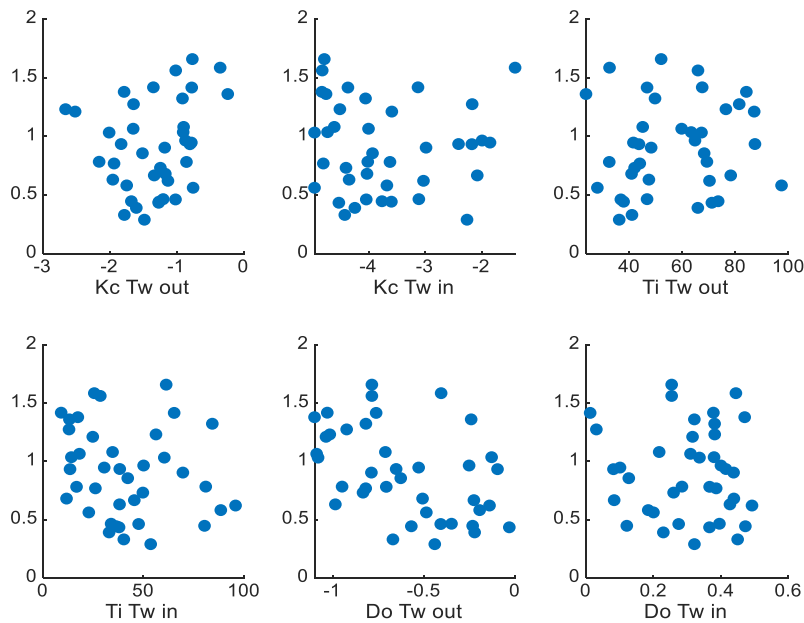


Figura 77: Conjunto de Pareto de los parámetros en PI con desacoplamientos estáticos.

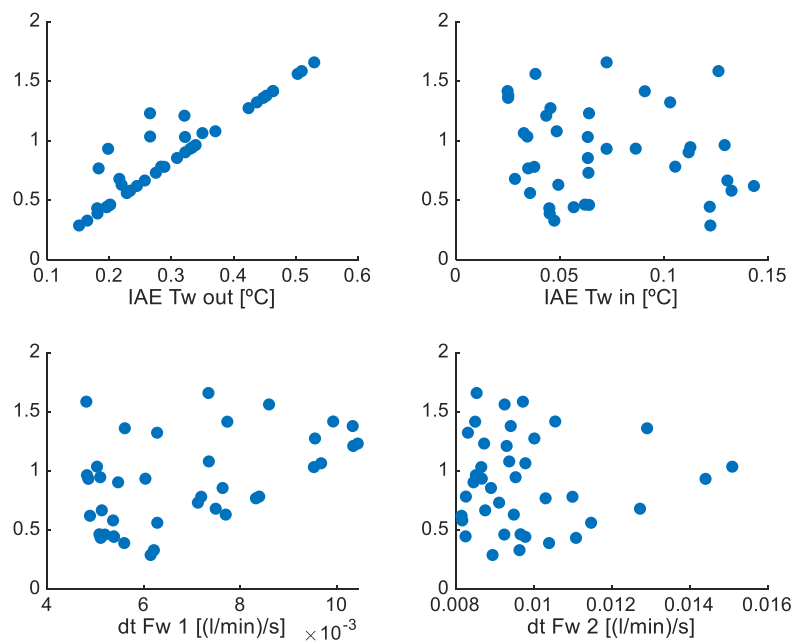


Figura 78: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

La **Figura 79**, **Figura 80** y **Figura 81** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 9, 10 y 11.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.4843	IAE Tw out	0.1513
Kc Twin	-2.2609	IAE Tw in	0.1223
Ti Twout	36.1670	dt Fw 1	0.0061
Ti Twin	53.6690	dt Fw 2	0.0089
Do Twout	-0.4409		
Do Twin	0.3216		

Tabla 30: Valores cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con desacoplamiento estáticos.

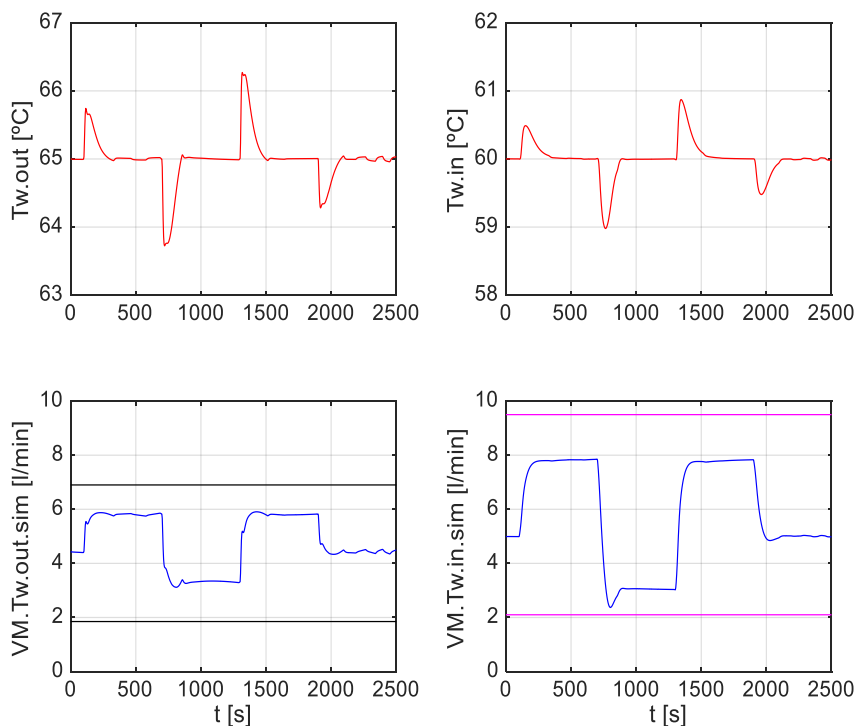


Figura 79: Respuesta del sistema cuando T_{wout} es mínimo en controlador PI con desacoplamiento estáticos.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.3499	IAE Tw out	0.4637
Kc Twin	-3.1295	IAE Tw in	0.0249
Ti Twout	67.5036	dt Fw 1	0.0099
Ti Twin	9.0369	dt Fw 2	0.0105
Do Twout	-1.0308		
Do Twin	0.3779		

Tabla 31: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

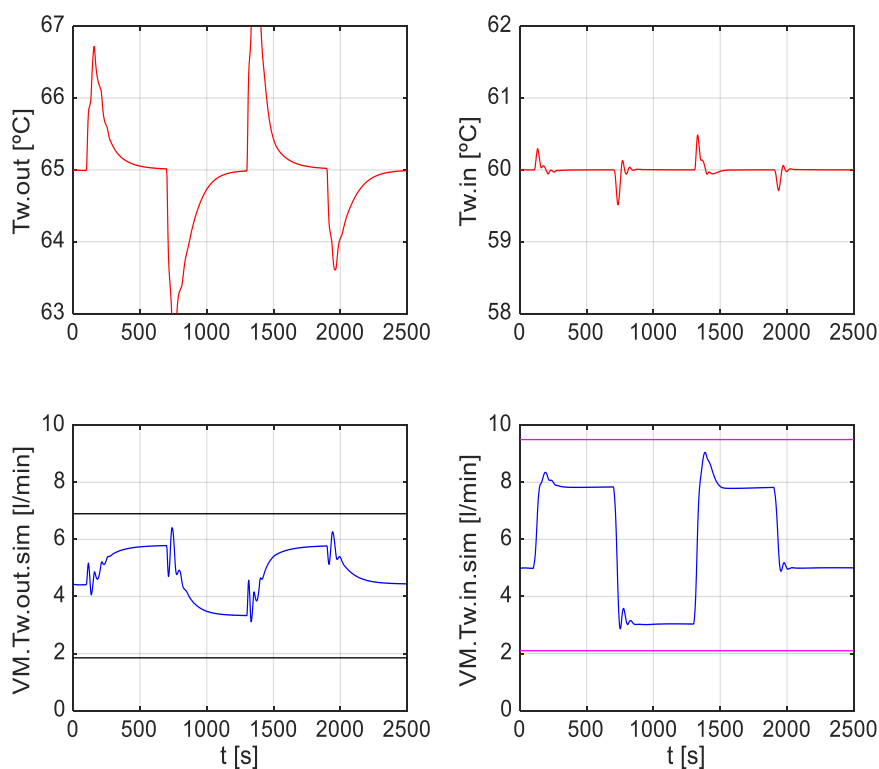


Figura 80: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con desacoplamiento estáticos.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.4843	IAE Tw out	0.1513
Kc Twin	-2.2609	IAE Tw in	0.1223
Ti Twout	36.1670	dt Fw 1	0.0061
Ti Twin	53.6690	dt Fw 2	0.0089
Do Twout	-0.4409		
Do Twin	0.3216		

Tabla 32: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

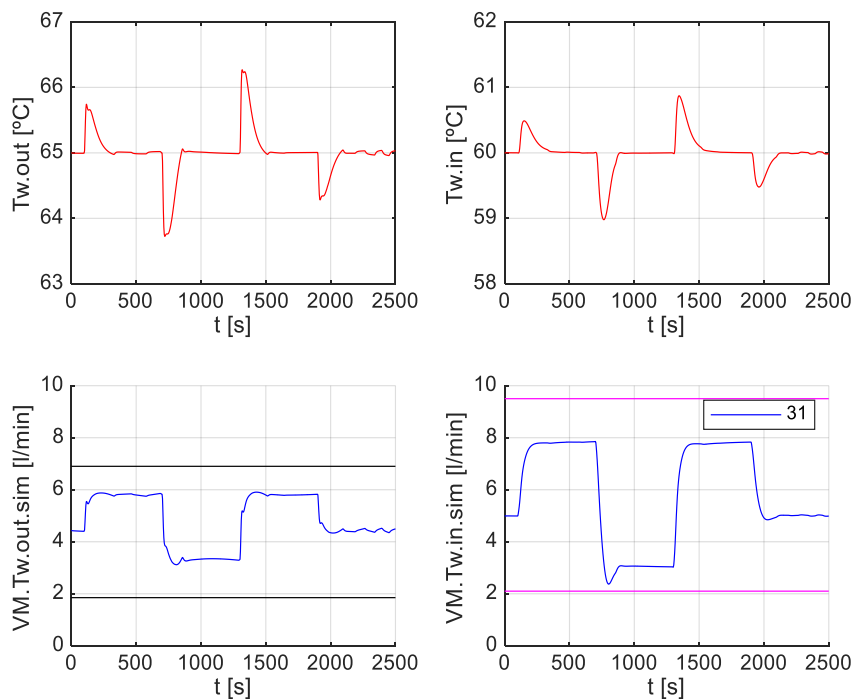


Figura 81: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

En esta simulación, como puede observarse el caso en que se minimiza la Twout coincide con el caso en que se minimiza la norma infinito de los objetivos.

Finalmente, en la **Figura 82**, **Figura 83**, **Figura 84**, **Figura 85** y **Figura 86**, muestran el Frente de Pareto, las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la Twout, Twin y la norma infinito y la norma QI, respectivamente, comparando los resultados de esta simulación con los obtenidos al controlar con un PI.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

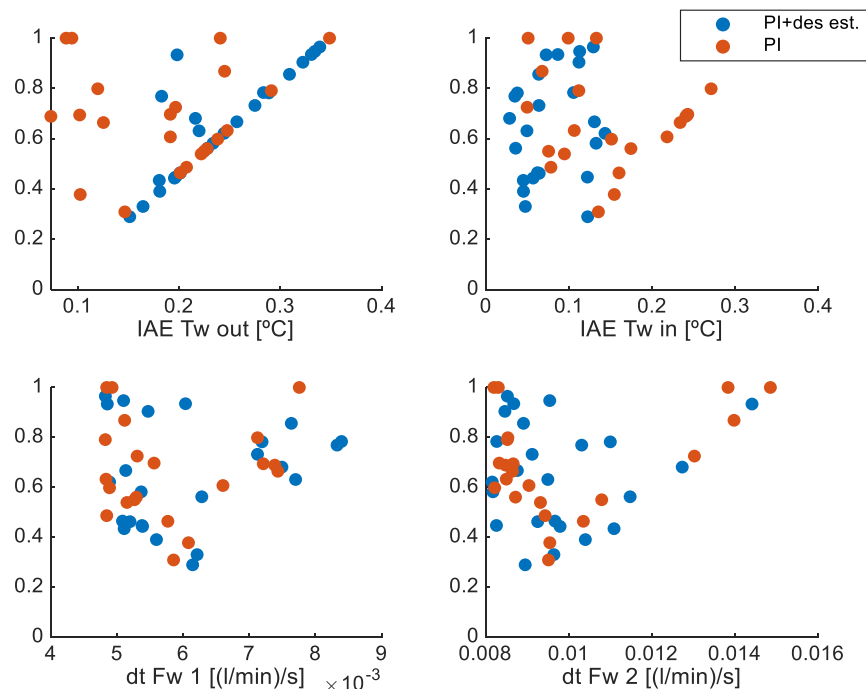


Figura 82: Conjunto de Pareto de los objetivos en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

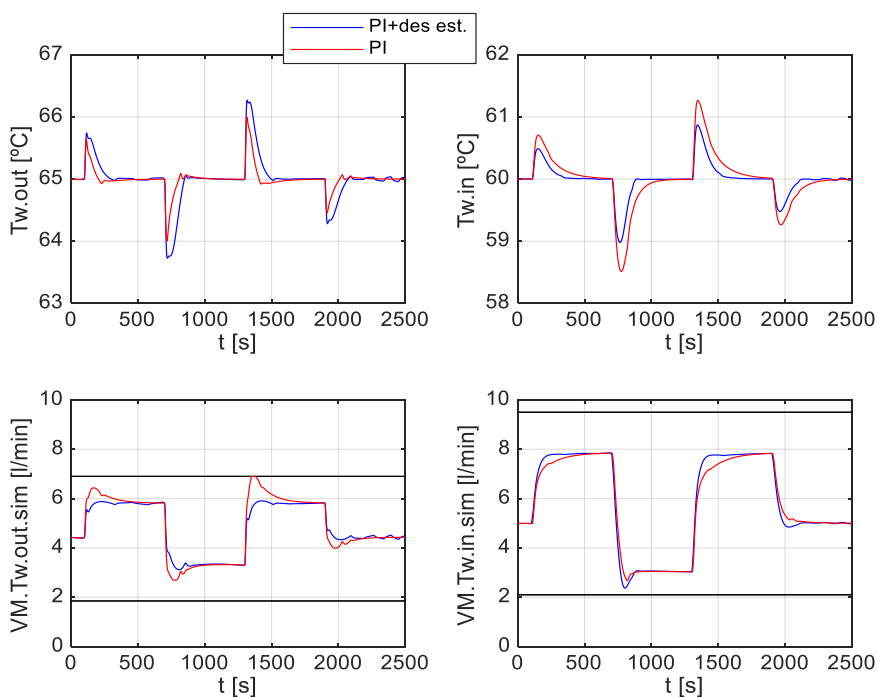


Figura 83: Respuesta del sistema cuando Tw out es mínimo en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

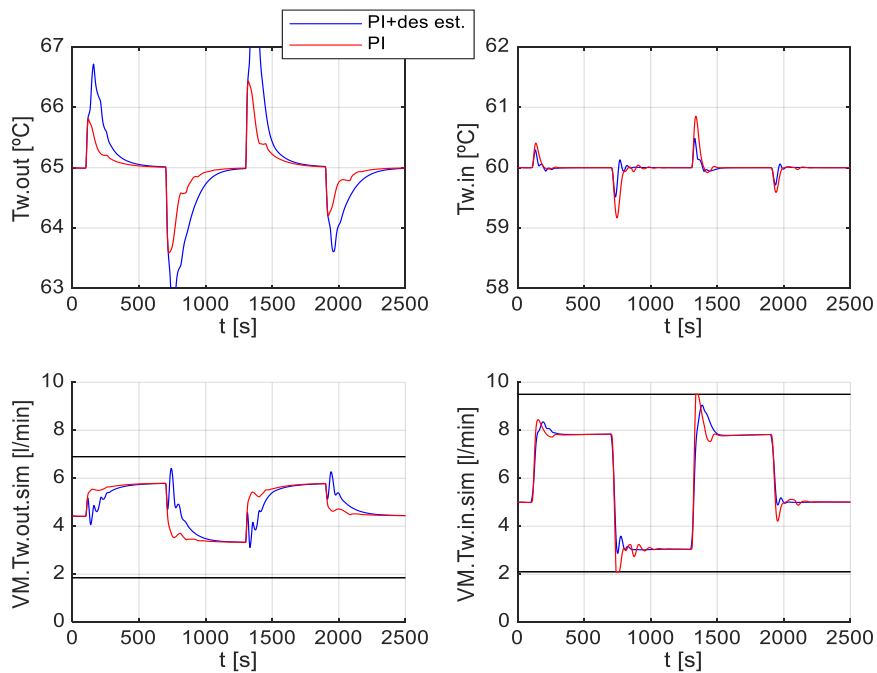


Figura 84: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

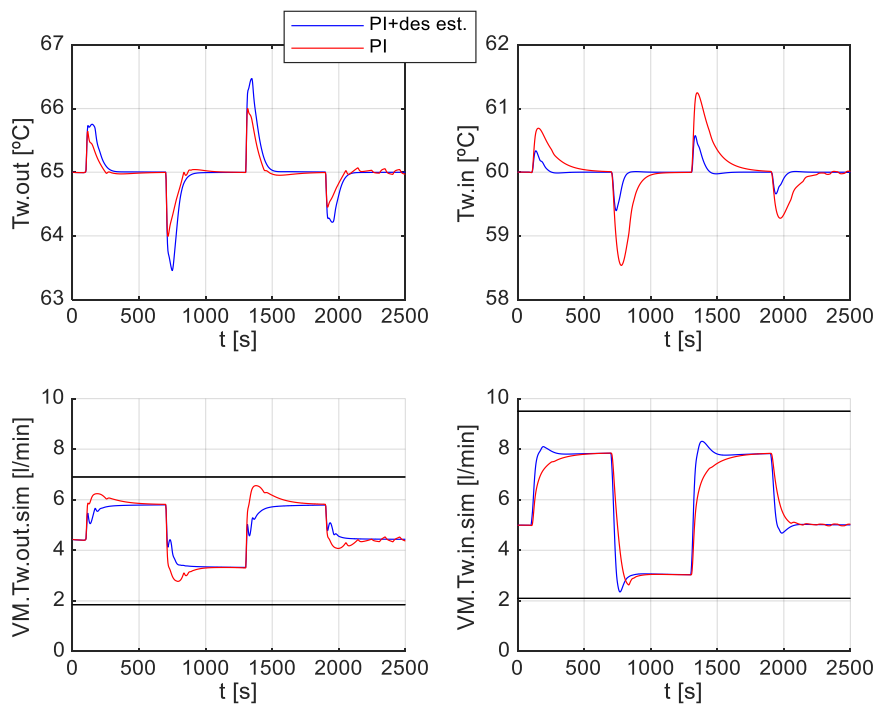


Figura 85: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

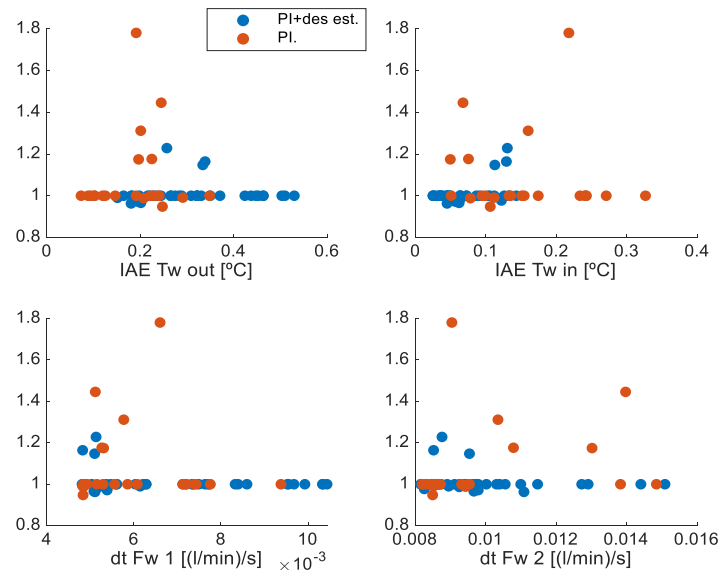


Figura 86: Norma QI en controlador PI vs en controlador PI con desacoplamientos estáticos.

Observando la **Figura 82**, es difícil de asegurar cuál de los dos tipos de control va a dar mejores resultados, pues los frentes de Pareto son bastante parejos.

En las **Figuras 83, 84 y 85** se observa que el implementar desacoplamientos consigue mejores resultados que utilizar solamente un PI, pues se consigue mejorar la T_{wout} cuando se busca minimizar esta, también se mejora la T_{win} cuando el criterio seguido es minimizar este objetivo y finalmente al realizar la simulación con el control que minimiza la norma infinito, no se puede sacar ninguna conclusión, pues el PI solo mejora la T_{wout} pero cuando se le añade el desacoplamiento, se mejora la T_{win} .

Además, se puede observar algo de dominancia del PI con el desacoplamiento sobre el PI al aplicar la norma QI , por tanto, se podría añadir desacoplamientos estáticos para mejorar los resultados obtenidos cuando se controla con los reguladores PI.

4.4.2. CONTROL PI CON DESACOPLAMIENTOS DINAMICOS

En este apartado se mostraran los resultados obtenidos al realizar desacoplamientos dinámicos a los controladores PI con los que cuenta actualmente la planta.

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 34 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos rangos son idénticos a los de la simulación con desacoplamientos estáticos, pero añadiendo el intervalo para la parte dinámica (para el polo y el cero de cada una de los dos desacoplamientos). El rango elegido para estos nuevos términos, se ha determinado inicialmente calculando sus valores suponiendo que

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

el modelo fuera lineal como se explicó en el capítulo anterior y dándole un rango de aproximadamente $\pm 20\%$ estos se observan en la Tabla 33, pero al dar resultados sumamente extraños se ha optado por dar un rango suficientemente amplio como para encontrar resultados algo mejores, los correspondientes a la Tabla 34.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Do Twout
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(-1.2,0)
Do Twin	τ_1 Twout	τ_2 Twout	τ_1 Twin	τ_2 Twin
(0,0.5)	(50,80)	(150,200)	(105,145)	(0,3)

Tabla 33: Rango de parámetros inicialmente utilizados en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Do Twout
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(-1.2,0)
Do Twin	τ_1 Twout	τ_2 Twout	τ_1 Twin	τ_2 Twin
(0,0.5)	(5,200)	(5,200)	(5,200)	(5,200)

Tabla 34: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se ha configurado del mismo modo que para las simulaciones anteriores.

Al esquema implementado en Simulink para los controladores PI se le han realizado una serie de modificaciones que podemos observar en la **Figura 87**.

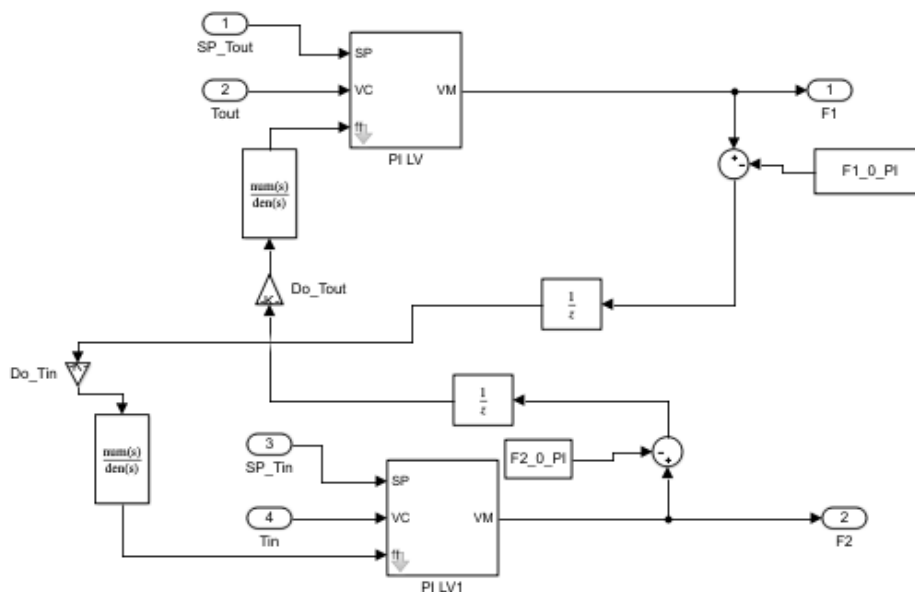


Figura 87: Simulink para controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 88** y el frente de Pareto en la **Figura 89** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

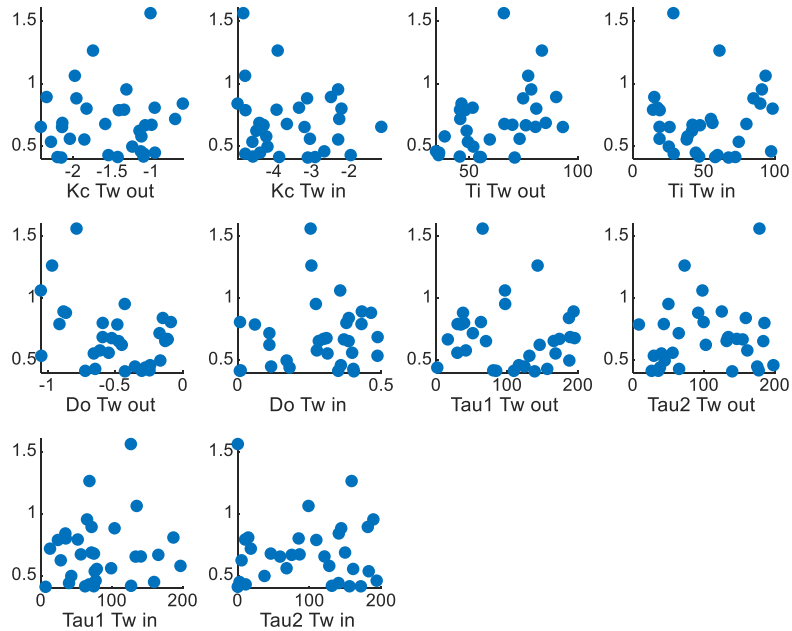


Figura 88: Conjunto de Pareto de los parámetros en PI con desacoplamientos dinámicos.

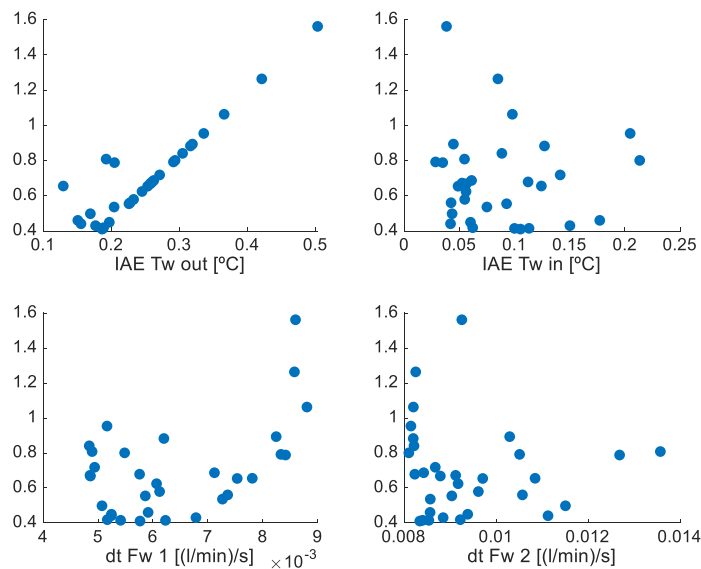


Figura 89: Frente de Pareto de los objetivos en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 90**, **Figura 91** y **Figura 92** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 35, 36, 37.

Parámetros		Objetivos	
Kc T_{wout}	-2.4170	IAE $T_{w out}$	0.1296
Kc T_{win}	-1.1578	IAE $T_{w in}$	0.1243
Ti T_{wout}	80.4482	dt Fw 1	0.0078
Ti T_{win}	18.8031	dt Fw 2	0.0108
Do T_{wout}	-0.1300		
Do T_{win}	0.2826		
τ_1 T_{wout}	165.7389		
τ_2 T_{wout}	132.1102		
τ_1 T_{win}	140.8506		
τ_2 T_{win}	120.9248		

Tabla 35: Valores cuando $T_{w out}$ es mínimo en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

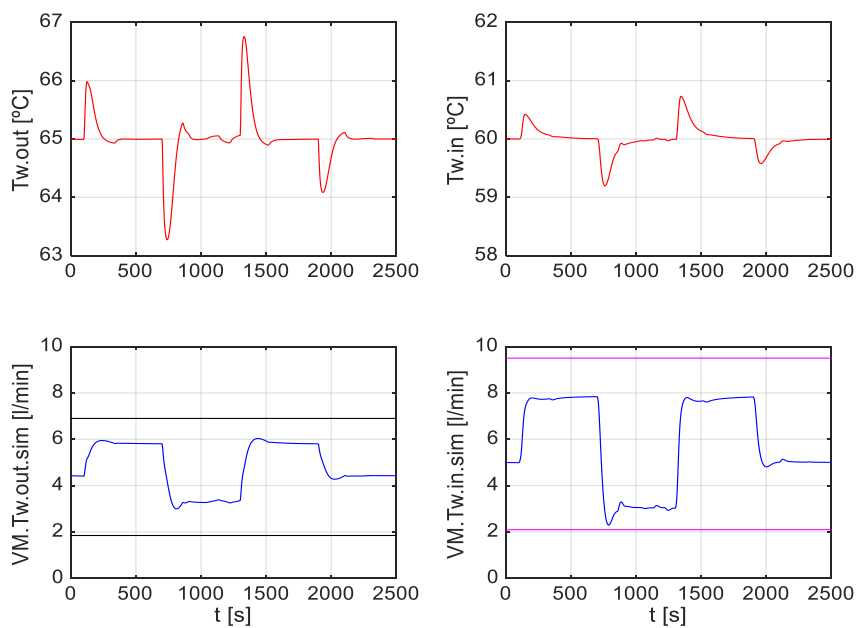


Figura 90: Respuesta del sistema cuando $T_{w out}$ es mínimo en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-1.3532	IAE Tw out	0.2915
Kc Twin	-3.9418	IAE Tw in	0.0284
Ti Twout	45.7778	dt Fw 1	0.0083
Ti Twin	14.2299	dt Fw 2	0.0105
Do Twout	-0.9124		
Do Twin	0.4311		
τ_1 Twout	30.3214		
τ_2 Twout	43.6583		
τ_1 Twin	52.0294		
τ_2 Twin	10.5024		

Tabla 36: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

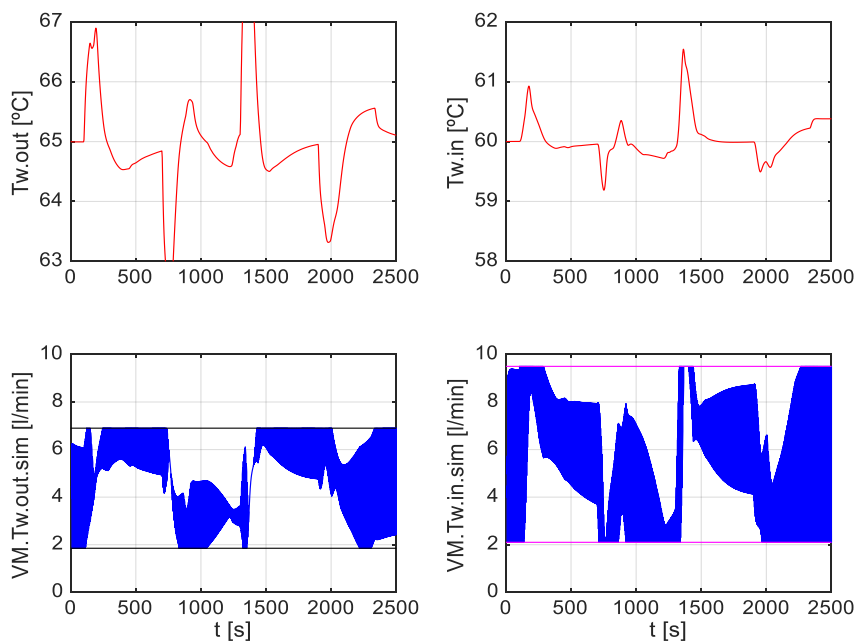


Figura 91: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador PI con desacoplamiento dinámicos.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
Kc Twout	-2.1556	IAE Tw out	0.1866
Kc Twin	-3.1113	IAE Tw in	0.1053
Ti Twout	70.8783	dt Fw 1	0.0058
Ti Twin	67.3968	dt Fw 2	0.0083
Do Twout	-0.4280		
Do Twin	0.4044		
τ_1 Twout	138.8810		
τ_2 Twout	139.9469		
τ_1 Twin	6.7156		
τ_2 Twin	0.2673		

Tabla 37: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

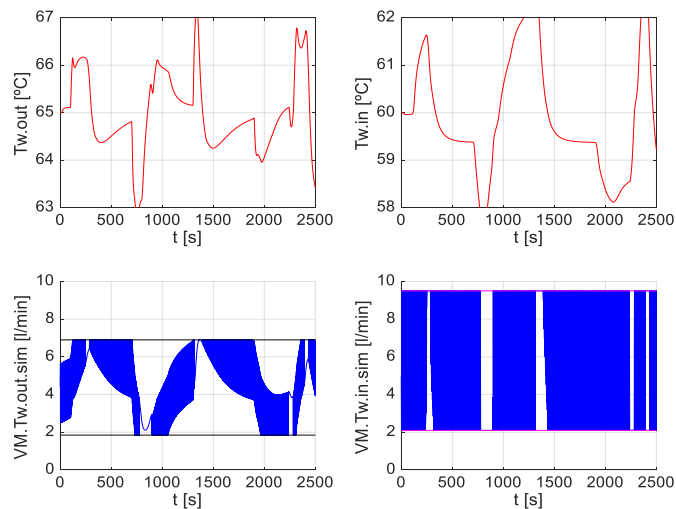


Figura 92: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador PI con desacoplamientos dinámicos.

Como ya se adelantó, los resultados cuando se utilizaban desacoplamientos dinámicos no iban a ser buenos, debido a la dificultad de adaptar las funciones de transferencia del sistema para obtener el bloque de desacoplamientos con un solo cero y un polo. Por eso, para los desacoplamientos solamente se suele tomar la ganancia a fin de evitar soluciones tan desastrosas como estas.

Por tanto, a la vista de los resultados de todos estos apartados, se va a decidir implementar un control con reguladores PI, con prealimentación dinámica para cada lazo y desacoplamientos estáticos.

4.5. CONTROL MEDIANTE PI CON PREALIMENTACIÓN DINÁMICA Y DESACOPLAMIENTOS ESTÁTICOS

Como se ha podido observar, se mejoran los resultados que se obtenían cuando se controlaba mediante reguladores PI, tanto en el caso de añadirles prealimentaciones, como cuando se le añadían desacoplamientos estáticos. Se va a realizar una prueba en la que se juntan ambos con la intención de comprobar si los resultados superan a los mejores resultados obtenidos hasta el momento, es decir, cuando se controla mediante prealimentaciones dinámicas.

Se mantiene la restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación.

La Tabla 38 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Kpre Twout	Kpre Twin
(-5, -0.1)	(-5, -0.1)	(1,100)	(1,100)	(0,0.12)	(0,0.1)
τ_1 Twout	τ_2 Twout	τ_1 Twin	τ_2 Twin	Do Twout	Do Twin
(1,400)	(1,400)	(1,400)	(1,400)	(-1.2,0)	(0,0.5)

Tabla 38: Rango de parámetros utilizados en controlador PI con prealimentación dinámica y desacoplamientos estáticos.

Al esquema implementado en Simulink para los controladores PI se le han realizado una serie de modificaciones que podemos observar en la **Figura 93**.

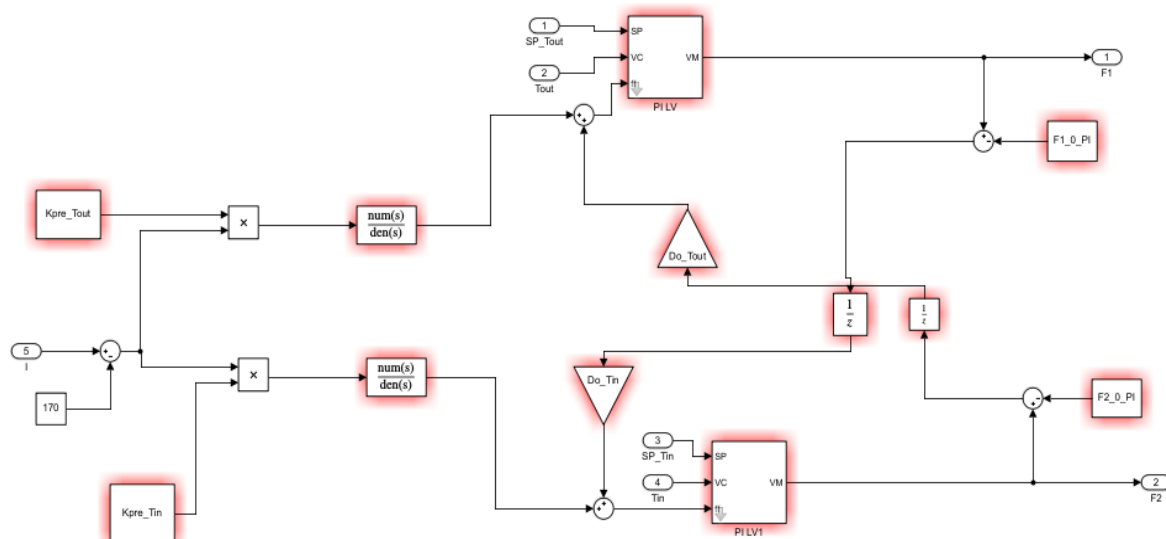


Figura 93: Simulink para controlador PI con prealimentaciones dinámicas y desacoplamientos estáticos

El algoritmo optimizador ev-MOGA se programa de igual modo que en los casos anteriores, pero con una diferencia. La población inicial tomada será la suma del conjunto de Pareto obtenido para el caso

de utilizar solamente la prealimentación dinámica añadiendo ceros en el resto de parámetros y del conjunto de Pareto resultante para el caso de utilizar desacoplamientos estáticos añadiendo ceros a los demás parámetros.

Los resultados que se toman como más representativos explicados anteriormente. Coinciden con los que se obtenían en el control mediante prealimentación dinámica, por lo que se concluye que añadir los desacoplamientos no daría ninguna mejora.

4.6. CONTROL PREDICTIVO

En este apartado se mostrarán los resultados obtenidos tras realizar una simulación con un control predictivo del tipo QDMC (un control DMC al que se le han añadido restricciones).

Este tipo de control, que en general suele dar buenos resultados, genera incertidumbre en la aplicación a nuestro problema, pues el modelo que tenemos tiene un comportamiento no lineal muy fuerte y esto provoca que este tipo de controladores basados en predicciones no reflejen con bastante exactitud la realidad del sistema. Por tanto, como en el apartado de desacoplamientos dinámicos, se mostrarán los resultados obtenidos saltándonos el apartado cuarto de comparativa, si no se observa ninguna posibilidad de mejoría respecto al PI con prealimentación dinámica que es el mejor que hemos encontrado hasta el momento.

La restricción de error máximo de 0,033 en régimen permanente ante cambios en la perturbación que se estableció en las simulaciones anteriores se ha de aumentar, pues sino el algoritmo no encuentra ningún resultado que cumpliera con esto y se establece en 0,1.

La Tabla 39 muestra los límites de espacio de búsqueda de cada parámetro. Estos, se han obtenido tras un tanteo para ver en que intervalo se encontraban los mejores resultados. Además se ha fijado el valor del horizonte de control de $c=1$, pues cuando se han realizado pruebas con otros valores mayores el coste computacional era demasiado grande para el equipo. Por tanto, se descartó de inmediato darle valor $c=2$ y con mayor motivo añadir c como un cuarto parámetro.

α_2	λ_1	λ_2
(5, 10)	(5, 15)	(5,15)

Tabla 39: Rango de parámetros utilizados con controlador QDMC.

El algoritmo optimizador ev-MOGA se configura del siguiente modo:

- Se tienen los cuatro objetivos a minimizar ya comentados (J1, J2, J3, J4).
- El tamaño de la población utilizada es de 400 individuos.
- Se carece de población inicial que ayude al algoritmo.
- El número de iteraciones o generaciones que realiza el algoritmo es de 1000, pues el coste computacional es mucho mayor que en las anteriores pruebas y tarda días en ejecutarse el programa.
- El número de divisiones por cada dimensión es de 50.

A continuación se muestran el conjunto de Pareto en la **Figura 94** y el frente de Pareto en la **Figura 95** obtenidos tras la simulación mediante LD con norma infinita.

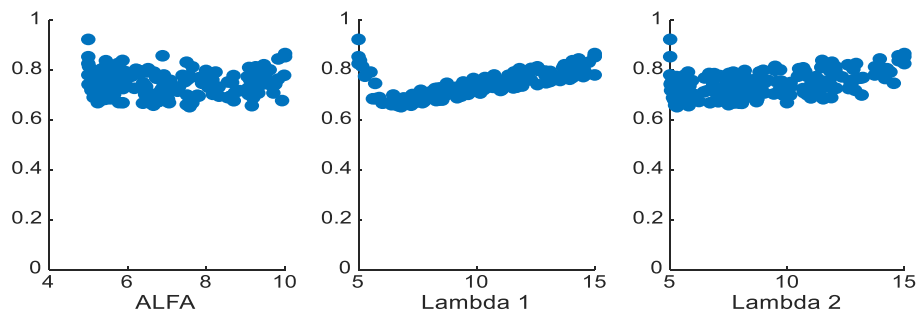


Figura 94: Conjunto de Pareto de los parámetros en controlador QDMC.

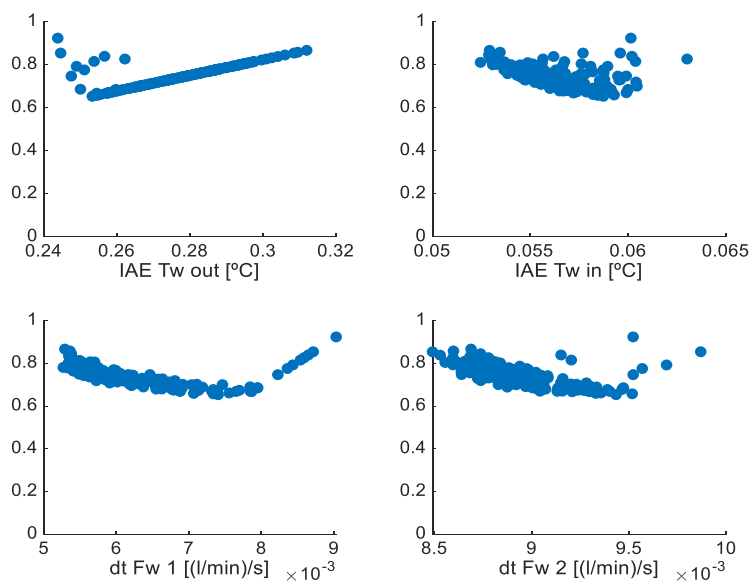


Figura 95: Frente de Pareto de los objetivos en controlador QDMC.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

La **Figura 96**, **Figura 97** y **Figura 98** muestran las simulaciones del sistema con los controles que minimizan la T_{wout} , T_{win} y la norma infinito, respectivamente, así como se pueden observar sus valores en las Tablas 40, 41 y 42.

Parámetros		Objetivos	
α_2	5	IAE $T_{w out}$	0.2438
λ_1	5	IAE $T_{w in}$	0.0601
λ_2	5	dt Fw 1	0.0090
		dt Fw 2	0.0095

Tabla 40: Valores cuando $T_{w out}$ es mínimo en controlador QDMC.

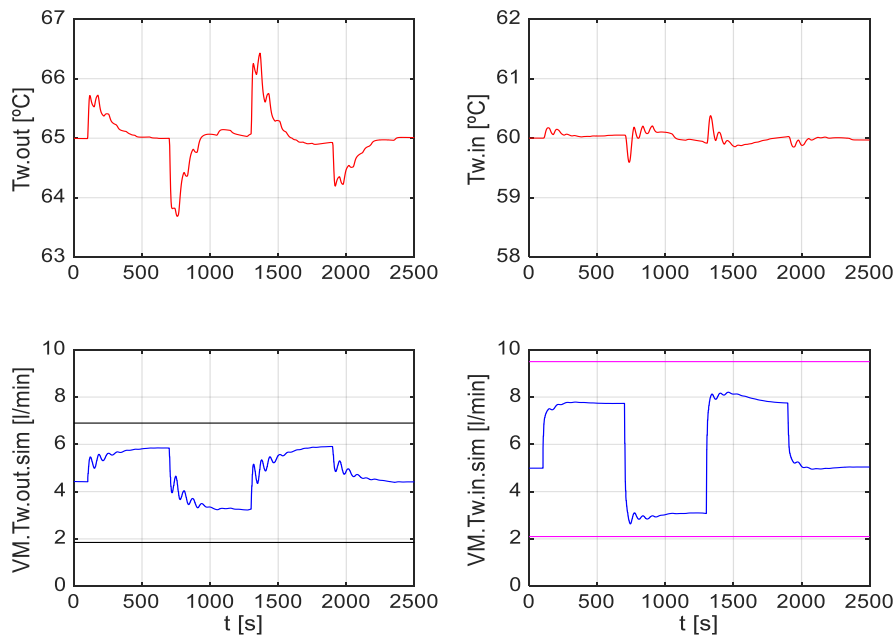


Figura 96: Respuesta del sistema cuando $T_{w out}$ es mínimo en controlador QDMC.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Parámetros		Objetivos	
α_2	9.0854	IAE Tw out	0.2965
λ_1	13.6607	IAE Tw in	0.0525
λ_2	11.4547	dt Fw 1	0.0054
		dt Fw 2	0.0088

Tabla 41: Valores cuando Tw in es mínimo en controlador QDMC.

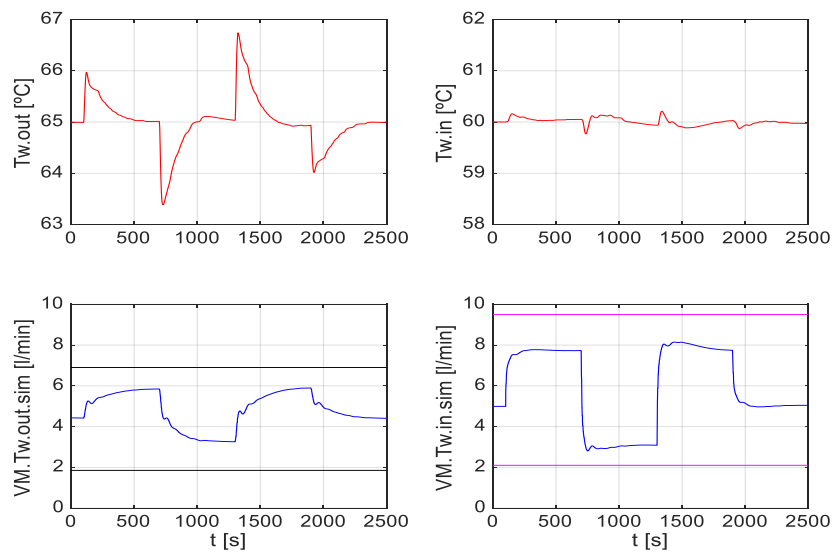


Figura 97: Respuesta del sistema cuando Tw in es mínimo en controlador QDMC.

Parámetros		Objetivos	
α_2	7.5731	IAE Tw out	0.2532
λ_1	6.8002	IAE Tw in	0.0587
λ_2	5.2940	dt Fw 1	0.0074
		dt Fw 2	0.0094

Tabla 42: Valores cuando la norma infinita es mínima en controlador QDMC

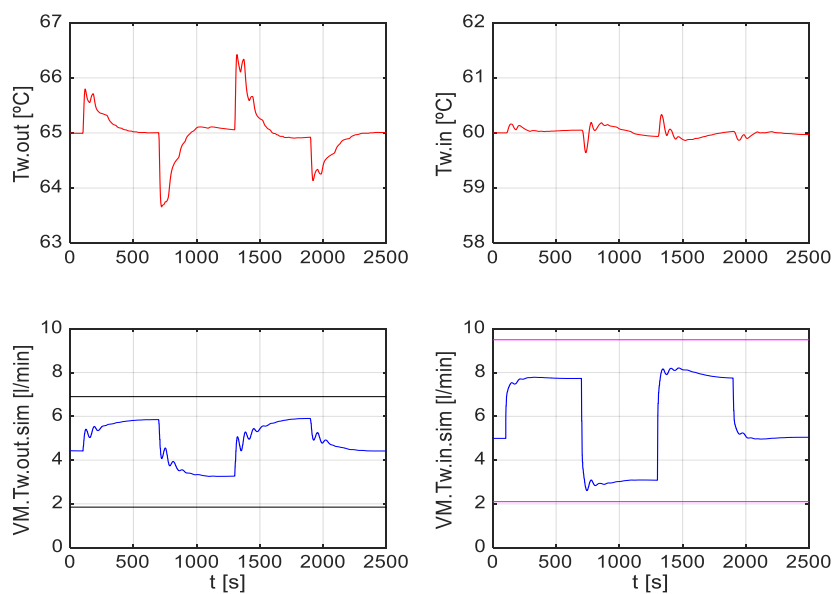


Figura 98: Respuesta del sistema cuando la norma infinita es mínima en controlador QDMC.

Como se ha adelantado, en los resultados obtenidos se aprecia claramente que no hay mejora respecto a los que ya obtuvimos en el control mediante prealimentaciones dinámicas. Por tanto, no se realiza el paso cuarto de comparativa.

4.7. SÍNTESIS DE RESULTADOS

En este apartado se realizará una comparativa a partir de los resultados obtenidos en cada una de las estructuras de control, más específicamente en la Tabla 43 se mostrarán los mínimos valores de cada objetivo obtenidos en cada una de las simulaciones, mientras que en la Tabla 44 se muestran los valores de los objetivos y la norma infinito para conseguir el valor mínimo de esta para cada simulación.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

En estas tablas, se va a remarcar en color verde con qué tipo de control se han encontrado los mejores resultados para el criterio en que se basa la respectiva tabla, así como se remarcarán en color rojo los que peores resultados ofrezcan.

Simulación	J1 (dt Fw 1)	J2 (dt Fw 1)	J3 (IAE Tw out)	J4 (IAE Tw in)
PI	0.0048	0.0082	0.0735	0.0496
PID N=5	0.0048	0.0082	0.0615	0.0613
PID N variable y cte	0.0048	0.0082	0.0590	0.0597
PID n variable e indep.	0.0048	0.0081	0.0614	0.0594
PI + ff estática	0.0048	0.0081	0.0370	0.0186
PI + ff dinámica	0.0048	0.0081	0.0229	0.0127
PI + desacop. estático	0.0048	0.0082	0.1513	0.0249
PI + desacop. dinámico	0.0048	0.0081	0.1296	0.0284
Control predictivo(QDMC)	0.0053	0.0085	0.2438	0.0525

Tabla 43: Resultados cuando se minimiza cada objetivo en cada simulación.

Se puede observar que cuando logramos los mejores resultados a la hora de minimizar la temperatura de salida del agua de la pila es cuando se está controlando mediante controladores PI a los que se le añade su respectiva prealimentación dinámica. Mientras que los peores resultados se obtienen con el control predictivo, pues son bastante peores que los del resto cuando nos ceñimos a este objetivo.

Los mejores resultados atendiendo al criterio de minimizar la temperatura de entrada del agua a la pila se logra también cuando se está controlando mediante reguladores PI a los que se le añade su respectiva prealimentación dinámica. Mientras que los peores resultados se obtienen cuando se controla mediante un PID en el que el filtro de la derivada N se ha tomado constante e igual a 5.

Para finalizar, si analizamos las variaciones de caudal mínimas (objetivos 1 y 2), vemos que son prácticamente las mismas para todas las simulaciones, excepto para el control predictivo. Esto se debe a la población inicial que se utiliza para todas las simulaciones con excepción del control predictivo, al ser esta población la misma y al encontrarse en ella el valor mínimo de los dos primeros objetivos, en todas las simulaciones se repite el mismo valor.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Simulación	J1 (dt Fw 1)	J2 (dt Fw 1)	J3 (IAE Tw out)	J4 (IAE Tw in)	Norma
PI	0.0059	0.0095	0.1466	0.1353	0.3310
PID N=5	0.0061	0.0101	0.1255	0.1312	0.3247
PID N variable y cte	0.0056	0.0090	0.1366	0.1362	0.2725
PID n variable e indep.	0.0061	0.0097	0.1229	0.1367	0.2703
PI + ff estática	0.0055	0.0091	0.0757	0.0846	0.1480
PI + ff dinámica	0.0053	0.0090	0.0980	0.0892	0.1431
PI + desacop. estático	0.0061	0.0089	0.1513	0.1223	0.2899
PI + desacop. dinámico	0.0058	0.0083	0.1866	0.1053	0.411
Control predictivo(QDMC)	0.0074	0.0094	0.2532	0.0587	0.6533

Tabla 44: Resultados cuando se minimiza la norma infinito en cada simulación.

Por otro lado, cuando el criterio que utilizamos a la hora de buscar los mejores resultados del frente de Pareto es el de minimizar la norma infinito de los objetivos, el mejor controlador es el formado por PIs a los que se le añade su respectiva prealimentación dinámica.

Mientras que los peores resultados se obtienen cuando se controla mediante un control predictivo.

4.8. IMPLEMENTACIÓN EN LABVIEW

En primer lugar hay que destacar que se ha partido de un proyecto en LabVIEW ya existente facilitado por el tutor, este consta del modelo no lineal existente controlado mediante dos reguladores PI, siendo una implementación equivalente a la que existe en el laboratorio comentado ya previamente. En la **Figura 99** se puede observar el diagrama de bloques con el control ya existente.

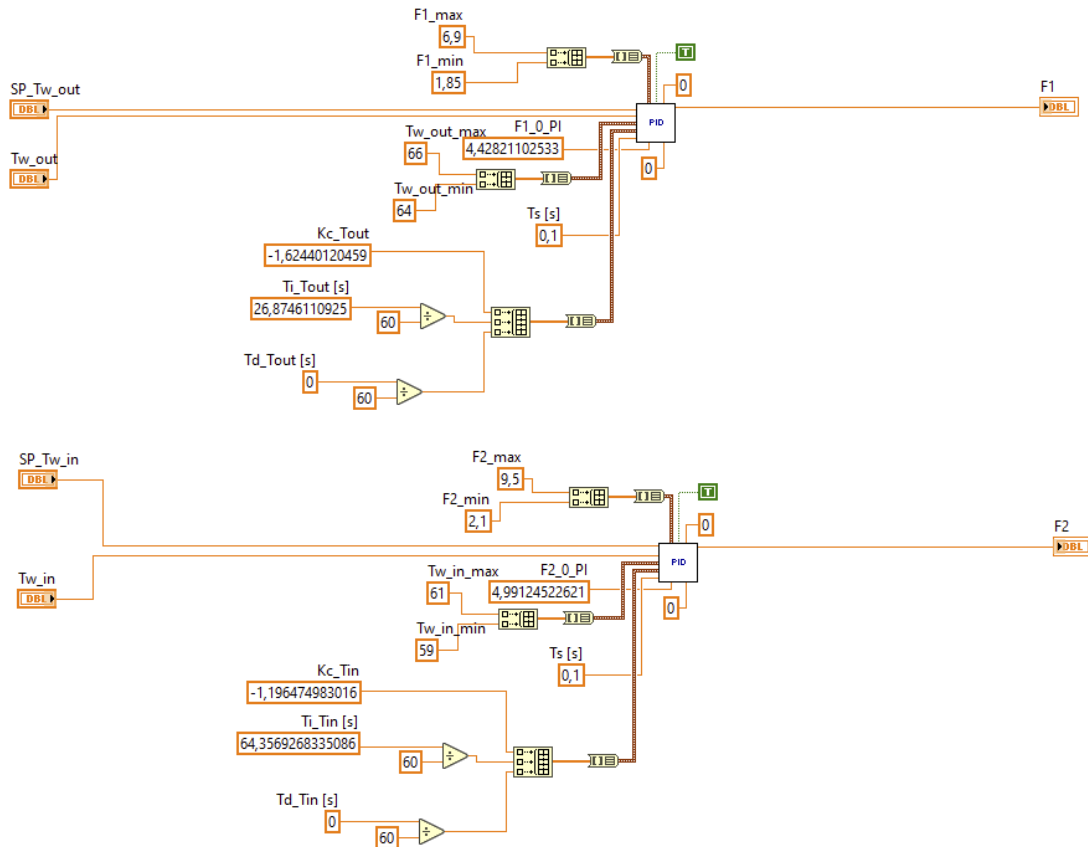


Figura 99: Control en LabVIEW ya existente mediante dos reguladores PI

A partir de ese modelo, se han realizado los cambios oportunos para añadirle una prealimentación dinámica a cada controlador PI, pues es el tipo de control que mejores resultados nos ofreció al diseñar con Matlab. Los valores que se le han dado a cada parámetro son los correspondientes a los utilizados para minimizar la norma infinito de los objetivos y se observan en la Tabla 45.

Kc Twout	Kc Twin	Ti Twout	Ti Twin	Kpre Twout
-0.8644	-0.9265	93.7096	27.2679	0.0280
Kpre Twin	τ_1 Twout	τ_2 Twout	τ_1 Twin	τ_2 Twin
0.0713	349.3907	332.3746	263.6859	354.3127

Tabla 45: Parámetros del control implementado en LabVIEW

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Como en LabVIEW estamos trabajando con bloques discretos y los parámetros de la parte dinámica de la prealimentación son continuos, se han de discretizar las funciones de transferencia de ambas prealimentaciones, esto se hace a través de Matlab con el comando $c2d$, para un periodo de muestreo de 0.1 segundos. Quedando cada una de las funciones de transferencia:

$$\frac{1 + 349.3907 \cdot s}{1 + 332.3746 \cdot s} c2d \rightarrow \frac{1.051 \cdot z - 1.051}{z - 0.9997}$$

$$\frac{1 + 263.6859 \cdot s}{1 + 354.3127 \cdot s} c2d \rightarrow \frac{0.7442 \cdot z - 0.7442}{z - 0.9997}$$

En la **Figura 100** se observa este nuevo control.

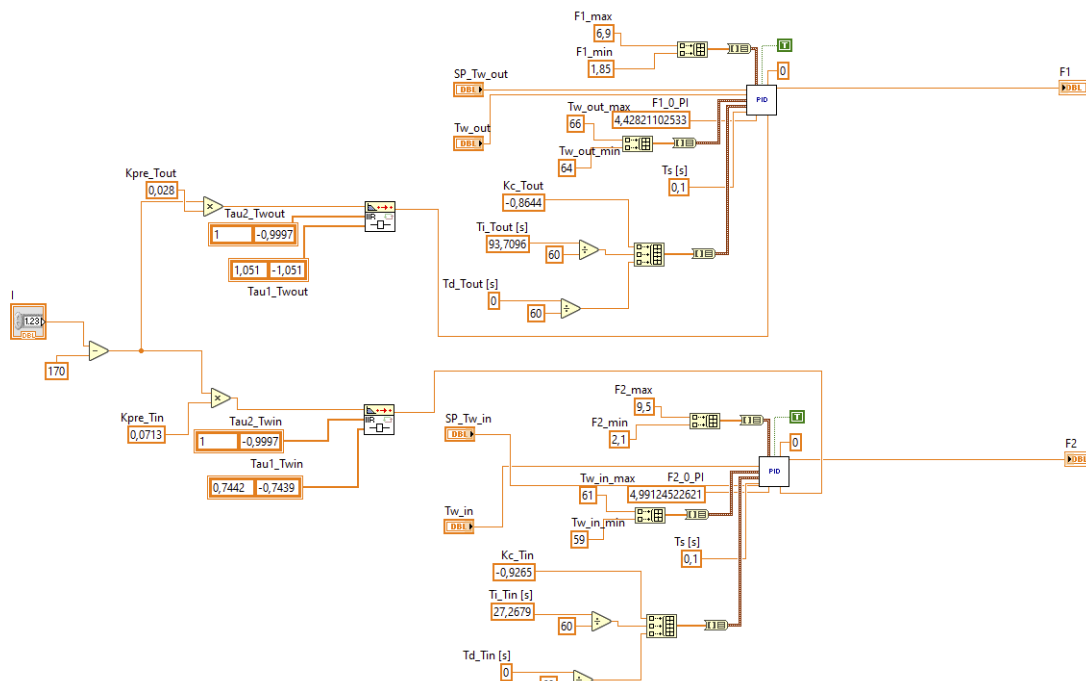


Figura 100: Control en LabVIEW mediante dos reguladores PI y prealimentaciones dinámicas.

Para finalizar y a modo de demostración, se muestran las gráficas en la **Figura 101** de las mismas señales que se obtuvieron en Matlab, pero esta vez representadas mediante LabVIEW. Se puede observar que la respuesta no es exactamente la misma debido a que la implementación del modelo no lineal no es la misma. Aun así, este ejemplo de software in the loop sirve para comprobar que la implementación del controlador es correcta.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

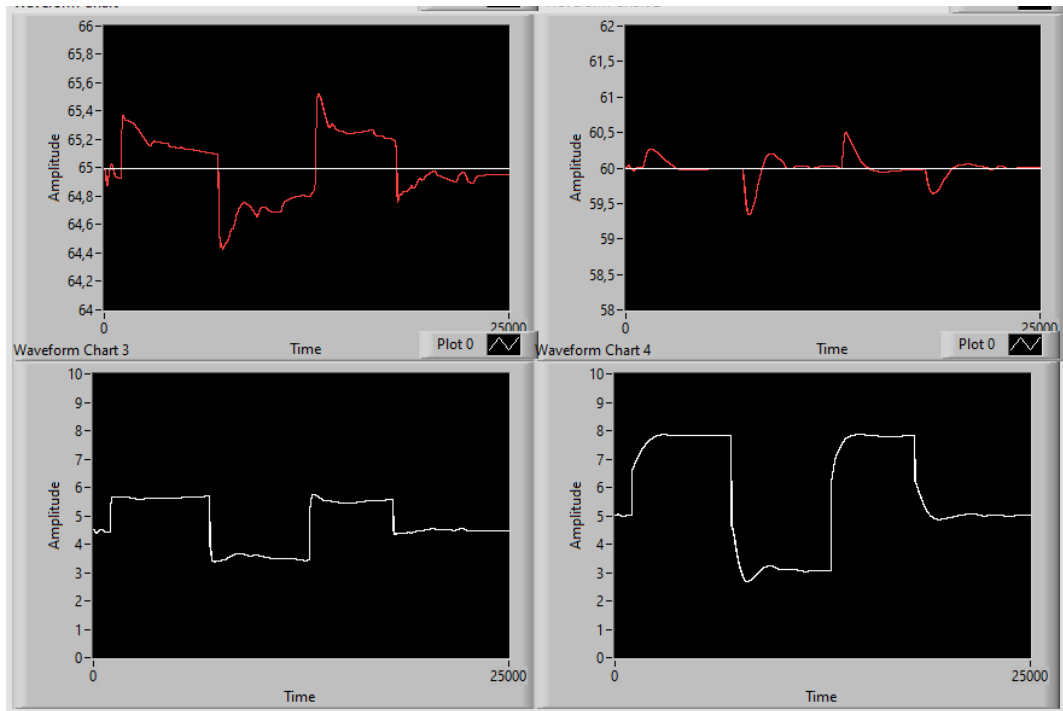


Figura 101: Respuesta del sistema controlado mediante el controlador PI con prealimentación dinámica en LabVIEW.

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

Una vez realizadas un gran número de simulaciones, se puede realizar una conclusión sobre el rendimiento de los distintos tipos de controles empleados en cada una de ellas.

En primer lugar, se probaron tres opciones distintas de modificar el control mediante dos reguladores PI. Estas tres pruebas, con distintas simulaciones para cada una de ellas, han obtenido resultados dispares, siendo las siguientes:

- Se intentó mejorar el tipo de regulador mediante un control PID, pero ni siquiera teniendo un filtro de la derivada variable se logró conseguir una mejora. Esto se debió principalmente al límite de ganancia a altas frecuencias establecido para que el PID no amplificase en gran cantidad el ruido de medida.
- Posteriormente se probó a incluir dos prealimentaciones a partir de la perturbación que se produce en la planta debido a la corriente, una para cada lazo de control. Al realizar esta simulación, primero se realizó solamente teniendo en cuenta la parte estática de las prealimentaciones, logrando ya una gran mejora a los resultados que se obtenían cuando solamente se controlaba mediante los dos reguladores PI. Posteriormente se probó a ver si teniendo en cuenta también la parte dinámica, se mejorarían aún más las prestaciones, verificándose dicha prueba.
- Para terminar con estos intentos de mejora a los controladores PI, se añadieron desacoplamientos que conectasen ambos lazos de control. Obteniendo resultados positivos cuando se probó con desacoplamientos estáticos, mientras que fueron negativos cuando se hizo con dinámicos.

Por tanto, se probó a diseñar un PI con prealimentaciones dinámicas y desacoplamientos estáticos, observándose que no hay mejora respecto a los resultados ofrecidos cuando solo se utilizaba la prealimentación.

En segundo lugar, se probó a quitar el control mediante los PI y se utilizó un control predictivo más concretamente un control QDMC, sin embargo, el fuerte comportamiento no lineal del modelo ha impedido que los resultados obtenidos en la simulación mejorasen a los que se obtenían controlando con los reguladores PI y menos aún cuando a estos se les añadían las prealimentaciones. Por tanto, se procedió a la implementación en LabVIEW del sistema controlado con los reguladores PI y añadiéndole las prealimentación a cada lazo.

Como líneas futuras de trabajo se propone lo siguiente:

- En primer lugar implementar en la planta real situada en el laboratorio del grupo CPOH de la UPV las prealimentaciones para conseguir un mayor control en las temperaturas de entrada y salida del agua a la pila de combustible allí situada. Esto no se ha podido realizar en el presente TFM, debido a la situación excepcional en la cual nos encontramos, pues ha sido imposible el desplazamiento al laboratorio como medida de precaución.
- En segundo lugar, se propone seguir investigando otros tipos de controles predictivos, tal vez usando modelos no lineales, con el fin de averiguar si se podrían mejorar los resultados ya obtenidos en este proyecto.

CAPÍTULO 6. BIBLIOGRAFÍA

Para la realización del presente trabajo fin de máster, se han utilizado las siguientes referencias:

- [1] <https://www.un.org/es/sections/issues-depth/climate-change/index.html> 14/07/2020
- [2] <https://demanda.ree.es/visiona/peninsula/demanda/acumulada/2020-07-06> 06/07/2020
- [3] Coello C, Toscano G, Mezura E. Current and future research trends in evolutionary multi-objective optimization. In: Manuel Graa, Richard Duro, Alicia dnjou, and Paul P. Wang, editors. Information Processing with Evolutionary Algorithms: From Industrial Applications to Academic Speculations. Springer-Verlag 2005; 213-231.
- [4] X. Blasco, R. Simarro, S. Navarro y J.M. Herrero. "Control-Oriented Modeling of the Cooling Process of a PEMFC-Based μ -CHP System". Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2019.2928632, Jul. 2019.
- [5] Herrero JM. Non-linear Robust identification using evolutionary algorithms, Ph.D. Thesis, Polytechnic University of Valencia, 2006.
- [6] Laumanns M, Thiele L, Deb K, Zitzler E. Combining convergence and diversity in evolutionary multi-objective optimization. Evolutionary computation 2002; 10(3):263 -282.
- [7] Coello C, Toscano G, Mezura E. Current and future research trends in evolutionary multi-objective optimization. In: Manuel Graa, Richard Duro, Alicia dnjou, and Paul P. Wang, editors. Information Processing with Evolutionary Algorithms: From Industrial Applications to Academic Speculations. Springer-Verlag 2005; 213-231
- [8] Herrero JM, Blasco X, Martnez M, Sanchis J: Robust identification of a biomedical process by evolutionary algorithms (in Spanish). Revista Iberoamericana de Automtica e Informtica Industria 2006; 3(4):75-86
- [9] Blasco, X., Herrero, J. M., Sanchis, J., and Mart__nez, M. (2008). A new graphical visualization of n-dimensional pareto front for decision-making in multiobjective optimization. Information Sciences, 178(20):3908{3924
- [10] <https://es.mathworks.com/products/global-optimization.html> 04/07/2020
- [11] G. Reynoso-Meza, X. Blasco, J. Sanchis, and J. M. Herrero, "Comparison of design concepts in multi-criteria decision-making using level diagrams," Inf. Sci., vol. 221, pp. 124–141, Feb. 2013.
- [12]<https://www.amazon.es/Sistemas-Automáticos-Académica-Francesc-Ferragud/dp/8477219133>
- [13] <http://cursoderoboticaai.blogspot.com/2010/10/control-pid.html> 06/07/2020

[14] https://sites.google.com/site/picuino/feedforward_control 07/07/2020

[15] X. Blasco, C. Ramos y J.M. Herrero. Report interno. Apuntes de asignatura Instrumentación y Control (2019).

[16] <http://personales.upv.es/asala/Videos/ectdc.html>

[17] <http://personales.upv.es/asala/Videos/desacinvF.html>

[18] M. Martínez Iranzo. Report interno. Apuntes de la asignatura Control Predictivo e Inteligente (2019).

PRESUPUESTO

1. INTRODUCCIÓN

El segundo documento que contiene el presente TFM es el presupuesto donde se calcula el total de los costes asociados al proyecto expuesto en el primer documento.

Los costes que se han considerado para este proyecto han sido los siguientes:

- Costes asociados al diseño y la optimización de los distintos tipos de controles probados durante el presente proyecto.
- Costes asociados a la obtención de resultados y a la comparación de los mismos entre ellos.
- Costes derivados de la implementación del resultado elegido cómo más óptimo. En este caso, debido a las circunstancias excepcionales en las que nos encontramos, esta implementación se realiza en LabVIEW y se prueba sobre un modelo no lineal y no en la planta real.
- Costes derivados de la redacción formal del presente documento.

2. CUADRO DE PRECIOS Nº1: MANO DE OBRA

Código	Descripción	Precio (€/h)
MO. 1	Ingeniero industrial	35,00

Tabla 46: Cuadro de precios nº1: Mano de obra.

3. CUADRO DE PRECIOS Nº2: MATERIALES Y AMORTIZACIONES

Código	Descripción	Precio (€)	Precio (€/año)	Precio (€/h)
Hardware				
MAT.H1	Ordenador portátil Toshiba Satellite	867,59	216,90	0,12
Software				
MAT.S1	Matlab/Simulink		800	0,44
MAT.S2	LabVIEW NXG Base		406	0,22
MAT.S3	Office Hogar y Empresas 2019		299	0,16

Tabla 47: Cuadro de precios nº2: Materiales y amortizaciones.

Se ha considerado que el tiempo de vida útil del portátil, en el cual se amortizará es de 4 años.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

4. CUADRO DE PRECIOS N°3: PRECIOS PARCIALES

Código	Unidades	Descripción	Medición	Precio (€)	Importe
Capítulo 1. Diseño y optimización de los distintos controles mediante Matlab/Simulink					
UO1.1	Ud	UO1.1: Diseño de cada uno de los tipos de controles	1	2.900,99 €	2.900,99 €
UO1.2	Ud	UO1.2: Lanzamiento del algoritmo de optimización multiobjetivo ev-MOGA	1	2.538,36 €	2.538,36 €
TOTAL CAPITULO 1					5.439,35 €
Capítulo 2. Obtención e interpretación de resultados					
UO2.1	Ud	UO2.1: Utilización de LD para graficar resultados	1	543,94 €	543,94 €
UO2.2	Ud	UO2.2: Graficar la respuesta del sistema	1	543,94 €	543,94 €
UO2.3	Ud	UO2.3: Comparación entre los resultados de los distintos controles	1	1.087,87 €	1.087,87 €
TOTAL CAPITULO 2					2.175,74 €
Capítulo 3. Prueba de funcionamiento en LabVIEW					
UO3	Ud	UO3: Simulación mediante LabVIEW del sistema controlado utilizando el controlador que ha ofrecido los mejores resultados	1	1.081,36 €	1.081,36 €
TOTAL CAPITULO 3					1.081,36 €
Capítulo 4. Redacción de documentos formales					
UO4	Ud	UO4: Tratamiento de la información desarrollada a lo largo del proyecto y redacción formal de los documentos a presentar	1	2.159,19 €	2.159,19 €
TOTAL CAPITULO 4					2.159,19 €

Tabla 48: Cuadro de precios n°3: Tabla de precios parciales.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

5. CUADRO DE PRECIOS Nº4: PRECIOS DESCOMPUESTOS

Capítulo 1. Diseño y optimización de los distintos controles mediante Matlab/Simulink					
UO1.1: Diseño de cada uno de los tipos de control					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	80	35,00	2800,00
MAT.S1	h	Matlab/Simulink	80	0,44	35,24
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	80	0,12	9,55
	%	Costes directos complementarios	2		56,19
Coste total de la UO1.1					2.900,99 €

Tabla 49: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 1.1.

Capítulo 1. Diseño y optimización de los distintos controles mediante Matlab/Simulink					
UO1.2: Lanzamiento del algoritmo de optimización multiobjetivo ev-MOGA					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	70	35,00	2450,00
MAT.S1	h	Matlab/Simulink	70	0,44	6,61
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	70	0,12	8,36
	%	Costes directos complementarios	2		49,17
Coste total de la UO1.2					2.538,36 €

Tabla 50: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 1.2.

Capítulo 2. Obtención e interpretación de resultados					
UO2.1: Utilización de LD para graficar resultados					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	15	35,00	525,00
MAT.S1	h	Matlab/Simulink	15	0,44	6,61
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	15	0,12	1,79
	%	Costes directos complementarios	2		10,54
Coste total de la UO2.1					543,94€

Tabla 51: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 2.1.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Capítulo 2. Obtención e interpretación de resultados					
UO2.2: Graficar la respuesta del sistema					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	15	35,00	525,00
MAT.S1	h	Matlab/Simulink	15	0,44	6,61
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	15	0,12	1,79
	%	Costes directos complementarios	2		10,54
Coste total de la UO2.2					543,94€

Tabla 52: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 2.2.

Capítulo 2. Obtención e interpretación de resultados					
UO2.3: Comparación entre los resultados de los distintos controles					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	30	35,00	1050,00
MAT.S1	h	Matlab/Simulink	30	0,44	13,22
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	30	0,12	3,58
	%	Costes directos complementarios	2		21,07
Coste total de la UO2.3					1.087,87€

Tabla 53: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 2.3.

Capítulo 3. Prueba de funcionamiento en Lab View					
UO3: Simulación mediante Lab View del sistema utilizando el simulador que ha ofrecido mejores resultados					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	30	35,00	1050,00
MAT.S2	h	LabVIEW NXG Base	30	0,22	6,71
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	30	0,12	3,58
	%	Costes directos complementarios	2		21,07
Coste total de la UO3					1.081,36€

Tabla 54: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 3.

Diseño e implementación del sistema de control de temperatura de una pila de combustible tipo PEM de 2KW refrigerada por agua mediante técnicas de optimización multiobjetivo.

Capítulo 4. Redacción de documentos formales					
UO4: Tratamiento de la información desarrollada a lo largo del proyecto y redacción formal de los documentos a presentar					
Código	Unidades	Descripción	Rendimiento	Precio	Importe
MO. 1	h	Ingeniero industrial	60	35,00	2100,00
MAT.S3	h	Office Hogar y Empresas 2019	60	0,16	9,88
MAT.H1	h	Ordenador portátil Toshiba Satellite	60	0,12	7,17
	%	Costes directos complementarios	2		42,14
Coste total de la UO4					2.159,19 €

Tabla 55: Cuadro de precios nº4: Precios descompuestos. Capítulo 4.

6. PRESUPUESTO FINAL

Capítulo 1	5.439,35 €
Capítulo 2	2.175,74 €
Capítulo 3	1.081,36 €
Capítulo 4	2.159,19 €
PRESUPUESTO TOTAL DE EJECUCIÓN DE MATERIAL.....	10.855,64 €
Gastos generales (12 %)	1.302,68 €
Beneficio industrial (6 %)	651,34 €
PRESUPUESTO TOTAL DE INVERSIÓN	12.809,66 €
IVA (21 %)	2.690,03 €
PRESUPUESTO BASE LICITACIÓN	15.499,69 €