

MÁSTER UNIVERSITARIO EN
Ingeniería de Control, Automatización y Robótica

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Implementación experimental de esquemas de control avanzado mediante técnicas inteligentes sobre el reactor de fusión de la UPV/EHU

Estudiante	<i>Odriozola Olalde Haritz</i>
Director	<i>Garrido Hernández, Aitor Josu</i>
Codirectora	<i>Garrido Hernández, Izaskun</i>
Departamento	Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática
Curso académico	<i>2020/2021</i>

Bilbao, 8 de agosto de 2021

eman ta zabal zazu



Universidad
del País Vasco

Euskal Herriko
Unibertsitatea

BILBOKO
INGENIARITZA
ESKOLA
ESCUELA
DE INGENIERÍA
DE BILBAO

Resumen

En este Trabajo Fin de Máster se tiene por objetivo el diseño e implementación de sistemas de control inteligentes para el control de la corriente eléctrica del reactor de fusión nuclear experimental de tipo Stellarator ULISES UPV/EHU. Para ello, se detalla el proceso llevado a cabo desde la captura de los datos para obtener el modelo equivalente del sistema constituido por el reactor y la fuente de alimentación DC, pasando por el estudio teórico de los distintos tipos de control inteligente propuestos y por último la implementación en tiempo real de los mismos. Asimismo, este proyecto supone un paso previo a futuras investigaciones entorno del ULISES UPV/EHU con el objetivo de mejorar la estabilidad del plasma generado en el interior del reactor.

Abstract

The objective of this Master Thesis is the design and implementation of intelligent control systems for the electric current control of the experimental stellarator nuclear fusion reactor ULISES UPV/EHU. For this purpose, the process carried out is detailed from the data capture to obtain the equivalent model of the system consisting of the reactor and the DC power supply, through the theoretical study of the different types of intelligent control proposed and finally their implementation in real time. Likewise, this project is a preliminary step for future research around ULISES UPV/EHU with the aim of improving the stability of the plasma generated inside the reactor.

Laburpena

Master Amaierako Lan honen helburua, Stellarator motako fusio nuklearreko ULISES UPV/EHU erreaktoreko korrante elektrikoaren kontrola gauzatzeko kontrol sistema adimendunen garapen eta implementazioa da. Horretarako, erreaktore eta DC elikadura iturriak osatutako sistemaren modeloa lortzeko beharrezko pausuetatik hasita, proposaturiko adimendun kontrol mota desberdinen ikasketa teorikotik pasatuz, beraien denbora errealeko implementaziora egin beharreko pausuk azaltzen dira. Honez gain, proiektu honek, ULISES UPV/EHU erreaktorearen inguruan egingo diren ikerkuntzen aurrerapauso bezala balio izan du, erreaktorearen barnean eratzen den plasmaren egonkortasuna hobetzeko asmoa delarik azken helburua.

Índice

Resumen.....	3
1. Introducción.....	8
2. Contexto	9
2.1. Antecedente energético mundial.....	9
2.2. Reactores de fusión nuclear.....	10
2.2.1. Reactores de fusión nuclear TOKAMAK	13
2.2.2. Proyecto ITER.....	14
2.2.3. Reactores de fusión nuclear Stellarator	14
2.2.4. Wendelstein 7-X	15
2.2.5. ULISES UPV/EHU	15
3. Objetivos y alcance del trabajo.....	16
4. Beneficios que aporta el trabajo.....	17
5. Análisis del estado del arte.....	18
5.1. Circuito equivalente del ULISES UPV/EHU	18
5.2. Modelo en espacio de estados.....	19
5.2.1. Identificación de parámetros	20
5.3. Modelo Caja Negra	20
5.4. Modelo Caja Gris	21
5.5. Estrategia de modelado y control iMO-NMPC.....	22
5.6. Vectorización del algoritmo genético.....	29
6. Descripción de la solución propuesta	30
7. Metodología	31
7.1. Plan de Trabajo.....	31
7.2. Diagrama de Gantt	32
7.3. Descripción del equipo	33
7.3.1. Reactor ULISES UPV/EHU	33
7.3.2. Fuente de alimentación EA PSI 8080-510 3U	34
7.3.3. Tarjeta de adquisición NI PCI-6221.....	36
7.3.4. Sensor de efecto Hall	36
7.3.5. Actualización e implementación del nuevo circuito protector de sobrevoltajes	37
7.4. Metodología de ensayos.....	39

7.5.	Modelado del sistema mediante red neuronal NNARX.....	41
7.6.	Estrategia iMO-NMPC.....	44
7.7.	PID Inteligente. Sintonización mediante algoritmos genéticos	48
7.8.	MPC NN sintonizado mediante interfaz Simulink	51
7.9.	Implementación en tiempo real.....	52
8.	Análisis de los resultados.....	54
8.1.	Validación y comparativa del modelo NNARX	54
8.2.	Simulación de la estrategia de control iMO-NMPC.....	57
8.3.	Simulación del PID inteligente	58
9.	Conclusiones.....	61
10.	Líneas futuras de investigación.....	61
11.	Bibliografía.....	62
12.	Agradecimientos	63

Lista de Tablas

Tabla 1 -	Parámetros del circuito equivalente simplificado	18
Tabla 2 -	Valor de los parámetros obtenidos mediante ensayos	20
Tabla 3 –	Puertos de entrada relevantes del conector DA-15	35
Tabla 4 -	Valores de los parámetros utilizados en el controlador iMO-NMPC.....	46
Tabla 5 -	Características del algoritmo genético utilizado en el PID inteligente	48
Tabla 6 -	Ponderaciones aplicadas a los objetivos propuestos	50
Tabla 7 -	Parámetros del bloque MPC de Simulink.....	51

Acrónimos

Tokamak: Toroidalnaya Kamera i Manitnaya Katushka

ITER: International Thermonuclear Experimental Reactor

CNT: Columbia Non-Neutral Torus

ULISES: Ultra-Low Iota Super Elongated Stellarator

RNA: Red Neuronal Artificial

NNARX: Neural Network Autoregressive with eXternal Input

SS: Espacio de estados

MPC: Model-based Predictive Control

iMO-NMPC: Intelligent Multi-Objective Non-linear Model-based Predictive Control

Lista de Ilustraciones

Ilustración 1 – Evolución de la demanda de energía eléctrica por región desde el inicio de la pandemia (IEA)	9
Ilustración 2 - Reacción de fusión nuclear entre los isotopos de deuterio y tritio (ITER).....	10
Ilustración 3 - Campo magnético toroidal producido en el reactor ITER para el confinamiento magnético del plasma (ITER)	12
Ilustración 4 - Esquema simplificado del proceso de generación de energía eléctrica en un reactor de fusión nuclear (MIT).....	12
Ilustración 5 - Bobinas que conforman un TOKAMAK (Reactores de fusión. María Goretti Sevillano).13	
Ilustración 6 - Wendelstein 7-X (Max-Planck-Institut für Plasmaphysik).....	15
Ilustración 7 - Reactor ULISES UPV/EHU	16
Ilustración 8 - Circuito equivalente simplificado del ULISES UPV/EHU	18
Ilustración 9 - Esquema Simulink utilizado para la realización de los ensayos	21
Ilustración 10 - Validación cruzada del modelo caja gris y caja negra	22
Ilustración 11 - Estructura y bloque de diagramas del controlador iMO-NMPC.....	23
Ilustración 12 - Esquema de una neurona artificial	23
Ilustración 13 - Esquema general de una red NNARX.....	25
Ilustración 14 - Ciclo de ejecución de un algoritmo genético	26
Ilustración 15 - Frente de Pareto en un problema de optimización de dos objetivos.....	28
Ilustración 16 - Ejemplo de vectorización para el cálculo de una función senoidal	29
Ilustración 17 - Diagrama de Gantt del proyecto	32
Ilustración 18 - Diseño CAD del reactor (izq.), puerto de entrada CF40 (centr.) y puerto de entrada CF100 (der.)[6].....	33
Ilustración 19 - Bobinas interiores (izq.), y bobinas exteriores (centro y derecha)[6].....	34
Ilustración 20 - Fuente de alimentación EA PSI 8080-510 3U	34
Ilustración 21 - Conector DA-15 utilizado para el control remoto de la fuente de alimentación	35
Ilustración 22 - Tarjeta de adquisición NI PCI-6221 (izq.) y bornero TBX-68 (der.)	36
Ilustración 23 - Tabla de calibración del sensor de efecto Hall	37
Ilustración 24 - Circuito de protección para las señales VMON y CMON[6]	38
Ilustración 25 -Circuito de protección para la señal del sensor de efecto Hall[6].....	38
Ilustración 26 - Circuito protector para la protección de la señal Vout[6]	38
Ilustración 27 - Señal de entrada para obtención de datos para modelado.....	39
Ilustración 28 - Vista detallada de una zona del tren de escalones.....	40
Ilustración 29 - Esquema Simulink utilizado para la captura de datos	41
Ilustración 30 - Topología de red que mejor se adapta al sistema real	41
Ilustración 31 - Error cuadrático obtenidos en entrenamiento, validación y test.....	42
Ilustración 32 -Topología de red que mejor se adapta a modelado de dinámica de CMON	43
Ilustración 33 - Error cuadrático obtenidos en entrenamiento, validación y test para red de modelado de CMON	43
Ilustración 34 - Composición de un genoma en el controlador iMO-NMPC.....	44
Ilustración 35 - Bloque de diagramas de la ejecución general del controlador iMO-NMPC.....	45
Ilustración 36 - Método de muestreo universal estocástico.....	46
Ilustración 37 - Ejemplo de cruzamiento uniforme para genes codificados binariamente	47

Ilustración 38 - Diagrama de bloques del proceso de sintonización del PID inteligente	49
Ilustración 39 - Esquema Simulink para la simulación de la respuesta del sistema con modelo NNARX	50
Ilustración 40 - Esquema Simulink para el sintonizado del controlador MPC NN	51
Ilustración 41 - Esquema Simulink del controlador iMO-NMPC en tiempo real	52
Ilustración 42 - Esquema Simulink del controlador PID inteligente en tiempo real	53
Ilustración 43 - Comparativa modelo SS y modelo NNARX	54
Ilustración 44 - Esquema Simulink utilizado para validación del modelo NNARX en tiempo real	55
Ilustración 45 – Comparativa modelo SS y modelo NNARX con realimentación de datos reales	56
Ilustración 46 - Comparativa zona transitoria entre modelo SS y modelo NNARX con realimentación de datos reales	56
Ilustración 47 - Modelización de las dinámicas rápidas existentes por medio del modelo NNARX con realimentación de datos reales	57
Ilustración 48 – Resultados de la simulación de la estrategia de control iMO-NMPC	58
Ilustración 49 - Respuesta del sistema con PID inteligente	59
Ilustración 50 - Error en régimen estacionario de los PID inteligentes	59

1. Introducción

Ante la demanda al alza de la energía eléctrica que se está consumiendo debido al desarrollo tecnológico, y dada la necesidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero, es necesario la búsqueda y desarrollo de energías de fuentes renovables y limpias. Estas nuevas fuentes de energía deben de complacer distintos requisitos, tales como que sean limpias, que provengan de fuentes renovables, que sean capaces de producir energía eléctrica de forma sostenida durante largos periodos de tiempo y que sean independientes de factores externos.

Es por ello que se ha propuesto la fusión nuclear como una de las tecnologías a desarrollar de cara a futuro para la generación de energía eléctrica que satisfaga el aumento del consumo energético manteniendo una huella de carbono neutro. Para ello, se están llevando a cabo distintas líneas de investigación en cuanto a tecnología de fusión nuclear se refiere, siendo los más destacables los de confinamiento magnético de plasma y confinamiento inercial.

Una de las tecnologías que conforman los reactores de confinamiento magnético de plasma son los Stellarator. Con la intención de aportar al estado del arte de los reactores de este tipo, la Universidad del País Vasco UPV/EHU dispone de un reactor de tipo Columbia Non-Neutral Torus, que se encuentra localizado en el Grupo de Control Automático de Euskal Herriko Unibertsitatea [1].

Durante los últimos años se ha llevado cabo investigación en torno del modelado y control del Stellarator ULISES (Ultra-Low Iota Super Elongated Stellarator) que se dispone en la UPV/EHU, totalmente diseñado y construido por el Grupo de Automática y Control de UPV/EHU y la colaboración de EURATOM-CIEMAT. [2]

Los modelos desarrollados hasta el momento se basan en la obtención de las ecuaciones de gobierno del sistema y su posterior planteamiento en espacio de estados, un modelo caja negra simplificado a un sistema de orden 2 y por último un modelo caja gris que incorpora los dos tipos de modelos anteriormente citados.

En cuanto al control se han desarrollado dos tipos de controladores, por una parte, se ha implementado el control con controladores PID y, por otro lado, con la intención de mejorar las prestaciones de control se ha implementado el controlador MPC (Model based Predictive Control).

2. Contexto

2.1. Antecedente energético mundial

Durante los últimos años la demanda de energía eléctrica ha ido en aumento hasta situarse en un crecimiento anual esperado del 4.5% para el año 2021, debido en gran parte a la vuelta de la actividad económica y el gran crecimiento que se está produciendo en economías emergentes como la de China. [3]

Además, la vuelta a la actividad económica tras el parón producido por la pandemia del COVID-19, ha acusado todavía más el crecimiento de la demanda eléctrica (Ilustración 1). Aunque todavía la recuperación de la actividad económica no es total, la demanda energética a nivel mundial ya supera a los valores obtenidos en la época prepandemia.

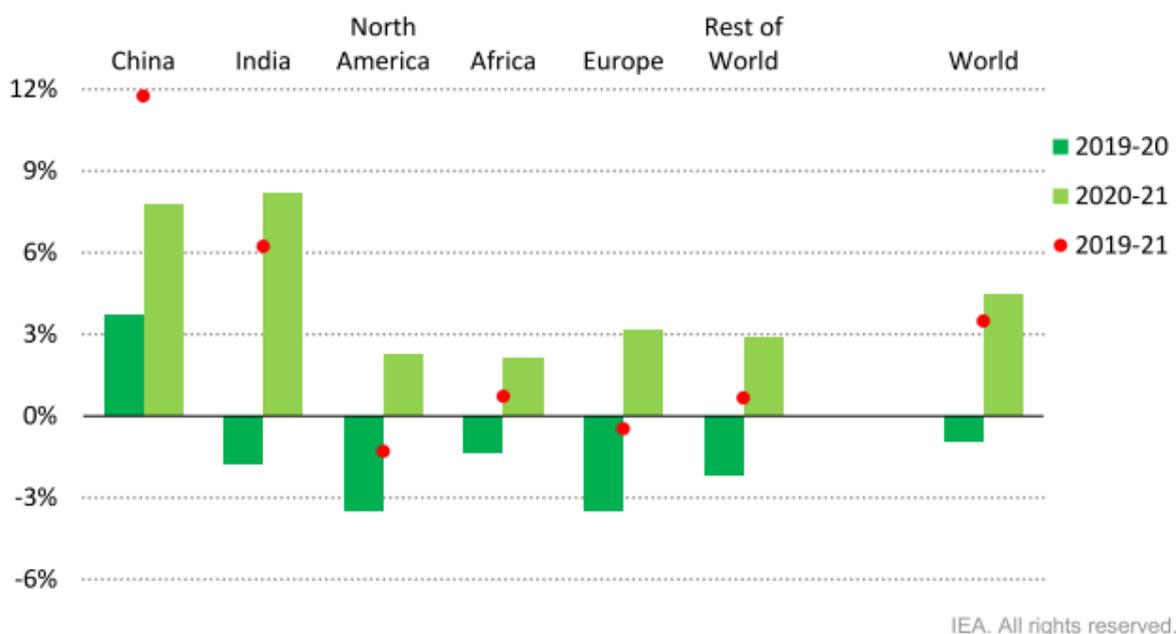


Ilustración 1 – Evolución de la demanda de energía eléctrica por región desde el inicio de la pandemia (IEA)

Durante el año 2020, la generación de la energía eléctrica mediante fuentes renovables ha establecido un nuevo récord, donde los dos protagonistas son la eólica y la solar fotovoltaica, con un crecimiento respectivos del 12% y 23%. En contraposición, los sistemas de generación de energía no renovables han sufrido un decrecimiento de hasta un 3%. [3]

A pesar de que el auge de los sistemas de generación de energía renovables está siendo esperanzador, estos no adolecen de problemas en cuanto a la estabilidad de generación se refiere. La mayoría de los sistemas basados en fuentes renovables tienen una gran dependencia geográfica, además de que no son lo bastante constantes y fiables. A su favor, son unas fuentes de energía que resultan muy atractivos desde el punto ecológico y además el desarrollo tecnológico de los mismos se encuentra en una fase muy avanzada. Debido a que técnicamente no se ve como plausible la generación de energía mundial con sistemas de generación renovables, se han planteado distintas tecnologías complementarias a los mismos, intentando que los mismos no adolezcan de los mismos aspectos negativos.

Uno de ellos es la energía obtenida en reactores de fisión nuclear, el cual se basa en la reacción nuclear en cadena controlada de átomos pesados tales como el isótopo Uranio-238. Aunque este tipo de reactores son estadísticamente muy seguros y producen grandes cantidades de energía de forma estable y sin generar gases de efecto invernadero, no se encuentran muy bien vistos en gran parte de la sociedad en gran medida porque generan residuos radioactivos y debido a los accidentes graves producidos en centrales nucleares tales como Chernóbil (1986) o Fukushima (2011).

2.2. Reactores de fusión nuclear

La fusión nuclear consiste en la reacción nuclear donde dos átomos de elementos ligeros son fusionados, obteniendo como resultado un átomo más pesado y energía emitida en forma de radiación (Ilustración 2). Los elementos más comunes para la fusión suelen ser los dos isótopos del hidrógeno más pesados, el deuterio y el tritio.

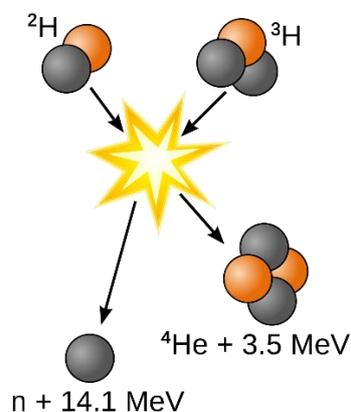


Ilustración 2 - Reacción de fusión nuclear entre los isótopos de deuterio y tritio (ITER)

La fusión nuclear se produce de forma natural en las estrellas como puede ser el Sol, concretamente en su núcleo. Debido a las grandes presiones (Aproximadamente $2.65 \times 10^{16} Pa$) producidas la atracción gravitacional y elevadas temperaturas (Aproximadamente 15.700.000 K) existentes en el mismo, la materia, compuestos de isotopos de deuterio y tritio, se encuentra en un estado plasmático, de forma que dichos isotopos se fusionan para producir átomos de Helio. La reacción entre los isotopos de deuterio y tritio y el producto obtenido viene dada por la ecuación 1.



El problema relativo a la aplicación de este tipo de reacciones en la tierra, viene dado por la imposibilidad de generar presiones tan elevadas que se encuentran en el núcleo del sol. Es por ello que una de las estrategias planteadas para subsanar dicho problema, sea el de compensar la no tan elevada presión que se pueda generar con un aumento significativo de la temperatura, siendo el estado plasmático de la materia equivalente a la del núcleo del Sol. Es por ello que se plantea aumentar la temperatura de la materia a unos 100 millones de grados Kelvin, es decir, unos 10 veces más que los que se encuentran en el núcleo del Sol. [4]

La materia en forma plasmática ha de ser confinado de algún método, y como es obvio, debido a las elevadas temperaturas de operación, no es posible un confinamiento el cual contemple el contacto directo del plasma con la cámara de contención. Es por ello que uno de los métodos planteados para contener el plasma sea el del confinamiento magnético. Esta tecnología plantea el uso de campos magnéticos en forma de toroide para contener el plasma en su interior (ilustración 3). Debido a que el plasma está cargando eléctricamente, es posible mantener dentro del campo magnético de forma toroidal, y debido a que se produce el vacío en el espacio entre el toroide y las paredes de la cámara, se logra evitar el sobrecalentamiento excesivo de la cámara.

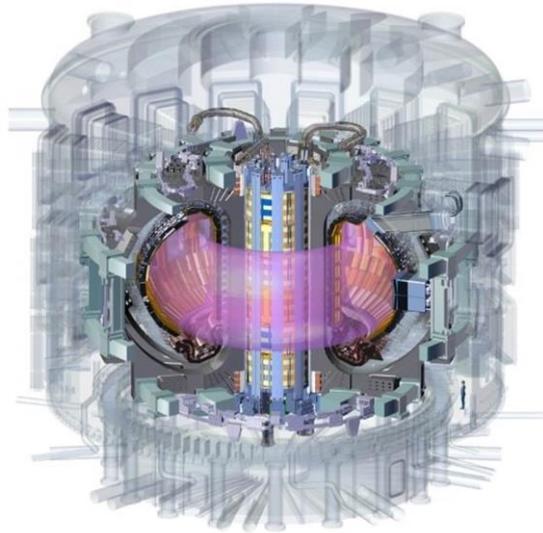


Ilustración 3 - Campo magnético toroidal producido en el reactor ITER para el confinamiento magnético del plasma (ITER)

La energía irradiada por la reacción de fusión se absorbe mediante las paredes de la cámara de contención los cuales son refrigerados mediante agua, el cual se vaporiza y este vapor se utiliza para generar energía eléctrica mediante turbinas (ilustración 4). Si se diferencia la reacción que en este caso es de fusión, el proceso de generación de energía es en base la misma que se utiliza en las centrales nucleares de fisión.

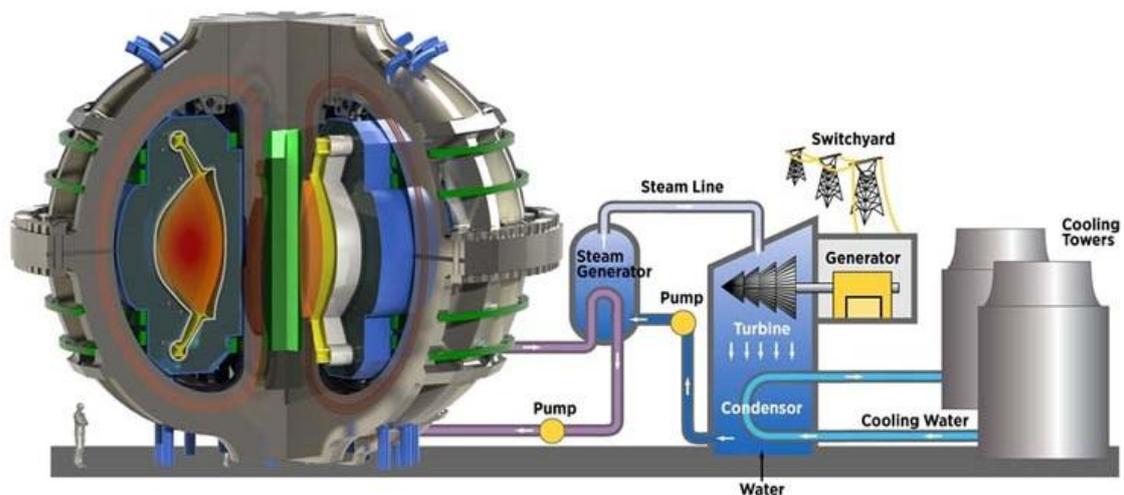


Ilustración 4 - Esquema simplificado del proceso de generación de energía eléctrica en un reactor de fusión nuclear (MIT)

Existen distintos tipos de reactores basados en la tecnología del confinamiento magnético, siendo los dos más conocidos los TOKAMAK y los Stellarators.

2.2.1. Reactores de fusión nuclear TOKAMAK

El nombre de los reactores TOKAMAK proviene del acrónimo en ruso de Cámara Toroidal y Bobinas Magnéticas (Toroidalnaya Kamera i Magnitnaya Katushka). En estos dispositivos se utiliza el confinamiento magnético basado en las líneas de campo que se curvan y se cierran sobre mismo, generando de esta forma un campo magnético helicoidal respecto del eje central que recorre el toroide.

Para producir el campo magnético en de forma toroidal y helicoidal, se dispone de tres bobinados distintos: El solenoide central, las bobinas de campo poloidales y las bobinas de campo toroidales (ilustración 5). Estas bobinas inducen en el plasma una corriente como si este fuese el secundario de un transformador, por lo que el campo resultante gira de forma helicoidal. [5][6]

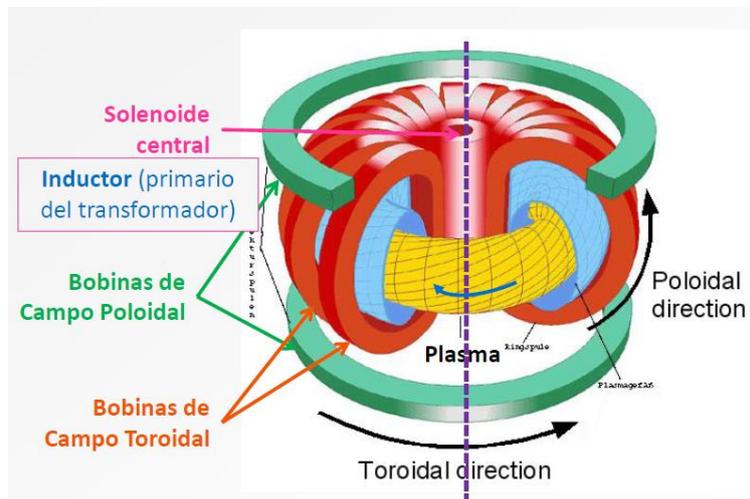


Ilustración 5 - Bobinas que conforman un TOKAMAK (Reactores de fusión. María Goretti Sevillano)

El gran inconveniente de los reactores de fusión de tipo TOKAMAK es que se induce la corriente en el plasma mediante variaciones del flujo del primario del transformador, por lo que la máquina funciona de manera pulsada. Este es el principal problema a resolver en este tipo de reactores, ya este funcionamiento pulsativo genera problemas para la generación de energía eléctrica. Es por ello que se están estudiando métodos que permitan pulsos de prolongación mayores, para de esta forma poder estudiar el comportamiento del plasma.

2.2.2. Proyecto ITER

El Proyecto ITER (International Thermonuclear Experimental Reactor) es la consecución de una iniciativa comenzada en 1985 entre los EEUU, la Unión Soviética, la Unión Europea y Japón para el estudio de los reactores de tipo TOKAMAK, y al cual en posteriores años se les unieron países como China, Corea del Sur e India, hasta llegar convertirse una colaboración de más de 35 países. El ITER es actualmente el proyecto más ambicioso en cuanto a la fusión nuclear se refiere. [7]

Localizado en la localidad de Cadarache (Francia), este proyecto tiene como objetivo principal demostrar la viabilidad científica y tecnológica de los reactores de fusión nuclear, concretamente de los tipos TOKAMAK. A pesar de que en ningún momento se plantea llegar a generar energía eléctrica mediante el reactor del ITER, lo que si se pretende es generar 500MW de energía en forma de calor absorbido por la cámara del reactor con una energía aportada al reactor de 50MW.

2.2.3. Reactores de fusión nuclear Stellarator

Esta tecnología desarrollada en los años 50 en el Princeton Plasma Physics Laboratory (EEUU), tuvo su primer apogeo en las décadas de los 50 y 60. A partir de los años 70, viendo que los reactores TOKAMAK mostraban un confinamiento más satisfactorio, fueron relegados a un segundo plano. A partir de los años 90, debido a los problemas surgidos en los TOKAMAK y el gran avance en la computación, se volvió a estudiar este tipo de reactores.

A diferencia de los TOKAMAK, en los Stellarator se hace uso de un campo magnético externo para que las líneas de campo tengan una forma helicoidal, de esta forma permitiendo que el reactor no sea un dispositivo pulsado. Además, el campo no tiene una forma toroidal, ya que no cumple la simetría respecto ningún plano, por lo que como se puede deducir, el cálculo de la geometría del campo magnético resultante es muy complejo, por lo que tiene un gran coste computacional.

Como se ha comentado anteriormente, debido al gran coste computacional que requiere obtener la geometría del campo magnético, hasta el gran avance llevado en los años 90 no era factible el diseño de uno de estos dispositivos.

2.2.4. Wendelstein 7-X

El reactor de tipo Stellarator más avanzado, el Wendelstein 7-X (ilustración 6), se encuentra en el Max-Planck-Institut für Plasmaphysik (Alemania). Este reactor se ha construido con el objetivo de estudiar la estabilidad del plasma, para ello calentando cantidades muy bajas de hidrogeno a temperaturas superiores a los 100 millones de grados Kelvin, y se estima que el reto de mantener el plasma estable durante 30 minutos se realice aproximadamente para el año 2025. En ningún momento se tiene como objetivo la fusión de isotopos de deuterio y tritio, por lo que estos isotopos del hidrogeno no serán introducidos al reactor.

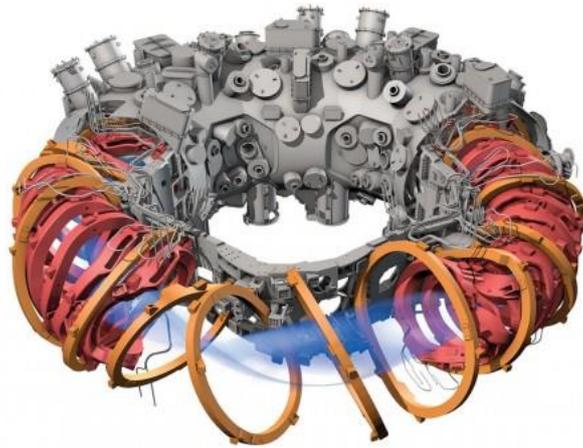


Ilustración 6 - Wendelstein 7-X (Max-Planck-Institut für Plasmaphysik)

2.2.5. ULISES UPV/EHU

El reactor ULISES UPV/EHU (ilustración 7), acrónimo de Ultra-Low Iota Super Elongated Stellarator, que dispone el Grupo de Control Automático de la UPV/EHU está basado en el reactor CNT (Columbian Non-neutral Torus). En este tipo de reactores se dispone de dos pares de bobinas, unas interiores y otras exteriores, para generar el campo magnético para confinar el plasma producido. Las bobinas interiores están entrelazadas entre sí en unos ángulos concretos que pueden ser de 64° , 78° o 88° , mientras que las exteriores son paralelas entre ellas. En el caso del ULISES UPV/EHU el ángulo de las bobinas interiores es de 64° .

El reactor ULISES UPV/EHU se ha diseñado con el objetivo de generar un campo magnético de 0.6 Tesla, donde para cumplir con dicho requisito es necesario que el valor de la corriente en los bobinados sea de 100A. Cabe destacar que el objetivo de este reactor es el de estudiar la estabilidad del plasma generado, y que se introduce helio para generar el plasma, es decir, en ningún momento se introducen elementos para la fusión de los mismos.



Ilustración 7 - Reactor ULISES UPV/EHU

3. Objetivos y alcance del trabajo

El proyecto que se ha realizado es la continuación de las investigaciones previas realizadas dentro del Grupo de Control Automático de la UPV/EHU, por lo que el objetivo principal es dar continuidad al desarrollo realizado con anterioridad. Se ha planteado como objetivo, implementar esquemas de control avanzados mediante técnicas inteligentes, los cuales permitan un mejor modelado del sistema y su posterior control.

En cuanto al modelo se refiere, se ha planteado el estudio de la viabilidad del uso de modelos basados en redes neuronales artificiales (RNA), con los cuales se desea mejorar la precisión con la que se simula el sistema real compuesto por el Stellarator ULISES UPV/EHU, la fuente de alimentación y el equipo de sensorización instalada.

En cuanto al control se refiere, por una parte, se ha planteado estudiar la viabilidad del uso de algoritmos genéticos como método de optimización a la hora de sintonizar controladores de tipo PID que tienen como objetivo controlar la corriente eléctrica que circula por el bobinado. Para ello, para la simulación necesaria para sintonizar el controlador se ha planteado el uso de modelos ya obtenidos en investigaciones previas como con el modelo basado en RNA.

Se ha planteado también el estudio de la viabilidad del desarrollo de un controlador predictivo donde el modelo está basado en la RNA obtenida. Este control está basado en la estrategia iMO-NMPC desarrollado Grupo de Investigación de Control Inteligente (GICI) de la UPV/EHU, el cual optimiza la acción de control para el horizonte de predicción del controlador predictivo mediante el uso de algoritmos genéticos.

Una vez desarrollados estos controladores, el objetivo final es llevar a implementarlos en tiempo real en el reactor ULISES UPV/EHU y validar su correcto funcionamiento.

4. Beneficios que aporta el trabajo

Como se ha mencionado antes, al realizarse este proyecto dentro del Grupo de Control Automático de la UPV/EHU en el Stellarator ULISES UPV/EHU, los beneficios que se aportan comprenden en obtener un mejor modelo que represente de manera más fidedigna la dinámica del sistema real en cuestión.

Además de mejorar el modelo representativo del reactor ULISES UPV/EHU, se ha planteado el modelo basado en RNA con vistas a Stellarator de geometrías mucho más complejas, debido a que obtener los modelos de los mismos mediante técnicas clásicas puede resultar muy compleja debido a la elevada cantidad de no-linealidades presentes y debido a que los sistemas no son invariantes en el tiempo. Es por ello que se desea demostrar el buen resultado que muestran los modelos basados en RNA, para que en investigaciones de Stellarator más complejas se plantee como una opción plausible.

Por otra parte, se plantean estrategias de control novedosas, basadas en técnicas inteligentes, las cuales pueden abrir en un futuro a nuevas líneas de investigación en torno del reactor ULISES UPV/EHU.

5. Análisis del estado del arte

Con el objetivo de mejorar la estabilidad del plasma del reactor ULISES UPV/EHU, es necesario el planteamiento de sistemas de control que garanticen un correcto control de la corriente que circula por el bobinado y por ende el campo magnético que se genera dentro de la cámara. Para ello, se ha estudiado los tipos de modelos utilizados para la simulación del sistema y los controladores propuestos precedentemente.

5.1. Circuito equivalente del ULISES UPV/EHU

Para obtener el modelo que represente la dinámica del sistema que se ha estudiado, es necesario obtener el circuito eléctrico equivalente del mismo. El modelo simplificado mostrado en la ilustración 8 muestra las resistencias e inductancias equivalentes a las distintas bobinas que componen el reactor, donde se identifica en la tabla 1 cada parámetro del sistema equivalente.

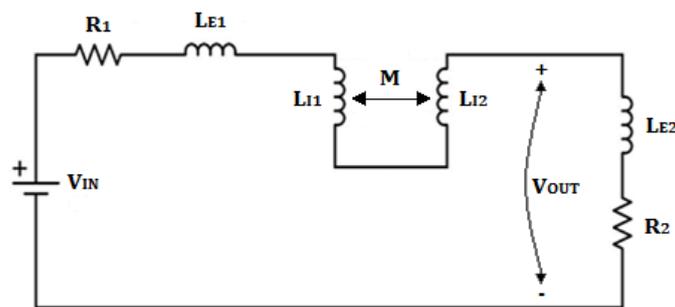


Ilustración 8 - Circuito equivalente simplificado del ULISES UPV/EHU

Tabla 1 - Parámetros del circuito equivalente simplificado

V_{IN}	Tensión generada por la fuente de alimentación
R_1	Resistencia equivalente de la primera bobina exterior y las dos bobinas internas
L_{E1}	Inductancia de la primera bobina exterior
L_{I1}	Inductancia de la primera bobina interna
M	Inductancia mutua de las bobinas internas
L_{I2}	Inductancia de la segunda bobina interna
L_{E2}	Inductancia de la segunda bobina exterior
R_2	Resistencia equivalente de la segunda bobina exterior
V_{OUT}	Tensión entre los bornes de la segunda bobina exterior

Cabe destacar que, como se observa, al ser el circuito equivalente una única malla, la corriente que recorre el circuito tendrá el mismo valor en cualquier punto del circuito.

5.2. Modelo en espacio de estados

La representación de un sistema dinámico en espacio de estados se basa en un modelo matemático descrito mediante un conjunto entradas y salidas, las cuales se relacionan entre si mediante ecuaciones diferenciales. Por ello, con la intención de obtener el modelo en espacio de estados, se plantean las ecuaciones diferenciales que relacionan los distintos parámetros del circuito, siendo la variable de entrada la tensión V_{IN} mientras que las salidas del modelo de espacio de estados se plantean la corriente I que recorre el circuito y la tensión de la segunda bobina exterior V_{out} . [8]

Partiendo del circuito equivalente simplificado de la ilustración 8, se puede establecer que la inductancia total L del sistema se puede definir de la siguiente forma:

$$L = L_{E1} + L_{I1} + L_{E2} + L_{I2} \pm M \quad [2]$$

En cuanto a las tensiones V_{IN} y V_{out} se pueden definir de la siguiente forma:

$$V_{IN} = I(R_1 + R_2) + L \frac{dI}{dt} \quad [3]$$

$$V_{OUT} = V_{R2} + V_{LE2} = I \cdot R_2 + L_{E2} \frac{dI}{dt}$$

Las variables de estado que se han escogido son las siguientes:

$$\begin{cases} x_1 = I \\ x_2 = \dot{x}_1 = \frac{dI}{dt} \end{cases} \quad [4]$$

Y de la combinación de las ecuaciones [3] y [4] se obtienen las siguientes expresiones:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \frac{dI}{dt} = -\frac{(R_1 + R_2)}{L} I + \frac{1}{L} V_{IN} \\ \dot{x}_2 = \frac{d^2 I}{dt^2} = -\frac{(R_1 + R_2)}{L} \frac{dI}{dt} = -\frac{(R_1 + R_2)}{L} x_2 \end{cases} \quad [5]$$

Por último, si se tienen en cuenta las expresiones de [4], se reemplazan en las expresiones de [5] y se plantean en forma matricial, se llega a obtener el modelo en espacio de estados del circuito equivalente simplificado:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{(R_1 + R_2)}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{(R_1 + R_2)}{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \frac{1}{L} V_{IN} \quad [6]$$

$$\begin{bmatrix} I \\ V_{OUT} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ R_2 & L_{I2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

5.2.1. Identificación de parámetros

Una vez obtenido el modelo en espacio de estados, queda por determinar el valor de los parámetros que conforman las matrices. Para ello se realizan ensayos con tensiones de entrada $V_{IN} = 16V$ y se obtienen los valores mostrados en la tabla 2.

Tabla 2 - Valor de los parámetros obtenidos mediante ensayos

Parámetro	R_1	R_2	$L_{E1}(= L_{E2})$	$L_{I1} + L_{I2} + M$
Valor obtenido	426.87 mΩ	57.626 mΩ	509.99 μH	3.2678 μH

5.3. Modelo Caja Negra

El modelo caja negra plantea una estructura similar a la planteada en el apartado anterior, pero en esta ocasión el modelo es simplemente la relación funcional entre las salidas y las entradas del sistema. Es por ello que los parámetros que componen las matrices en espacio de estados no tienen significado físico real.

Mediante el System Identification Toolbox de Matlab se obtiene el modelo equivalente del sistema, proporcionándole al mismo, diferentes ensayos realizados (ilustración 9) con entradas definidas entre $V_{IN} = 8V$ y $V_{IN} = 17V$. La respuesta del sistema para estas entradas concretas también se le alimenta a la toolbox, obteniendo de esta forma el siguiente modelo:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -18.67 & -17.07 \\ 58.12 & -43.91 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.001124 \\ 0.5357 \end{bmatrix} V_{IN}$$

[7]

$$\begin{bmatrix} I \\ V_{OUT} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -472.7 & -10.26 \\ -18.53 & 7.471 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

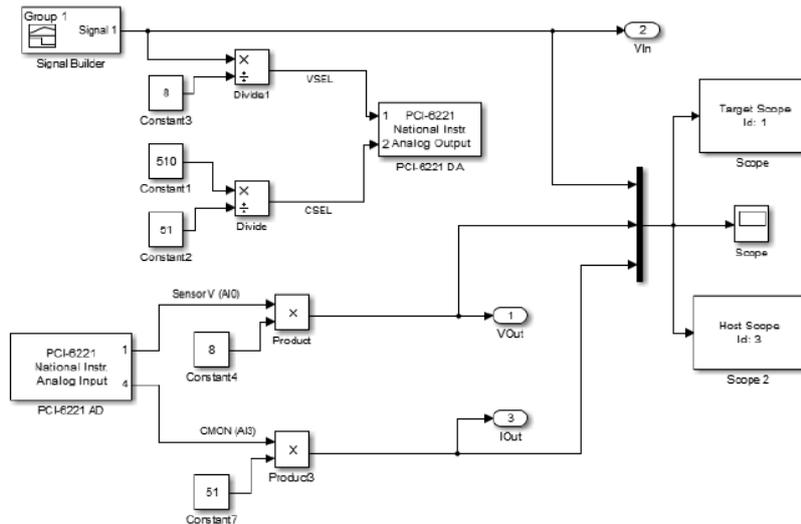


Ilustración 9 - Esquema Simulink utilizado para la realización de los ensayos

5.4. Modelo Caja Gris

El modelo caja gris combina la estructura del modelo obtenido en el apartado 5.2, el del modelo en espacio de estados, con las características del modelo caja negra. En este tipo de modelos, se indica la estructura del modelo a utilizar, en este caso la misma que la del espacio de estados basado en parámetros físicos, y se le permite que unos dados parámetros del mismo adquieran valores en un rango establecido. Para obtener el modelo caja gris, Matlab dispone de instrucciones que estiman los parámetros que se han indicado que pueden ser modificados. [9]

Una vez obtenido el modelo, se asegura la validación cruzada con los resultados obtenidos del modelo caja negra, obteniendo los resultados mostrados en la ilustración 10, donde se puede observar que para la corriente I la estimación de ambos modelos es muy parejo, pero que en el caso de V_{OUT} el modelo caja gris muestra una respuesta más fidedigna a la realidad que la del modelo caja negra.

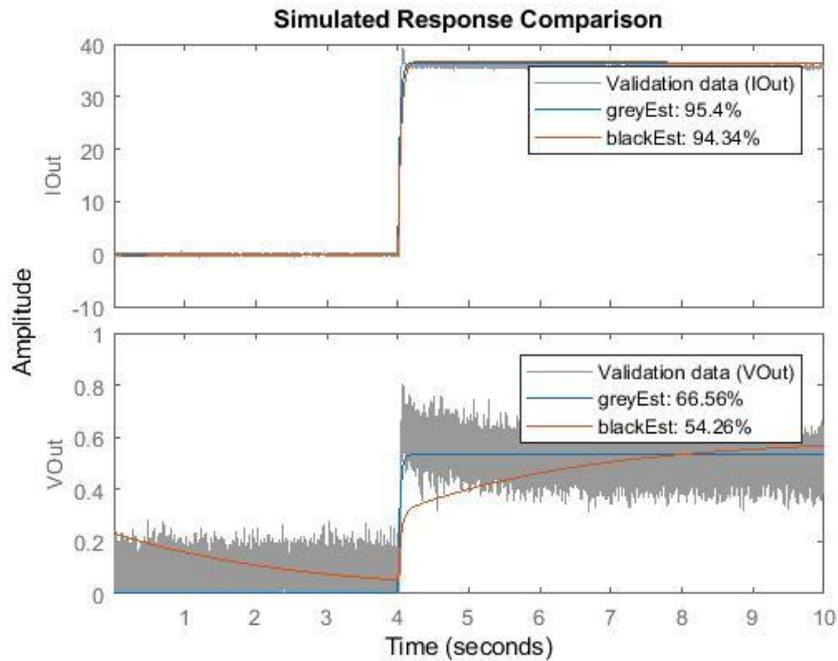


Ilustración 10 - Validación cruzada del modelo caja gris y caja negra

Por lo tanto, se plantea el modelo caja gris como el modelo a utilizar para estimar la dinámica del sistema real en cuanto a simulación se refiere.

5.5. Estrategia de modelado y control iMO-NMPC

La aproximación a sistemas lineales e invariantes en el tiempo suele dar buenos resultados en sistema no muy complejos, pero en los sistemas más complejos comienza a mostrar imprecisiones respecto del sistema real. Es por ello que modelos como los planteados anteriormente, el modelo caja negro y caja gris, no son ideales para sistemas complejos. La estrategia de modelado y control iMO-NMPC (Intelligent Multi-Objective Non-linear Model-based Predictive Control) desarrollado por el Grupo de Investigación en Control Inteligente UPV/EHU, plantea el uso de modelos basados en redes neuronales artificiales para el controlador predictivo MPC, donde la función de coste del mismo se resuelve mediante algoritmos genéticos y sistema e inferencia basado en lógica difusa (ilustración 11). [10] [11]

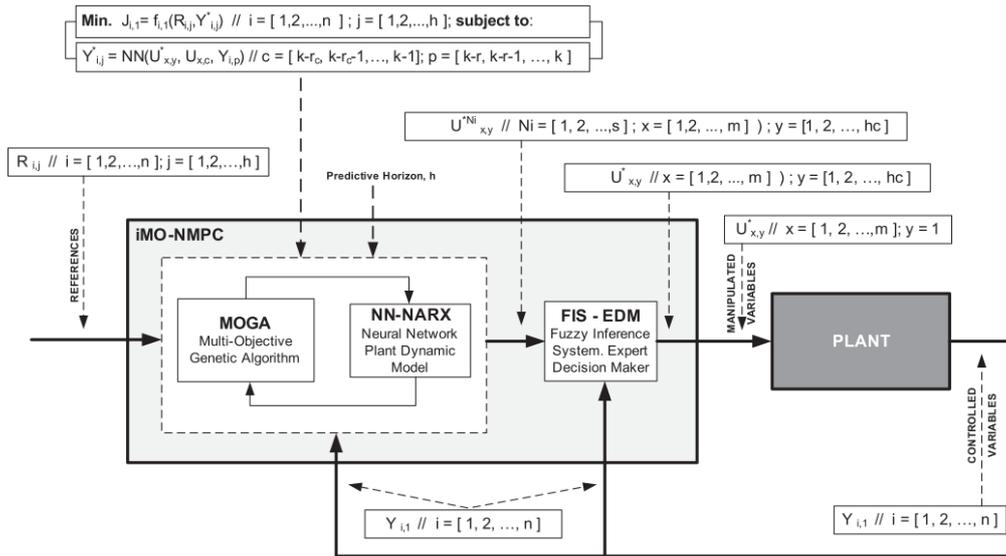


Ilustración 11 - Estructura y bloque de diagramas del controlador iMO-NMPC [10]

Desde hace varios años, las redes neuronales artificiales vienen siendo una buena herramienta a la hora de modelar sistemas complejos o sistemas que sufren de elevadas no-linealidades como de no ser invariantes en el tiempo. Las RNA funcionan en cierta medida, de forma parecida al modelo caja negra que se ha planteado, es decir, el modelo se entrena con datos reales obtenidos para emular la salida correspondiente a cada entrada dada. Las RNA, funciona imitando en cierta manera a las neuronas que componen el cerebro. Para ello plantea un esquema como la de la ilustración 12, el cual imita la función de una neurona.

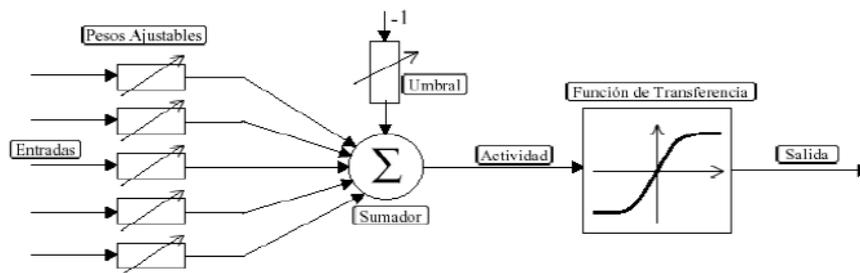
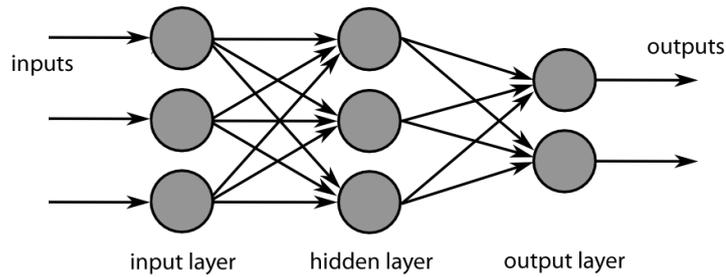


Ilustración 12 - Esquema de una neurona artificial

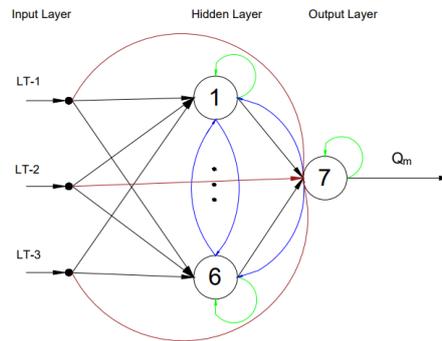
Para obtener el modelo basado en RNA, la red neuronal se alimenta de distintos ensayos realizados y se realiza el proceso de entrenamiento. Este proceso modifica los valores de los pesos ajustables y del umbral de cada neurona de forma que, para cada entrada dada, la salida de la red se asemeje en lo medida de lo posible a la salida real del sistema.

En cuanto a la interconexión de las neuronas se refiere, existen dos tipos distintos:

- Propagación a capas posteriores (Feedforward)



- Propagación a la misma capa o anteriores (Feedback)



En el caso particular de la estrategia iMO-NMPC planteada, se hace uso de RNA perceptrón multicapa de tipo NNARX (Neural Network Autoregressive with eXternal Input) ya que una de las grandes ventajas de este tipo de red es que aproxima sistemas no-lineales de distinta índole relativamente bien. Es más, la toolbox para el entrenamiento de RNA que ofrece Matlab, recomienda este tipo de redes para modelizar sistemas dinámicos. La particularidad de este tipo de arquitectura es que la red se alimenta por una parte de los valores de entrada en los instantes k , $k-1$, $k-2$, ... y también de las salidas de la red en los instantes $k-1$, $k-2$, ... de modo que la predicción del modelo para el instante k , tienen en cuenta la dinámica de los instantes anteriores (ilustración 12). El algoritmo de entrenamiento utilizado para entrenar la red en la estrategia iMO-NMPC corresponde al algoritmo Levenberg-Marquardt.

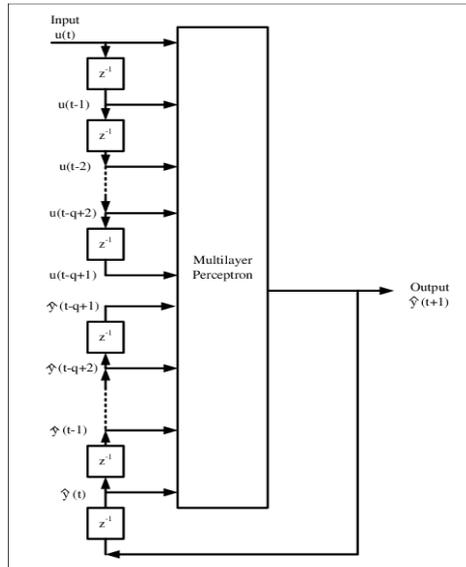


Ilustración 13 - Esquema general de una red NNARX

El modelo que se obtiene se utiliza para el controlador predictivo (MPC, Model-based Predictive Control). Este tipo de controladores se apoya en un modelo del sistema para predecir en un horizonte H la evolución que va a tener el sistema real para unas acciones de control dadas. El objetivo del MPC, es el de encontrar la acción de control adecuado para cada instante, el cual cumpla ciertos criterios tales como que el error de seguimiento sea mínimo o que la variación de la acción de control no sea muy elevada. Para ello en el MPC clásico se define una función de coste cuadrática J el cual se define mediante la siguiente expresión vectorial.

$$J = \sum_{i=1}^N \omega_{x_i} (r_i - x_i)^2 + \sum_{i=1}^N \omega_{u_i} \Delta u_i^2$$

donde,

$$\left\{ \begin{array}{l} x_i: \text{Variable controlado en el instante } i \\ r_i: \text{Variable de referencia en el instante } i \\ \Delta u_i: \text{Variación de la variable manipulado en el instante } i \\ \omega_{x_i}: \text{Coeficiente de ponderación de seguimiento de la referencia} \\ \omega_{u_i}: \text{Coeficiente de ponderación de mínima variación de } u_i \end{array} \right. \quad [8]$$

Si el modelo del sistema se define como un modelo en espacio de estados, la optimización de esta función de coste se puede realizar de forma explícita, debido a que se conocen las matrices que contienen la dinámica del sistema. Al ser el modelo de la estrategia iMO-NMPC uno basado en redes neuronales, no es posible obtener matrices que contienen su dinámica, ya que la red neuronal funciona como una caja negra donde no se pueden expresar de forma explícita las relaciones entre

las entradas y las salidas. Es por ello que se plantea el uso de algoritmos genéticos, los cuales optimizaran la acción de control en el horizonte de predicción H.

Los algoritmos genéticos son sistemas artificiales ejecutables en ordenador que tienen como objetivo imitar, el mecanismo de la selección natural, la herencia genética, etc. que infieren en la evolución de las especies.[12] En problemas de optimización, suele ser recurrente el uso de métodos de optimización clásicos que son muy dependientes del punto inicial de búsqueda y que tienen el gran hándicap de que es muy habitual que solo se encuentre el óptimo local en un problema dado. Los algoritmos genéticos, por el contrario, debido a que trabajan en un amplio espectro de búsqueda, son ideales para encontrar el óptimo global del problema. El hándicap de ello es que debido al componente azaroso que tienen, aumenta el coste computacional a la hora de buscar la solución óptima.

Un algoritmo genético plantea una población de individuos o cromosomas, los cuales están compuestos por un número determinado de genes. Estos genes son las que determinan las características de cada individuo y son aquellos parámetros susceptibles de cambios y que pueden ser heredados a generaciones posteriores. La posibilidad de heredar los genes de un individuo a una generación posterior, viene dado por la capacidad de adaptarse al problema que tenga el mismo. Esta capacidad de adaptarse se mide evaluando numéricamente y asignándole un valor por ello, llamado aptitud. Una buena aptitud conlleva a que la posibilidad de generar descendientes sea mayor, pero no lo asegura.

El procedimiento de un algoritmo genético es un proceso cíclico (ilustración 14) que se repite durante las generaciones indicadas o hasta que el proceso de optimización llega a punto donde se da por válido la respuesta.



Ilustración 14 - Ciclo de ejecución de un algoritmo genético

Como se ha mencionado, la población de una determinada generación primero se evalúa mediante una función de evaluación, para obtener las aptitudes de cada individuo. A continuación, mediante una de los distintos posibles métodos de selección, se eligen aquellos individuos que generaran descendientes. Para determinar cómo heredaran los descendientes los genes de sus progenitores, se usa algún método de cruzamiento, con el cual por cada par de progenitores se genera un par de descendientes. Con la idea de garantizar la diversidad genética en la población, existe una probabilidad (muy pequeña normalmente) el cual hace que un gen de un descendiente sufra un cambio en su valor. De esta forma se logra que los individuos puedan abarcar otras zonas del espacio de búsqueda establecido. Por último, se reestablece la población de la siguiente generación por la compuesta por los descendientes.

Aunque en la naturaleza no es posible, debido a que los algoritmos genéticos se utilizan para resolver problemas de optimización matemáticos, es muy habitual en el ámbito de la ingeniería, que el mejor individuo de cada generación, el que mejor aptitud tiene, pase sin sufrir ningún cambio a la siguiente generación. Que un individuo sea muy bueno no garantiza que sus herederos sean igualmente o mejores, por lo que, como el ultimo objetivo es encontrar el mejor individuo que cumpla la función de evaluación lo mejor posible, es de recibo guardar dicho individuo durante las distintas generaciones. A esta práctica se le suele denominar elitismo interno.

Muchos de los problemas de optimización de ingeniería no suelen tener un único objetivo a cumplir, sino que suele ser la consecución de varios objetivos el que determina el mejor resultado. Los algoritmos genéticos multiobjetivo, como el planteado dentro de la estrategia iMO-NMPC, tiene como objetivo encontrar la solución que optimice varios objetivos. En problemas de optimización de ingeniería, suele ser habitual que los objetivos estén en conflicto entre sí, es decir, que la mejora en un objetivo traiga consigo el empeoramiento en otro objetivo. Se dice que, un individuo de la generación final de un algoritmo genético multiobjetivo es un óptimo de Pareto, si no existe otra solución que sea mejor en algún objetivo sin empeorar en los demás. [12] A estas soluciones también se les llama soluciones no-dominadas. La dominancia entre soluciones de un algoritmo genético se define mediante la cumplimentación de dos condiciones, donde se dice que una solución x_1 domina a otra solución x_2 si:

- La solución x_1 no es peor que x_2 en todos los objetivos.
- La solución x_1 es al menos mejor en un objetivo que x_2 .

Una vez aplicado el concepto de la dominancia a todas las soluciones de un algoritmo genético, la agrupación de estas soluciones no-dominadas forma el denominado frente de Pareto (ilustración 15).

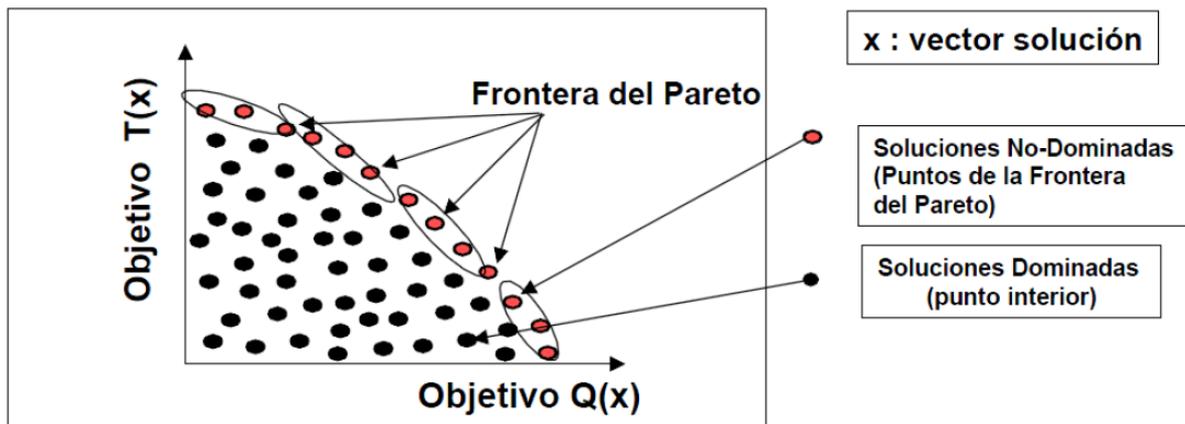


Ilustración 15 - Frente de Pareto en un problema de optimización de dos objetivos

En el caso de la estrategia iMO-NMPC, se plantean dos objetivos contrapuestos a minimizar. El primero de ellos es el de minimizar el error cuadrático de la respuesta del sistema respecto de la referencia introducida, mientras que el segundo es minimizar la variación de la acción de control.

Siendo el objetivo final obtener una única solución al problema de optimización, es evidente que la solución final va a ser una de las soluciones del frente de Pareto. Para la elección del mismo se ha de optar por un criterio de elección. En el caso de la estrategia iMO-NMPC se plantea el uso de un decision maker basado en Lógica Difusa. La Lógica Difusa es una lógica multivaluada que permite representar matemáticamente la incertidumbre y la vaguedad, proporcionando las herramientas formales para su tratamiento. [13]

En el caso de la estrategia IMO-NMPC se usa la regla de la mínima distancia al origen en el decision maker basado en lógica difusa. Dado un frente de Pareto de n dimensiones, se calcula la distancia geométrica de todos sus integrantes respecto al origen y se elige aquel que ofrezca la mínima distancia. Una vez obtenida la respuesta óptima que minimiza los dos objetivos propuestos en el horizonte de control H del controlador predictivo, se aplica al sistema el primer valor de la acción de control obtenida mediante la estrategia iMO-NMPC.

5.6. Vectorización del algoritmo genético

Debido a que el proceso de los algoritmos genéticos es un proceso iterativo, la implementación de los mismos en Matlab suele padecer de anidaciones elevadas en el código. Es por ello que se ha planteado un nuevo enfoque a la codificación de los mismos desde el punto de vista de la vectorización.

La vectorización de las operaciones es un método alternativo a las anidaciones en el código, especialmente interesante cuando las operaciones se han de hacer a cada uno de los componentes de un vector. Los beneficios de la vectorización comienzan a destacar en aquellos casos donde el vector contiene un elevado número de componentes, llegando incluso a reducir el tiempo de cómputo más de diez veces (ilustración 16).

SpeedyGA es un algoritmo genético desarrollado por la comunidad de Matlab el cual implementa la codificación vectorizada. Debido a que los algoritmos genéticos ofrecidos por Matlab tienden a usar en gran medida anidaciones, la ejecución de los mismos se vuelve muy costoso computacionalmente. SpeedyGA hace uso de las muchas herramientas ofrecidas por Matlab para implementar la codificación vectorial, para de esta forma eliminar el uso de gran parte de la anidación utilizado en los algoritmos genéticos presentes en Matlab. [16]

```
% Nested loop
tic;
i = 0;
for t = 0:.0001:1000
    i = i + 1;
    y(i) = sin(t);
end
t1=toc

% Vectorization
tic;
t = 0:.0001:1000;
y = sin(t);
t2=toc
```

t1 = 1.0765

t2 = 0.0872

Ilustración 16 - Ejemplo de vectorización para el cálculo de una función senoidal

6. Descripción de la solución propuesta

En este proyecto se han planteado el estudio de tres tipos de controlador: PID sintonizado mediante algoritmos genéticos, MPC con modelo RNA sintonizado mediante linealización de Simulink y adaptación de la estrategia de control iMO-NMPC al ULISES UPV/EHU.

El modelo desarrollado mediante RNA, se basará en redes NNARX, siendo las entradas del mismo la corriente y tensión de referencia indicados a la fuente de alimentación, y las salidas la tensión y corriente estipuladas por la fuente, la corriente del circuito medido por el sensor de efecto Hall y la tensión existente en los bornes de la bobina exterior secundaria. El objetivo de la obtención de esta red es el estudio de la correcta modelización de distintos parámetros de interés que toman parte en el proceso.

Por otra parte, se obtendrá el otro modelo basado en red NNARX el cual tiene como entrada la corriente de referencia introducida a la fuente de alimentación y como salida la corriente estipulada por la fuente.

En cuanto al controlador PID sintonizado mediante algoritmos genéticos, se optimizará el controlador PID tanto para un modelo en espacio de estados como un modelo NNARX de una entrada. Se plantean 4 objetivos de cara a optimizar por el algoritmo genético: mínimo error de seguimiento, mínima variación de la acción de control, mínimo sobreimpulso del sistema y mínimo tiempo de establecimiento. De las soluciones que forman el frente de Pareto se elegirá el mejor mediante el criterio de mínima distancia al origen.

Se ha estudiado también el uso de controladores MPC ya presentes en el entorno SIMULINK con el objetivo de poder integrarles una red NNARX, mediante la linealización del modelo, e estudiar su viabilidad.

Por último, se ha planteado el estudio de viabilidad de controlador basado en la estrategia de control iMO-NMPC, donde se ha implementado la codificación del algoritmo genético speedyGA.

7. Metodología

A continuación, se detallará la metodología llevada a cabo durante el transcurso de este proyecto, profundizando en los detalles técnicos del sistema compuesto por el rector ULISES UPV/EHU, la fuente de alimentación y el sistema de sensorización y captura de datos.

7.1. Plan de Trabajo

Durante los primeros meses del proyecto, se ha llevado a cabo el estudio del arte de los trabajos posteriores realizados en el entorno del Grupo de Control Automático de la UPV/EHU. Asimismo, se ha llevado adelante la familiarización del entorno, tanto hardware como software, con el que se va a desarrollar la práctica. Durante esta etapa, se ha diagnosticado que la fuente de alimentación presentaba un funcionamiento incorrecto por lo cual ha sido necesario enviar a repararlo. A su vez, otro de los primeros objetivos del trabajo, ha sido la actualización e implementación del sistema de protección ante sobrevoltajes que ya estaba presente en el sistema. Paralelamente, se ha llevado a cabo una planificación orientativa a realizar durante el transcurso del proyecto.

Una vez llevado a cabo esta fase inicial, se ha llevado a cabo el proceso de captura de datos para el posterior desarrollo del modelo basado en red neuronal. Se han estudiado distintos tipos y topologías de red, para finalmente quedarse con la que mejor resultado se ha obtenido. Para validar el modelo, se han realizado pruebas donde se compara el modelo en tiempo real con los datos obtenidos del sistema real.

Una vez obtenido el modelo se ha procedido al desarrollo en paralelo de las distintas estrategias de control. Debido a la complejidad del mismo, y ya que en un principio se ha intentado implementar un control en tiempo real basado en la estrategia iMO-NMPC sin la posibilidad de llevarse a cabo por motivos técnicos asociados a Matlab/Simulink, el desarrollo de la simulación del control iMO-NMPC es la que más tiempo ha requerido.

Para obtener los resultados de los distintos tipos de controles desarrollados se han realizado pruebas en simulación, sin poder optar a realizar pruebas en tiempo real debido a una avería en el sistema real, y se ha llevado la comparación de los distintos tipos de control. Asimismo, se han obtenido las conclusiones del desarrollo y resultados obtenidos. Por último, se ha llevado a cabo la generación de la memoria asociada al proyecto para su evaluación y para que exista constancia del desarrollo técnico realizado para posteriores estudios dentro del Grupo de Control Automático de la UPV/EHU.

7.2. Diagrama de Gantt

Se muestra a continuación (Ilustración 17) el diagrama de Gantt asociado al desarrollo del proyecto asociado al trabajo fin de máster.

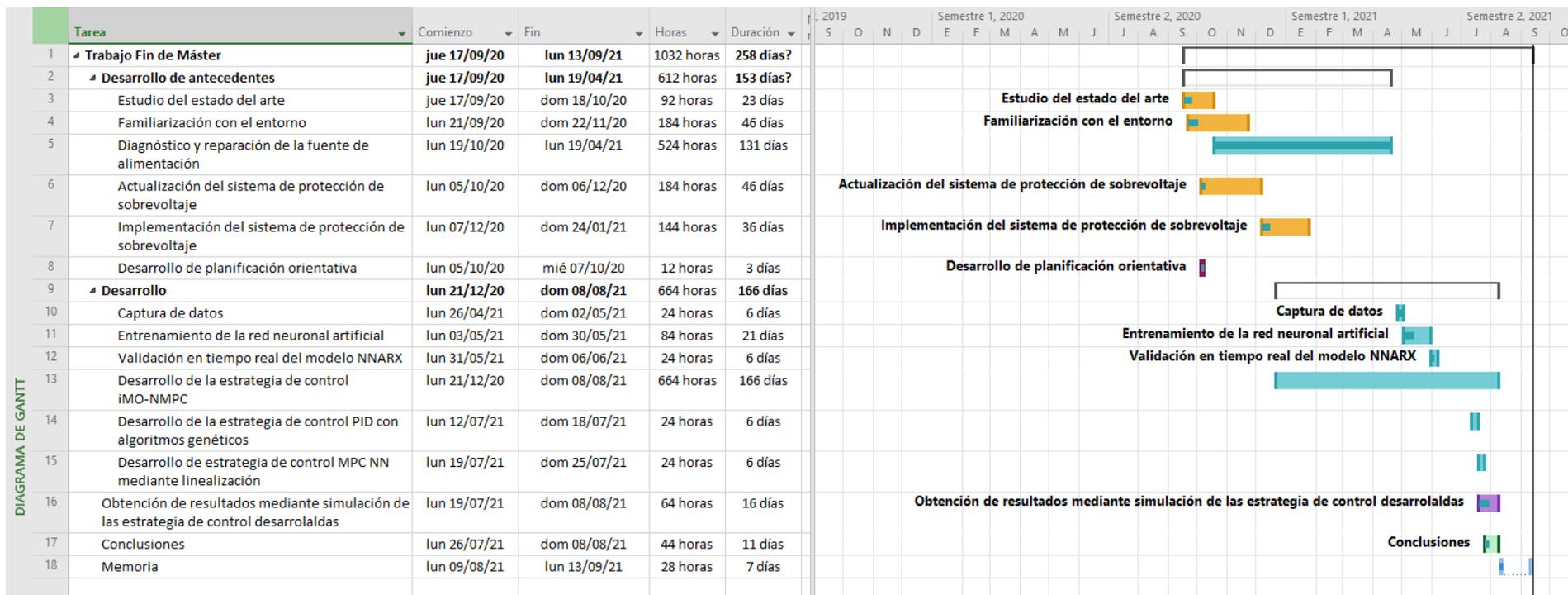


Ilustración 17 - Diagrama de Gantt del proyecto

7.3. Descripción del equipo

En este apartado, se presentará el equipo hardware y software utilizado en el desarrollo de este proyecto. A pesar de que existen otros dispositivos auxiliares tales como el magnetrón para ionizar el helio introducido a la cámara o las dos bombas de vacío para generar el vacío en la cámara, debido a que no han sido usados dentro de este proyecto se ha decidido excluirlos de la memoria.

7.3.1. Reactor ULISES UPV/EHU

El reactor ULISES UPV/EHU es una cámara de vacío el cual está compuesto de dos bobinas internas colocadas a 64° y dos bobinas externas colocadas paralelamente entre sí. La cámara de vacío es una esfera metálica de diámetro interior de 295mm y exterior de 345mm, como se observa en la ilustración 18. A su vez, el reactor dispone de 10 puertos de entrada compuestos por 8 puertos CF40 y 2 puertos CF100.



Ilustración 18 - Diseño CAD del reactor (izq.), puerto de entrada CF40 (centr.) y puerto de entrada CF100 (der.)[14]

En cuanto al bobinado, como se ha mencionado anteriormente, todas las bobinas se encuentran en serie, pero colocadas de forma que primero se encuentra una bobina exterior, seguidamente los dos interiores con un ángulo de 64° entre ellos y por último la segunda bobina exterior paralela a la primera (Ilustración 19).

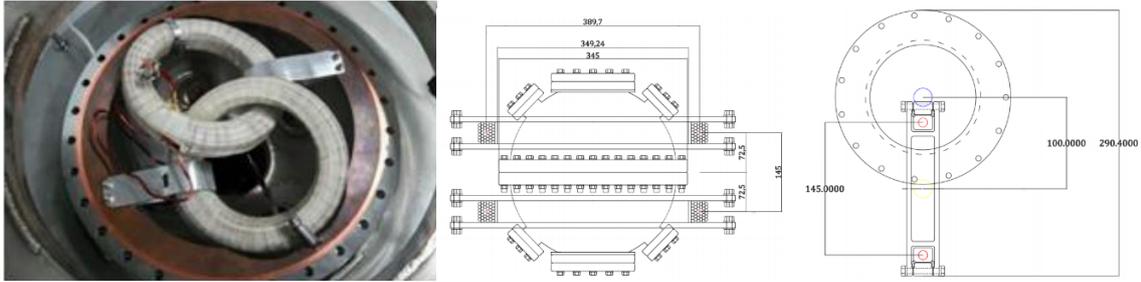


Ilustración 19 - Bobinas interiores (izq.), y bobinas exteriores (centro y derecha)[14]

7.3.2. Fuente de alimentación EA PSI 8080-510 3U

La fuente de alimentación PSI 8080-510 3U de la marca Elektro Automatik, es la encargada de suministrar la energía eléctrica al bobinado del reactor (Ilustración 20). Se trata de una fuente alimentado por red trifásica y de salida de corriente continua (DC). Puede ofrecer una potencia máxima de 15kW, siendo la corriente máxima de 510 A y la tensión máxima de 80V.



Ilustración 20 - Fuente de alimentación EA PSI 8080-510 3U

La fuente de alimentación permite el control del mismo por medio de las ruletas en la parte delantera (modo manual), de modo que ofrece en la pantalla del dispositivo la interfaz de usuario donde se muestran los datos más relevantes en cuanto al funcionamiento del mismo.

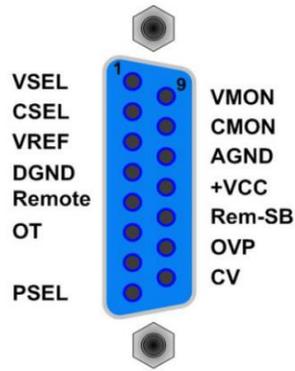


Ilustración 21 - Conector DA-15 utilizado para el control remoto de la fuente de alimentación

Por otra parte, la fuente de alimentación permite ser controlado mediante señales analógicas aportadas a través de un conector DA-15 (Ilustración 21), al cual se envían las señales correspondientes desde la tarjeta de adquisición NI PCI-6221. Las señales analógicas utilizadas, se definen en un rango de escala con tensiones de 0-10V o 0-5V. En la tabla 3 se puede observar el significado de cada puerto de entrada del conector DA-15 utilizado para el control remoto.

Tabla 3 – Puertos de entrada relevantes del conector DA-15

Señal	Significado	Tipo de Señal
VSEL	Señal de referencia de tensión deseada	Entrada Analógica
CSEL	Señal de referencia de corriente deseada	
PSEL	Señal de limitación de potencia suministrada	
VREF	Nivel de tensión de referencia para el fondo de escala	
VMON	Señal de monitorización de la tensión suministrada	Salida Analógica
CMON	Señal de monitorización de corriente suministrada	

Cabe destacar que, siguiendo los pasos indicados en el manual de usuario, existe la opción de limitar mediante los ajustes de la fuente la tensión, corriente y potencia máxima que puede aportar la fuente, para de esta forma no sobrepasar los valores máximos admitidos por el bobinado. En el caso que se está estudiando, se ha limitado la fuente a una corriente máxima de 150A, es decir, aplicando un coeficiente de seguridad de $n=1.5$ al valor de corriente en el punto de operación $I = 100A$.

7.3.3. Tarjeta de adquisición NI PCI-6221

Para conectar el Target PC utilizado para la ejecución en tiempo real del sistema de adquisición y control del ULISES UPV/EHU a la fuente de alimentación, se utiliza la tarjeta PCI-6221 de National Instruments (ilustración 22). La tarjeta se conecta a un bornero TBX-68 de Phoenix Contact mediante un cable SCSI-68 y al bornero se conecta el cable que va al conector DA-15 de la fuente.

La tarjeta de adquisición ofrece bloques de funciones Simulink (Con soporte hasta la versión Matlab 2017b) por el cual se facilita el manejo de los datos tanto de entrada como de salida.



Ilustración 22 - Tarjeta de adquisición NI PCI-6221 (izq.) y bornero TBX-68 (der.)

7.3.4. Sensor de efecto Hall

Para complementar la medición que ofrece la fuente de alimentación de la corriente eléctrica que circula por el bobinado, se incorpora un sensor de efecto Hall al sistema de sensorización. Como el circuito del bobinado es un único circuito en serie, se podrá instalar el sensor en cualquier punto del mismo.

El sensor se trata de del modelo CSCA0600A000B15B01 de Honeywell y alimentado a $\pm 15V$, el cual puede operar en un rango de corrientes de $[-900A, 900A]$, aunque el rango lineal se encuentra en $[-600A, 600A]$. El rango de tensión de salida es de $\pm 4V$. [15] Se realiza un enrollamiento del cable del bobinado de forma que pase 2 veces por dentro del sensor, para de esta forma minimizar el efecto del ruido en la señal medida.

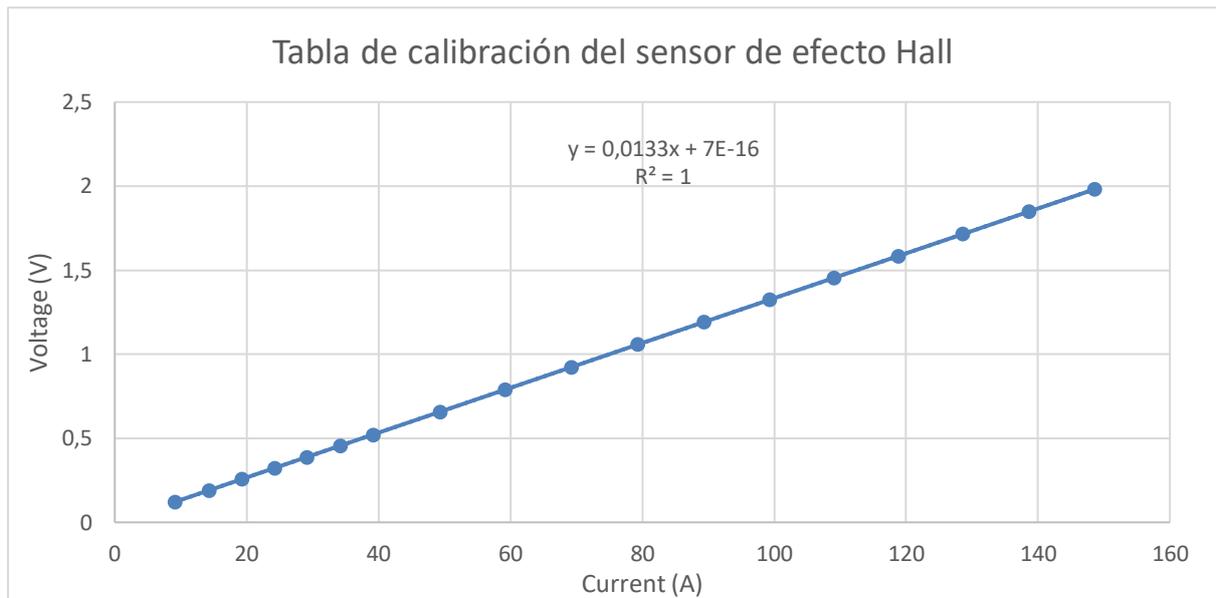


Ilustración 23 - Tabla de calibración del sensor de efecto Hall

Se realiza una tanda de ensayos para obtener la curva de calibración del sensor (ilustración 23) y se realiza el cálculo para obtener la sensibilidad del sensor:

$$S = \text{mean}\left(\frac{I_i}{V_i}\right) = 76.03 \text{ A/V} \quad [9]$$

Debido a que el sensor se alimenta por un circuito aislado al de la tarjeta de adquisición, la medida de su valor se realiza en modo diferencial, por lo que se le deberá de indicar al bloque Simulink de la tarjeta de adquisición el uso de este modo.

7.3.5. Actualización e implementación del nuevo circuito protector de sobrevoltajes

Debido a las posibles sobretensiones que se pueden producir en las salidas de los sensores o la medida directa de la tensión de los bornes del bobinado del secundario, se disponía de un circuito protector que no permitiese la llegada de los mismos a la tarjeta de adquisición. Vista la poca robustez en la construcción del circuito protector, se ha planteado actualizarlo a uno más robusto donde los componentes son soldados mediante líneas de estaño en una placa PCB.

Los circuitos protectores de CMON y VMON, del sensor de efecto Hall y Vout (Tensión en los bornes del bobinado exterior secundario) son, respectivamente, los mostrados en las ilustraciones 24, 25 y 26.

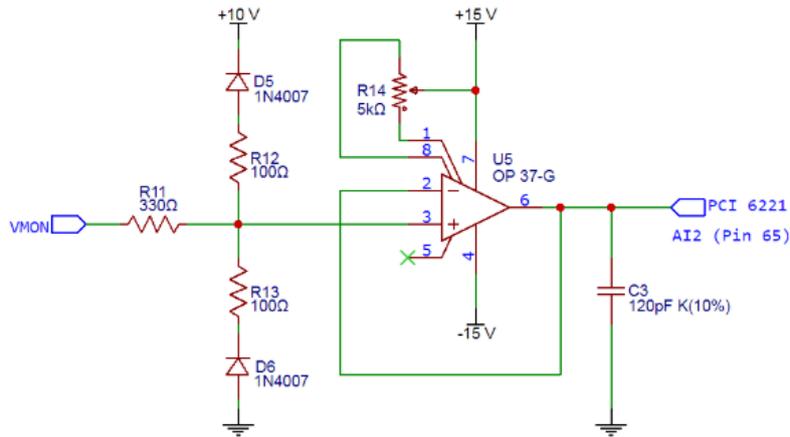


Ilustración 24 - Circuito de protección para las señales VMON y CMON[14]

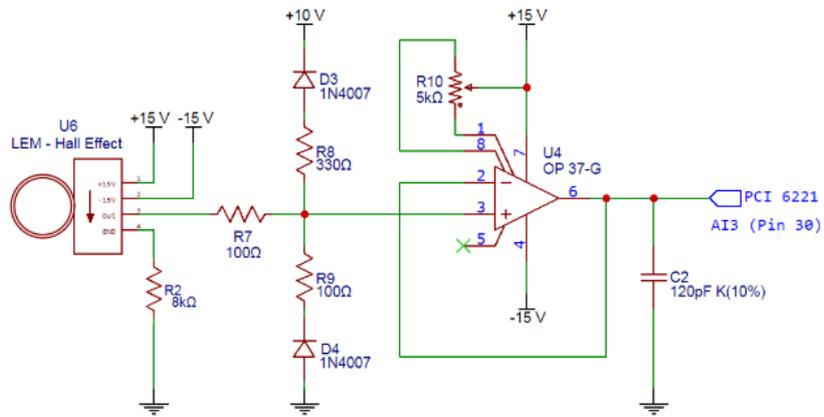


Ilustración 25 -Circuito de protección para la señal del sensor de efecto Hall[14]

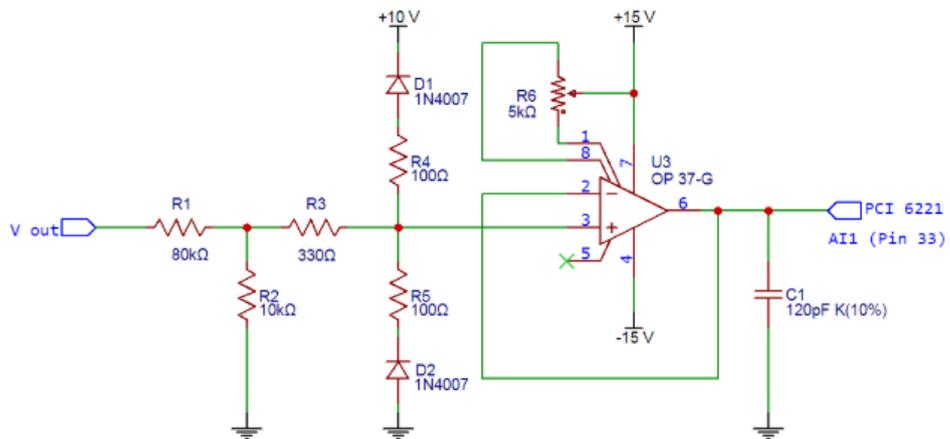


Ilustración 26 - Circuito protector para la protección de la señal Vout[14]

7.4. Metodología de ensayos

Para obtener el modelo del sistema es necesario realizar ensayos que provean de datos suficientes para entrenar la red neuronal artificial. Es por ello que se mostrará en este apartado tanto la planificación de los ensayos como el algoritmo utilizado para el mismo.

Debido a las dinámicas muy rápidas que se experimentan en el plasma generado, es necesario el uso de un tiempo de muestreo muy bajo. Se ha escogido un valor de $t_s = 0.00025s$, ya que es el mínimo tiempo de muestreo posible con el que puede trabajar el Target PC.

Como se ha comentado anteriormente, el punto de operación del ULISES UPV/EHU en cuanto a la corriente eléctrica se refiere, es de $I = 100A$. El sistema de bobinado se encuentra diseñado para que con dicha corriente se genere dentro del reactor, un campo magnético de 0.6 Teslas. Por lo tanto, para obtener los datos dentro de un rango de $\pm 30A$ se ha decidido por hacer trenes de escalones como los mostrados en la ilustración 27 y 28, los cuales tienen un valor de inicio del escalón de 70A y llegan hasta los 130A. Se realiza un barrido ascendente, seguido de un barrido descendente donde la variación es de $\pm 1A$ de cada escalón a la siguiente.

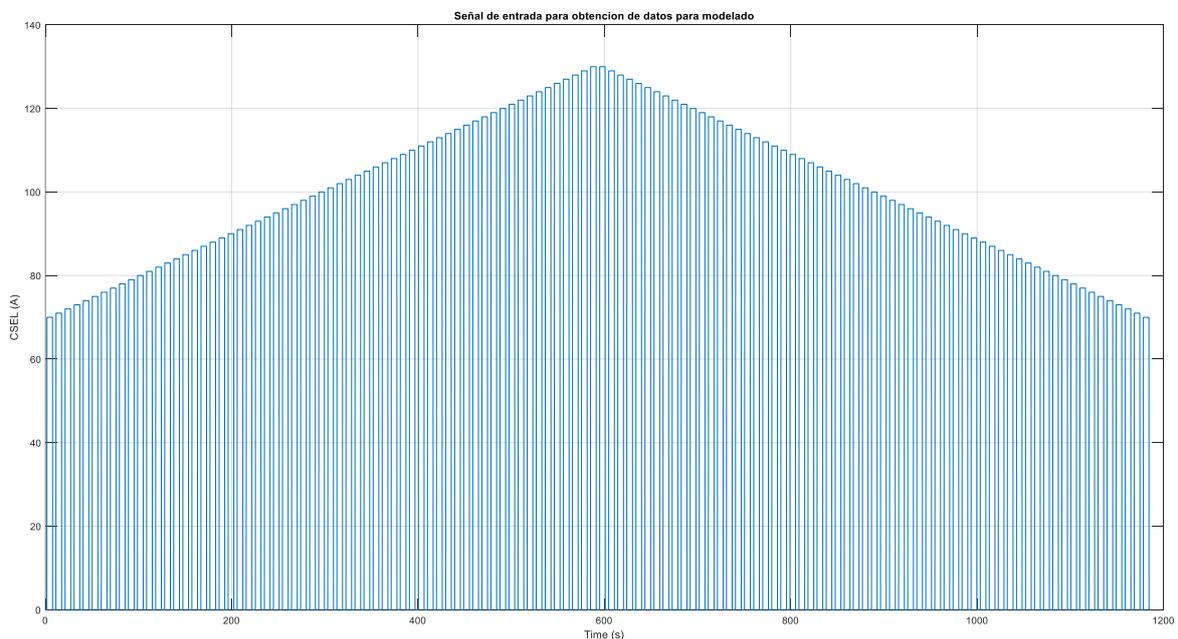


Ilustración 27 - Señal de entrada para obtención de datos para modelado

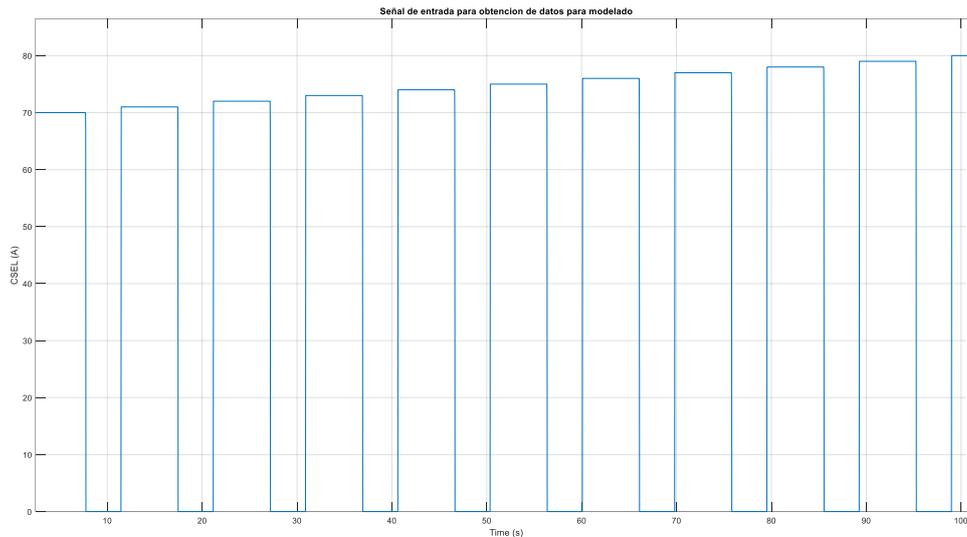


Ilustración 28 - Vista detallada de una zona del tren de escalones

Debido a las limitaciones de la fuente, donde solo es posible regular la corriente CSEL o la tensión CMON y el parámetro no controlado lo regula automáticamente la fuente, se ha decidido regular la corriente del circuito mientras que se le indicara un valor de tensión máxima a no sobrepasar a la fuente de alimentación. Para ello se ejecuta un script en el Host PC en Matlab el cual realiza la acción de transferir, ejecutar y recopilar los datos obtenidos en el Target PC, donde el esquema Simulink enviado se ejecuta en tiempo real. El Target PC es un ordenador que incorpora el Matlab Real Time Kernel, por el cual se posibilita la ejecución de código en tiempo real.

El esquema Simulink que se transfiere al Target PC (Ilustración 29), envía en cada instante los valores de referencia de VSEL y CSEL a la fuente de alimentación y recoge los valores de los sensores existente (VMON, CMON, I_{hall} y V_{out}). Como es lógico, al trabajar en el esquema Simulink con unidades de ingeniería, estas han de ser transformadas hacia o desde unidades de control, lógica 0-10V, y limitarlas por cuestiones de seguridad ante sobretensiones.

Una vez obtenidos los datos, se guardan para su posterior uso en el entrenamiento de la red neuronal artificial. Aunque las señales muestran lo que a priori parece ser ruido, no se aplica ningún tipo de filtro debido a que como se verá posteriormente, se desea que la red sea capaz incluso de modelizar el ruido existente.

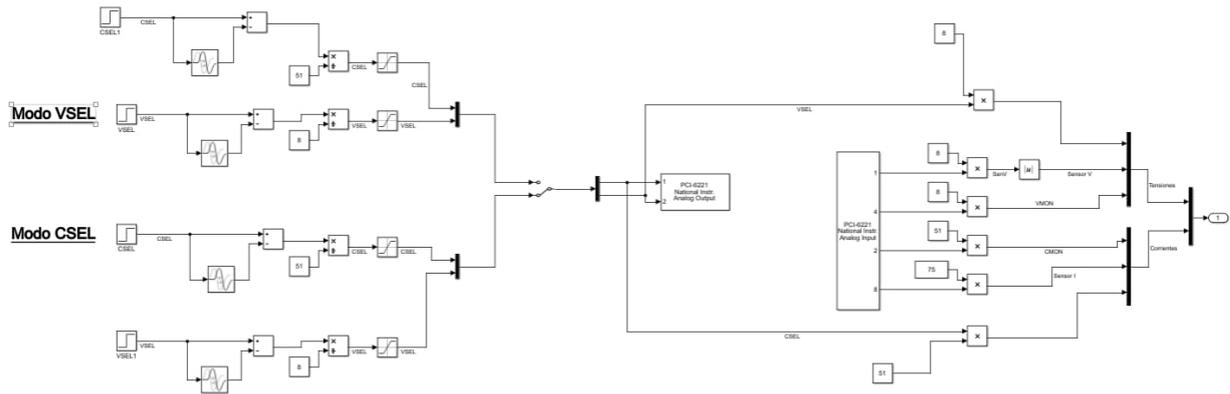


Ilustración 29 - Esquema Simulink utilizado para la captura de datos

7.5. Modelado del sistema mediante red neuronal NNARX

Siguiendo la arquitectura de la red neuronal utilizado en la estrategia iMO-NMPC desarrollado por el Grupo de Investigación en Control Inteligente de la UPV/EHU y observando que el asistente de usuario de entrenamiento de Matlab (NNStart) recomienda redes de tipo NNARX para la modelización de sistemas dinámicos, se ha optado por esta arquitectura.

La entrada de la red estará compuesta por los valores de CSEL y VSEL, mientras que los datos realimentados serán de hasta dos instantes de muestreo anteriores. La salida de la red serán los valores de VMON, CMON, Ihall y Vout, es decir, se modelizará el comportamiento de estos 4 parámetros para las entradas dadas. En cuanto al método de entrenamiento, se ha observado que el método de Regularización Bayesiana ofrece mejores resultados que el método Levenberg-Marquardt. En cuanto a los datos disponibles, se han dividido de forma que el 70% es para el entrenamiento, un 15% es para la validación y el 15% restante es para test.

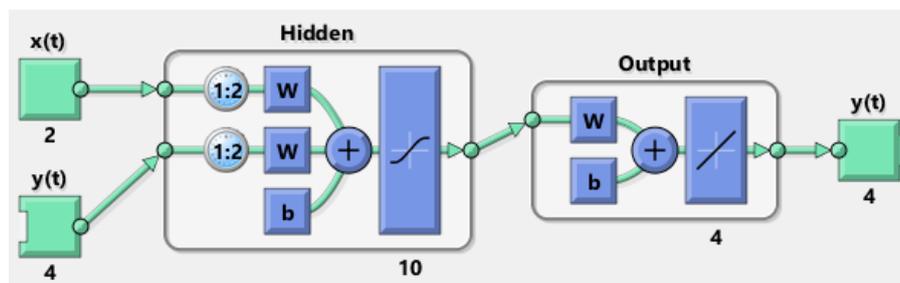


Ilustración 30 - Topología de red que mejor se adapta al sistema real

Se ha desarrollado un script el cual plantea distintas topologías de la red NNARX, como máximo 2 capas ocultas y 10 neuronas por cada capa, y mediante un proceso iterativo se ha llevado a cabo el entrenamiento de cada red 10 veces, comparando el rendimiento de la red en cuanto al correcto modelado del sistema real. Para ello se ha calculado el producto del error absoluto y la desviación estándar del error respecto a los datos reales para cada uno de las redes, y se ha elegido el que menor valor tiene, es decir, la red neuronal cuyos resultados se asemejan más a los valores obtenido a la realidad. La topología que mejor se adapta a la red está compuesta por una única capa oculta con 10 neuronas (ilustración 30). El error cuadrático R obtenido para esta red tanto en el entrenamiento, validación y test es muy satisfactorio (ilustración 31).

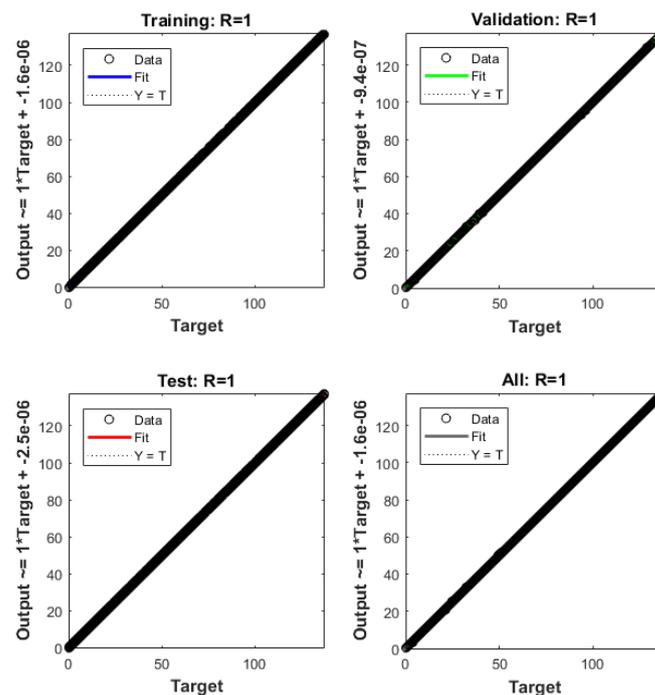


Ilustración 31 - Error cuadrático obtenidos en entrenamiento, validación y test

A su vez, a vistas de que al solo modificar la corriente requerida en el circuito y al ser el sensor CMON la más precisa de todas, se ha optado por entrenar una red NNARX con una sola entrada (CSEL), una sola salida (CMON) y la realimentación de la señal de salida solo se realimenta el valor del instante anterior. El algoritmo de entrenamiento como la división de los datos para el entrenamiento, validación y test ha sido la misma que en el caso anterior.

En este caso la topología que mejores resultados ha dado ha sido distinta, manteniendo una sola capa oculta pero esta vez siendo 6 neuronas las que conforma dicha capa (ilustración 32).

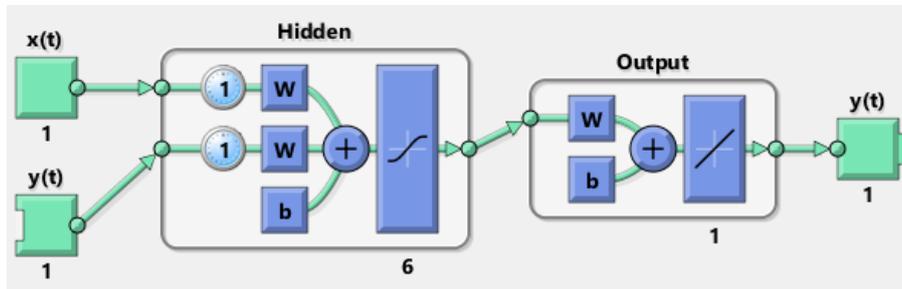


Ilustración 32 -Topología de red que mejor se adapta a modelado de dinámica de CMON

A su vez, se puede observar en la ilustración 33 que el error cuadrático R de esta red sigue siendo muy satisfactorio.

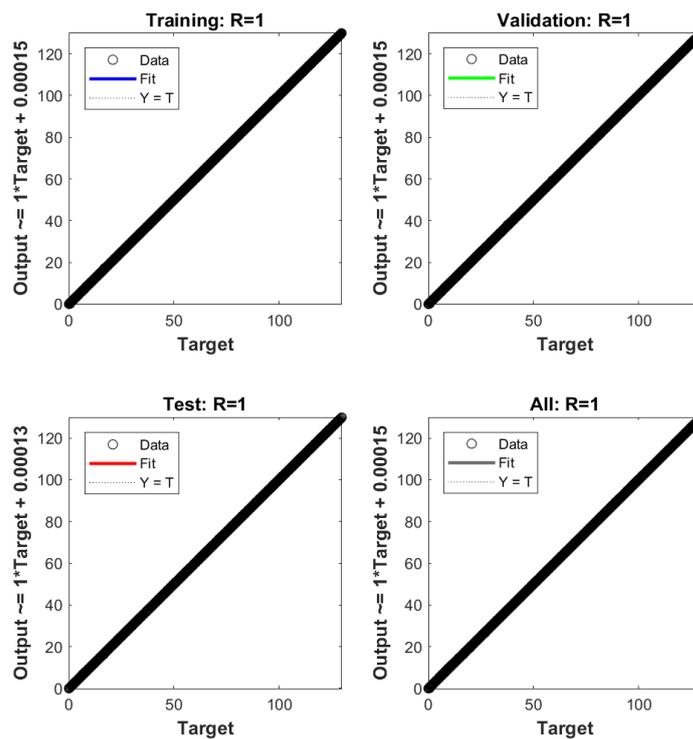


Ilustración 33 - Error cuadrático obtenidos en entrenamiento, validación y test para red de modelado de CMON

7.6. Estrategia iMO-NMPC

Como se ha comentado anteriormente un controlador MPC se encarga de optimizar la acción de control en un horizonte de predicción H , para conseguir cumplimentar varios objetivos, como puede ser el mejor seguimiento posible de la referencia. Para ello se vale de un modelo del sistema real para obtener la respuesta predicha en ese horizonte H para la acción de control dada y optimiza una función de coste definido por el error de seguimiento y la variación en la acción de control.

Debido a que el modelo del sistema real es una red neuronal artificial, no es posible la resolución de esa función de coste mediante métodos analíticos. Es por ello que se plantea el uso de algoritmos genéticos los cuales optimizaran la acción de control necesario mediante una función de coste. Cada gen de un genoma dado, significara la acción de control planteada a aplicar el ese instante en el horizonte de predicción H (ilustración 34).

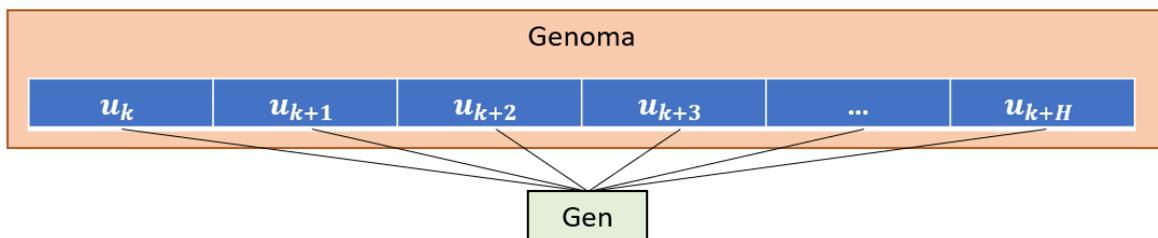


Ilustración 34 - Composición de un genoma en el controlador iMO-NMPC

En el controlador basado en la estrategia iMO-NMPC desarrollado, se ha planteado el uso del algoritmo genético SpeedyGA debido a su potencialidad ofrecida por la posibilidad de ejecución vectorizado que posee. La ejecución del controlador se puede resumir en el bloque de diagramas de la ilustración 32.

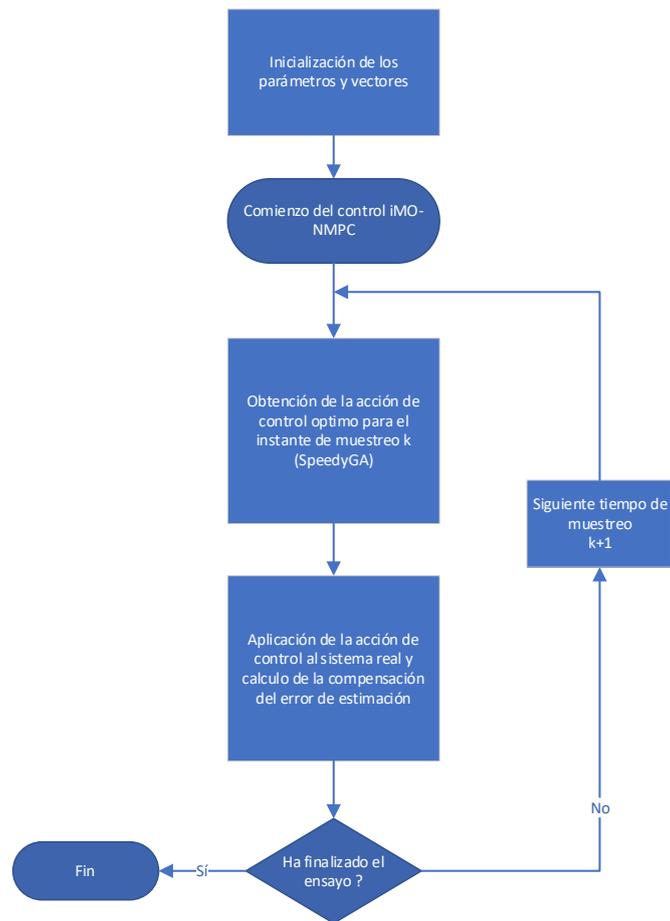


Ilustración 35 - Bloque de diagramas de la ejecución general del controlador iMO-NMPC

Como se observa en la ilustración 35, el controlador comienza por la inicialización de los parámetros y vectores necesarios para la ejecución del lazo de control. Es de vital importancia, sobre todo, la inicialización de los vectores, asignándoles las dimensiones finales que van a tener debido a que son vectores con muchos elementos y no suele ser recomendable en estos casos la utilización de variables dinámicas, los cuales ralentizan mucho la ejecución del código. Los mejores parámetros asociados al controlador iMO-NMPC obtenidos mediante método heurístico son los mostrados en la tabla 4.

A continuación, comienza la acción de control desde el instante $k=1$ y se repite de forma que se procesan todos los instantes de muestreo del ensayo. En cada iteración se llama al algoritmo genético SpeedyGA, el cual optimiza la acción de control según la función de evaluación. La función objetivo se erige por dos objetivos a minimizar:

- 1^{er} Objetivo: Minimización del error cuadrático de seguimiento en el horizonte de predicción
- 2^o Objetivo: Minimización de la variación de la acción de control en sucesivos instantes del horizonte de predicción.

Tabla 4 - Valores de los parámetros utilizados en el controlador iMO-NMPC

Parámetro	Valor	Grupo
H (Horizonte de predicción)	4	MPC
H_c (Horizonte de control)	4	
s_t (Tiempo de muestreo)	0.00025s	
Numero de genes	4	
Rango de límite de genes	[0,150]	
Valor de referencia de corriente	100A	
Tamaño de la población	8	Algoritmo Genético
Numero de generaciones máximas	30	
Probabilidad de cruzamiento	0.6	
Probabilidad de mutación	0.3%	
Operador de selección	Muestreo universal estocástico	
Tipo de cruzamiento	Cruzamiento uniforme	

Para poder evaluar los dos objetivos, se evalúa cada acción de control propuesta por el algoritmo genético en la red neuronal artificial NNARX entrenado posteriormente, obteniendo como resultado la salida predicha del sistema real.

La salida de la función de evaluación no un vector correspondiente a las 2 aptitudes del individuo, sino que se incorpora el criterio de la mínima distancia al origen utilizado en el decision maker basado en lógica difusa. De esta forma, el algoritmo genético, aun a pesar de tener 2 objetivos en la función de evaluación, se comporta como un algoritmo genético mono-objetivo. Ello permite en el futuro la posible implementación de la hibridación al algoritmo genético, es decir, la implementación de métodos de optimización clásicos que mejoren la convergencia del mismo.

La operación de selección se realiza mediante el método de muestreo universal estocástico. En el mismo se asigna a cada individuo, en proporción a su aptitud, una proporción de una recta. Se generan n punteros equiespaciados de donde se obtienen los progenitores (Ilustración 36).



Ilustración 36 - Método de muestreo universal estocástico

En cuanto a la operación de cruzamiento se refiere, se ha utilizado un método de cruzamiento uniforme. Para ello, una vez obtenidos los pares de progenitores que tendrán descendientes, se aplica una máscara, de forma que se obtienen dos descendientes que heredan los rasgos genéticos de los progenitores y conforman la población de la siguiente generación (ilustración 37).

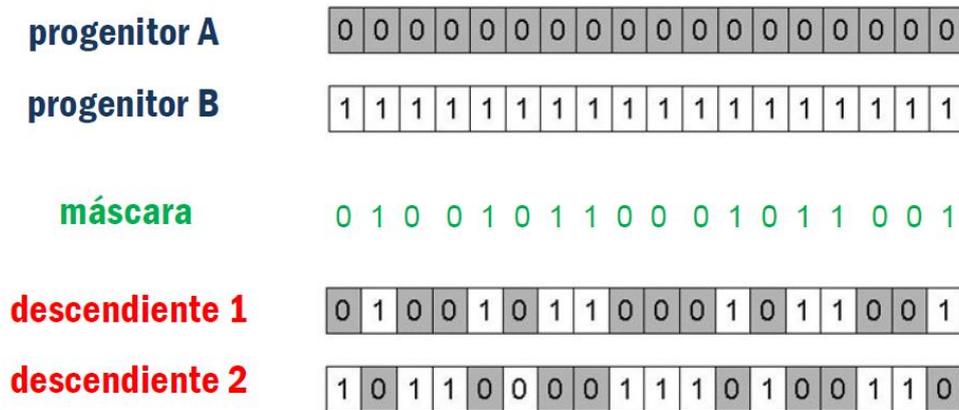


Ilustración 37 - Ejemplo de cruzamiento uniforme para genes codificados binariamente

En cuanto al reemplazo de la población se refiere, se implementa el elitismo interno, es decir, el mejor individuo de una generación pasa directamente a la siguiente generación sin sufrir ningún tipo de cambio. Al ser un problema de optimización de ingeniería, siempre será interesante tener en la población al mejor individuo de todas las generaciones.

Además, debido a que el problema de control es un problema de seguimiento de referencia, se ha implementado que en la población inicial de un instante de muestreo k , se introduzca el mejor individuo obtenido en el instante de muestreo $k-1$. Al ser dos instantes de muestreo próximos entre sí, existe una gran probabilidad de que la acción de control óptima del instante k sea parecido al del instante $k-1$, por lo que esta implementación puede mejorar la convergencia del algoritmo genético.

Una vez obtenido la acción de control optimizada por medio del algoritmo genético, se procede a introducir el mismo al sistema real, en este caso particular a un modelo independiente que simula el sistema real. En el mismo, se calcula la compensación del error de estimación, es decir, la diferencia existente entre la salida real y la salida predicha. Este factor de compensación es aplicado en el instante de muestreo posterior, a la acción de control optimizada obtenida en el algoritmo genético.

Por último, una vez que el instante de muestreo ha llegado a su valor final, se finaliza la ejecución del controlador iMO-NMPC.

7.7. PID Inteligente. Sintonización mediante algoritmos genéticos

El ampliamente conocido controlador PID se basa en el cálculo de la acción de control por medio de error existente entre la referencia introducida y la salida del sistema, es decir, la variable a controlar. Para ello, a esa señal de error (e) se le aplica una serie de operaciones: la acción proporcional (P), la acción integrativa (I) y la acción derivativa (D) de modo que la acción de control calculada responde a la siguiente expresión:

$u(t) = K \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) + T_d \frac{de(t)}{dt} \right)$	[9]
---	-----

Los controladores PID son robustos y fáciles de implementar, pero adolecen de que no existe un método analítico óptimo para sintonizarlos. Los métodos de sintonización existentes se basan la mayoría de ellos en métodos heurísticos o métodos derivados de particularizaciones. Es por ello que se plantea el uso de algoritmos genéticos para la sintonizar los valores de los parámetros K_p , T_i y T_d que componen un PID. Para ello se utiliza un algoritmo genético el cual tiene las características mostradas en la tabla 5.

Tabla 5 - Características del algoritmo genético utilizado en el PID inteligente

Parámetro	Valor
Tamaño de la población	50
Numero de generaciones máximas	100
Número de genes	3 (K_p , T_i y T_d)
Rango de límite de genes	[0,100]
Función de cruzamiento	Cruzamiento heurístico

El proceso de sintonización del PID inteligente viene dado en la ilustración 38, donde cómo se puede observar la sintonización se lleva a cabo offline, es decir, se sintoniza el controlador una única vez y antes de ponerlo en funcionamiento en tiempo real.

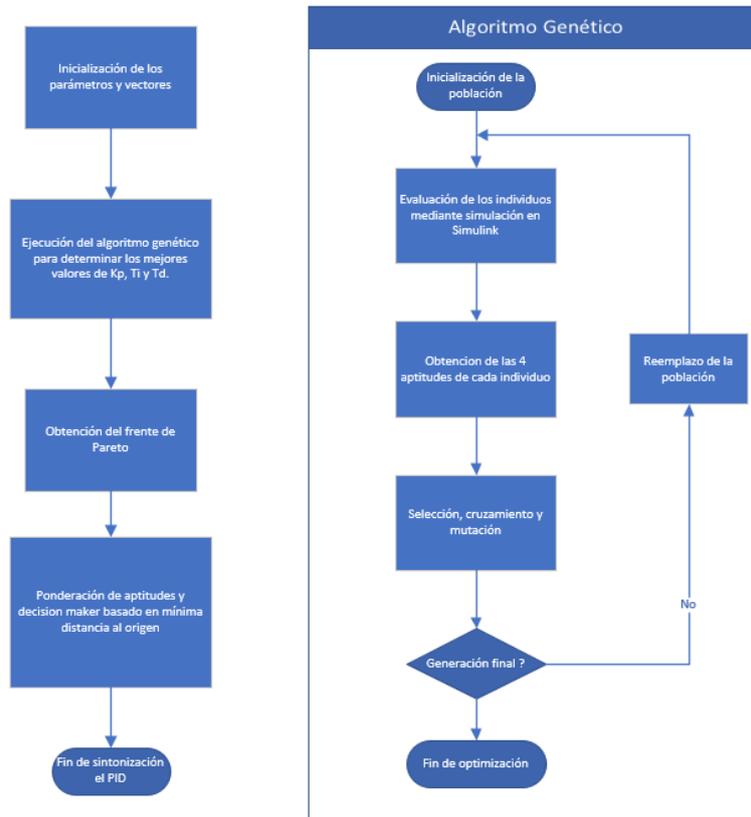


Ilustración 38 - Diagrama de bloques del proceso de sintonización del PID inteligente

Cabe destacar que en la función de evaluación de este algoritmo genético se han propuesto 4 objetivos a minimizar:

- 1^{er} Objetivo: Minimización del error cuadrático de seguimiento.
- 2º Objetivo: Minimización de la variación de la acción de control.
- 3^{er} Objetivo: Minimización del sobreimpulso generado.
- 4º Objetivo: Minimización del tiempo de establecimiento.

En el objetivo del mínimo sobreimpulso deseado, la aptitud a asociada a la cuadratura de la diferencia entre el máximo valor de la salida del sistema y el de referencia siempre que $\max(y) > \max(r)$.

En cuanto al objetivo del mínimo tiempo de establecimiento se ha propuesto analizar la desviación estándar del error, es decir, la desviación estándar de la resta ente la salida y la referencia, a partir

del cambio de valor en la referencia. Un sistema con un tiempo de establecimiento bajo, variará por poco tiempo respecto al valor de referencia se refiere, por lo que la desviación estándar será baja y viceversa para un sistema con un tiempo de establecimiento elevado.

Antes de proceder a obtener el individuo final mediante el decision maker basado en la distancia mínima al origen, se procede a aplicar una ponderación a los objetivos propuestos. De esta forma se han ponderado de la siguiente forma (Tabla 6) en base al criterio del autor:

Tabla 6 - Ponderaciones aplicadas a los objetivos propuestos

Ponderación de objetivo	Valor
w_1	0.6
w_2	0.1
w_3	0.15
w_4	0.3

Por lo tanto, se puede observar que la importancia de los objetivos es primero minimizar el error de seguimiento, a continuación que el tiempo de establecimiento sea lo más rápido posible, seguido por la minimización del sobreimpulso y por último la minimización de la variación de la acción de control.

Para la obtención de la señal de salida para cada PID propuesto por el algoritmo genético, en la función de evaluación se llama a un esquema de Simulink (ilustración 39) donde se simula la respuesta del sistema. Como modelo se ha propuesto tanto el uso de un modelo basado en espacio de estados como el uso del modelo NNARX obtenido anteriormente y se establece una saturación comprendida entre [0, 150A] para la salida del PID.

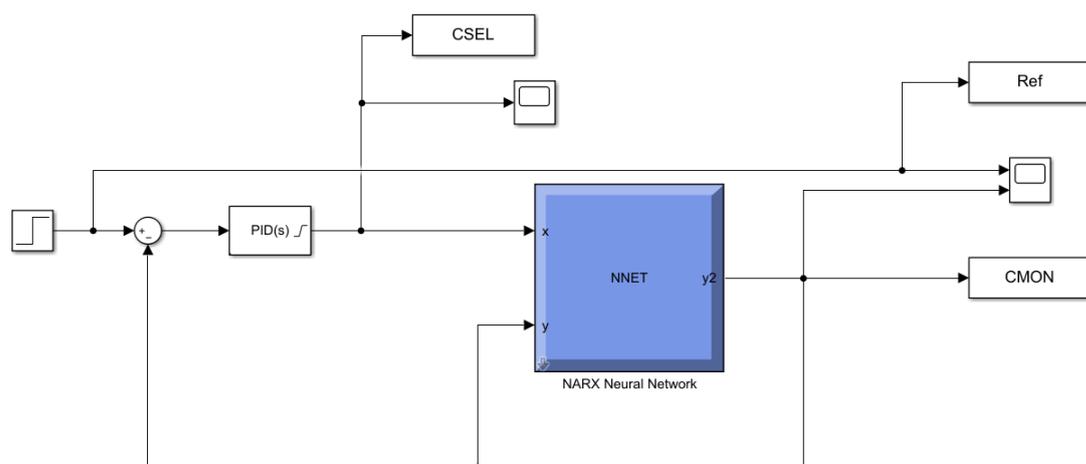


Ilustración 39 - Esquema Simulink para la simulación de la respuesta del sistema con modelo NNARX

7.8. MPC NN sintonizado mediante interfaz Simulink

Matlab Simulink ofrece bloques de funciones desarrollados de serie que conforman un controlador MPC en sí mismo. Se ha planteado estudiar el uso del mismo para observar si las herramientas de sintonizado que acompañan a esas funciones de controlador permiten desarrollar un controlador funcional basado en el modelo NNARX que se tiene. Para ello se ha desarrollado un esquema Simulink (Ilustración 40) donde se hace uso de este tipo de bloques de funciones ofrecidos por Matlab.

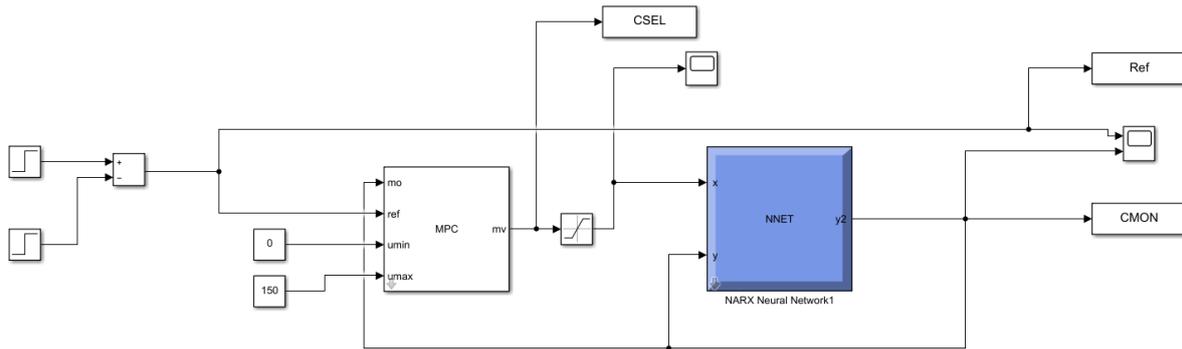


Ilustración 40 - Esquema Simulink para el sintonizado del controlador MPC NN

El bloque MPC contiene 4 entradas y 1 salida las cuales se definen por la tabla 7:

Tabla 7 - Parámetros del bloque MPC de Simulink

Parámetro	Significado
mo	Measured outputs: Vector de la señal medida del modelo del sistema real
ref	Señal de referencia a seguir por el sistema
umin	Valor mínimo d la acción de control
umax	Valor máximo de la acción de control
mv	Manipulated variable: Vector de salida de la variable manipulada (Acción de control)

La sintonización del controlador MPC se realiza mediante la interfaz de usuario que ofrece dicho bloque, donde se ha observado que el procedimiento que realiza Matlab es el de linealizar todo el esquema Simulink que se maneja para de esta forma poder calcular la respuesta del sistema controlado. Se ha observado que la linealización del esquema Simulink no se realiza de manera satisfactoria con la existencia de un modelo NNARX, dando como resultado sistemas inestables o con comportamientos erráticos. Es por ello que se ha deducido la no viabilidad de este método para caos en los que el modelo sea una red neuronal artificial de tipo NNARX.

7.9. Implementación en tiempo real

Se ha llevado a cabo el desarrollo de la implementación del controlador basado en la estrategia iMO-NMPC en tiempo real. Para ello, es necesario la implementación del algoritmo desarrollado en el script de Matlab en un esquema Simulink. Se ha procedido al uso de bloques Matlab Function, los cuales permiten la implementación de funciones creadas por el usuario dentro de Simulink.

El código del script correspondiente se ha implementado dentro de una función Matlab Function (Ilustración 41), pero debido a que al compilar el esquema Simulink se convierte a lenguaje de programación C, se ha obtenido un error no resoluble debido a que Simulink no permita la conversión de variables de tipo “net” (redes neuronales artificiales) a lenguaje C. Como es totalmente necesario dicha variable para el correcto funcionamiento del controlador iMO-MPC y no se ha encontrado ninguna manera de subsanar el problema, aun consultando a la comunidad de usuarios del entorno de Matlab, se ha decidido pausar el desarrollo en tiempo real del controlador iMO-NMPC.

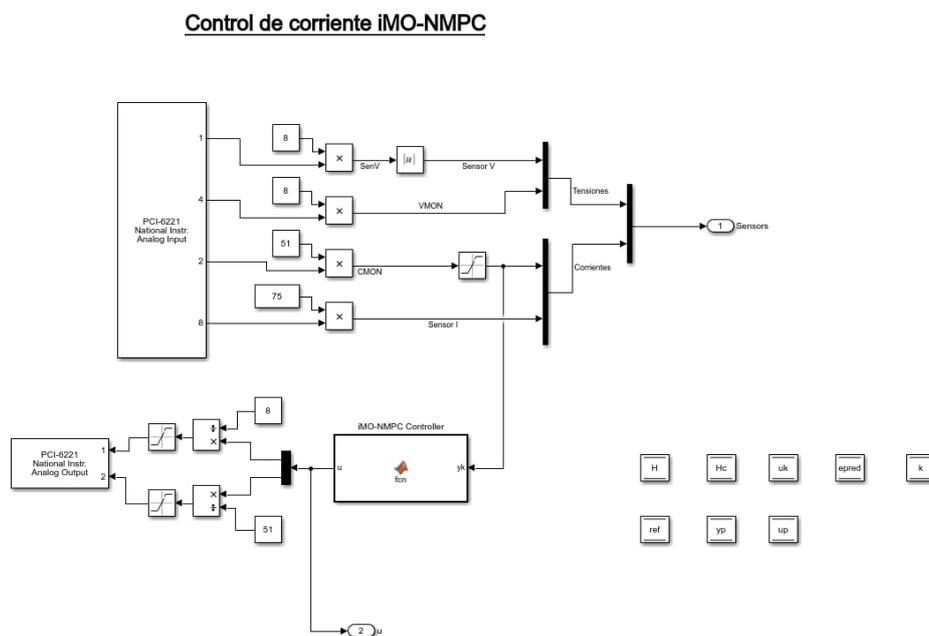


Ilustración 41 - Esquema Simulink del controlador iMO-NMPC en tiempo real

En cuanto a los PID inteligentes sintonizados mediante algoritmos genéticos, tanto mediante un modelo basado en espacio de estados como con un modelo NNARX, se han realizados esquemas Simulink para la implementación en tiempo real de los mismos.

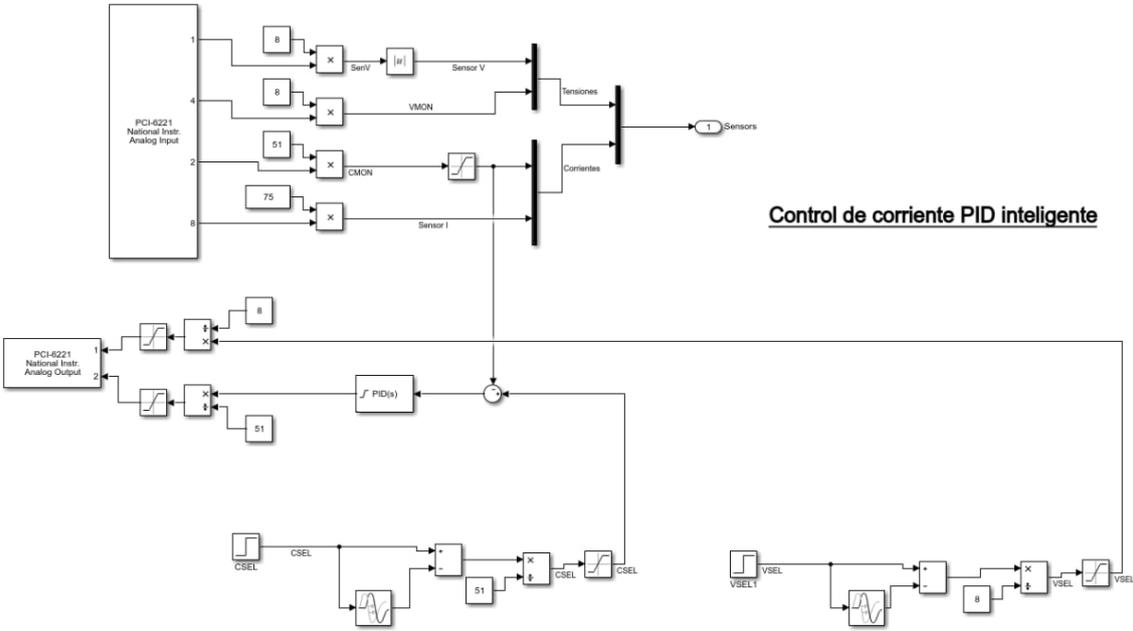


Ilustración 42 - Esquema Simulink del controlador PID inteligente en tiempo real

Debido a que como se ha visto, la estrategia de control e MPC NN no es viable, no se ha desarrollado su implementación en tiempo real.

8. Análisis de los resultados

En el siguiente apartado se mostrarán tanto la validación en tiempo real realizado para el modelo NNARX como el resultado de las simulaciones para los controladores PID inteligentes y controlador iMO-NMPC. Debido a circunstancias ligadas al mal funcionamiento de la fuente de alimentación debido a una avería, no se han realizado pruebas en tiempo real.

8.1. Validación y comparativa del modelo NNARX

Con la intención de validar y observar la capacidad de la correcta representación del sistema real por parte de la red NNARX entrenada, se ha realizado una tanda de ensayos en los cuales se recogen datos reales del sistema en lazo abierto y se comparan con las estimaciones realizadas por la red NNARX.

Para empezar, se ha comparado la respuesta del modelo en espacio de estados y el modelo de NNARX en simulación, donde la realimentación del modelo NNARX viene dado por los valores de predicción del mismo modelo. Tras realizar la simulación se han obteniendo los resultados mostrados en la ilustración 43:

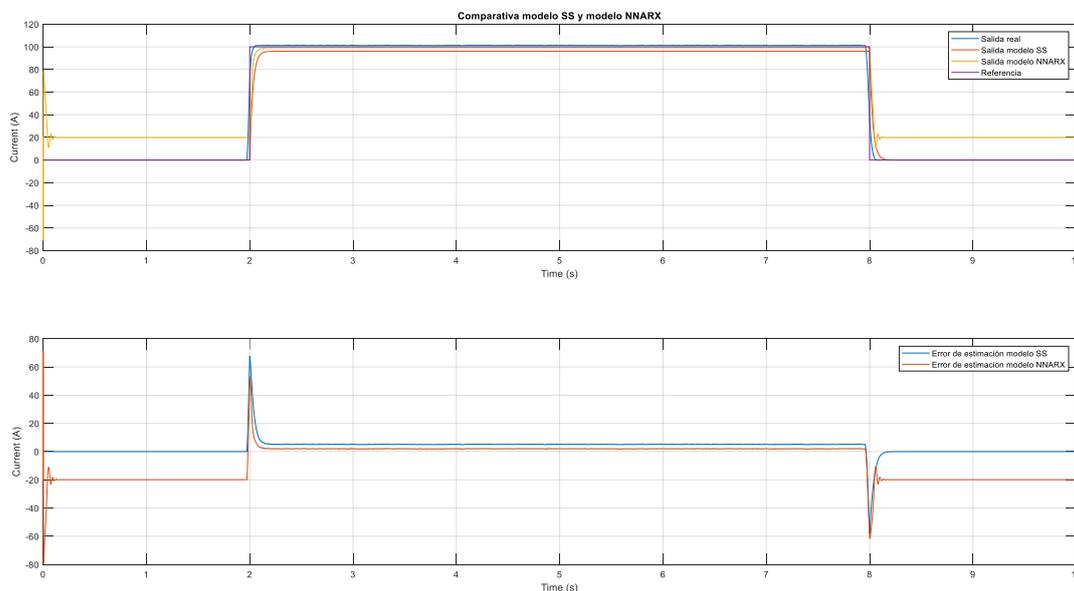


Ilustración 43 - Comparativa modelo SS y modelo NNARX

Como se observa, el modelo NNARX representa errores muy elevados en instantes en los cuales el valor de referencia es nulo. En la gráfica del error de estimación, es decir, el error existente entre los valores reales obtenidos y el valor estimado mediante el modelo, se observa que en los instantes en el cual la referencia es nula el modelo NNARX mantiene un error constante de 20A, algo muy elevado. En cuanto el valor de referencia es de 100A, el modelo NNARX si muestra una mejor estimación que la realizada por el modelo SS.

A pesar de que debido al error de estimación existente en los instantes donde el valor la referencia es nula, el modelo NNARX no merece ser descartado, ya que muestra todo su potencial en aquellas aplicaciones donde se puede medir la variable controlada y esta medición se alimenta al modelo, de forma que predice la dinámica futura con los datos pasados. Para ello se ha desarrollado el esquema Simulink mostrado en la ilustración a ejecutarse en tiempo real en el Target PC. Como se observa, la señal de realimentación de la NNARX, son datos reales que provienen del sistema de sensorización del ULISES UPV/EHU.

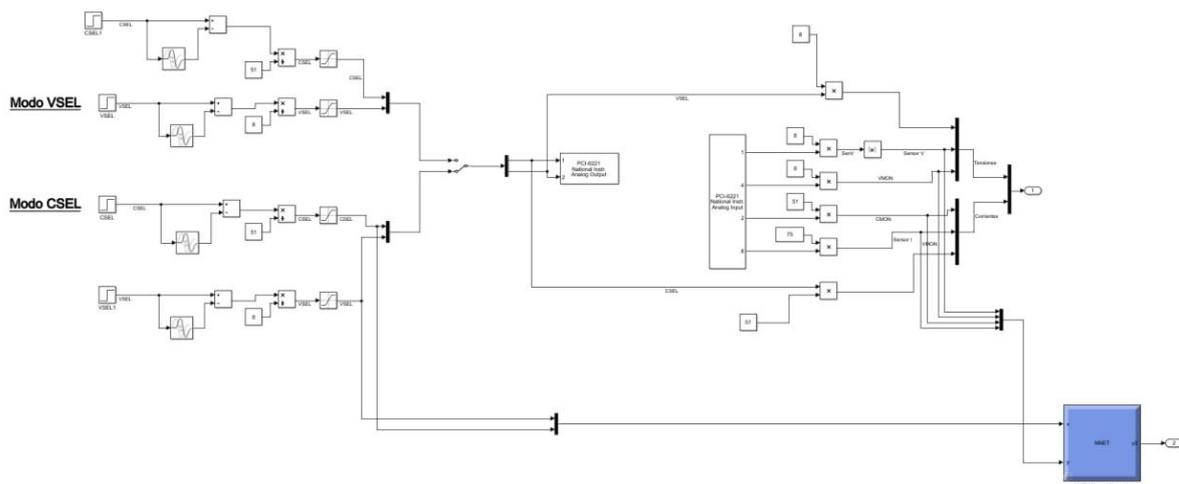


Ilustración 44 - Esquema Simulink utilizado para validación del modelo NNARX en tiempo real

Tras realizar la prueba, se han obtenido los resultados mostrados en la ilustración 45. Como se observa, en esta ocasión, el error existente del modelo NNARX se ha reducido de forma que predice mejor la respuesta que le modelo de espacio de estados. En cuanto a transitorios se refiere, el modelo NNARX predice de forma casi exacta la dinámica del sistema real, mientras que el modelo de espacio de estados muestra una tendencia ligeramente parecida (ilustración 46).

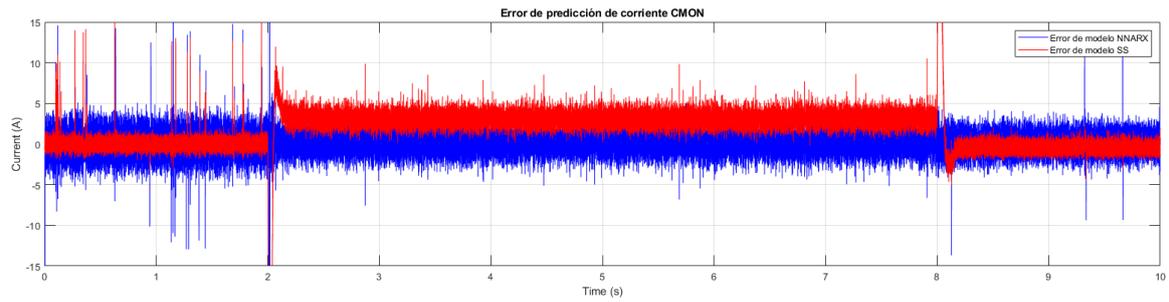
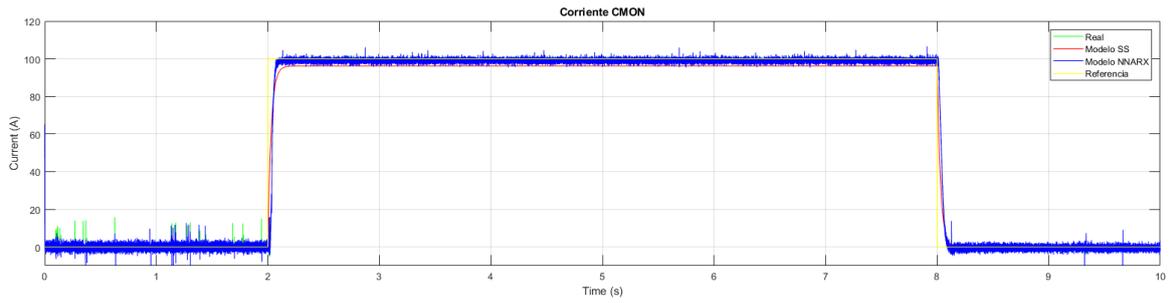


Ilustración 45 – Comparativa modelo SS y modelo NNARX con realimentación de datos reales

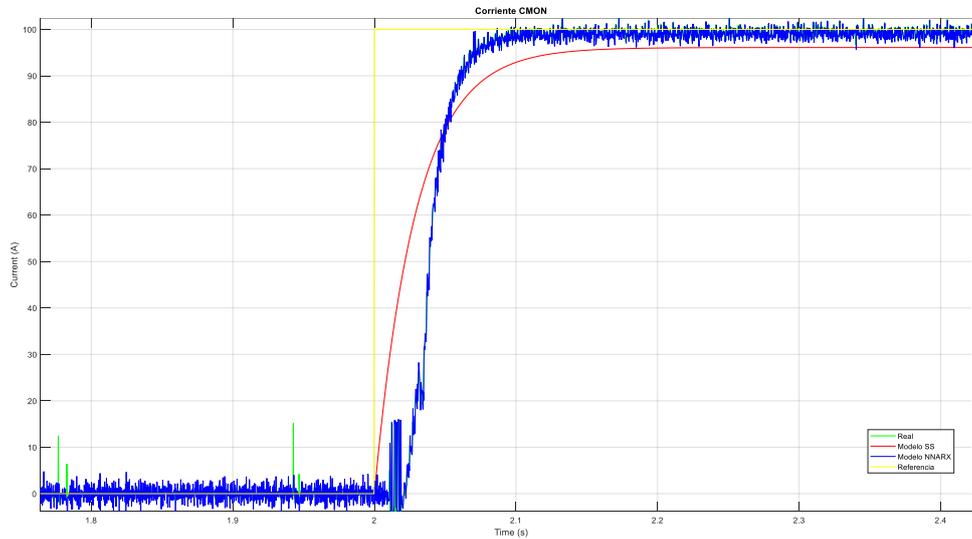


Ilustración 46 - Comparativa zona transitoria entre modelo SS y modelo NNARX con realimentación de datos reales

Por último, cabe destacar que el modelo NNARX es capaz de predecir hasta las dinámicas más rápidas existentes en la corriente, tal que así, es capaz de modelizar el ruido existente en la señal (ilustración 47) con un ligero retraso.

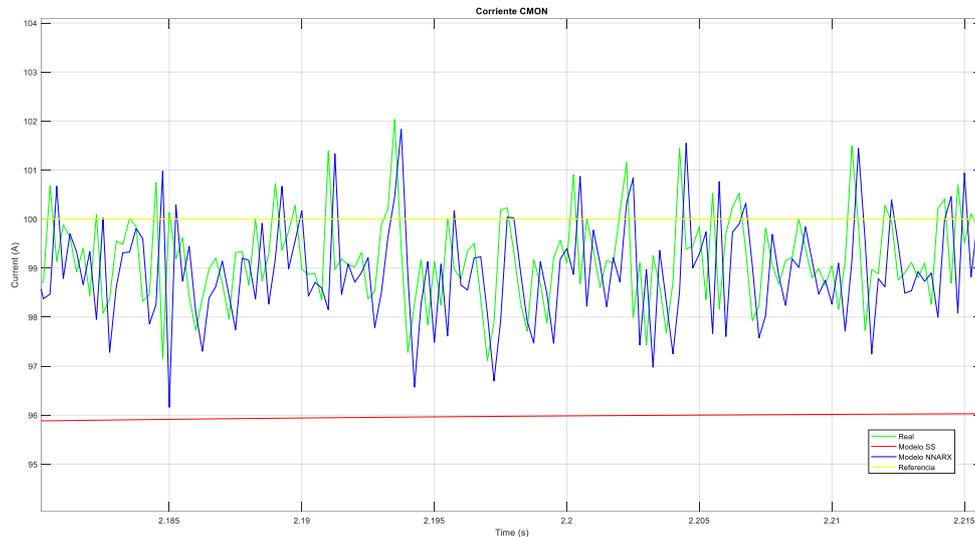


Ilustración 47 - Modelización de las dinámicas rápidas existentes por medio del modelo NNARX con realimentación de datos reales

8.2. Simulación de la estrategia de control iMO-NMPC

Como se ha mencionado antes, debido a la imposibilidad de implementar en tiempo real el controlador iMO-NMPC, se ha procedido a simularlo en Matlab. Debido a que tampoco es posible simular en Simulink, pues la ejecución en el mismo se realiza en lenguaje C, se ha desarrollado toda la simulación en scripts Matlab, lo que implica el uso de lenguajes no optimizados para en cuanto a eficiencia se refiere.

El control se ha realizado a un tiempo de muestreo de $s_t = 0.00025s$ y debido a que la vectorización del algoritmo genético solo se ha podido implementar hasta cierto punto, siendo el motivo de ello la gran complejidad de aplicarlo a la ejecución de la red NNARX, el tiempo de simulación ha sido relativamente elevado.

Una vez simulado, los resultados obtenidos se muestran en la ilustración 48:

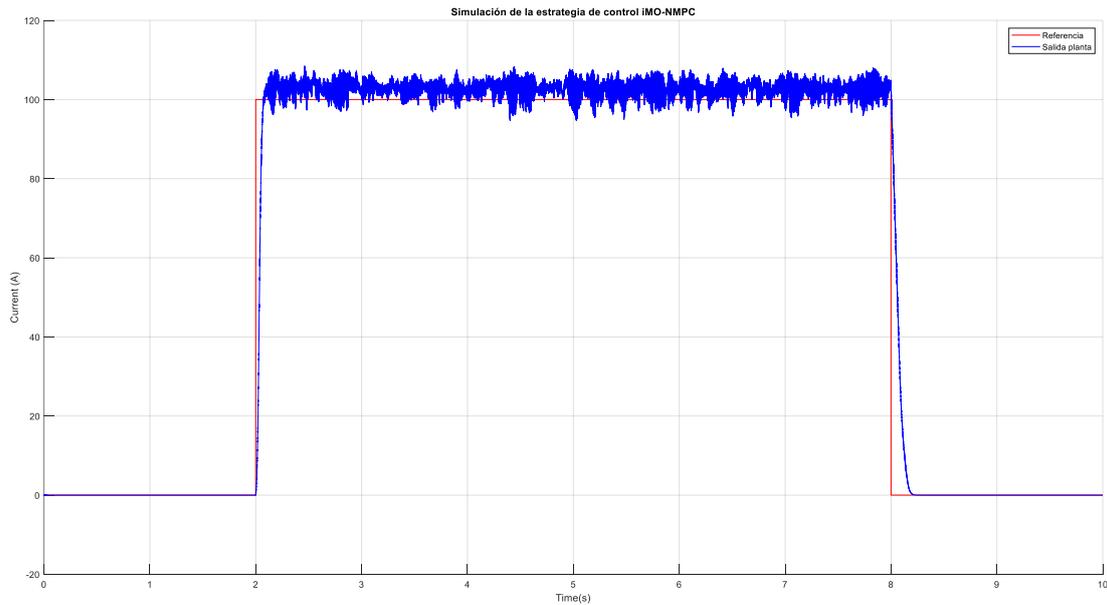


Ilustración 48 – Resultados de la simulación de la estrategia de control iMO-NMPC

Como se observa en la figura 48, el control sigue a la referencia con un cierto error existente, el cual se ha visto mejorado con el aumento del número de individuos existentes en la población y el aumento del número máximo de generaciones. Aun así, se ha observado que el aumento de estos parámetros del algoritmo genético repercute directamente en el coste computacional, y es que como es esperado, un mayor número de individuos y generaciones implica un mayor número de cálculos a realizar.

8.3. Simulación del PID inteligente

Debido a que se ha sintonizado el PID inteligente utilizando dos modelos diferentes, el de espacio estados y por otro lado el modelo NNARX, se va a proceder a mostrar el mejor PID obtenido para ambos casos y comparar sus resultados (ilustración 49).

Como se observa en la ilustración 49, el PID inteligente sintonizado con un modelo de espacio de estados muestra un comportamiento excelente, teniendo un tiempo de establecimiento muy inferior al del PID inteligente sintonizado con la red NNARX y además muestra un sobreimpulso nulo.

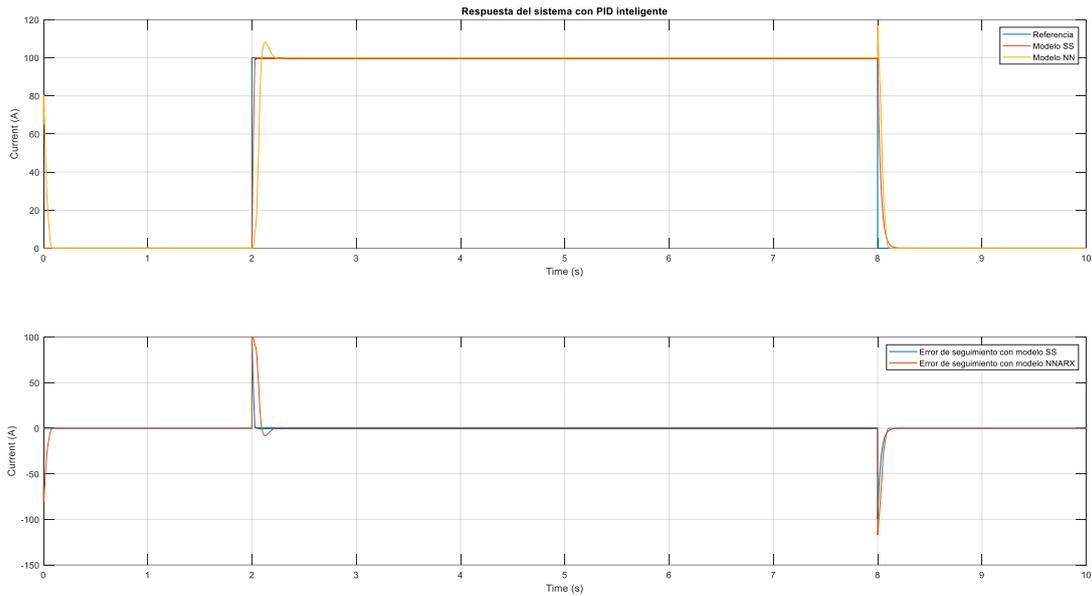


Ilustración 49 - Respuesta del sistema con PID inteligente

El único aspecto en el cual el PID NNARX supera al sintonizado con un modelo de espacio de estados es en el error en régimen estacionario. Si observamos el error en de dicho periodo de tiempo, observamos que el PID NNARX anula totalmente el error mientras que el PID SS muestra un error de forma de borde de sierra oscilante entre 0.2-0-4A (Ilustración 50).

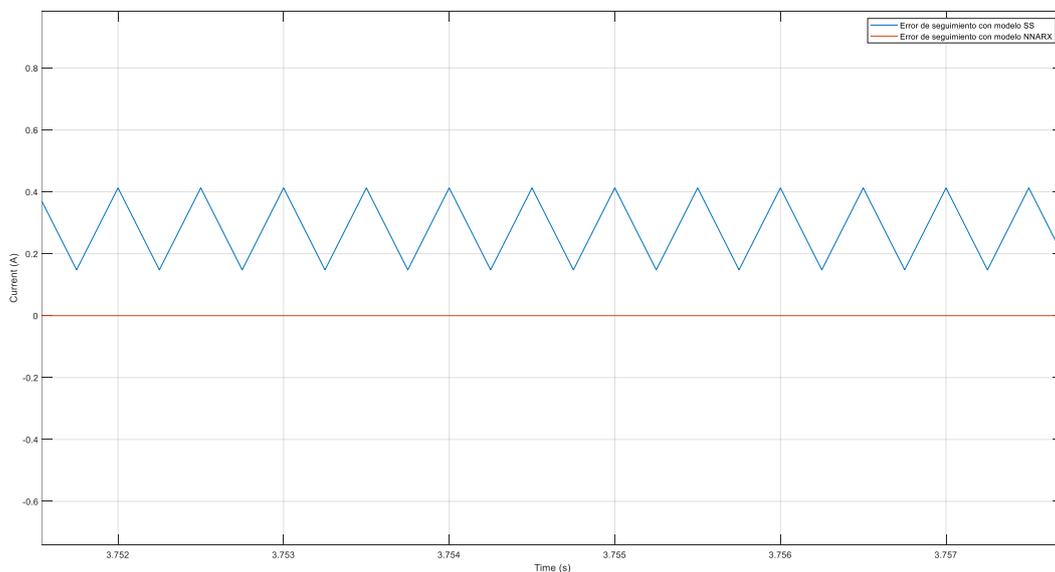


Ilustración 50 - Error en régimen estacionario de los PID inteligentes

A pesar de que el PID inteligente sintonizado con modelo NNARX no ha mostrado eficacia ante el sintonizado con modelo de espacio de estados, cabe recordar que como se ha visto en el apartado de validación de modelo NNARX, este modelo funciona especialmente bien cuando se le realimentan datos pasados de la salida del sistema real. Es por ello que, se podría implementar un algoritmo de sintonización de PID inteligente con NNARX el cual realiza las pruebas no en simulación, sino que en el sistema real.

9. Conclusiones

En este proyecto se ha estudiado la posible modelización del reactor ULISES UPV/EHU mediante redes neuronales artificiales, de tipo NNARX para ser más exactos. Dichas redes han demostrado que, no son tan interesantes de cara a simulación, ya que la realimentación de salidas predichos merma notablemente su precisión. En cambio, en aquellas aplicaciones que permitan la ejecución del modelo junto con el sistema real y se pueda medir la variable controlada, para de esta forma realimentar a la red NNARX con datos de instantes pasados reales, esta red muestra una capacidad excelente de modelización del sistema dinámico a estudiar.

En cuanto a la estrategia de control iMO-NMPC se refiere, aun a pesar del complejo camino existente en su posible implementación en sistema en tiempo real y la total implementación de la codificación vectorial, se han obtenido resultados esperanzadores para un futuro controlador inteligente dentro del grupo de controladores predictivos. Debido a que Matlab incorpora la posibilidad del cálculo paralelo, utilizando para ello hardware dedicado especializado en computo paralelo, se podría estudiar la utilización de estas herramientas de cara a mejorar el rendimiento obtenido con el controlador iMO-NMPC.

En cuanto al los PID inteligentes planteados, se ha visto que la utilización de algoritmos genéticos resulta de gran interés a la hora de sintonizar PID con requerimientos contrapuestos. Como se ha visto, en simulación el PID basado en el modelo en espacio de estados ha ofrecido mejores resultados que el basado en el modelo NNARX. Por ello, si se desea hacer un sintonizado offline del sistema entre manos la utilización de un modelo basado en red NNARX no es la opción más adecuada.

10. Líneas futuras de investigación

De cara a futuras investigaciones entorno al ULISES UPV/EHU, existen varias líneas interesantes a estudiar. Uno de ellos es el que se ha mencionado anteriormente, la implantación total de la codificación vectorial y el uso de herramientas ofrecidas por Matlab para la computación paralela.

Por otra parte, se plantea el estudio de un control en modo deslizante. Este tipo de controles son especialmente interesantes en aquellos sistemas que se destacan por disponer de una acción de control que puede conmutar rápidamente entre dos valores distintos, como puede ser aquellos sistemas accionados por sistemas de electrónica de potencia.

11. Bibliografía

- [1] I. Garrido, J. Maseda, I. Martija, and A. J. Garrido, “Real-time control for the EHU stellarator,” *Symmetry (Basel)*, vol. 12, no. 1, p. 11, Jan. 2020, doi: 10.3390/SYM12010011.
- [2] A. J. Garrido *et al.*, “Modelling and control of the UPV/EHU stellarator,” in *2015 23rd Mediterranean Conference on Control and Automation, MED 2015 - Conference Proceedings*, Jul. 2015, pp. 421–427, doi: 10.1109/MED.2015.7158785.
- [3] International Energy Agency, “Global Energy Review 2021,” *Glob. Energy Rev. 2020*, pp. 1–36, 2021, [Online]. Available: <https://iea.blob.core.windows.net/assets/d0031107-401d-4a2f-a48b-9eed19457335/GlobalEnergyReview2021.pdf>.
- [4] A. J. Garrido, I. Garrido, O. Barambones, P. Alkorta, and F. J. Maseda, “Simple linear models for plasma control in Tokamak Reactors,” in *2008 International Conference on Control, Automation and Systems, ICCAS 2008*, 2008, pp. 2429–2432, doi: 10.1109/ICCAS.2008.4694261.
- [5] I. Garrido, A. J. Garrido, M. G. Sevillano, and J. A. Romero, “Robust sliding mode control for tokamaks,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2012, 2012, doi: 10.1155/2012/341405.
- [6] I. Garrido, A. J. Garrido, J. A. Romero, E. Carrascal, G. Sevillano-Berasategui, and O. Barambones, “Low effort LI nuclear fusion plasma control using model predictive control laws,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2015, Feb. 2015, doi: 10.1155/2015/527420.
- [7] I. Garrido, A. J. Garrido, S. Coda, H. B. Le, and J. M. Moret, “Real time hybrid model predictive control for the current profile of the tokamak à configuration variable (TCV),” *Energies*, vol. 9, no. 8, 2016, doi: 10.3390/en9080609.
- [8] A. J. Garrido, I. Garrido, D. González, O. Molinuevo, J. Lekube, and E. Carrascal, “State-space Coil Modelling in Plasma Magnetic Confinement Devices,” in *MATEC Web of Conferences*, Oct. 2017, vol. 125, doi: 10.1051/mateconf/201712502005.
- [9] A. J. Garrido, I. Garrido, M. D. La Sen, V. Queral, and J. A. Romero, “Grey-box modelling of the UPV/EHU stellarator coil system,” in *Proceedings - 2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control, SDPC 2017*, Dec. 2017, vol. 2017-Decem, pp. 311–316, doi: 10.1109/SDPC.2017.66.
- [10] J. J. Valera García, V. Gómez Garay, E. Irigoyen Gordo, F. Artaza Fano, and M. Larrea Sukia, “Intelligent Multi-Objective Nonlinear Model Predictive Control (iMO-NMPC): Towards the ‘on-line’ optimization of highly complex control problems,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 7, pp. 6527–6540, Jun. 2012, doi: 10.1016/j.eswa.2011.12.052.
- [11] M. Larrea, E. Larzabal, E. Irigoyen, J. J. Valera, and M. Dendaluze, “Implementation and testing of a soft computing based model predictive control on an industrial controller,” *J. Appl. Log.*, vol. 13, no. 2, pp. 114–125, Jun. 2015, doi: 10.1016/j.jal.2014.11.005.
- [12] V. Gómez Garay, “Control Inteligente : Algoritmos Genéticos.”
- [13] C. Gonzalez Morcillo, “Lógica Difusa. Una introducción práctica,” vol. 39, no. 234, pp. 389–392, 2015.

- [14] T. L. Lander, “CONTROL EN TIEMPO REAL DEL STELLARATOR ULISES DE LA UPV/EHU: ACTUALIZACIÓN DEL EQUIPO, DISEÑO E INSTALACIÓN DE CIRCUITO IMPRESO CON INSTRUMENTACIÓN,” pp. 2018–2019, 2019.
- [15] A. Osorio García, “MODELADO Y CONTROL DEL ULISES DE LA UPV/EHU,” no. 1, pp. 2017–2018, 2018.
- [16] Keki Burjorjee (2021). SpeedyGA: A Fast Simple Genetic Algorithm (<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/15164-speedyga-a-fast-simple-genetic-algorithm>), MATLAB Central File Exchange. Retrieved September 10, 2021.

12. Agradecimientos

El autor de este proyecto desea mostrar su gratitud al profesor Dr. Iñigo Oleagordia Aguirre por el inestimable ayuda prestado en el marco del reactor ULISES UPV/EHU.

