

eman ta zabal zazu



Universidad Euskal Herriko
del País Vasco Unibertsitatea

Análisis y control avanzado para actuadores basados en materiales inteligentes con memoria de forma ferromagnética

MEMORIA

presentada para optar al grado de Doctor por la UPV/EHU
por

Fco Javier Corres Ochoa de Olano

Dirigida por

Dr. Josu Jugo García
Dr. Jorge Feuchtwanger Morales

Leioa, 2022



Departamento de Electricidad y Electrónica
Facultad de Ciencia y Tecnología

Elektrika eta Elektronika Saila
Zientzia eta Teknologia Fakultatea

© 2022, Fco Javier Corres Ochoa de Olano

Agradecimientos

Me gustaría aprovechar estas líneas para agradecer a toda la gente que de una u otra manera ha contribuido en la realización de esta tesis. Sería muy largo enumerar a todos ellos, por lo que si tu nombre no aparece de manera explícita, y crees que has podido contribuir de alguna manera a que cumpla con esta tesis, por favor, te doy las gracias de antemano.

En primer lugar, me gustaría agradecer al profesor Victor Etxebarria por la oportunidad de realizar esta tesis en el departamento de Electricidad y Electrónica. A mis directores, Josu Jugo y Jorge Feuchtwanger por todo lo que me han enseñado durante la realización de esta tesis y por su infinita paciencia a la hora de escribirla. También me gustaría agradecer a los miembros de este departamento Iñigo e Inari por su constantes ánimos durante su realización.

También, quisiera agradecer a mis compañeros de aikido, tanto a los pertenecientes al dojo de Arrasate (Jose, Hasier, Harkaitz,...) como a los del dojo de Leioa (Aitor, Alex, ..., incluyendo a Jesús y Manuel), ya que sin esos ratos de desconexión, sobre todo al realizar los «ukemis», no hubiera sido posible terminar esta tesis.

No me quiero olvidar de Igor, Eduardo, Txaro, Oscar, Elisa, Josean y Edurne que siempre se han preocupado y preguntado como me iba con la dichosa tesis.

Por último, pero no por ello menos importante, me gustaría agradecer y dedicar esta tesis a mi familia: a mis padres, hermana y hermanos. Por el apoyo incondicional que siempre me han brindado, no solo al realizar esta tesis sino a lo largo de toda mi vida.

GRACIAS

A mi familia

Resumen

Esta tesis versa sobre el análisis y control avanzado de actuadores basados en materiales inteligentes o activos. Se centra en el estudio de un actuador basado en una aleación con memoria de forma ferromagnética (FSMA de su acrónimo del inglés Ferromagnetic Shape Memory Alloy).

Las aleaciones FSMA son un tipo de materiales perteneciente a la familia de materiales con memoria de forma, tienen las propiedades de recuperar su forma original aún después de haber sufrido una deformación y la capacidad de inducirles grandes deformaciones (de un 6 % hasta un 10 %) con estímulos como el campo magnético y la tensión mecánica al producirse una transición fase sólido-sólido sin difusión reversible. Esta gran deformación y la utilización de campos magnéticos como estímulos hace que este material sean un buen candidato para utilizarlos como sensores o actuadores, aunque tienen el inconveniente de poseer un comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica, es un material frágil y tiene una alta dependencia de la temperatura.

Así, la motivación de esta tesis es el diseño del control de posición de un sistema de posición basado en el prototipo de actuador FSMA con resoluciones micrométricas y bajo consumo de energía. Los campos magnéticos son generados por dos pares de bobinas ortogonales para inducir la expansión y contracción del elemento FSMA, un monocristal de la aleación de Niquel-Manganeso-Galio (Ni_2MnGa). Cada cristal FSMA tiene unas características intrínsecas propias, por lo que cada uno de ellos requiere de su caracterización para obtener sus propiedades y modelar el comportamiento del actuador con la metodología más adecuada.

Las metodologías de modelado estudiadas en esta tesis han sido: el modelo Zona Muerta, el modelo de Preisach, el modelo Look-Up Table y el modelo obtenido con el método de Aprendizaje Automático con redes neuronales artificiales. Con las redes neuronales se ha obtenido el modelo con mayor precisión, implementado con la plataforma Tensorflow utilizando la aplicación de alto nivel Keras. Esta aplicación permite diseñar modelos de manera rápida y sencilla sin la necesidad de un conocimiento profundo a bajo nivel de las redes neuronales.

El sistema de control implementado en el actuador sigue la estrategia de control basada en eventos, la cual permite mantener el sistema bajo control y solo actuar sobre él cuando se cumplen una serie de condiciones definidas por el programador. Esto reduce sustancialmente el número de acciones de control disminuyendo el consumo de energía y prolongando la vida útil del actuador.

El cálculo de los parámetros adecuados del controlador basado en eventos para una dinámica aceptable es complejo, por lo que se ha presentado un método de optimización numérica tipo Montecarlo para su cálculo. Este método se realiza en dos fases: en una primera fase mediante simulación basada en los modelos obtenidos con las redes neuronales y una segunda, en el actuador real.

Por último, estos actuadores FSMA tienen el inconveniente que su dinámica puede cambiar, es decir, un modelo puede ser inexacto tras transcurrido un tiempo o con un uso prolongado, por lo que, puede ser conveniente reconstruir el modelo con regularidad, dependiendo de la respuesta particular del cristal. Por este motivo, se presenta un procedimiento automatizado completo del diseño del control de posición de este actuador FSMA, incluyendo la caracterización, la fase de diseño del modelo del actuador FSMA mediante redes neuronales y la optimización numérica utilizando el Método de optimización propuesto, tanto la optimización basada en modelos como la optimización final en el actuador real.

La aplicación del Método de optimización numérica y el procedimiento automático completo del diseño del sistema de control sobre el prototipo del actuador FSMA han dado resultados satisfactorios, consiguiéndose controlar la posición del actuador dentro del error especificado, no solo sobre posiciones de referencia intermedias, sino también sobre posiciones de referencia aleatorias y con longitudes de pulso variables.

Abstract

This thesis deals with the analysis and advanced control of actuators based on intelligent or active materials. It focuses on the study of an actuator based on a ferromagnetic shape memory alloy FSMA.

FSMA alloys are a type of material belonging to the family of shape memory materials, they have the properties of recovering their original shape even after having undergone deformation and the ability to induce large deformations (from 6% to 10%) with stimuli such as the magnetic field and mechanical stress when a solid-solid phase transition occurs without reversible diffusion. This great deformation and the use of magnetic fields as stimuli makes this material a good candidate for use as sensors or actuators, although they have the drawback of having nonlinear behavior and asymmetric hysteresis, it is a fragile material and it has a high dependence on of the temperature.

Thus, the motivation of this thesis is the design of the position control of a position system based on the FSMA actuator prototype with micrometric resolutions and low energy consumption. Magnetic fields are generated by two pairs of orthogonal coils to induce expansion and contraction of the FSMA element, a single crystal of Nickel-Manganese-Gallium (Ni₂MnGa) alloy. Each FSMA crystal has its own intrinsic characteristics, so each of them requires characterization to obtain their properties and model the behavior of the actuator with the most appropriate methodology.

The modeling methodologies studied in this thesis have been: the Dead Zone model, the Preisach model, the Look-Up Table model and the model obtained with the Automatic Learning method with artificial neural networks. With neural networks, the model has been obtained with greater precision, implemented with the Tensorflow platform using the high-level application Keras. This application allows you to design models quickly and easily without the need for deep, low-level knowledge of neural networks.

The control system implemented in the actuator follows the event-based control strategy, which allows the system to be kept under control and only act on it when a series of conditions defined by the programmer are met. This substantially reduces the number of control actions, lowering energy consumption and prolonging the life of the actuator. The calculation of the appropriate parameters of the event-based controller for acceptable dynamics is complex, so a Monte Carlo-type numerical optimization method has been presented for its calculation. This method is carried out in two phases: in a first phase through

simulation based on the models obtained with neural networks and a second, in the real actuator.

Finally, these FSMA actuators have the drawback that their dynamics can change, i.e. a model can be inaccurate after some time or with prolonged use, so it may be convenient to rebuild the model regularly, depending on the particular response of the crystal. For this reason, a complete automated procedure for the design of the position control of this FSMA actuator is presented, including the characterization, the design phase of the FSMA actuator model through neural networks and the numerical optimization using the proposed optimization method, both the model-based optimization as the final optimization on the real actuator.

The application of the Numerical Optimization Method and the complete automatic procedure for the design of the control system on the prototype of the FSMA actuator have given satisfactory results, managing to control the position of the actuator within the specified error, not only on intermediate reference positions, but also on random reference positions and with variable pulse lengths.

Índice general

1	Introducción	29
1.1	Contexto de la Tesis	31
1.2	Objetivos de la Tesis	32
1.3	Estructura de la tesis	34
2	Actuadores FSMA	37
2.1	Introducción	39
2.1.1	Materiales magnetostrictivos	39
2.1.2	Materiales Piezoeléctricos	40
2.1.3	Aleaciones SMA	41
2.1.4	Aleaciones FSMA	42
2.2	Actuadores FSMA	47
2.2.1	Actuadores FSMA desarrollados por el grupo de investigación GAUDEE de la UPV/EHU	53
2.3	Modelado	56
2.3.1	Modelo del cristal FSMA	56
2.3.2	Modelado de la histéresis de actuadores FSMA	60
2.3.2.1	Modelo de Preisach	63
2.3.2.2	Modelo de Krasnoselskii-Pokrovskii	66
2.3.2.3	Modelo Prandtl-Ishlinskii	69
2.3.2.4	Modelado basado en redes neuronales artificiales	71
3	Caracterización y modelado	75
3.1	Introducción	77
3.2	Actuador FSMA	77
3.3	Caracterización	81
3.3.1	Efecto de no saturación	82
3.3.2	Efecto de la temperatura	84
3.3.2.1	Efecto de la temperatura sobre el cristal FSMA en actuaciones repetitivas.	84

3.3.2.2	Efectos de los cambios de la temperatura ambiente en experimentos de larga duración . . .	89
3.3.3	Resumen de las características del actuador FSMA . . .	92
3.4	Modelado	92
3.4.1	Modelo Simple (zona muerta)	93
3.4.2	Modelo de Preisach	96
3.4.3	Modelo Look-UP Table	99
3.4.4	Modelo con Aprendizaje automático con redes neuronales artificiales	100
3.4.4.1	Fase de preprocesamiento de los datos	102
3.4.4.2	Topología de las redes neuronales	102
3.4.4.3	Fase de entrenamiento	104
3.4.4.4	Fase de validación y prueba	108
3.4.4.5	Modelos con redes neuronales artificiales	108
3.4.4.6	Modelos del actuador FSMA	112
3.5	Resumen y conclusiones	120
4	Control	123
4.1	Introducción	125
4.2	Control de actuadores FSMA	125
4.3	Control basado en eventos (control EBC)	130
4.3.1	Modificación del algoritmo de control EBC	134
4.4	Optimización Numérica	136
4.4.1	Método de optimización propuesto	137
4.4.2	Procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA	139
4.5	Resultados Experimentales	141
4.5.1	Ejemplo de aplicación del Método de optimización numérica propuesto	142
4.5.2	Ejemplo del Procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA	143
5	Conclusiones y Trabajos futuros	153
5.1	Conclusiones	154
5.2	Publicaciones	157
5.3	Futuros trabajos	157
6	Bibliografía	159

Índice de figuras

2.1	Actuadores basados en materiales inteligentes con sus respectivos estímulos y respuestas correspondientes.	40
2.2	Representación de las temperaturas de transformación de inicio y final de la transformación martensítica directa e inversa. . .	43
2.3	Diagrama de los diferentes modos de acomodación de las variantes.	44
2.4	Estructuras cristalinas cúbicas de la fase austenita y tetragonales de la fase martensita con diferentes orientaciones de la aleación Ni_2MnGa . Las flechas indican las posibles orientaciones del vector de magnetización a lo largo del eje magnético fácil «c» de cada variante.	45
2.5	Movimientos de los límites de macla al aplicarles campos magnéticos de diferente magnitud.	46
2.6	Ilustración del movimiento esperado de la aleta en la dirección [110], al aplicarles campos magnéticos alternos perpendiculares a las direcciones de fácil imanación de las variantes adyacentes perpendiculare entre si.	48
2.7	Desplazamiento transversal de la aleta (u_y) en función de la posición relativa x a lo largo de la aleta.	49
2.8	Estructura básica del actuador MSM con el elemento actuador MSM, las bobinas y el muelle para la recuperación de la deformación.	50
2.9	Histéresis del material representada por la relación del campo magnético-deformación variando la fuerza mecánica recuperadora aplicada.	51
2.10	Esquema de la disposición de los elementos MSM A y B en el actuador Push-Pull.	52

2.11	Esquema de la configuración del actuador de posicionamiento con las diferentes partes que lo componen: el cristal FSMA, el muelle para recuperar su posición, el sensor de posición y la fuente de alimentación del imán.	54
2.12	Deformación inducida por el campo magnético aplicado al monocristal de NiMnGa. Las flechas indicaban la rampa ascendente y descendente del campo magnético utilizado y las líneas punteadas indicaban las dos posiciones de referencia elegidas sobre las cuales realizaron el control de la posición del actuador FSMA.	55
2.13	Comparación de los datos obtenidos del modelo y los resultados experimentales.	58
2.14	Representan las curvas de tensión-deformación experimentales (líneas continuas) y las obtenidas con el modelo (líneas discontinuas) para una aleación monocristalina de Ni-Mn-Ga, al sufrir una tensión de compresión a diferentes temperaturas: 301 K (a); 296 K (b) 289 K (c) y 282 K (d).	59
2.15	Diferentes estados del operador de histéresis con los valores umbrales máximos y mínimos (α, β) dependientes del campo magnético aplicado H	64
2.16	Subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ al aplicarle las entradas $u_1(t_1)$ (2.16a) y $u_2(t_2)$ (2.16b).	65
2.17	Subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ al aplicarle las entradas $u_3(t_3)$ y $u_4(t_4)$	66
2.18	Operador básico «Kernel KP» de Krasnoselskii-Pokrovskii.	67
2.19	Operador elemental Play.	70
2.20	Estructura de la red neuronal PID.	73
3.1	Actuador basado en FSMA que utiliza dos campos magnéticos pulsados ortogonales. Izquierda: esquema simplificado del modo de funcionamiento del actuador donde se aprecian las direcciones de expansión y contracción del material FSMA. Derecha: una imagen del actuador prototipo con las diferentes partes que lo componen.	78
3.2	Relación entre el voltaje de carga de los condensadores y el pico del campo magnético resultante en la ubicación del cristal.	79
3.3	Esquema de la configuración experimental utilizada para probar diferentes metodologías de control para el control de posición sobre diferentes referencias.	80

3.4	Expansión y contracción de FSMA cuando se aplica un campo magnético externo en las direcciones horizontal y vertical, respectivamente.	82
3.5	Deformación del actuador inducida por las series de voltajes aplicados en las direcciones de deformación contracción (línea azul) y expansión (línea verde). Saturación de la deformación para cada voltaje aplicado.	83
3.6	Efecto de actuación repetitiva sobre el cristal sin compensación de temperatura. De arriba a abajo, la posición del actuador FSMA, las temperatura del cristal y la de temperatura y la relación de deformación inducida por los voltajes aplicado.	85
3.7	Efecto de actuación repetitiva con sistema de control de refrigeración externo (298 K). De arriba a abajo, posición del actuador FSMA, temperatura del cristal y ambiente y relación de deformación con el voltaje aplicado.	87
3.8	Efecto de actuación repetitiva con compensación de temperatura de enfriamiento por convección forzada de aire, sin control de temperatura ambiente (Izq.) y con control de temperatura ambiente (Dcha.). De arriba a abajo, posición del actuador FSMA, temperatura del cristal y ambiente y relación de deformación con el voltaje aplicado.	88
3.9	Efecto del cambio de temperatura en un experimento de larga duración (alrededor de 10 h) con compensación de temperatura de enfriamiento por convección de aire forzado con el ventilador, sin aire acondicionado. De arriba a abajo, referencia y posición del actuador FSMA, error de posición, salida de controlador y temperaturas del material y la ambiente.	90
3.10	Efecto del cambio de temperatura en un experimento a largo plazo (alrededor de 10 h) con compensación de temperatura de enfriamiento por convección de aire forzado y sistema de control de temperatura activado. De arriba a abajo, referencia y posición del actuador FSMA, error de posición, salida de control y temperatura ambiente y del material.	91
3.11	Gráfica de la deformación del material FSMA en función de voltaje aplicado en ambas direcciones de deformación, con la zona muerta donde el voltaje no produce deformación y la zona de trabajo cuasi-lineal donde se ha desarrollado el modelo.	94

3.12	Diagrama del modelo simple de la deformación del actuador FS-MA en función del voltaje de entrada.	95
3.13	GUI del modelo de Preisach.	98
3.14	Esquema del módulo estándar repetido de la red recurrente LSTM con las diferentes puertas internas que la componen, junto con el significado de la notación utilizada.	104
3.15	Esquema del entrenamiento de la red.	107
3.16	Topología de los tres modelos con las diferentes variables de entrada de cada uno y las siguientes capas que los componen. . .	113
3.17	Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica de cada uno de los modelos obtenidos en los entrenamientos.	117
3.18	Valores medios de error MAE obtenidos en la validación de los diferentes modelos con los datos de entrenamiento y validación.	118
3.19	Histograma de la dispersión de los errores de posición del actuador para cuatro conjuntos con la misma secuencia de voltajes de entrada.	119
3.20	Dispersión de los errores entre la predicción y los reales del modelo 1 en el primer entrenamiento obtenidos con los datos de entrenamiento y validación.	120
4.1	Parámetros experimentales presentados en las gráficas son los siguientes: Arriba: señal de referencia (línea negra punteada) y respuesta del actuador (línea roja continua). Medio: Voltajes de la señal de control para las direcciones de deformación expansión y contracción. Abajo: Error de posición, diferencia entre la señal de referencia y la señal medida en el actuador.	129
4.2	Los resultados experimentales presentados en las siguientes gráficas son los siguientes: Arriba: señal de referencia (línea negra punteada) y respuesta del actuador (línea roja continua). Medio: Voltajes de la señal de control para las direcciones de deformación expansión y contracción. Abajo: Error de posición, diferencia entre la señal de referencia y la señal medida en el actuador.	130
4.3	Esquema del sistema de control de activación de eventos discretos síncronos implementado.	131
4.4	Resultados experimentales obtenidos con el control EBC. Se representan de arriba a abajo los siguientes parámetros: la posición de referencia junto con la posición del actuador FSMA, la generación del evento en cada una de las direcciones de deformación y el error de posición alcanzado.	134

4.5	Diagrama de bloques de los pasos a seguir en el procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA.	140
4.6	Simulación del control de posición utilizando los parámetros óptimos del controlador EBC obtenidos mediante la optimización basada en el modelo de cuatro entradas.	143
4.7	Comparación de los valores de deformación de la predicción del modelo con los datos del actuador (línea naranja), predicción del modelo utilizando las salidas de propio modelo como entradas (línea verde) y los valores de deformación reales obtenidos por el actuador (línea azul).	145
4.8	Evolución función de coste J, al realizar la optimización basada en modelos respecto al número de iteraciones.	146
4.9	Evolución de los valores del controlador EBC al realizar la optimización basada en modelos respecto al número de iteraciones.	147
4.10	Gráfica de control de posición sobre las posiciones de referencia (40 y 100 micras) utilizando los valores de ganancia de los controladores PI y de la ley de muestro obtenidos con la optimización numérica por simulación basada en modelos.	148
4.11	Posición del actuador (deformación, línea azul) siguiendo la referencia deseada (línea naranja) utilizando los parámetros de Control y ley de muestreo obtenidos en la optimización final en el actuador real.	149
4.12	Señales de control (voltaje) aplicadas al actuador calculadas con los parámetros óptimos finales, en función de las iteraciones del controlador realiza cada 3 s.	150
4.13	Evolución de los eventos acumulados generados por la ley de muestreo de eventos con respecto a las iteraciones de control.	151
4.14	Posición del actuador (deformación, línea azul) siguiendo la referencia deseada (línea naranja) utilizando los parámetros de la ley de muestreo de control optimizado y referencias de posición aleatorias.	151

Índice de cuadros

3.1	Condiciones de los voltaje actual (V_0) y voltaje anterior (V_{-1}) para la elección de la tablas del modelo Look-Up Table.	100
3.2	Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos del modelo 1, junto con el número de muestras e iteraciones utilizados.	113
3.3	Valores numéricos del error MAE de la predicción de los subconjuntos de datos de entrenamiento y validación en cada entrenamiento y su valor medio del modelo 1.	114
3.4	Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos del modelo 2, junto con el número de muestras e iteraciones utilizados.	115
3.5	Valores numéricos de error MAE y el valor medio de la predicción de los subconjuntos de datos de entrenamiento y validación en cada entrenamiento del modelo 2.	115
3.6	Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos del modelo 3, junto con el número de muestras e iteraciones utilizados.	116
3.7	Valores numéricos de error MAE y el valor medio de la predicción de los subconjuntos de datos de entrenamiento y validación en cada entrenamiento del modelo 3.	116
4.1	Valores numéricos subóptimos de los valores de ganancia de los controladores PI (en ambas direcciones) y de los valores límite de la ley de eventos para el modelo del actuador utilizado.	142
4.2	Parámetros y resultados de la fase de entrenamiento, además el porcentaje de error es el promedio de todos los resultados de las fases de entrenamiento y predicción.	144

Introducción

Esta tesis doctoral se ha desarrollado bajo la dirección de los profesores Josu Jugo y Jorge Feuchtwanger del departamento de Electricidad y Electrónica de la Universidad del País Vasco UPV/EHU. Se trata del análisis y control avanzado de actuadores basados en materiales activos o «inteligentes». Se centra en el estudio de un actuador novedoso basado en una aleación con memoria de forma ferromagnética (FSMA, de su acrónimo del inglés Ferromagnetic Shape Memory Alloy) como sistema de posicionamiento. Además, se dispone de un banco de pruebas de laboratorio compuesto por un prototipo de un actuador FSMA, sobre el cual se han probado las diferentes soluciones desarrolladas para el control de la posición de dicho actuador con altas cotas de precisión y bajo consumo de energía.

Las tres principales aportaciones de esta tesis son: la caracterización, el modelado del comportamiento no lineal y con histéresis de este actuador FSMA y la utilización de un Método de optimización numérica aleatoria para el cálculo de los valores óptimos de los parámetros del controlador basado en eventos implementado en dicho actuador.

- La caracterización del actuador FSMA es necesaria debido a que cada cristal FSMA tiene unas características intrínsecas propias, por lo que cada cristal requiere de su caracterización para conocer sus propiedades o comportamiento.
- El modelado del comportamiento de este actuador FSMA, teniendo en cuenta las características obtenidas en la caracterización, proporciona una herramienta para el diseño y optimización del sistema de control, sistema implementado siguiendo la estrategia de control basado en eventos.
- Debido a la dinámica no lineal que poseen este tipo de actuadores, la ob-

tención de los parámetros óptimos de este sistema de control por eventos es una tarea compleja. Para ello, se ha utilizado un Método de optimización numérica aleatoria para el cálculo de los valores óptimos de los parámetros de dicho controlador basado en eventos.

Las estrategias de control y optimización desarrolladas se han probado experimentalmente en el actuador FSMA, con el objetivo de probar la capacidad de controlar la posición de este actuador con altas cotas de precisión realizando las menos acciones de control posibles, para así disminuir el consumo de energía y prolongar la vida útil del actuador.

1.1 Contexto de la Tesis

El presente trabajo está enfocado al estudio de actuadores basados en aleaciones FSMA. Principalmente, se centra en el control de posición de un sistema de posicionamiento basado en un actuador FSMA utilizando metodologías de control adecuadas. Este trabajo se engloba en el desarrollo de sensores y actuadores basados en nuevos materiales inteligentes, línea de investigación activa del grupo de investigación GAUDEE (Grupo de Automática del Departamento de Electricidad y Electrónica) de la Universidad del País Vasco UPV/EHU, incluido en los proyectos DPI2017-82373-R y GIU18/196, financiados por el MINECO (Ministerio de Economía, industria y Competitividad) y la Universidad del País Vasco (UPV/EHU), respectivamente.

Los materiales activos o inteligentes son materiales que varían sus propiedades al aplicarles estímulos externos. Existe una gran variedad de estos materiales (magnetostrictivos, piezoeléctricos, aleaciones con memoria de forma, . . .), que responden a su vez, a diferentes estímulos (temperatura y campo magnético, por mencionar algunos de ellos). Particularmente, en esta tesis se ha utilizado el material FSMA, que es un buen candidato para su uso como sensores y actuadores. Tienen la ventaja que las deformaciones inducidas en estos materiales al aplicarle los estímulos de campo magnético y/o tensión mecánica, poseen una alta densidad de energía, es decir, alto ratio de fuerza/tamaño y responden a frecuencias altas. Su densidad de energía es similar a la de los actuadores mayoritariamente utilizados, los actuadores piezoeléctricos, pero con deformaciones dos órdenes de magnitud mayores. Aunque, estos materiales FSMA tienen la desventaja de poseer un comportamiento no lineal y con histéresis, además de ser materiales frágiles.

Dentro de la línea de investigación de estos actuadores FSMA desarrollada por el grupo GAUDEE, se destacan dos actuadores FSMA diseñados y fabricados por el grupo como sistemas de posicionamiento con precisiones micro/nanométricas. El primer sistema de posicionamiento desarrollado se basó en la inducción de la deformación del material FSMA con dos estímulos diferentes. Siendo uno de estos estímulos un campo magnético aplicado transversalmente a la longitud del material para su expansión, mientras que el otro es un muelle o resorte aplicado longitudinalmente para su contracción. El diseño, caracterización y control de la posición de este actuador fue parte de la tesis doctoral realizada por E. Asua [1], consiguiendo que este actuador alcanzara precisiones nanométricas. Sin embargo, este actuador tenía el inconveniente de necesitar un suministro constante de energía para la generación del campo magnético

que inducía la deformación, lo que producía una actuación continua sobre el actuador, produciendo un alto consumo de energía y disminuyendo su vida útil. En esta misma tesis, además, se propuso el diseño preliminar del segundo actuador FSMA desarrollado en el grupo.

Este segundo actuador tiene la diferencia respecto al anterior de utilizar un mismo estímulo en forma de campo magnético para inducir las deformaciones de expansión y contracción. Para producir la expansión se aplica un campo magnético transversal a la longitud del material, mientras que para la contracción se aplica un campo magnético longitudinal al material, en lugar del resorte o muelle utilizado en el anterior actuador. Inicialmente, para controlar la posición de este actuador se implementó un sistema de control compuesto por un controlador PID simple, con el cual se alcanzaban resoluciones micrométricas. Con el fin de reducir el número de acciones de control realizadas sobre este actuador, se desarrolló la estrategia de control basada en eventos. El desarrollo e implementación de este controlador basado en eventos fue parte de la tesis doctoral realizada por M. Eguiraun [2]. En dicha tesis se consiguió que este controlador basado en eventos controlara la posición del actuador con resoluciones micrométricas disminuyendo aún más el número de acciones de control aplicadas que las aplicadas con el controlador anterior (PID simple), reduciendo aún más el consumo de energía y aumentando la vida útil del actuador.

La presente tesis doctoral es una prolongación de las tesis de E. Asua y M. Eguiraun, al realizar un estudio más exhaustivo de la caracterización del actuador FSMA y la optimización de los parámetros del controlador por eventos implementado, realizada con un Método de optimización numérica aleatoria tipo Montecarlo. Además, se ha incorporado una nueva tendencia, la utilización de la Inteligencia Artificial, en particular el Aprendizaje Automático con redes neuronales artificiales para el modelado del actuador FSMA.

1.2 **Objetivos de la Tesis**

La principal motivación para el desarrollo de esta tesis es el estudio de actuadores basados en materiales activos o «inteligentes». Particularmente, se centra en actuadores basados en la aleación FSMA para utilizarlos como sistema de posicionamiento con la capacidad de controlar la posición con precisiones micrométricas y minimizando el consumo de energía. Se dispone de un prototipo del actuador FSMA con la peculiaridad de utilizar dos campos magnéticos para la deformación del material, uno para la expansión y el otro para la contracción. Además, tiene implementado un controlador basado en eventos con la arqui-

tectura RIO de National Instruments. Esta Arquitectura permite el diseño de hardware reconfigurable FPGA y sistemas en tiempo real mediante el entorno de desarrollo LabVIEW, plataforma que sirve además como herramienta de monitorización.

El primer objetivo de esta tesis es la caracterización de este nuevo actuador, para obtener las características del comportamiento no lineal y con histéresis que posee. El segundo objetivo es el desarrollo de modelos del comportamiento del actuador con diferentes metodologías de modelado, teniendo en cuenta las características obtenidas al realizar esta caracterización. El tercer objetivo es la optimización de los parámetros del control basado en eventos implementado, para conseguir el control de posición del actuador con resoluciones micrométricas.

Debido al comportamiento no lineal con histéresis de este tipo de actuadores y de las características particulares de este actuador FSMA (efecto no saturación), la metodología de modelado con la cual se han obtenido mejores resultados ha sido la metodología de Aprendizaje automático con redes neuronales artificiales, debido a su capacidad de modelar sistemas no lineales.

Este método de Aprendizaje automático permite que las máquinas «aprendan», es decir, que reconozcan patrones mediante técnicas de entrenamiento utilizando datos obtenidos experimentalmente. El diseño del modelo de la red, su entrenamiento y validación se han realizado con la plataforma de código abierto Tensorflow desarrollada por Google, basada en el lenguaje de programación Python. Para utilizarlo de forma más amigable, Tensorflow dispone de una interfaz de programación de aplicaciones de alto nivel llamada Keras. Esta aplicación proporciona bloques de construcción de alto nivel de redes neuronales configurables. Esto permite diseñar modelos de manera rápida y sencilla sin la necesidad de un conocimiento profundo de las redes neuronales a bajo nivel.

El sistema de control implementado para el control de la posición es un controlador basado en eventos desarrollado e implementado en la tesis de M. Eguiraun [2]. Debido a la dinámica no lineal del actuador, la obtención de los parámetros de este controlador no es una tarea sencilla, por lo que se ha optado por utilizar un Método de optimización numérica aleatoria para su cálculo. Este método es un Método de Montecarlo de tipo Random Walk, que es un proceso iterativo para la minimización de una función de coste, restringida a la dinámica del sistema o el comportamiento del actuador FSMA y se realiza en dos fases: la primera fase mediante simulación basada en modelos y la segunda se realiza en el actuador real.

Los principales objetivos se pueden resumir de la siguiente manera:

- Estudio del actuador FSMA como sistema de posicionamiento para el control de su posición con altas cotas de precisión y minimizando el consumo de energía con metodologías de control adecuadas.
- Caracterización del actuador FSMA, para estudiar y caracterizar su comportamiento no lineal y con histéresis.
- Modelado del actuador FSMA con diferentes metodologías teniendo en cuenta las características del cristal FSMA y de este actuador en particular obtenidas en la caracterización.
- Optimización de los parámetros del controlador basado en eventos implementado obtenidos con un Método de optimización aleatoria tipo Montecarlo y su prueba en el actuador FSMA.

1.3 Estructura de la tesis

Esta tesis se divide en cinco capítulos:

- En el capítulo 2 se realiza una introducción a los materiales inteligentes, seguida de una descripción de la aleación con memoria de forma ferromagnética y sus propiedades. En este capítulo, también se describen diferentes actuadores basados en este tipo de aleaciones, haciendo hincapié en los utilizados como sistemas de posicionamiento. Además, se mencionan algunas de las metodologías de modelado presentes en la literatura utilizadas para modelar este tipo de actuadores, tanto para el modelado del cristal FSMA como el modelado de la histéresis magnética que presentan estos actuadores FSMA para su compensación.
- En el capítulo 3 se describe el actuador FSMA utilizado y se realiza su caracterización. Además, con diferentes metodologías de modelado se han obtenido diferentes modelos de su comportamiento de este actuador teniendo en cuenta las características obtenidas en el proceso de caracterización.
- En el capítulo 4 se presenta una metodología de optimización numérica para el cálculo de los parámetros óptimos de sistema de control basado en eventos implementado, sistema de control también descrito en este capítulo. Esta optimización numérica se realiza en dos fases: en la primera fase por medio de simulaciones basadas en modelos y en la segunda en el actuador real. También, se presenta un procedimiento automático para el diseño completo del sistema de control de posición de este actuador, incluyendo el modelado del actuador con redes neuronales artificiales y

1.3. Estructura de la tesis

la optimización numérica del controlador por eventos con el Método de optimización tipo Montecarlo propuesto, tanto en simulación como en el real. Por último, se presentan los resultados experimentales de diferentes ejemplos al aplicar este Método de optimización numérica y al realizar el procedimiento automático completo del diseño del sistema de control.

- Finalmente, las conclusiones y futuros trabajos se presentan en el capítulo 5.

Actuadores FSMA

Los materiales activos o «inteligentes» son un tipo de materiales que varían sus propiedades al aplicarles un estímulo externo, por eso son idóneos para el desarrollo de actuadores. Uno de los actuadores basados en estos materiales con más proyección a futuro y sobre el cual se están realizando numerosas investigaciones son los actuadores basados en aleaciones con memoria de forma ferromagnética FSMA. Estos actuadores tienen la propiedad de mostrar grandes deformaciones al aplicarles un campo magnético o una tensión mecánica, tienen una alta densidad de energía y responden a altas frecuencias. El principal inconveniente de este tipo de actuadores es que presentan un comportamiento no lineal y con histéresis dificultando sus posibles aplicaciones.

En este capítulo se realiza una introducción a los materiales inteligentes realizando una descripción más detallada de las aleaciones con memoria de forma ferromagnética, al ser el material que compone el elemento activo en el actuador utilizado en esta tesis. Se describen diferentes actuadores basados en aleaciones con memoria de forma desarrollados hasta la fecha y se describen diferentes metodologías para modelar el comportamiento no lineal y de la histéresis de los actuadores FSMA.

2.1 Introducción

Actualmente debido a la popularización de los sistemas automáticos de control se ha producido un incremento de la presencia de actuadores tanto en el sector industrial como en el de bienes de consumo. Esta presencia masiva de actuadores (sobre todo en la industria) conlleva una mejora constante de sus prestaciones y propiedades para adaptarse a la innovación tecnológica constante y el desarrollo de investigaciones sobre actuadores novedosos.

Un actuador básicamente es un convertidor de energía y/o un controlador de energía, convierte una energía de entrada de un proceso en una energía de salida útil para ese proceso. Las principales energías de entrada utilizadas, sobre todo, en el sector industrial son la energía eléctrica, hidráulica y neumática, para generar una salida en forma de energía mecánica. Dependiendo de la aplicación, el actuador será de diferente forma y tamaño y utilizará la energía más conveniente de las tres nombradas anteriormente. El motor eléctrico, el cilindro hidráulico y el cilindro neumático son las aplicaciones más desarrolladas que utilizan la energía eléctrica, hidráulica y neumática respectivamente [3].

Desde hace décadas hasta la actualidad, se están investigando y desarrollando actuadores novedosos basados en materiales activos, también llamados materiales inteligentes o multifuncionales. Estos materiales tienen la capacidad de variar sus propiedades o forma al aplicarles un estímulo o energía de entrada y generar una respuesta o energía de salida, además de ser capaces de recuperar sus propiedades o forma al cesar dichos estímulos.

Los estímulos pueden ser desde la temperatura, corriente eléctrica, tensión mecánica, campo eléctrico y magnético obteniéndose diferentes respuestas como corriente eléctrica, viscosidad, deformación y/o recuperación mecánica entre otras. Existen una gran variedad de materiales activos en los que se basan los actuadores, en la Figura 2.1 se presenta una tabla con diferentes materiales inteligentes utilizados en actuadores con sus respectivos estímulos y respuestas [4].

2.1.1 Materiales magnetostrictivos

Los materiales magnetostrictivos son materiales que muestran una deformación o cambio de forma al aplicarles un campo magnético. Estos materiales poseen magnetización que está dividida en dominios magnéticos a lo largo de toda la estructura del material. Al aplicarles un campo magnético, las fronteras entre los dominios cambian y los dominios rotan orientándose en la dirección

	MATERIALES	ESTÍMULO	RESPUESTA	
ACTUADORES	Termoeléctricos	Calor	Corriente eléctrica	
	Piezoeléctricos	Deformación mecánica Corriente eléctrica	Corriente eléctrica Deformación mecánica	
	Electrostrictivos	Deformación mecánica	Polarización eléctrica	
	Magnetostrictivos	Deformación mecánica Campo Magnético/Eléctrico	Campo Magnético/Eléctrico Deformación mecánica	
	Polímeros electroactivos	Campo eléctrico/ pH	Deformación mecánica	
	Magnetoreológicos	Elastómero MR	Campo Magnético	Viscosidad
		Fluido MR		
		Ferrofluido		
	Electroreológicos	Elastómero ER	Campo Eléctrico	Viscosidad
		Fluido ER		
Materiales Memoria de Forma	Shape Memory Alloys, SMA	Temperatura	Deformación mecánica	
	Polímeros SMA			
	Ferromagnéticos SMA, FSMA	Campo Magnético		

Figura 2.1 – Actuadores basados en materiales inteligentes con sus respectivos estímulos y respuestas correspondientes.

del campo magnético aplicado, produciéndose la deformación del material en la dirección del campo magnético aplicado. Estos materiales sufren pequeñas deformaciones, pero responden a altas frecuencias y tiene una alta temperatura de Curie T_c , temperatura a la cual se produce el cambio de fase de material ferromagnético a paramagnético. Aunque, por otro lado, los campos magnéticos necesarios para producir la deformación son muy grandes y muestran un comportamiento no lineal [3].

2.1.2 Materiales Piezoeléctricos

Los materiales piezoeléctricos tienen como propiedad que al ser sometidos a una tensión mecánica externa generan una polarización eléctrica debido al desplazamiento de cargas dentro de la estructura cristalográfica, que se conoce como el efecto piezoeléctrico directo. Además, estos materiales tienen la capacidad de sufrir el efecto piezoeléctrico inverso, el cual utiliza un campo eléctrico externo o carga eléctrica para producir una tensión mecánica debido a la deformación del material [3, 4]. Estos materiales son los más utilizados en actuadores en la actualidad, ya que tienen un alto rango dinámico y responden a frecuencias altas. Se pueden encontrar en muchos tipos de dispositivos desde calentadores,

altavoces, automóviles y equipos médicos entre otros muchos.

2.1.3 Aleaciones SMA

Las aleaciones con memoria de forma (SMA de su acrónimo del inglés Shape Memory Alloys) tienen la propiedad de responder a varios estímulos para generar deformación del material como respuesta. Esta deformación es debida al producirse un cambio de fase estructural al variar la temperatura o al aplicarle una tensión mecánica [5].

Estos materiales tienen unas propiedades que no presentan otros materiales, que son «el efecto de memoria de forma» (como su propio nombre indica) y la «superelasticidad». El efecto de memoria de forma proporciona al material la capacidad de recuperar su forma original incluso después de haber sufrido una deformación. La superelasticidad es la propiedad de sufrir grandes deformaciones (de hasta más de un 6%) al aplicarles una tensión mecánica.

Dentro del conjunto de aleaciones SMA se pueden distinguir diferentes subgrupos, dependiendo del material con el cual se haya formado dicho material con memoria de forma. Las aleaciones SMA convencionales que están compuestas de aleaciones metálicas, los polímeros con memoria de forma (SMP, de su acrónimo del inglés Polymer Shape Memory Alloys), las cerámicas con memoria de forma (SMC de su acrónimo del inglés Ceramic Shape Memory Alloys) y las aleaciones con memoria de forma ferromagnética (FSMA, de su acrónimo del inglés Ferromagnetic Shape Memory Alloys) compuestas por materiales ferromagnéticos con memoria de forma. Las FSMAs además de responder a los estímulos de temperatura y tensión mecánica también responden al aplicarles un campo magnético externo, generándose con estos tres estímulos la misma respuesta de salida en forma de deformación del material. El principio físico que rige las aleaciones SMA convencionales es el mismo que el de las aleaciones FSMA, por lo que se describirá más detalladamente cuando se describan estas aleaciones FSMA en la siguiente sección.

La aleación SMA más utilizada es la aleación de Ni-Ti (Níquel-Titanio), comercialmente se la conoce como Nitinol, aleación de níquel-titanio que fue desarrollada en el Laboratorio de Artillería Naval (U.S. Naval Ordnance Laboratory) en Maryland, Estados Unidos. Las propiedades que presentan son la capacidad de sufrir grandes deformaciones, alta resistencia a la corrosión, altamente maleables y son biocompatibles. Debido a estas propiedades, sus aplicaciones se pueden encontrar en muchos sectores, como el sector médico, el ámbito doméstico y el sector automovilístico. Estas aplicaciones serían los «stents» o tubos

y mallas auto expansibles para eliminar las obstrucciones de vasos sanguíneos, los aparatos de ortodoncia, las monturas de gafas y las válvulas de inyección de combustible por mencionar algunas aplicaciones de los sectores mencionados anteriormente.

2.1.4 Aleaciones FSMA

Las aleaciones con memoria de forma ferromagnéticas FSMA son materiales ferromagnéticos que pertenecen a un subgrupo de las aleaciones SMA, por lo que presentan las propiedades del efecto de forma y la superelasticidad. Al ser materiales que poseen magnetización además de sufrir grandes deformaciones al aplicarle estímulos como la temperatura y la tensión mecánica como las SMAs convencionales, se pueden estimular por medio de campos magnéticos externos. La utilización de campos magnéticos les da la capacidad de actuación a frecuencias altas, muy parecidas a los materiales piezoeléctricos y magnetostriictivos, pero con deformaciones dos órdenes de magnitud mayores que estos materiales. Estas deformaciones tienen una alta densidad de energía, alto ratio de fuerza/tamaño, pero tienen el inconveniente de la alta dependencia de la temperatura de Curie T_c .

En 1996 K. Ullako et al. [6], investigaron la aleación ferromagnética Ni-Mn-Ga, observaron experimentalmente como esta aleación sufría grandes deformaciones al aplicarle un campo magnético externo. Dichas deformaciones podían ser de un 6 % hasta un 10 % dependiendo de la estructura cristalográfica. Las aleaciones FSMA (Ni-Mn-Ga) son aleaciones con estructura cristalina tipo Heusler, estructura cúbica centrada en las caras a alta temperatura, que al disminuir la temperatura sufre una transformación de fase reversible, llamada transformación martensítica (TM) [5].

Esta transformación TM es un cambio de fase sólido-sólido sin difusión de la fase austenita a la fase martensita que produce una variación de la estructura cristalográfica. La fase austenita se produce a altas temperaturas y tiene una estructura cúbica de alta simetría, en cambio la fase martensita se produce a baja temperatura y tiene una estructura tetragonal u ortorrómbica de baja simetría. Como este proceso de transformación es reversible al variar la temperatura, se pueden distinguir dos transformaciones, la TM directa y la TM inversa. La TM directa es el cambio de fase de austenita a martensita al pasar de una temperatura alta a una más baja y la TM inversa se produce al aumentar la temperatura, produciéndose el cambio de fase de martensita a austenita. Estas temperaturas de cambio de fase se conocen como temperatu-

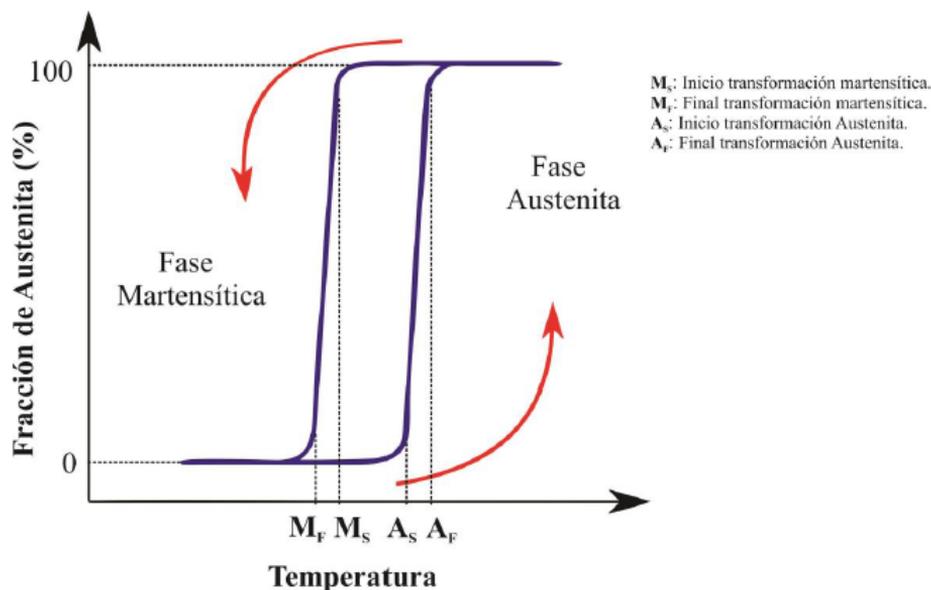


Figura 2.2 – Representación de las temperaturas de transformación de inicio y final de la transformación martensítica directa e inversa.

ras de transformación martensítica, a las cuales se inician y finalizan cada uno de los cambios de fase. Las temperaturas de transformación de la TM directa durante el enfriamiento son, la temperatura de inicio de la transformación M_s (Martensite Start) y la temperatura final M_f (Martensite Finish) a la cual se completa la transformación martensítica, con $M_f < M_s$, además, ambas deben ser inferiores a la temperatura de Curie T_c , temperatura a partir de la cual estos materiales pierden las propiedades de memoria de forma y superelasticidad.

En cambio, las temperaturas de transformación de la fase martensita-austenita (TM inversa) ocurren durante el proceso de calentamiento, siendo A_s (Austenite Start), la temperatura de inicio de la transformación austenítica y A_f (austenite finish), la temperatura a la cual se produce la transformación total a austenita, siendo $A_s < A_f$. En la Figura 2.2 se representan las temperaturas de transformación de inicio y final de la TM directa e inversa [7].

La transformación TM directa genera deformación por desplazamiento o cizallamiento al ser una transformación de fase sin difusión, la acomodación de dichos desplazamientos en la red martensítica pueden darse dos formas: por deslizamiento o por maclado. El deslizamiento produce un desplazamiento de

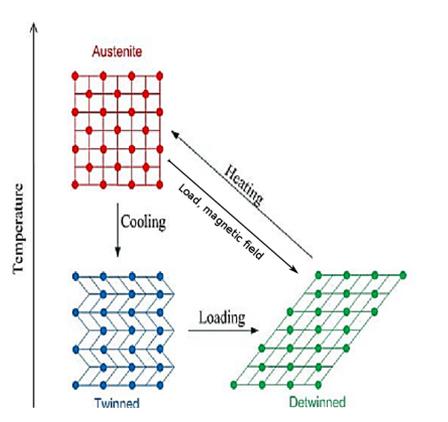


Figura 2.3 – Diagrama de los diferentes modos de acomodación de las variantes.

las dislocaciones del material produciendo una deformación inelástica permanente. En cambio, el maclado puede acomodar cambios de forma reversible, por consiguiente, esta acomodación de maclado debe ser la predominante en las aleaciones con memoria de forma.

Durante el maclado cada uno de los cristales martensíticos creados puede tener diferentes orientaciones en el espacio llamadas variantes, la estructura cristalina de cada variante forman una imagen especular con la variante adyacente y el plano que separa ambas variantes es el plano espejo llamado límite de frontera o macla.

La acomodación por maclado de las variantes martensíticas en la red cristalográfica puede existir de dos formas: como martensita maclada y martensita demaclada. En la martensita maclada las variantes con diferentes orientaciones se auto acomodan en la red cristalográfica para minimizar la energía de deformación sin producirse deformación macroscópica apreciable en el material. En cambio, en la martensita demaclada existe una variante dominante con una dirección específica, esta variante dominante se puede conseguir de dos modos. Con el primer modo es necesario partir de la martensita maclada, a la cual al aplicarle una tensión mecánica o un campo magnético, las variantes que tienen la dirección de orientación en la misma dirección que la tensión mecánica o campo magnético crecen a expensas de las variantes con otras direcciones, este alineamiento de las variantes conlleva a la deformación del material. Con el segundo modo, se obtiene la martensita demaclada a partir de la fase austenita,

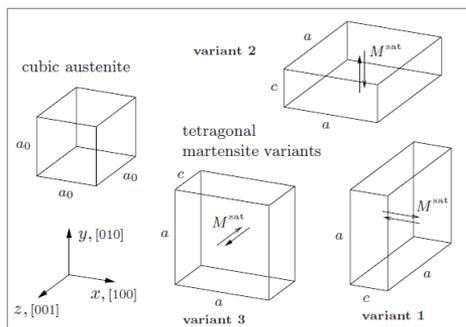


Figura 2.4 – Estructuras cristalinas cúbicas de la fase austenita y tetragonales de la fase martensita con diferentes orientaciones de la aleación Ni_2MnGa . Las flechas indican las posibles orientaciones del vector de magnetización a lo largo del eje magnético fácil «c» de cada variante.

al aplicarle una tensión mecánica o campos magnéticos muy altos (> 15 T) [5], produciéndose deformación del material.

En la Figura 2.3 se representa el esquema del cambio de fase reversible de austenita-martensita con sus respectivos estímulos, así como las diferentes estructuras martensíticas maclada y demaclada [8]. En cambio, en la Figura 2.4 se representan la estructura cúbica de la fase austenita y varias estructuras tetragonales de las variantes con diferentes orientaciones del vector de magnetización de la fase martensita [5].

La deformación del material inducida por un campo magnético se debe a las propiedades de los materiales FSMA, como la alta anisotropía magnética, que es la energía que hace que la imanación se oriente a lo largo de ciertos ejes cristalográficos llamados direcciones de fácil imanación y la fuerza de fijación de las maclas, que en estas aleaciones tiene un valor bajo. Debido a ambas propiedades, al aplicarle un campo magnético externo, la energía necesaria para el movimiento de las maclas es menor que la energía necesaria para rotar los dipolos magnéticos del interior del material en la dirección del campo magnético aplicado, por lo que es energéticamente favorable el movimiento de las maclas o rotación de las variantes en lugar de la rotación del momento magnético de la variante.

Por lo tanto, el campo magnético aplicado produce el movimiento de las maclas alineando las variantes con la dirección de fácil imanación «c» paralela a la dirección del campo aplicado a expensas de las variantes con direcciones de

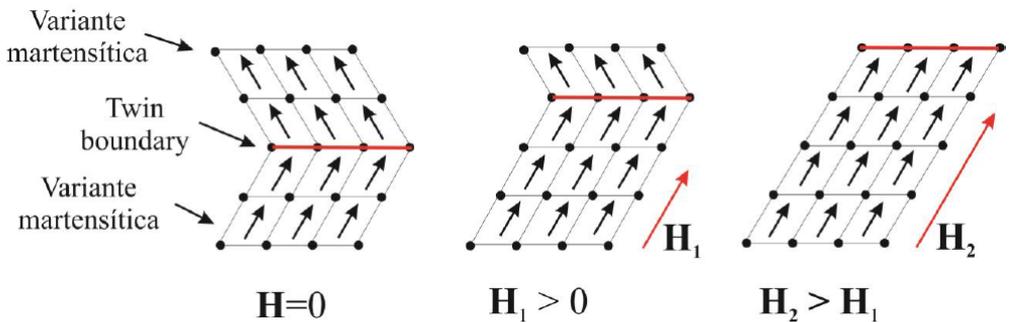


Figura 2.5 – Movimientos de los límites de macla al aplicarles campos magnéticos de diferente magnitud.

fácil imanación diferentes, produciéndose la deformación macroscópica del material. El movimiento de las maclas al aplicar diferentes magnitudes de campo magnético se representa en la Figura 2.5 [7].

Como se ha mencionado anteriormente, el material FSMA posee fuerzas de fijación asociadas con las maclas, por lo que una vez que se ha producido la deformación y debido a estas fuerzas, la deformación se mantiene en ausencia de campo magnético. Esta fuerza de fijación es débil (1 – 2 Mpa) [9, 10] y se debe a la presencia de defectos o impurezas en el material FSMA. Estos defectos están distribuidos de manera estocástica en el material y tienen una fuerza de fijación variable, la cual se considera como el valor mínimo de energía que debe superar el campo magnético aplicado para que se produzca el movimiento de las maclas produciéndose la deformación.

La presencia de estos defectos de manera estocástica produce que la relación del campo magnético-deformación conlleve a un comportamiento no lineal y con histéresis. La presencia de esta histéresis indica que la deformación obtenida no solo depende del campo magnético aplicado sino también de las posiciones de deformación anteriores. Por lo tanto, si se aplica un campo magnético H con una energía mayor que la fuerza de fijación umbral del defecto se produce el movimiento de de las maclas (deformación) hasta toparse con un defecto que tenga la energía de fijación mayor que el campo magnético aplicado. Este nuevo valor de energía de fijación, se convierte en el nuevo valor umbral mínimo necesario para que el material siga deformándose en la misma dirección. A medida que el material se deforma, la energía de fijación de la maclas aumenta, por lo que el valor de campo magnético debe incrementarse para producir la deformación.

Esta deformación alcanzará un valor de saturación a partir del cual no se producirá un aumento de la deformación, aunque se siga incrementando el valor del campo magnético.

El hecho de que la deformación se mantenga cuando el campo magnético cesa, se conoce como modo de operación «configurar-y-olvidar» («Set and Forget»), pudiéndose considerar una ventaja cuando se utiliza el actuador FSMA como sistema de posicionamiento. Además, este modo de actuación produce un ahorro de energía, ya que al alcanzar una posición no es necesario suministrar energía al actuador para que la posición se mantenga. En la siguiente sección, se describirán diferentes tipos de actuadores FSMA, haciendo más hincapié en los utilizados como sistemas de posicionamiento.

2.2 Actuadores FSMA

Los materiales FSMA se han estudiado exhaustivamente desde el punto de vista de la ciencia de materiales y se han publicado un número considerable de trabajos dedicados al análisis de la deformación inducida por campos magnéticos y el efecto de memoria de forma en estos materiales.

Desde el punto de vista de los actuadores, en la literatura también se pueden encontrar diferentes prototipos de actuadores FSMA diseñados para diferentes aplicaciones, aunque la más extendida es el uso del actuador FSMA como sistema de posicionamiento.

Una aplicación posible para el uso del actuador FSMA es la desarrollada por Ganor et al. [11], que estudiaron la aplicación de las aleaciones FSMA como mecanismos de autopropulsión de micro robots. En este artículo, solo consideraron una parte del problema de la generación de movimiento en un fluido, estudiando el movimiento transversal generado por una aleta de material Ni_2MnGa .

Para producir el movimiento transversal de la aleta, este material fue sometido a un tratamiento mecánico ya que debía consistir en una mezcla de tres variantes con diferentes orientaciones. Dos variantes con direcciones de orientación ortogonales entre sí, las cuales satisfacen la condición de compatibilidad mecánica entre variantes tetragonales y continuidad de límite magnético de los planos de las variantes a ambos lados de las maclas, debido a la coincidencia del eje c de las distorsiones de la red tetragonal con las direcciones de fácil imanación. Aplicando campos magnéticos perpendiculares a cada una de estas variantes alternativamente, se producía el crecimiento de la variante sometida al campo a expensas de la otra variante.

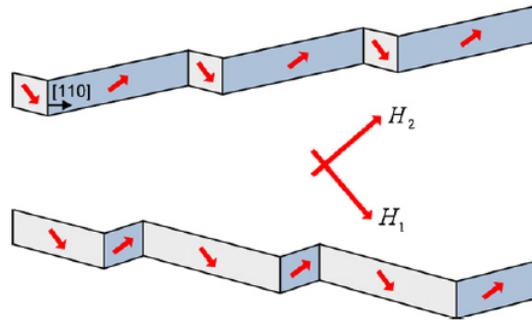


Figura 2.6 – Ilustración del movimiento esperado de la aleta en la dirección $[110]$, al aplicarles campos magnéticos alternos perpendiculares a las direcciones de fácil imanación de las variantes adyacentes perpendiculares entre sí.

Para que se produjera un valor de deformación cercano a la deformación teórica, era necesario que las maclas de ambas variantes tuvieran una orientación con una dirección adecuada u orientación de referencia, esto se logró generando la tercera variante. La orientación de esta nueva variante era de 45° respecto a cada una de las direcciones de las variables adyacentes definidas anteriormente y la realizaron con un corte por electroerosión. Los dos campos magnéticos alternos se generaron con un generador de campos alterno a una frecuencia de hasta 100 Hz, cada uno aplicado perpendicularmente a cada una de las variantes definidas anteriormente. Estas direcciones de los campos son equivalentes a las direcciones cristalográficas con los índices de Miller $[100]$ y $[010]$, índices que son tres números que permiten identificar unívocamente planos cristalográficos en las estructuras cristalinas y generalmente se indican con las letras (hkl) , mientras que la orientación de referencia tenía los índices $[110]$. En la Figura 2.6 se representa una ilustración del movimiento transversal esperado de la aleta. También se observa las diferentes orientaciones de cada una de las variantes (flechas rojas) y la orientación de referencia descrita por el plano cristalográfico $[110]$. Además, se observan las direcciones de los campos magnéticos alternos H_1 y H_2 aplicados a cada variante.

La diferencia entre las posiciones extremas de la aleta la consideraron como el desplazamiento transversal de la aleta (u_y) en función de la posición relativa x a lo largo de la aleta. Los desplazamientos se midieron con una cámara y las imágenes obtenidas las analizaron con un software de imágenes.

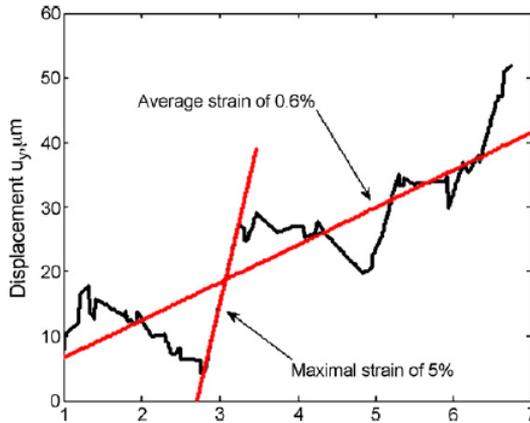


Figura 2.7 – Desplazamiento transversal de la aleta (u_y) en función de la posición relativa x a lo largo de la aleta.

En la Figura 2.7 se representan los datos de la deformación de la aleta en función de la posición relativa x a lo largo de la aleta [11]. Se observa la deformación promedio del 0,6 %, aunque en una región se observa una deformación del 5 %, valores cercanos a la deformación máxima teórica que presentan estas aleaciones. Además, la forma de la gráfica se asemeja de manera cualitativa a un movimiento escalonado o de aleteo.

Se ha de comentar, que este tipo de aleaciones se suelen nombrar de diferente forma dependiendo del origen del grupo de investigación que realice el estudio. Los grupos Norteamericanos nombran estas aleaciones como aleaciones FSMA, mientras que los grupos Europeos tienden a nombrarlas como aleaciones con memoria de forma magnética MSM (de su acrónimo del inglés Magnetically controlled Shape Memory).

A continuación, se describen diferentes sistemas de posicionamiento basados en aleaciones FSMA. Pero antes, se mencionan las propiedades básicas de un actuador basado en aleaciones con memoria de forma magnética MSMS descritas por Tellinen et al. [12], el cual desarrollaba un movimiento axial lineal. La estructura básica del actuador la componían el elemento MSM, dos bobinas para generar el campo magnético aplicado para inducir la deformación del material y un muelle o resorte con una masa móvil que actuaba como fuerza recuperadora mecánica para la que deformación del material MSM fuera reversible al cesar el campo magnético. En la Figura 2.8 se representa la estructura básica

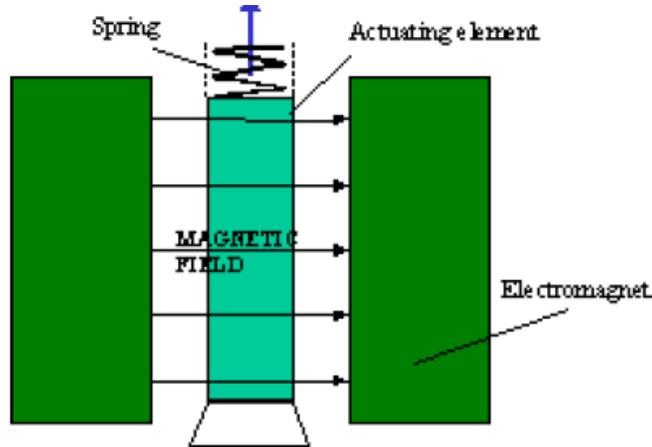


Figura 2.8 – Estructura básica del actuador MSM con el elemento actuador MSM, las bobinas y el muelle para la recuperación de la deformación.

con los componentes principales del actuador MSM, el elemento actuador, las bobinas y el muelle [12].

Las propiedades del actuador que analizaron fueron la influencia en la frecuencia máxima de actuación del actuador para conseguir la mayor deformación dependiendo del tipo de material del que están compuestos los núcleos magnéticos de las bobinas y la relación de la deformación inducida en función la tensión mecánica aplicada. Cada una de estas propiedades las estudiaron con diferentes actuadores MSM diseñados por la empresa AdaptaMat [13], que fue una de las principales empresas en el desarrollo comercial de materiales y actuadores MSM.

Para el estudio de la frecuencia de actuación máxima a la cual se consigue la mayor deformación del actuador dependiendo del núcleo de sus bobinas utilizaron el actuador A06-3, el cual estaba compuesto de un elemento activo MSM de 15 mm de longitud y un núcleo magnético de un material ferromagnético, para reducir las corrientes parásitas en dicho núcleo. El campo magnético se generó alimentando las bobinas con corrientes de 1,5 A con diferentes frecuencias, el rango de frecuencias estaba comprendido entre [0 y 800 Hz] y la fuerza de recuperación del muelle tenía un valor de 2,5 N. La deformación máxima del actuador se obtuvo a la frecuencia de 200 Hz con una magnitud del 0,6 % de la longitud total del elemento MSM.

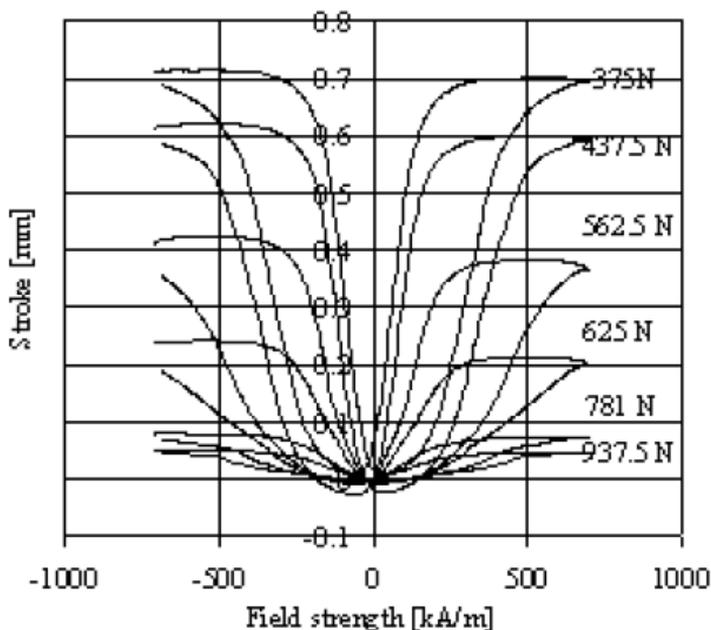


Figura 2.9 – Histéresis del material representada por la relación del campo magnético-deformación variando la fuerza mecánica recuperadora aplicada.

En cambio, para el estudio de la deformación inducida en función de la tensión mecánica externa aplicada se utilizó el actuador A-1 2000. Este actuador poseía un núcleo de hierro para operar a baja frecuencia o en modo de corriente continua. Midieron la deformación sufrida por el material al aplicarle un campo magnético constante variando la magnitud de fuerza de recuperación del muelle. La deformación máxima obtenida tenía un valor 2,8% de la longitud del elemento actuador con una tensión de carga recuperadora externa aplicada de 1,25 MPa. En la Figura 2.9 se representa la histéresis de la deformación en función de un campo magnético y fuerza recuperadora variable [12].

Seguidamente se describen algunos sistemas de posicionamiento: como el desarrollado por Gauthier et al. [14], que era un sistema basado en un actuador MSM conocido como actuador Push-Pull. Este actuador utilizaba dos elementos MSM (MSM_A y MSM_B) dispuestos de manera opuesta. Los campos magnéticos fueron creados por dos bobinas con núcleos ferromagnético para concentrar el campo. Cada bobina estaba asociada a un elemento MSM y alimentada con

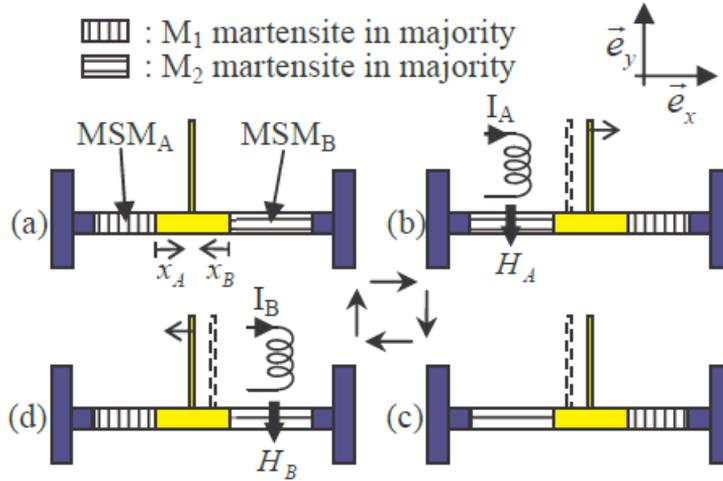


Figura 2.10 – Esquema de la disposición de los elementos MSM A y B en el actuador Push-Pull.

un pulso de corriente I_A e I_B , respectivamente. La longitud total del dispositivo se mantuvo constante mediante el uso de un soporte fijo de material no ferromagnético y se colocó una parte móvil en la parte media del actuador, entre las dos muestras de MSM.

En la Figura 2.10 se representa el principio de funcionamiento de este actuador [14]. En a) se observa el esquema de todas las partes que integran el actuador, los elementos MSM_A y MSM_B y la parte móvil. Además, se indica el sistema de referencia utilizado y las diferentes direcciones en las que se expandirán y contraerán dichos elementos. En b) se aplica un pulso de corriente I_A sobre la bobina generando un campo magnético H_A en la dirección \vec{e}_y produciendo un alargamiento del elemento MSM_A en la dirección \vec{e}_x y la contracción del MSM_B en la dirección opuesta. Si se cesa el campo magnético como en c), el desplazamiento se mantiene constante debido a la fuerza de fijación presentes en ambos elementos MSM. En d) se aplica un pulso de corriente I_B en su bobina asociada produciéndose un desplazamiento de la parte móvil en sentido $-\vec{e}_x$, al expandirse el elemento MSM_B y contraerse el elemento MSM_A . Por lo tanto, el sentido del desplazamiento es en la dirección \vec{e}_x o $-\vec{e}_x$ dependiendo a que bobina le suministren los pulsos de corriente, I_A e I_B respectivamente. Durante la prueba se alcanzaron dos posiciones estables de la parte móvil que dependían de la magnitud de la corriente y fueron medidas con un sensor láser

de desplazamiento.

Mediante simulación desarrollaron un sistema de control, diseñando un modelo simplificado del actuador a partir del modelo completo [15], el cual estaba basado en procesos termodinámicos irreversibles para explicar el comportamiento del dispositivo. Lográndose un control preciso del actuador mediante el uso de lazos de retroalimentación de la corriente y la posición asociados con un controlador PID. Aunque la predicción del modelo tenía concordancia cuando se le aplicaba el campo cero o máximo, no la tenía sobre el rango de desplazamiento total y el comportamiento histerítico. Llegando a la conclusión que en los trabajos futuros debían de diseñar un modelo más complejo y un mejor control de retroalimentación.

2.2.1 Actuadores FSMA desarrollados por el grupo de investigación GAUDEE de la UPV/EHU

En esta sección, se describen dos sistemas de posicionamiento basados en actuadores FSMA diseñados y construidos por el Grupo de investigación GAUDEE (Grupo de Automática del Departamento de Electricidad y Electrónica) de la Universidad del País Vasco. Uno de estos actuadores diseñados se ha utilizado para el desarrollo de esta tesis.

El primer sistema de posicionamiento basado en actuadores FSMA desarrollado, era un actuador de posicionamiento de precisión operado en corriente continua y fue desarrollado por J. Feuchtwanger et al. [10]. Este actuador FSMA estaba compuesto por un electroimán con núcleo de hierro y un muelle que proporcionaba la fuerza de recuperación del actuador. Para generar el campo magnético, el electroimán se alimentaba por medio de una fuente de alimentación lineal (Kikugui Electronic Corp. 200 V a 3,5 A). El material FSMA se colocó en el centro del electroimán teniendo la dirección más larga del cristal FSMA perpendicular al campo magnético generado. El cristal FSMA utilizado era un monocristal de Ni-Mn-Ga con forma rectangular de tamaño $2,5 \times 2,5 \times 15 \text{ mm}^3$ y fue tratado con diversos tratamientos termomecánicos para favorecer la formación de una única variante. La deformación del cristal se transmitía por una varilla de latón a través de un cojinete de baja fricción. Al final de dicha varilla se encontraba una lámina de latón acoplada a un sensor de posición capacitivo (modelo 4810 de ADE Technologies) con un rango de recorrido de $\pm 100 \mu\text{m}$, un ancho de banda de 100 Hz y una precisión de $\pm 28,72 \mu\text{m}$. En la Figura 2.11 se representa el esquema del actuador con la configuración experimental utilizada [10].

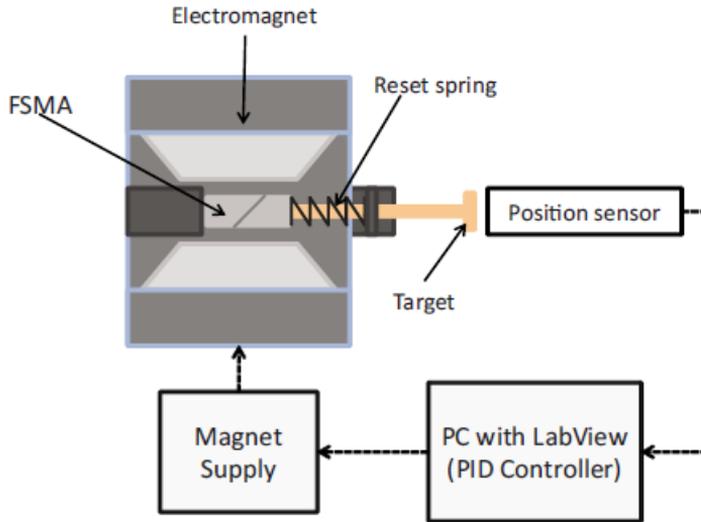


Figura 2.11 – Esquema de la configuración del actuador de posicionamiento con las diferentes partes que lo componen: el cristal FSMA, el muelle para recuperar su posición, el sensor de posición y la fuente de alimentación del imán.

La caracterización del cristal FSMA la realizaron aplicando una rampa ascendente y otra descendente del campo magnético hasta un máximo de 1 T, consiguiéndose una deformación máxima $11 \mu m$. En la Figura 2.12 se representa la deformación inducida por las rampas ascendentes y descendentes del campo magnético, observándose un comportamiento no lineal y con histéresis en la relación campo magnético-deformación. Las flechas presentes en la gráfica representan el sentido ascendente y descendente del campo magnético y las líneas punteadas representan los valores de deformación intermedios ($2,5$ y $4,0 \mu m$) sobre las cuales se realizó el control de la posición del actuador FSMA.

El control de posicionamiento lo realizaron implementando un controlador PID con la plataforma LabVIEW, utilizando la señal del sensor de posición como lazo de retroalimentación (Feedback Loop) y con un error de posición máximo permitido de 5 nm. Es decir, el error máximo a partir del cual el controlador actúa en el sistema para su corrección.

El segundo actuador diseñado en el grupo ha sido realizado por E. Asua et al. [16], es un nuevo actuador FSMA de posicionamiento que utiliza dos campos

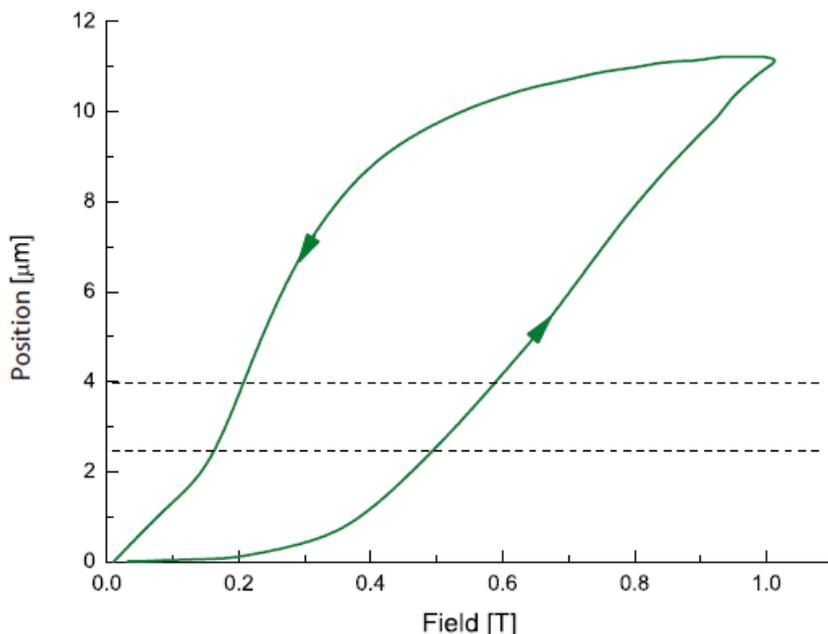


Figura 2.12 – Deformación inducida por el campo magnético aplicado al monocristal de NiMnGa. Las flechas indicaban la rampa ascendente y descendente del campo magnético utilizado y las líneas punteadas indicaban las dos posiciones de referencia elegidas sobre las cuales realizaron el control de la posición del actuador FSMA.

magnéticos pulsados ortogonales en un rango de 0,5 a 1 T. Con uno de los campos se induce la deformación del material, mientras que el otro se utiliza como fuerza de recuperación de la deformación, eliminando así el muelle utilizado anteriormente para este fin en otros actuadores. Este actuador se describe más detalladamente en el siguiente capítulo al ser el actuador utilizado en el desarrollo de esta tesis.

Los actuadores FSMA tienen una dinámica no lineal y con histéresis, además cada elemento FSMA tiene unas características intrínsecas propias, por lo que cada cristal requiere de su caracterización para conocer sus propiedades o comportamiento, con el fin de modelar el actuador con la metodología más adecuada.

2.3 Modelado

Una metodología muy extendida en la ingeniería de control es probar y validar diseños y/o procesos por medio del desarrollo de modelos. Esto permite simular modelos de procesos y probar diferentes estrategias de control sobre dicho modelo en las primeras fases de desarrollo. Un modelo debe ser relativamente simple y describir el comportamiento del proceso real de la manera más exacta posible.

Los modelos se pueden clasificar de dos formas: en modelos basados en las leyes físicas del sistema y en modelos fenomenológicos del sistema. Los modelos físicos son modelos matemáticos basados en las leyes físicas que rigen el sistema. En cambio, los modelos fenomenológicos se basan en la descripción matemática del fenómeno observado o su comportamiento utilizando datos recogidos experimentalmente.

En la literatura existen una gran cantidad metodologías utilizadas para el modelado actuadores FSMA, tanto desde el punto de vista de la ciencia de materiales, como desde el punto de vista del comportamiento del actuador para el control de la deformación. En los siguientes apartados se mencionan algunos modelos desarrollados para el modelado del cristal FSMA y del actuador FSMA incluyendo su histéresis.

2.3.1 Modelo del cristal FSMA

Desde el punto de vista de la ciencia de materiales, existen una amplia cantidad de modelos desarrollados para describir la deformación de las aleaciones FSMA inducida por la aplicación de un campo magnético externo. A continuación, se describen algunos de ellos.

O'Handley [17] propuso un modelo fenomenológico simple para la magnetización y la deformación inducida por el campo magnético externo producida por el movimiento del límite de fase y por el movimiento de las maclas, dependientes de la magnitud de la anisotropía magnética. Para obtener la mayor deformación, dedujo que es necesario que el material se transforme completamente a la fase martensita y debe tener una alta anisotropía magnética. El tener una alta anisotropía implica que la orientación de los dipolos magnéticos dentro de las diferentes variantes no se ve afectada por el campo magnético y la fuerza magnética aplicada a las maclas es la diferencia de la energía de Zeeman entre las diferentes variantes. Esta energía de Zeeman es la energía potencial de un cuerpo magnetizado dentro de un campo magnético externo. Además, este

2.3. Modelado

modelo era capaz de describir las no linealidades observadas en la deformación y magnetización dependientes del campo magnético cercanas a la saturación. Asumió que era un modelo mejorable, ya que no tuvo en cuenta la influencia de la temperatura de Curie T_c , ni la presencia de multivariantes o la influencia de los defectos en el material que hacen que las maclas tengan diferentes fuerzas de fijación.

En cambio, Likhachev y Ullakko [18] desarrollaron un modelo cuantitativo que describe el efecto de magneto-deformación con un enfoque termodinámico general, basado en las relaciones de Maxwell, derivando la principal ecuación magneto-mecánica que representa el equilibrio de la fuerza motriz tanto magnética como mecánica en materiales ferromagnéticos como la aleación NiMnGa. Partieron de la hipótesis de que el monocristal de NiMnGa utilizado para el desarrollo del modelo estaba compuesto por tres variantes cuyas orientaciones coincidían con las orientaciones de los ejes cristalográficos de simetría tetragonal y con cada una de las direcciones de fácil imanación debidas a la anisotropía magnética. El campo magnético se aplicó paralelamente a una de las variantes, variante axial, y ortogonalmente a las otras dos variantes, variantes transversales. La variante axial requiere un valor de campo de saturación menor que las variantes transversales. Debido a esto, el modelo simple de la magnetización considerado distinguía dos áreas de magnetización, la magnetización de las variantes axiales $m_a(h)$, y la magnetización de las variantes transversales $m_t(h)$, con sus fracciones de volumen de variantes correspondientes. Por lo que la magnetización del material se definió:

$$m(x, h) = x \cdot m_a(h) + (1 - x) \cdot m_t(h) \quad (2.1)$$

donde $m_a(h)$ y $m_t(h)$ son las funciones específicas de magnetización para las variantes axial y transversal, respectivamente y x es la fracción de volumen de la variante axial en el cristal.

La deformación obtenida por compresión mecánica ε_0 se utilizó para eliminar la dependencia de la fracción de volumen y obtener la magnetización como función de la deformación macroscópica para el estado martensítico. A partir de la ecuación de la deformación dependiente de las fracciones de volumen de las variantes obtuvieron la magnetización como función de la deformación macroscópica, la cual reproducía todas las peculiaridades de la curva de magnetización experimental obtenida del cristal.

Los valores obtenidos a partir de la curva de saturación se utilizaron para la predicción del modelo, consiguiéndose una estimación de la deformación del

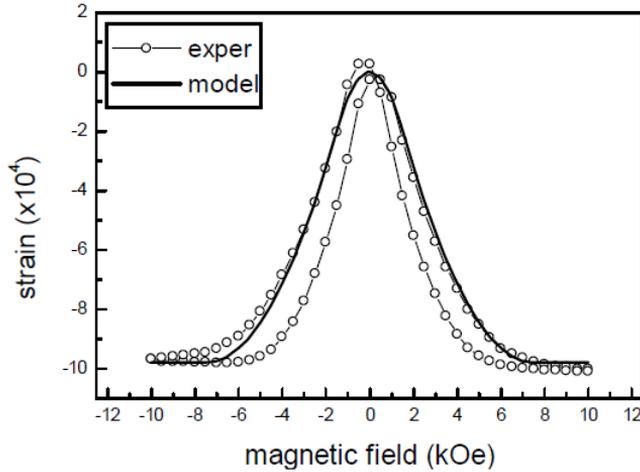


Figura 2.13 – Comparación de los datos obtenidos del modelo y los resultados experimentales.

modelo de entre 0,24 – 0,16 %, cerca de la deformación obtenida experimentalmente que fue del 0,14 % pero lejos del 5 % mencionado en la literatura. En la Figura 2.13 se representa la predicción de los valores del modelo y los valores experimentales de la deformación en función del campo magnético aplicado [18].

Posteriormente, Ullakko et al. [19] volvieron a aplicar el mismo modelo cuantitativo a la aleación NiMnGa no estequiométrica, la cual poseía las siguientes características: estaba compuesta únicamente por dos variantes, una alta anisotropía magnética y una baja fuerza de fijación del límite de macla de 2 – 3 MPa. Los datos de la deformación inducida por un campo de 0,8 T obtenidos experimentalmente se utilizaron para calcular los parámetros del modelo, con el cual se consiguió una predicción de la deformación del material del 5 %, cerca del valor obtenido de manera experimental y del mencionado en la literatura.

Desde otro punto de vista, Chernenko et al. [20] estudiaron un modelo estadístico para describir la transformación martensita (TM) (austenita-martensita) al aplicar una tensión de compresión teniendo en cuenta la influencia de la temperatura. Este modelo describía la nucleación de martensita, que es el fenómeno de la formación de la martensita a partir de la austenita, con la ayuda de densidades de probabilidad Gaussianas. Distinguiendo dos densidades de probabilidad, una para los ciclos de compresión y la otra para la descompresión. Con

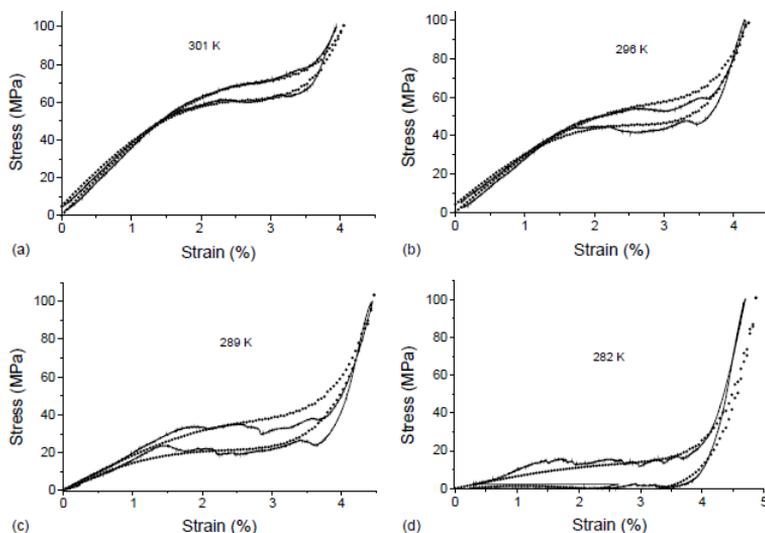


Figura 2.14 – Representan las curvas de tensión-deformación experimentales (líneas continuas) y las obtenidas con el modelo (líneas discontinuas) para una aleación monocristalina de Ni-Mn-Ga, al sufrir una tensión de compresión a diferentes temperaturas: 301 K (a); 296 K (b) 289 K (c) y 282 K (d).

las cuales se caracterizaron la tasa de conversión de martensita a austenita en la compresión y la tasa de conversión de austenita a martensita en la descompresión. Mostrando que este modelo era capaz de describir de manera cuantitativa las características del comportamiento de tensión-deformación-temperatura de la TM de la muestra al sufrir una compresión. En la Figura 2.14 se representa la relación de deformación-tensión obtenidas con el modelo y experimentalmente para diferentes temperaturas [20].

Por otra parte, R. N. Couch et al. [21, 22] realizaron un modelo cuasiestático basado en los modelos constitutivos de las aleaciones SMA de Brinson [23] y Tanaka [24], ofreciendo así una base para el modelado de las aleaciones FSMA al tener en común el efecto de memoria de forma y la superelasticidad. Experimentalmente calcularon la deformación del material con un campo magnético aplicado constante variando la tensión mecánica aplicada. Estos datos se utilizaron para la identificación de los parámetros usados en el modelo, que eran el módulo de Young, las tensiones y campos magnéticos críticos. El modelo mostró una buena correlación con los datos de prueba para el efecto de memoria

de forma magnética y la superelasticidad, pero no para el efecto no lineal de la saturación ya que el modelo era un modelo lineal por partes.

Desde otra perspectiva, B. Kiefer y D.C. Lagoudas [25] desarrollaron un modelo constitutivo fenomenológico termodinámicamente consistente causado por el proceso de reorientación de la variante martensítica. Para ello se utilizaron variables internas que se eligieron teniendo en cuenta la estructura cristalográfica y magnética. En particular, la energía de Zeeman y la energía de anisotropía magnética eran la contribución magnética a la energía libre. Las funciones de activación se definieron para el inicio y finalización del proceso de reorientación y derivaron las ecuaciones de evolución para las variables de estado internas, como la fracción de volumen de la variante martensítica y la fracción de volumen de dominio magnético. Para completar la formulación del modelo constitutivo postularon una función de endurecimiento asociado con el proceso de reorientación. El modelo se aplicó sobre un caso especial bidimensional con un campo magnético transversal y una tensión de compresión axial, con la estructura de dominio magnético fijo y rotación magnética despreciable, prediciendo el efecto de memoria de forma magnética. El modelo se utilizó con un ejemplo numérico basado en los datos obtenidos por R. Tickle [26], consiguiendo predecir las curvas de deformación en respuesta a un campo magnético. Estas curvas exhibían todas las características importantes del comportamiento de MSMA conectadas al proceso de reorientación de variantes bajo campo magnético y carga mecánica aplicada. Por lo tanto, el modelo capturaba la naturaleza no lineal e histérica de la respuesta de la deformación por reorientación, la dependencia de la tensión y el tamaño de la histéresis.

2.3.2 Modelado de la histéresis de actuadores FSMA

Como se ha mencionado al inicio de esta sección, el actuador FSMA presenta una deformación inducida por un campo magnético con un comportamiento no lineal y con histéresis. La histéresis puede provocar imprecisiones y oscilaciones en la respuesta del actuador, por lo que, hasta la fecha se han realizado muchos esfuerzos para modelar las propiedades de la histéresis presente en este tipo de actuadores para su compensación. Para describir el fenómeno de histéresis en este tipo de actuadores, se pueden utilizar diferentes métodos de modelado, los modelos basados en la física del sistema o los modelos fenomenológicos.

Entre los modelos de histéresis basados en la física del sistema está el modelo realizado por H. Tan y M. H. Elahinia [27] que desarrollaron un modelo matemático dinámico del comportamiento histérico de la deformación inducida

2.3. Modelado

por un campo magnético de un actuador FSMA, en presencia de una fuerza mecánica restauradora variable perpendicular al campo magnético. Este modelo estaba compuesto por diferentes submodelos, el modelo de deformación inducida por campo, el modelo constitutivo del material FSMA, el modelo dinámico mecánico, el modelo cinético y el modelo electromagnético. Por medio de simulaciones, se mostró como dicho modelo capturaba las características dinámicas del actuador, dando la posibilidad de poder utilizarlo en futuros estudios de control.

Entre los modelos fenomenológicos que existen para la descripción de la histéresis, se pueden destacar los modelos basados en ecuaciones diferenciales y los modelos basados en operadores elementales u operadores de histéresis, llamados histeriones.

De los modelos de ecuaciones diferenciales se destacarían el modelo Duhem [28], el modelo Bouc-Wen [29] y el modelo Jiles-Atherton [30].

Este Modelo Jiles-Atherton (J-A) es un modelo que intenta explicar la histéresis magnética con procesos microestructurales del material magnético. La teoría de J-A de un material ferromagnético representa la magnetización total M , como la suma de contribuciones de magnetización irreversible M_{irr} y reversible M_{rev} .

$$M = M_{irr} + M_{rev} \quad (2.2)$$

con M_{irr} atribuida a la fijación de la pared del dominio y M_{rev} atribuida al movimiento reversible de las paredes del dominio.

Considerando los componentes de magnetización (M_{irr} , M_{rev}) de los procesos microestructurales, se puede construir las ecuaciones diferenciales que describen la dependencia de la magnetización M del campo magnético H .

$$M_{irr} = M_{an} - k \delta \frac{dM_{irr}}{dH_e} \quad (2.3)$$

$$M_{rev} = c (M_{an} - M_{irr}) \quad (2.4)$$

donde δ es el parámetro direccional, que toma valor $+1$ cuando H aumenta y -1 cuando H disminuye, c es el factor reversibilidad, k el factor de fijación y M_{an} es la magnetización anhistérica, función de la energía de los momentos en un dominio y puede tener diferentes formas dependiendo de la anisotropía. Para materiales isotrópicos, M_{an} viene dada por la siguiente ecuación:

$$M_{an} = M_s \left[\coth \left(\frac{H_e}{a} \right) - \frac{a}{H_e} \right] \quad (2.5)$$

siendo H_e el término de campo efectivo y a la densidad del dominio.

Basándose en la teoría de J-A para materiales que poseen un comportamiento de dos fases en un ciclo magnético, A. Raghunthan et al. [31] desarrollaron un modelo extendido para modelar la histéresis de un material magnético, que exhibe una fase a campos magnéticos bajos y otra a campos magnéticos altos. La transición de fase depende del campo denominado campo de intercambio, que es intrínseco al material. Los parámetros microestructurales utilizados en el modelo son la magnetización de saturación M_s , el factor de fijación k , el acoplamiento del dominio α , la densidad de dominio a , y el factor de reversibilidad c . Estos parámetros se representan como funciones de este campo de intercambio para cada una de las fases. La variación de los parámetros al pasar de una fase a otra, se modelan analíticamente con la función de Boltzmann [32]. Los valores iniciales de los parámetros establecidos en la función de Boltzmann se estiman a partir de las curvas iniciales y de histéresis medidas de las muestras en cada una de las fases magnéticas. Sustituyendo estos parámetros en el modelo obtenido de las ecuaciones 1.2-1.5, se obtiene el modelo completo basado en la teoría J-A. Compararon las predicciones de este modelo con las medidas realizadas en films de dos capas, una dura y otra blanda, basadas en *CoPt* sobre sustratos de *SiO₂* [33], observando que las formas de los lazos de histéresis coincidían perfectamente.

Posteriormente, A. Raghunthan et al. [34] usaron este modelo extendido, para describir el comportamiento de dos fases magnéticas en mediciones realizadas en muestras de acero al silicio convencional orientado al grano, bajo tensión de compresión aplicada a lo largo de la dirección de laminación. La validación del modelo la llevaron a cabo comparando las predicciones del modelo con las medidas realizadas del material de acero al silicio bajo diversas fuerzas de compresión a lo largo de la dirección de laminación. Concluyeron, que el modelo relacionaba el parámetro del campo de transición con los parámetros del material, además de obtener una buena estimación del valor de la tensión de tracción introducida por el recubrimiento en la superficie.

Dentro de los modelos fenomenológicos también se encuentran los modelos basados en operadores elementales u operadores de histéresis, llamados histeriones. El modelo de Preisach, el modelo Krasnoselskii-Pokrovskii y el modelo Prandtl-Ishlinskii son algunos de ellos.

2.3.2.1 Modelo de Preisach

El modelo de Preisach fue un modelo desarrollado por Ferenc Preisach en 1935 e inicialmente fue considerado un modelo físico de histéresis debido a que se basó en los procesos físicos de magnetización [35]. En la actualidad es uno de los principales modelos de operadores utilizados para la descripción de la histéresis magnética, aunque como indicó D. H. Everet et al. en [36] es posible utilizarlo para la descripción de la histéresis de diferente naturaleza física.

Existen diferentes interpretaciones del modelo de Preisach que contribuyen a su mejor entendimiento: la interpretación matemática y la interpretación geométrica. La interpretación matemática de la histéresis consiste en considerar un conjunto infinito de operadores elementales biestables $\gamma_{\alpha\beta}$, también llamados histeriones. Estos histeriones se pueden representar como lazos rectangulares o «relés», que relacionan una entrada con una salida. Los valores α y β , siendo $\alpha \geq \beta$, se conocen como valores de conmutación y son los valores máximos (α) y mínimos (β) umbrales a partir de los cuales el histerión sufre un cambio de estado. Los estados considerados son $\gamma_{\alpha\beta} = +1$ y $\gamma_{\alpha\beta} = -1$, cuando el valor de la entrada H supera el valor de α y cuando el valor de la entrada H tenga un valor menor β , respectivamente. En la Figura 2.15 se representa el operador histerión con sus estados y los valores de conmutación α y β [37].

El conjunto de operadores $\gamma_{\alpha\beta}$ es una función ponderada con una función de densidad de probabilidad o función de Preisach $\mu(\alpha, \beta)$ dependiente de los valores α y β . Matemáticamente se puede expresar de la siguiente manera:

$$f(t) = \int \int_{\alpha \geq \beta} \mu(\alpha, \beta) \cdot \gamma_{\alpha, \beta}(u(t)) \cdot d\alpha d\beta \quad (2.6)$$

donde $\mu(\alpha, \beta)$ es la función densidad o función de Preisach, $\gamma_{\alpha\beta}$ es el operador biestable, $u(t)$ es la entrada del sistema y $f(t)$ la salida del sistema [35].

Un modo de comprender mejor la interpretación matemática es por medio de la interpretación geométrica, con la cual se proporciona una visión de las diferentes características del modelo. Una característica es la necesidad de que la histéresis sea simétrica y la propiedad de borrado o ausencia de memoria, esto es, los valores de la función densidad $\mu(\alpha, \beta)$ dependen de los últimos valores de entradas asociados (α, β) y no del historial de las entradas.

La interpretación geométrica del modelo de Preisach se basa en el llamado Plano de Preisach, en el cual existe una correspondencia biunívoca de operadores $\gamma_{\alpha\beta}$ con los puntos (α, β) del semiplano $\alpha \geq \beta$. Este semiplano es un

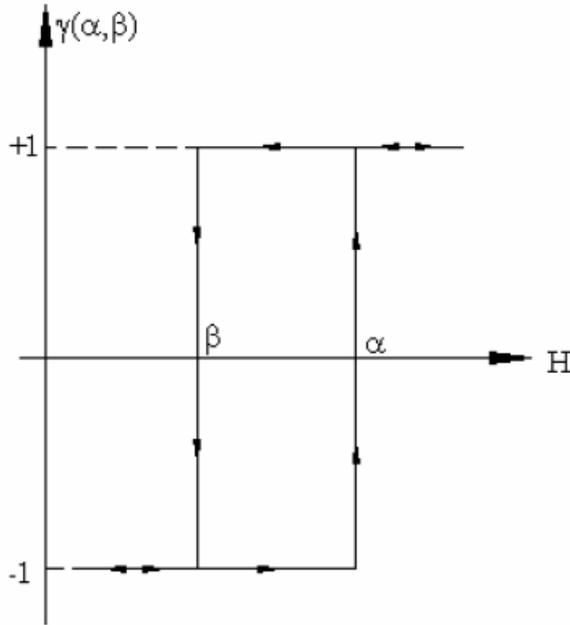


Figura 2.15 – Diferentes estados del operador de histéresis con los valores umbrales máximos y mínimos (α, β) dependientes del campo magnético aplicado H .

triángulo generado por la hipotenusa $\alpha = \beta$ y con los vértices de su ángulo recto α_0 y β_0 , con $\beta_0 = -\alpha_0$. Además, se considera que la función densidad $\mu(\alpha, \beta)$ es una función finita y es igual a cero fuera de este triángulo definido.

Para comprender mejor el modelo geoméricamente, se va a analizar la evolución de los operadores $\gamma_{\alpha\beta}$ para un historial de entradas aleatorias de $u(t)$ (campo magnético H en este caso). En primer lugar, se parte de un estado saturación negativa, con todos operadores $\gamma_{\alpha\beta} = -1$. A continuación se aumenta de manera continua el valor de la entrada a $u_1(t_1)$ en un tiempo t_1 , de forma que todos los operadores con $\alpha \leq u_1$ cambiaran su estado a $\gamma_{\alpha\beta} = +1$. Esto se representa en el plano de Preisach como dos subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ asociados a los operadores que tienen el valor $\gamma_{\alpha\beta} = +1$ y el valor $\gamma_{\alpha\beta} = -1$, respectivamente. Después de esto, se reduce el valor de la entrada $u_2(t_2)$ en un tiempo t_2 por lo que todos los operadores con $\beta \geq u_2$ cambiaran su estado a $\gamma_{\alpha\beta} = -1$. En la figura 2.16 se observa las diferentes subdivisiones resultantes para las entradas $\alpha = u_1$ (Figura 2.16a) y $\beta = u_2$ (Figura 2.16b) representadas

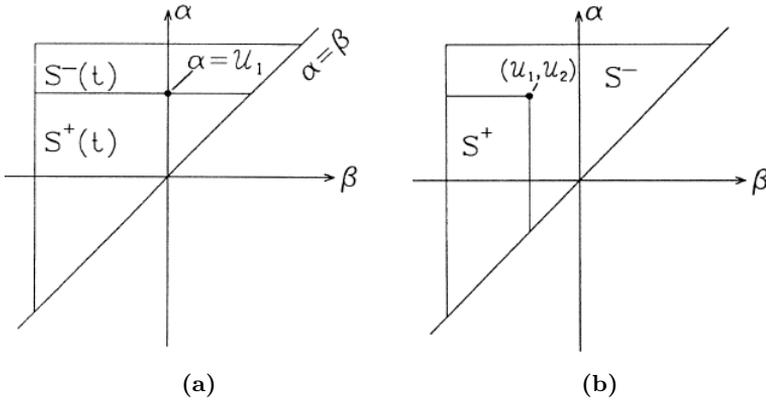


Figura 2.16 – Subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ al aplicarle las entradas $u_1(t_1)$ (2.16a) y $u_2(t_2)$ (2.16b).

en el plano de Preisach en las coordenadas (u_1, u_2) [35].

Si se aplican dos nuevos valores de entrada $u_3(t_3)$ y $u_4(t_4)$, con $u_3 < u_1$ y $u_4 < u_2$, se produce un cambio en las subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ que implica un cambio en los valores α y β . Pasando a tener los valores $\alpha = u_3$ y $\beta = u_4$, se produce el cambio de coordenadas a (u_3, u_4) cambiando el estado de la histéresis. En la Figura 2.17 se representan las coordenadas de los nuevos valores de entrada junto con los valores anteriores con la consiguiente modificación del estado de la histéresis [35].

Generalizando el análisis anterior, se puede llegar a la conclusión que la línea $L(t)$, línea divisoria entre las subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ cuyos vértices tienen las coordenadas de (α_i, β_j) correspondientes a los máximos y mínimos de los últimos valores de entrada aplicados, son los que definen el estado de la histéresis, modificando el estado de histéresis alcanzado previamente. Esto muestra como el modelo es incapaz de tener en cuenta los estados de histéresis anteriores, lo que se puede interpretar como que el modelo no tiene «memoria».

Para la implementación numérica del modelo Preisach es necesario considerarlo como un modelo finito y discreto, además de ser necesario la identificación de los parámetros del modelo. Estos parámetros son el historial de entradas, los valores umbrales de saturación y la función densidad $\mu(\alpha_i, \beta_j)$. Los dos primeros son datos disponibles al ser los valores de entrada aplicados y el valor de saturación del material. En cambio, el calculo de la función densidad $\mu(\alpha_i, \beta_j)$ es el punto más delicado en el desarrollo del modelo, ya que se debe obtener el

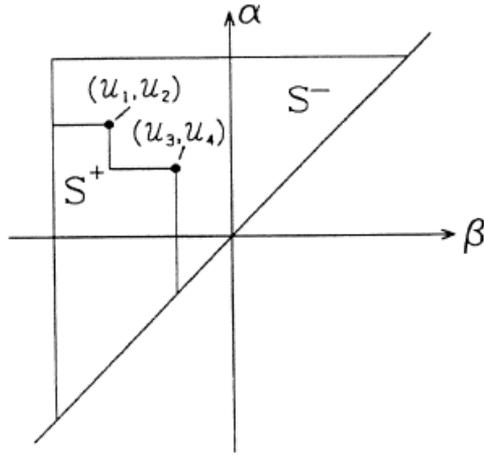


Figura 2.17 – Subdivisiones $S^+(t)$ y $S^-(t)$ al aplicarle las entradas $u_3(t_3)$ y $u_4(t_4)$.

valor de la salida del operador $\gamma_{\alpha\beta}$ para cada uno de los valores de conmutación α_i y β_j . Para el cálculo de estos valores se pueden utilizar diferentes métodos de identificación, como por ejemplo el método Mayergoyz [35] y el método de caracterización paramétrica o por ajuste [37], que consiste en asumir que la función densidad sigue una función analítica determinada que se puede ajustar a partir de datos experimentales.

Ya que se ha utilizado el modelo de Preisach como modelo para el modelado de nuestro actuador FSMA, en el siguiente capítulo se describirá la implementación del modelo de Preisach y el método utilizado para la identificación de la función densidad μ .

2.3.2.2 Modelo de Krasnoselskii-Pokrovskii

El modelo de Krasnoselskii-Pokrovski (modelo KP) fue desarrollado en los años 70 por los matemáticos Mark. A. Krasnoselskii y Aleksei. V. Pokrovskii y es un modelo basado en operadores como el modelo de Preisach. El operador que utiliza este modelo es un operador continuo llamado «Kernel KP», que es continuo en el Plano de Preisach y tiene lazos menores dentro del lazo mayor [38].

Si $C[0, T]$ es el espacio de funciones continuas monótonas por partes en el intervalo $[0, T]$ entonces el operador Kernel KP se mapea de la siguiente forma:

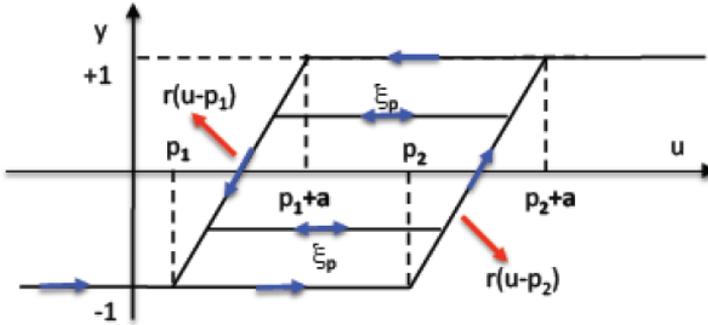


Figura 2.18 – Operador básico «Kernel KP» de Krasnoselskii-Pokrovskii.

$$Kp(u, \xi_p) : C[0, T] \rightarrow y [0, T] \quad (2.7)$$

donde ξ_p , parametrizado por p representa la condición inicial del operador Kernel KP y memoriza el valor anterior de salida e $y [0, T]$ es el espacio de funciones de salida. De hecho, para una entrada $u(t)$ especificada, el operador $Kp(u, \xi_p)$ mapea los puntos $p(p_1, p_2)$ al intervalo de salida $[-1, 1]$.

En la Figura 2.18 se representa el operador Kernel KP [39] , el cual consiste en un familia de líneas que están delimitadas por las líneas envolventes $r(u - p_2)$ y $r(u - p_1)$ que se enlazan en p_1 y en $p_2 + a$, respectivamente, siendo a el valor de la pendiente de subida. A medida que la entrada $u(t)$ varía con el tiempo, la salida del operador Kernel KP seguirá una línea horizontal delimitada por estas líneas envolventes $r(u - p_2)$ y $r(u - p_1)$.

El modelo de la histéresis KP se puede expresar como una integral de los operadores Kernel KP sobre el plano de Preisach.

$$y(t) = \iint_p Kp(u, \xi_p) \mu(p_1, p_2) dp_1 dp_2 \quad (2.8)$$

donde $\mu(p_1, p_2)$ es la densidad de operadores Kernel KP que se utiliza para ponderar la salida total del operador Kernel KP. Esto significa que cada punto $p(p_1, p_2)$ en el plano de Preisach está asociado a un operador Kernel KP específico y tiene un valor de densidad específico $\mu(p_1, p_2)$. Por lo tanto, el modelo de histéresis KP se puede interpretar como una conexión en paralelo de un numero infinito de operadores Kernel KP ponderados con la función de densidad de dichos operadores. Además, el modelo KP debido a estos operadores tienen el

efecto memoria de todos los extremos anteriores del comportamiento entrada-salida de histéresis. Por lo tanto, este modelo podrá usar menos operadores que el modelo de Preisach para modelar con precisión el comportamiento de la histéresis.

La implementación numérica del modelo KP es una tarea complicada, al ser difícil formular la función de ponderación adecuada $\mu(p_1, p_2)$ y que sea doblemente integrable sobre el plano de Preisach. Por lo que se opta por la parametrización lineal del modelo KP. Esta parametrización se consigue dividiendo el plano de Preisach en una rejilla con l líneas horizontales y l líneas verticales. Cada punto $p_{ij} = (p_i, p_j)$ en el plano de Preisach representa un operador Kernel KP $\mu(p_i, p_j)$ por lo que la salida de histéresis $y(t)$ puede representarse como:

$$y(t) = \sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^l Kp_{i,j}(u, \xi_{ij})\mu(p_{ij}) \quad (2.9)$$

Para modelar la histéresis mediante este modelo KP parametrizado linealmente, se debe identificar los parámetros de la ecuación discreta 2.9. Con los datos de saturación positivo y negativo de los datos experimentales se calculan los valores $p_{ij} = (p_i, p_j)$. Los operadores Kernel KP $Kp_{i,j}$ pueden obtenerse fácilmente ya que se caracterizan por p_{ij} y se dispone del valor constante a , la pendiente de subida. La identificación del vector función densidad $\mu(p_{ij})$ se puede realizar con diferentes métodos. Se ha de mencionar que, dependiendo del método utilizado, la precisión del modelo puede verse afectada.

Basandose en esta parametrización lineal, M. R. Zakerzadeh et al. [38] desarrollaron el modelo KP parametrizado linealmente mediante los datos obtenidos experimentalmente. El experimento consistía en una viga flexible accionada con un alambre con memoria de forma. Los datos obtenidos correspondían al lazo principal y diez curvas inversas descendentes de primer orden adjuntadas al lazo principal. Los cuales se usaron para la identificación de los parámetros del modelo mediante el método de mínimos cuadrados.

Aunque en la mayoría de investigaciones realizadas para el modelado de actuadores SMA con el modelo KP, la caracterización del modelo y la precisión del modelo se realizaban con los mismos datos, en este caso, realizaron la predicción del modelo con las curvas ascendentes y de primer orden y las curvas menores de orden superior obteniéndose un error máximo en la salida de 18,2 y 10,8%, respectivamente. Por esto, dedujeron que el modelo KP desarrollado podía ser un buen modelo para predecir la no linealidad de los actuadores SMA, además pudiéndose utilizar el inverso de este modelo KP como controla-

dor prealimentado (feedforward) para compensar la histéresis no lineal de los actuadores SMA.

En cambio, M. Zhou y col. [40] para el modelado de un actuador MSMA utilizaron el modelo KP modificado, en el cual al operador Kernel KP se le modificó el rango de salida de $[-1, +1]$ a $[0, +1]$. Esta modificación se realizó para ajustar el rango de salida dependiendo del material elegido para su modelado [41]. En este caso el material utilizado era el MSMA y su salida se mide en términos de desplazamiento con respecto a su posición inicial, que se puede definir en el rango $[0, y_{max}]$, de ahí la modificación del operador Kernel KP para un rango de salida de $[0, +1]$ y de este modo modelar el material MSMA.

Los parámetros del modelo se identificaron mediante simulación utilizando un algoritmo de corrección de gradiente mejorado y un algoritmo de mínimos cuadrados recursivos de tamaño variable. Obteniéndose un error de modelado de 0,0104 y 0,0209 mm para el algoritmo de corrección de gradiente y de mínimos cuadrados recursivos, respectivamente. Estos valores mostraron la validez del modelo de histéresis propuesto. Sin embargo, ajustando los parámetros opcionales del modelo se producía una mejora en la precisión, reduciéndose el error de modelado a un valor de 0,0056 mm para el algoritmo de corrección de gradiente y de 0,001 mm para el algoritmo de estimación de mínimos cuadrados recursivos de tamaño variable.

2.3.2.3 Modelo Prandtl-Ishlinskii

El modelo Prandtl-Ishlinskii (modelo PI) puede considerarse una subclase del modelo de Preisach, al estar también basado en operadores elementales. El operador elemental utilizado es el operador «play», este operador es continuo e independiente de la frecuencia y se caracteriza por la entrada v y el umbral r . En la Figura 2.19 se representa el operador play con la entrada v , la salida w y el valor umbral r [42].

Analíticamente, sea $C_m [0, T_E]$ el espacio de funciones continuas monótonas por partes con $0 = t_0 < t_1 < \dots < t_N = T_E$ las particiones de $[0, T_E]$. La entrada $v(t) \in C_m [0, T_E]$ es una función continua monótona en cada uno de los subintervalos $[t_i, t_{i+1}]$. Por lo que el operador puede definirse por:

$$\begin{cases} F_r [v] (0) = f_r (v (0), 0) = w(0) \\ F_r [v] (t) = f_r (v (t), F_r [v] (t_i)) \quad \text{para } t < t < t_{i+1} \text{ y } 0 \leq i \leq N - 1 \end{cases} \quad (2.10)$$

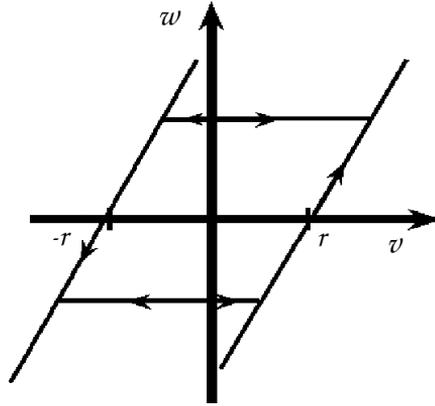


Figura 2.19 – Operador elemental Play.

donde $f_r(v, w) = \max(v - r, \min(v + r, w))$ y v es la entrada del operador, r es el valor umbral y w la salida.

El modelo PI utiliza este operador «play» $F_r[v](t)$ para describir la relación entre la salida y_p y la entrada v [42].

$$y_p = q \cdot v + \int_0^R \rho(r) F_r[v](t) \quad (2.11)$$

donde $\rho(r)$ es la función de densidad con $\rho(r) \geq 0$, cuyos parámetros se identifican a partir de datos experimentales y q es una constante positiva.

Partiendo de este modelo clásico PI, Janaideh y col. [42] presentaron un modelo PI generalizado y su modelo inverso, para caracterizar y compensar las no linealidades de la histéresis en diferentes actuadores inteligentes, respectivamente. Los resultados de este modelo PI generalizado los compararon con los datos experimentales de los actuadores magnetostrictivos, piezocerámicos y SMA, consiguiendo una concordancia razonable entre ellos. Los resultados mediante simulación mostraron la capacidad del modelo PI generalizado inverso para compensar las no linealidades de la histéresis, que fueron confirmados de manera experimental con la compensación de la histéresis del actuador piezocerámico.

Por otro lado, Riccardi et al. [43] utilizaron el modelo PI modificado basado en el análisis y diseño de Lyapunov, para desarrollar su modelo inverso para

la identificación y compensación adaptativa de la histéresis de un actuador MSMA.

El actuador MSMA utilizado como sistema de posicionamiento lo componían un circuito magnético y otro mecánico. El circuito magnético estaba compuesto por el elemento MSM y la bobina de excitación para generar el campo magnético aplicado al material. Mientras que la parte mecánica estaba formada por una varilla de empuje que proporcionaba la fuerza recuperadora o de carga, además de ser la interfaz del dispositivo con el exterior, con la cual se medía la elongación y contracción del elemento MSM. Compararon los resultados del error de seguimiento de una función sinusoidal obtenidos por un compensador estático y un compensador adaptativo y concluyeron que el compensador adaptativo ofrecía un mejor rendimiento de seguimiento, ya que el error estaba dentro del rango $\pm 5 \mu m$ mientras que el error de seguimiento del compensador estático estaba dentro del rango de $\pm 12 \mu m$.

2.3.2.4 Modelado basado en redes neuronales artificiales

Otro modo de modelar sistemas no lineales es por medio de redes neuronales artificiales. Una red neuronal es un conjunto de unidades elementales de procesamiento (neuronas) dispuestas en capas interconectadas entre sí, que reciben una serie de entradas, ya sea del exterior o de otras neuronas para generar una salida. Este conjunto de neuronas o red neuronal es capaz de modelar sistema y/o reconocer patrones emulando la estructura del cerebro y el funcionamiento de las neuronas biológicas.

La característica más importante de las redes neuronales es la capacidad de «aprender» por medio de entrenamiento. Este entrenamiento consiste en aplicar un conjunto de entradas/salidas a la red, la cual de manera iterativa va ajustando adecuadamente sus parámetros internos, con el fin de minimizar el error entre salida computada por la red y la salida proporcionada a la red. La finalidad del entrenamiento es conseguir que la red pueda generalizar, es decir, que realice predicciones aceptables cuando se le presentan datos no utilizados en el entrenamiento, siempre y cuando estos nuevos datos sean razonablemente parecidos a los utilizados en el entrenamiento.

Las redes neuronales artificiales se pueden utilizar conjuntamente con modelos matemáticos para identificar los parámetros de dichos modelos, tales como el Modelo Bouc-Wen, el modelo de Preisach, el modelo Krasnoselskii-Pokrovskii y el modelo Prandtl-Ishlinskii entre otros muchos. Aunque es una aplicación antigua, también pueden usarse para el control de sistemas dinámicos no lineales

[44, 45, 46].

Actualmente, debido al aumento de la capacidad de computación de los ordenadores y la posibilidad de disponer de una amplia cantidad de datos, las redes neuronales se utilizan para modelar sistemas dinámicos no lineales, incluyendo sistemas con histéresis.

Existe una amplia gama de redes neuronales, de las utilizadas conjuntamente con modelos solo se mencionarán algunas de ellas. Como la utilizada por C. Grech et al. [47], que propusieron un modelo Preisach-red neuronal recurrente (RNN) para predecir la histéresis dinámica del hierro puro (ARMCO), que es un importante material magnético blando utilizado en los electroimanes en general. En el modelo reemplazaron la función de densidad μ del modelo discreto de Preisach por una red RNN.

La red RNN se entrenó y validó utilizando como entradas un conjunto de datos compuestos por el campo magnético, su derivada y el número de operadores de Preisach para predecir la salida, la densidad de flujo magnético. Este conjunto de datos solo lo componían seis conjuntos de datos de tres lazos menores y tres lazos principales a diferentes frecuencias, consiguiéndose predecir el comportamiento de la histéresis ferromagnética dinámica de lazos mayor y menor del hierro puro. El error de predicción del modelo, la diferencia entre la predicción del modelo y los datos experimentales, los calcularon por medio del error cuadrático medio normalizado obteniéndose un valor del 0,7%, valor que indicaba la buena generalización del modelo.

En cambio, R. Xu y M. Zhou [48] utilizaron una red neuronal Elman para la identificación de los parámetros del modelo KP para estudiar la histéresis no lineal de un actuador MSMA. La red neuronal Elman es una red neuronal recurrente local compuesta por la capa de entrada, la capa oculta, la capa de salida y la capa «contenido» (context layer). Esta capa «contenido» almacena las salidas de la capa oculta durante un paso de tiempo y luego las envía a la capa de entrada, proporcionando «memoria» a la red. Mostrando como el modelo KP basado en la red Elman era capaz de describir los lazos asimétricos de histéresis mayor y menor con más precisión que el modelo KP basado en el método de mínimos cuadrados recursivos.

Por su parte, Yu, C. Zang y M. Zhou [49, 50] utilizando un actuador MSMA, desarrollaron un modelo NARMAX (Nolinear Autoregressive Moving Average with exogenous input) con un operador Play como función exógena basado en una red recurrente diagonal (DRNN), para estudiar las propiedades de la histéresis y el modelado dependientes de la frecuencia. Experimentalmente mostraron que el modelo NARMAX podía describir con precisión la histéresis con

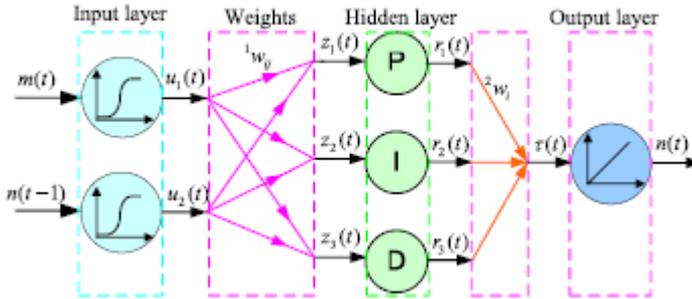


Figura 2.20 – Estructura de la red neuronal PID.

un mapeo multivalor y dependiente de la frecuencia. A la frecuencia de 0,5 Hz, el error máximo del modelo NARMAX basado en DRNN lo compararon con el error del modelo NARMAX basado en una red neuronal de función de base radical (RBFNN) [51], obteniéndose los errores máximos de 0,27 % y 1,24 %, respectivamente.

En cambio, Y. Wang et al. [52] adoptaron un modelo Bouc-Wen (BW) para describir la histéresis asimétrica de un actuador MSMA. Los parámetros del modelo BW los identificaron en línea (on line) mediante una red neuronal Hopfield (HNN) utilizando diferentes señales de entrada. La efectividad del modelo BW basado en HNN la verificaron al compararlo con el modelo KP utilizado en [48]. Por lo tanto, demostraron que el método propuesto tenía la capacidad de modelar con precisión la histéresis asimétrica dependiente de la frecuencia del actuador MSMA.

M. Zhou et al. [53] utilizaron un sistema de posicionamiento basado en un actuador MSMA, desarrollando un modelo PI para caracterizar la histéresis. Basado en este modelo PI desarrollaron el modelo PI inverso como un controlador feedforward en lazo abierto para compensar la histéresis del actuador. Para mejorar aun más la precisión del posicionamiento, propusieron un control híbrido que combinaba el controlador feedforward basado en modelo PI inverso con un control de red neuronal en feedback. Los resultados de la simulación del error máximo de posición del control feedforward y el control híbrido fueron de 0,0172 y 0,0137 mm, respectivamente. Por lo que, dedujeron que el método de control híbrido propuesto podía compensar mas eficazmente la histéresis además de mejorar la precisión del posicionamiento del actuador MSMA.

Con posterioridad, M. Zhou y Q. Zhan [54] desarrollaron un método de mode-

lado basado en una red neuronal Proporcional-Integral-Derivativa (PID) para describir la no linealidad de histéresis, usando el algoritmo backpropagation para su entrenamiento y con la estructura PID en la capa oculta de la red, como se representa en la Figura 2.20. Este modelo lo utilizaron para modelar los lazos de histéresis mayor y menor, obteniendo una tasa de error de 0,73 % para los lazos de histéresis mayor y de 1,03 % para los lazos de histéresis mayor y menor. Estos resultados mostraban que el modelo de red neuronal PID era un modelo eficaz para describir los lazos de histéresis mayor y menor.

Finalmente, W. Li et al. [55] desarrollaron una metodología de control sin el modelo de la histéresis para el control de posicionamiento de un actuador piezoeléctrico. Proponiendo un enfoque de control de autoajuste combinado con redes neuronales para realizar el seguimiento de alta precisión para el actuador piezoeléctrico. Se describió dicho actuador mediante la expresión de una función no lineal con dos variables desconocidas y se aplicaron dos redes neuronales como identificadores para aproximar estas variables desconocidas, para desarrollar el control de autoajuste en lugar de desarrollar un modelo de la histéresis. Para verificar el control de autoajuste, compararon el error máximo de seguimiento de este control de ajuste con el obtenido con un controlador PID clásico para diferentes trayectorias. En particular, para una trayectoria sinusoidal con diferentes frecuencias, los errores máximos obtenidos fueron de 2,04 % y 1,02 % para el controlador PID clásico y controlador de autoajuste, respectivamente. Lo que indicaba que el controlador de autoajuste de la red neuronal propuesto tenía un buen rendimiento en el seguimiento de la trayectoria del actuador piezoeléctrico.

Caracterización y modelado

El objetivo de este trabajo es la obtención de diferentes modelos del actuador FSMA con diferentes metodologías, para utilizarlos en el diseño del sistema de control de este actuador FSMA utilizado como sistema de posicionamiento. Para la obtención de estos modelos es necesario tener en cuenta las características o propiedades del actuador. Este actuador en particular contiene cristales FSMA, que tienen características intrínsecas al propio material, por lo que el actuador se debe caracterizar de forma individual con cada cristal utilizado.

En este capítulo se analiza un sistema de posicionamiento basado en un actuador FSMA, describiéndose las diferentes partes que lo componen y los diferentes dispositivos que se utilizan para medir y gestionar la deformación del actuador. También, se presenta la caracterización del actuador, incluyendo la relación del campo magnético-deformación en ambas direcciones (contracción y expansión). Los resultados de caracterización se han tenido en cuenta para la obtención de los modelos del actuador con diferentes metodologías. Los modelos desarrollados que se describen en esta sección son: el modelo simple cuasi-lineal, el modelo de Preisach, el modelo Look-Up Table y el modelo basado en Aprendizaje Automático (Machine Learning) usando redes neuronales. Estos modelos se utilizan en el diseño del control de posición implementado en el actuador FSMA.

3.1 Introducción

La caracterización de un actuador básicamente consiste en la obtención de información experimentalmente acerca de las propiedades de respuesta de ese material al aplicarle un estímulo. En este capítulo se presenta la caracterización realizada al actuador FSMA utilizado para la realización de esta tesis. Las propiedades del comportamiento obtenidas se han tenido en cuenta a la hora de obtener el modelo del actuador con diferentes metodologías, con el fin de utilizarlos para el diseño del sistema de control de dicho actuador FSMA.

3.2 Actuador FSMA

El actuador FSMA que se describe a continuación fue desarrollado y caracterizado inicialmente por E. Asua et al. miembros del grupo de investigación GAUDEE de la universidad del País Vasco [16]. Tiene la peculiaridad de utilizar dos campos magnéticos pulsados en un rango de 0,5 a 1 T, generados por dos pares de bobinas ortogonales para la deformación del material. Uno para la expansión del material y el otro utilizado como fuerza de recuperación para la contracción, eliminando así el resorte utilizado anteriormente para este fin en la mayoría de los actuadores FSMA diseñados.

Este actuador tiene como material activo un monocristal ferromagnético de Ni-Mn-Ga, crecido por el método Bridgman en el Laboratorio Nacional Ames en Ames, Iowa (Estados Unidos) [56]. Cortado en un prisma rectangular de tamaño $17,18 \times 4,76 \times 4,76 \text{ mm}^3$ con las caras paralelas al plano cristalográfico [100] de la fase austenita mediante electroerosión, pulido y tratado térmicamente en la Universidad del País Vasco UPV/EHU para favorecer la formación de una única variante en la fase martensítica.

El cuerpo del actuador se coloca sobre una mesa de aislamiento de vibraciones para minimizar las perturbaciones mecánicas externas. El cristal se coloca verticalmente sobre la base fija de dicho cuerpo entre dos pares de bobinas ortogonales. En la parte superior del cristal se coloca un soporte que acopla una varilla de fibra de carbono con un cojinete de baja fricción con una lámina de cobre como tope. Esta lamina es parte de un sensor capacitivo (ADE Technologies, modelo 4810) que mide la posición con un rango de medición de $\pm 1 \text{ mm}$ y una resolución de 29 nm.

El cristal está posicionado en el centro de los dos pares de bobinas ortogonales, las cuales generan los campos magnéticos perpendicular y paralelo a lo largo de la dirección larga del cristal. Las bobinas que generan el campo perpendicular

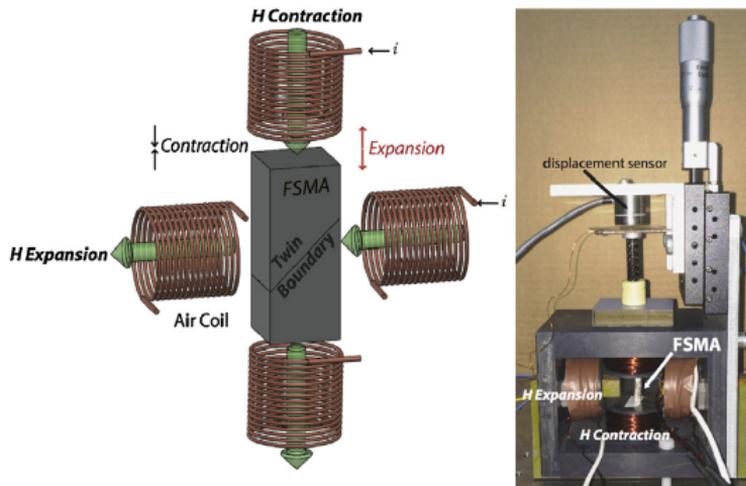


Figura 3.1 – Actuador basado en FSMA que utiliza dos campos magnéticos pulsados ortogonales. Izquierda: esquema simplificado del modo de funcionamiento del actuador donde se aprecian las direcciones de expansión y contracción del material FSMA. Derecha: una imagen del actuador prototipo con las diferentes partes que lo componen.

a la dirección larga del cristal están colocadas horizontalmente produciendo la expansión del cristal. En cambio, las bobinas colocadas verticalmente generan un campo paralelo (a la dirección larga del cristal) produciendo la contracción. Debido a la construcción del actuador, cada par de bobinas está a una distancia diferente del cristal (de 25 mm entre las bobinas verticales y de 40 mm entre las horizontales), por lo que generan campos magnéticos de diferente magnitud. Para paliar esta diferencia, se introdujo un núcleo de hierro blando laminado en las bobinas horizontales. Con esto, se consigue que los valores de magnitud de campo de ambos pares de bobinas sean similares, con valores de 0,42 T y 0,5 T en las bobinas horizontales y verticales, respectivamente. En la Figura 3.1 se presenta un esquema simplificado del modo de funcionamiento del actuador (izquierda) y una imagen del actuador prototipo (derecha) [16, 57].

Los campos magnéticos se generan por pulsos de corrientes de hasta 250 amperios que circulan por cada par de bobinas del actuador. Esta corriente suministrada se consigue por la descarga de un banco de condensadores de $300 \mu F$ cargados hasta a un voltaje máximo de 400 voltios, que se gestiona por la fuente

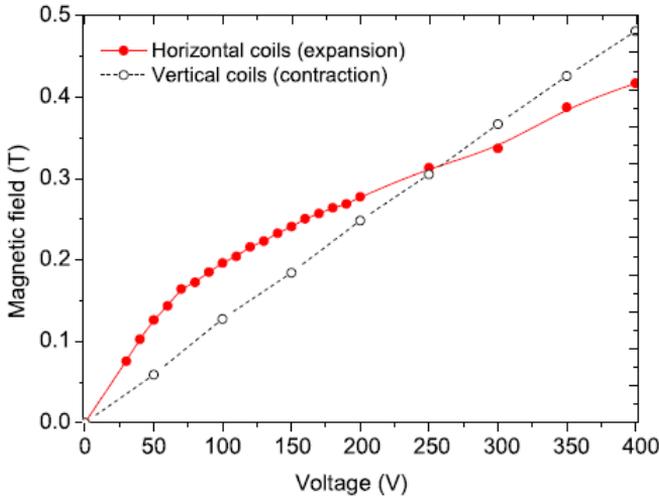


Figura 3.2 – Relación entre el voltaje de carga de los condensadores y el pico del campo magnético resultante en la ubicación del cristal.

de alimentación de alta tensión Delta Electronica SM-400-AR4. La carga y la descarga de los condensadores se administran por unos relés de estado sólido controlados a través del ordenador.

En la Figura 3.2 se muestra la relación entre el voltaje de carga de los condensadores y valor de pico del campo magnético resultante en la ubicación del cristal, observándose una relación perfectamente lineal en las bobinas verticales. En cambio, en las bobinas horizontales con núcleos de hierro se observa no linealidad a valores bajos de voltaje [16].

Todas las señales involucradas en el experimento son gestionadas mediante un controlador CompactRIO (cRIO 9073 de National Instruments), que consta de un controlador en tiempo real y una FPGA (acrónimo del inglés Field Programmable Gate Array). Además, posee un módulo de salidas analógicas para configurar el voltaje de carga de los condensadores y un módulo de E/S digital que controla la carga y la descarga de los condensadores que alimentan las bobinas mediante dos relés de estado sólido, uno para cada dirección de deformación. El sistema dispone también de tres módulos de entradas analógicas para adquirir las señales de medida de posición, voltaje y corriente. Toda la adquisición de datos se administra por la FPGA, mientras que el algoritmo de control se realiza en el controlador [2].

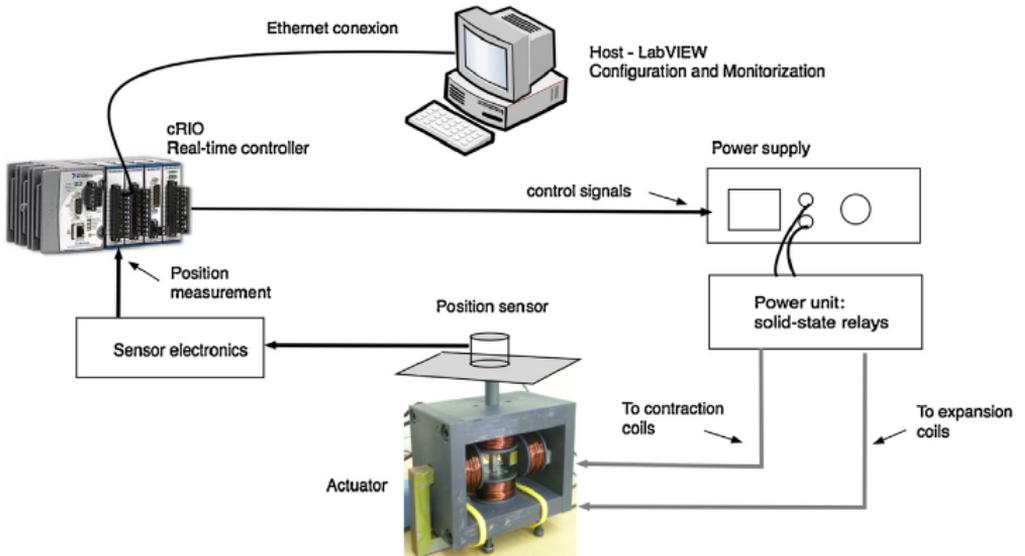


Figura 3.3 – Esquema de la configuración experimental utilizada para probar diferentes metodologías de control para el control de posición sobre diferentes referencias.

En la Figura 3.3 se presenta el esquema de la configuración experimental utilizado para probar las diferentes metodologías de control propuestas para el control de posición usando diferentes posiciones de referencia [57].

Para probar estas metodologías de control se han obtenido diferentes modelos del actuador, los cuales se describen más adelante en la sección 3.4. Cabe señalar, que para la obtención del modelo del actuador con técnicas de aprendizaje automático con redes neuronales, se han realizado dos modificaciones sobre el hardware del actuador original. Estas modificaciones han sido las siguientes: la primera ha consistido en añadir otra pieza de hierro al entre hierro de las bobinas horizontales para cerrar aún más el campo magnético. Esto produce un aumento del campo magnético perpendicular a la dirección de alargamiento del cristal, como consecuencia de esto, el voltaje al cual el cristal inicia la deformación de expansión ha disminuido, produciéndose una pendiente más suave. En la segunda, se ha reemplazado el cristal FSMA, ya que ha perdido su vida útil debido a su uso prolongado y haber transcurrido mucho tiempo desde su fabricación. Este nuevo cristal tiene un tamaño diferente $5 \times 5 \times 23 \text{ mm}^3$ al original, por lo que se ha diseñado un nuevo soporte para la parte superior del

cristal, parte a la cual se le acopla el rodamiento lineal que a su vez está unido a la placa de cobre del sensor capacitivo.

3.3 Caracterización

Para realizar la caracterización del actuador FSMA descrito en la sección 3.2, se realizó un ciclo completo de pulsos magnéticos para cada par de bobinas. Estos campos magnéticos se cuantifican con el valor de voltaje aplicado a los condensadores, por lo que para la caracterización del actuador se utiliza la relación voltaje-deformación.

Cada ciclo completo consistió en la aplicación de voltajes crecientes desde 0 hasta 400 voltios con intervalos de 10 voltios a ambos pares de bobinas. El primer ciclo se inició con la posición del cristal totalmente contraída, se aplicó el ciclo de voltajes crecientes (de 0 hasta 400 voltios) a las bobinas horizontales para producir la expansión del cristal FSMA, produciéndose una expansión máxima del cristal FSMA de $430\ \mu m$.

Partiendo de esta deformación máxima, en un segundo ciclo, se aplicaron voltajes crecientes (desde 0 hasta 400 voltios) a las bobinas verticales para producir la contracción, llegando a los valores de posición cercanos a los valores que tenía el cristal antes de que se aplicara el primer ciclo de voltaje al material.

En la Figura 3.4 se presenta la gráfica de la caracterización de la deformación inducida por el voltaje aplicado al actuador FSMA al aplicar voltajes crecientes en las bobinas horizontales (expansión) y verticales (contracción), los valores de deformación para el modo expansión se representan con círculos negros y los del modo contracción se representan con círculos blancos [16]. En esta Figura 3.4, también se aprecian algunas de las características o propiedades que presentan los materiales FSMA, mencionadas en el capítulo 2. Estas propiedades son: el comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica de la deformación del material al aplicarle voltajes (campos magnéticos) y la necesidad de un valor umbral mínimo de voltaje para iniciar la deformación o el movimiento de las maclas. Estos valores umbrales tienen valores de diferente magnitud para la expansión y la contracción debido a las diferentes fuerzas de fijación presentes en cada una de las direcciones de deformación y son causadas por la presencia de defectos y/o impurezas [10, 9]. Por último, se observa como a partir del inicio de la deformación en cualquiera de los dos sentidos (expansión o contracción), para producir de nuevo la deformación en ese mismo sentido, es necesario aplicar un voltaje (campo magnético) de mayor magnitud que el aplicado anteriormente.

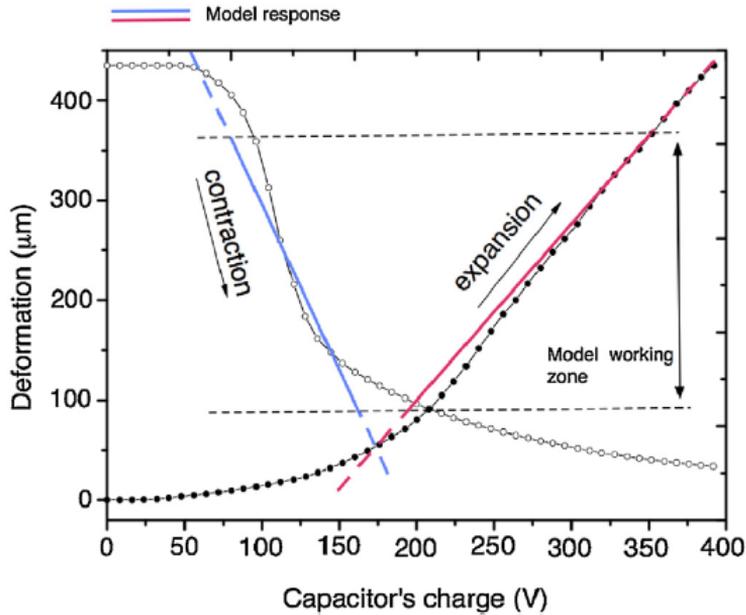


Figura 3.4 – Expansión y contracción de FSMA cuando se aplica un campo magnético externo en las direcciones horizontal y vertical, respectivamente.

3.3.1 Efecto de no saturación

Los cristales FSMA en los que se basan los actuadores FSMA tienen unas características intrínsecas al material. En estos actuadores generalmente se considera la siguiente suposición: una vez que se produce o induce una deformación en cualquier dirección, ya sea contracción o expansión, si se desea producir una deformación adicional en la misma dirección, es necesario la aplicación de un campo magnético de mayor magnitud que el aplicado anteriormente. Es decir, al aplicar en la misma dirección un campo magnético inferior al anteriormente aplicado no se produce deformación.

Pero esta suposición no se puede tener en cuenta en el actuador FSMA utilizado en este trabajo, al poseer el efecto de no saturación. Este efecto se debe a que el actuador actúa en modo pulsado y el campo magnético aplicado no se mantiene el tiempo suficiente para mover todas las maclas con un único pulso. Por lo que, al aplicar valores repetidos de un mismo voltaje en la misma dirección, la

3.3. Caracterización

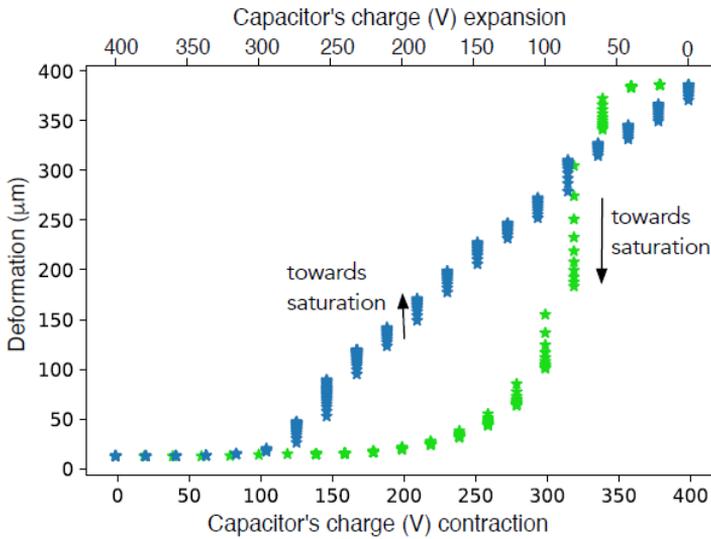


Figura 3.5 – Deformación del actuador inducida por las series de voltajes aplicados en las direcciones de deformación contracción (línea azul) y expansión (línea verde). Saturación de la deformación para cada voltaje aplicado.

deformación del actuador sigue incrementándose hasta un valor máximo.

Este efecto se observó experimentalmente durante la caracterización del actuador, al aplicar series de voltajes repetidos del rango total de voltaje (desde 0 hasta 400 V) a intervalos de 20 V, registrándose los valores de deformación inducidos por tales voltajes. Para cada serie aplicada de voltajes repetidos la deformación del actuador sigue incrementándose, hasta alcanzar un valor de saturación de la deformación a dichos voltajes.

En la Figura 3.5 se representan las deformaciones inducidas por la aplicación de las series de voltajes repetidos en todo el rango de trabajo (400 V) en ambas direcciones de deformación (contracción y expansión). Los valores de deformación en la dirección de expansión se representan con estrellas azules y los de compresión con estrellas verdes y las flechas indican el sentido de la deformación. Además, se observa claramente el efecto de no saturación a las diferentes series de voltajes aplicados, consiguiéndose la saturación de la deformación en cada uno de ellos.

3.3.2 Efecto de la temperatura

Como es bien sabido, la temperatura tiene una gran influencia sobre las aleaciones FSMA, ya que, al variar la temperatura muestran las transformaciones de fase martensítica directa e inversa (martensita-austenita y viceversa) [5]. Por ello, en este caso, se analiza el efecto del incremento de la temperatura del cristal al realizar actuaciones repetitivas con el actuador FSMA. Más concretamente, se ha estudiado la influencia de la temperatura sobre el cristal FSMA al realizar repetidas actuaciones y el efecto de esta sobre la posición del actuador FSMA durante tiempos prolongados. Para realizar estos experimentos ha sido necesario realizar modificaciones en el actuador. Se han añadido dos termistores para registrar la temperatura, uno para registrar la temperatura ambiente y el otro se adhiere al cristal con pasta térmica para medir su temperatura sin que afecte a la deformación. Además, se coloca un ventilador de 30 mm de diámetro enfrente del cristal para la refrigeración del cristal por convección forzada.

3.3.2.1 Efecto de la temperatura sobre el cristal FSMA en actuaciones repetitivas.

Debido a la histéresis que presenta el cristal FSMA del actuador descrito en la sección 3.2, al aplicarle repetidas acciones de actuación el cristal se auto calienta, especialmente si no posee un mecanismo de disipación del calor. Para estudiar el efecto de la temperatura sobre el cristal FSMA, se han realizado tres pruebas experimentales de actuaciones repetitivas con diferentes configuraciones. En la primera configuración no se ha utilizado ningún sistema de refrigeración auxiliar. En la segunda, se realiza la prueba en una habitación con un sistema de control de temperatura (aire acondicionado), ajustándose la temperatura ambiente a 298 K y en la tercera, se utiliza un ventilador para soplar aire directamente en el cristal para enfriarlo por convección forzada de aire junto con el controlador de temperatura ambiente.

En los tres casos se aplica la misma señal de excitación de voltaje al actuador, una señal de tensión sinusoidal u_n con diferente amplitud para la contracción y expansión, pero cubriendo toda la zona de trabajo del actuador. Esta señal de tensión se define matemáticamente de la siguiente manera:

$$u_n = \begin{cases} 400(1 + \text{sen}(0,01n)) & \text{para } \text{sen}(0,01n) > 0 \text{ (modo expansión)} \\ 300(1 + \text{sen}(0,01n)) & \text{para } \text{sen}(0,01n) < 0 \text{ (modo contracción)} \end{cases} \quad (3.1)$$

3.3. Caracterización

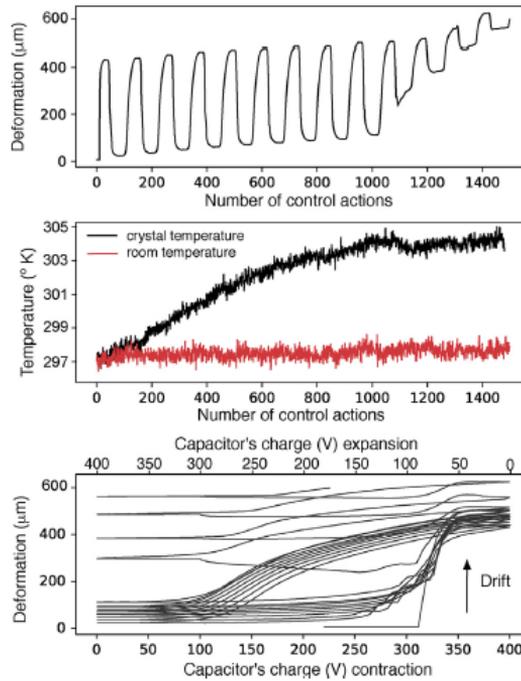


Figura 3.6 – Efecto de actuación repetitiva sobre el cristal sin compensación de temperatura. De arriba a abajo, la posición del actuador FSMA, las temperatura del cristal y la de temperatura y la relación de deformación inducida por los voltajes aplicado.

donde n es la acción de control periódica, aplicada cada 1000 ms.

Primera configuración experimental: Sin ningún sistema de refrigeración auxiliar

En esta primera configuración experimental, se aplica sobre el actuador la tensión de voltaje sinusoidal u_n (ec. 3.1) sin utilizar ningún sistema de refrigeración auxiliar. Los datos experimentales obtenidos en esta configuración son: la deformación del actuador inducida por la señal sinusoidal, las temperaturas del cristal y la ambiente y la relación de la deformación inducida con los voltajes aplicados. Estos datos se representan en la Figura 3.6 en tres gráficas del siguiente modo: la deformación del actuador inducida por la señal sinusoidal

(gráfica arriba), las temperaturas del cristal y la ambiente (gráfica medio) y la relación de voltaje-deformación (gráfica abajo).

En la gráfica de la deformación (arriba), se observa como el rendimiento del actuador se degrada debido al aumento de temperatura del cristal. Originalmente el cristal está en su fase martensítica (298 K), al producirse la actuación repetitiva su temperatura aumenta hasta el valor de 305 K (medio) y, en consecuencia, parte del cristal sufre la transformación de fase austenítica, por lo que el actuador pierde su propiedad de memoria de forma. En la gráfica de la relación voltaje-deformación (abajo) se aprecia la histéresis asimétrica característica de estos actuadores, observándose una deriva en la deformación causada por el aumento de temperatura.

Segunda configuración experimental: Con control de temperatura ambiente

En la segunda configuración experimental se realiza el experimento utilizando un control de temperatura ambiente (aire acondicionado) programado a la temperatura de 298 K. Los datos experimentales obtenidos son los mismos parámetros que en la primera configuración y se representan del mismo modo. En la Figura 3.7, se representan en tres gráficas estos parámetros (la deformación inducida con la señal de voltaje sinusoidal, las temperaturas del cristal y la ambiente y la relación voltaje-deformación).

La presencia del controlador de temperatura ambiente consigue que el cristal no se degrade y no pierda sus propiedades de memoria de forma, como se aprecia en la gráfica de la deformación (arriba) representada en la Figura 3.7. La temperatura (medio) máxima alcanzada por el cristal es de 304 K, un grado menor que la obtenida en la primera configuración, disminución suficiente para que el cristal no alcance la temperatura de transformación martensita-austenita (305 K), por lo que, mantiene la propiedad de memoria de forma. También, se observan unas oscilaciones en las temperaturas, debidas al mecanismo de encendido y apagado automático del aire acondicionado utilizado para controlar la temperatura.

Por último, se menciona como la histéresis asimétrica representada en la gráfica de la relación voltaje-deformación (abajo), sigue mostrando una deriva de la posición, similar a la observada en la primera configuración experimental pero suavizada por el control de temperatura.

3.3. Caracterización

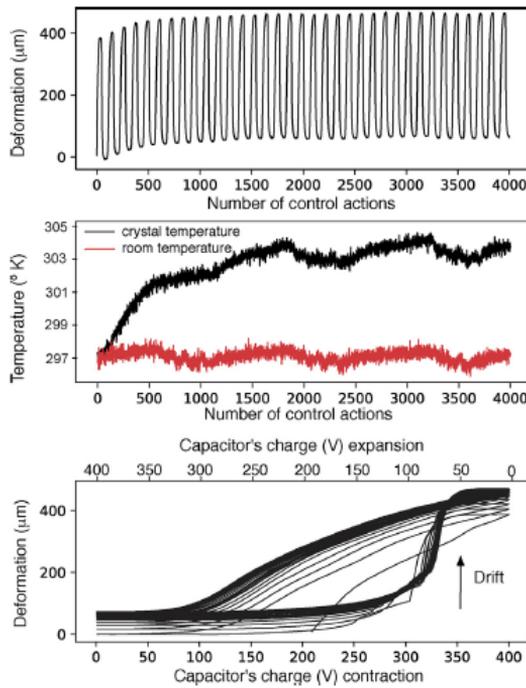


Figura 3.7 – Efecto de actuación repetitiva con sistema de control de refrigeración externo (298 K). De arriba a abajo, posición del actuador FSMA, temperatura del cristal y ambiente y relación de deformación con el voltaje aplicado.

Tercera configuración experimental: Con el ventilador con y sin el control de temperatura ambiente

En la tercera configuración experimental, se observa el efecto del uso del sistema de control de temperatura ambiental (aire acondicionado) partiendo de la premisa que el sistema ya está refrigerado por un ventilador (por convección forzada). Para ello, se realizaron dos pruebas experimentales, una con el controlador de temperatura ambiente encendido y la otra con el controlador apagado. Los datos de ambas medidas experimentales (con y sin aire acondicionado) se representan en la Figura 3.8, siguen siendo los mismos parámetros que los utilizados en las dos configuraciones anteriores.

Al observar en la Figura 3.8 ambas gráficas de la deformación (arriba), se aprecia como la presencia del ventilador produce que el cristal FSMA no se degrade,

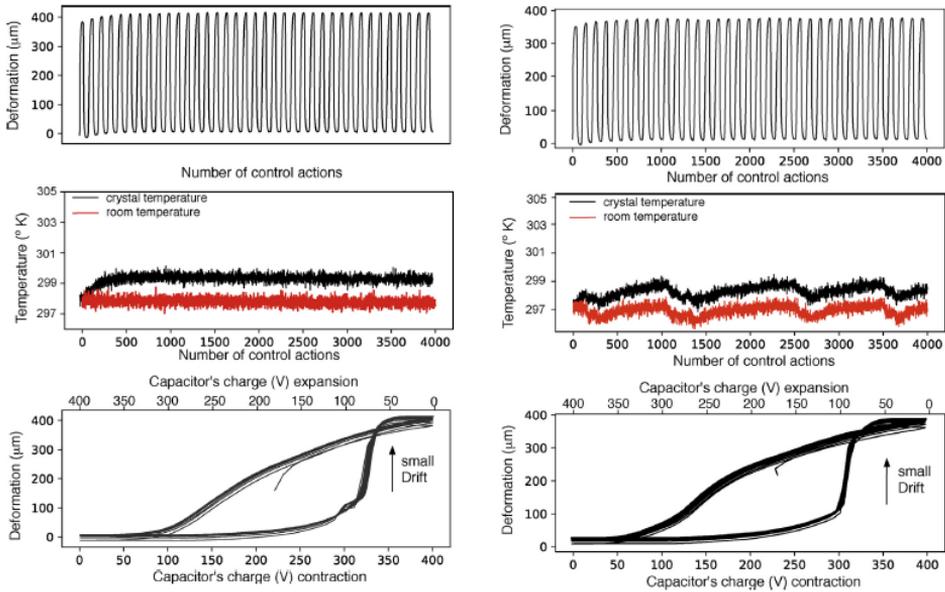


Figura 3.8 – Efecto de actuación repetitiva con compensación de temperatura de enfriamiento por convección forzada de aire, sin control de temperatura ambiente (Izq.) y con control de temperatura ambiente (Dcha.). De arriba a abajo, posición del actuador FSMA, temperatura del cristal y ambiente y relación de deformación con el voltaje aplicado.

permitiendo que funcione correctamente en ambas pruebas experimentales. En las dos gráficas de temperatura (centrales) se observa un ligero aumento de la temperatura del cristal y la ambiente, además de la oscilación de ambas temperaturas en la gráfica central derecha, causada por el encendido y apagado automático del sistema de control de temperatura. En la gráfica de la relación de voltaje-deformación (abajo) de ambas configuraciones se aprecia una reducción aún más de la deriva de la medida de la posición, respecto a las configuraciones anteriores.

Por lo tanto, se puede llegar a la conclusión que la introducción de un sistema de refrigeración auxiliar es necesario, aunque solo sea un ventilador. Además, el añadido del controlador de temperatura ambiente produce una disminución en la variación de la posición de deformación, produciendo una mejora en la precisión del actuador.

3.3.2.2 Efectos de los cambios de la temperatura ambiente en experimentos de larga duración

Para el análisis del efecto de la temperatura ambiente sobre el actuador y su influencia en la posición en experimentos de larga duración, se realizan dos pruebas experimentales, una con el control de temperatura ambiente encendido y en la otra prueba apagado, incluyendo en ambas pruebas el ventilador como sistema de refrigeración.

Los experimentos consisten en enviar al controlador una señal de referencia de la posición, permitiendo que el controlador alcance esa posición establecida con un error máximo permitido de $0,5 \mu\text{m}$. Una vez que el controlador alcance esa posición, no se envía ninguna nueva señal de referencia al controlador y se continúa monitorizando la posición y la temperatura. El sistema de control utilizado en ambos experimentos es un control basado en eventos EBC (de su acrónimo del inglés Event Based Control) desarrollado por J. Jugo et al. [57], utilizado para controlar la posición del actuador definido en la sección 3.2 [16]. Este sistema de control EBC se describirá más ampliamente en el siguiente capítulo.

En la Figura 3.9 se representan de arriba a abajo los diferentes parámetros monitorizados. En la primera gráfica se representa la señal de posición de referencia enviada al controlador y la señal de posición medida por el actuador. En la segunda gráfica, se representa el error de posición, la diferencia entre la señal de referencia y la posición medida por el actuador. En la tercera, se representan las acciones de control realizadas por el controlador (los voltajes aplicados a cada par de bobinas de las direcciones de deformación contracción y extracción) y por último en la cuarta gráfica se representan las temperaturas del cristal y la temperatura ambiente.

Durante la aplicación de las acciones de control para alcanzar la señal de referencia, la temperatura del cristal sufre un aumento de 4 K respecto a la temperatura ambiente. Una vez alcanzada esta posición, el material se enfría lentamente como se observa en la gráfica de las temperaturas (cuarta), produciéndose un incremento del error de posición hasta un valor de $5 \mu\text{m}$, un valor 10 veces mayor que el error permitido establecido en el controlador EBC, como se aprecia en la segunda gráfica (errores).

En el segundo experimento se utiliza el sistema de control de temperatura (aire acondicionado) activado. En la Figura 3.10, se representan los mismos parámetros que en el primer experimento para poder compararlos. La señal de referencia enviada al controlador y la señal de posición medida por el actuador

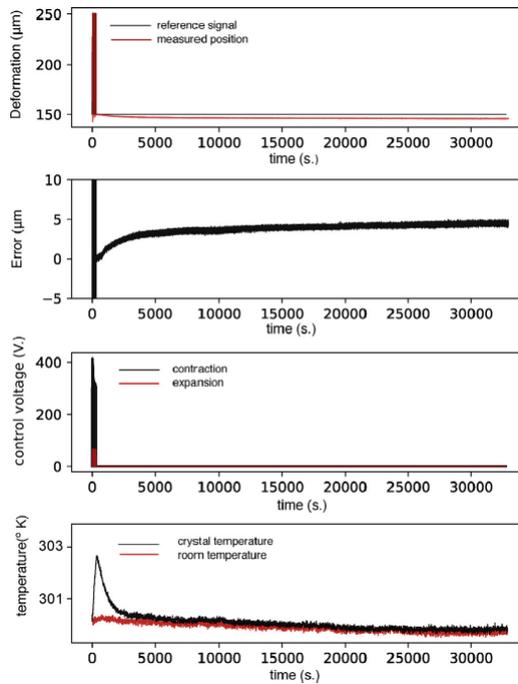


Figura 3.9 – Efecto del cambio de temperatura en un experimento de larga duración (alrededor de 10 h) con compensación de temperatura de enfriamiento por convección de aire forzado con el ventilador, sin aire acondicionado. De arriba a abajo, referencia y posición del actuador FSMA, error de posición, salida de controlador y temperaturas del material y la ambiente.

en la primera gráfica. En la segunda gráfica, se representa el error de posición entre la señal de posición de referencia y la posición medida. En la tercera gráfica, se representan las acciones de control con los voltajes aplicados a los pares de bobinas (contracción, extracción) y en la cuarta gráfica se representan la temperatura del cristal y la temperatura ambiente.

Como se aprecia en la gráfica de temperaturas (cuarta), la temperatura alcanzada por el cristal durante la actuación es menor que la alcanza en el experimento anterior, debido a la presencia del controlador de temperatura. El error de posición medido a esta temperatura tiene un valor máximo de $9 \mu m$ (segunda gráfica). Aunque podría parecer que se produce un error mayor al realizar el experimento con el controlador de temperatura que sin el ($5 \mu m$), al cuantificar

3.3. Caracterización

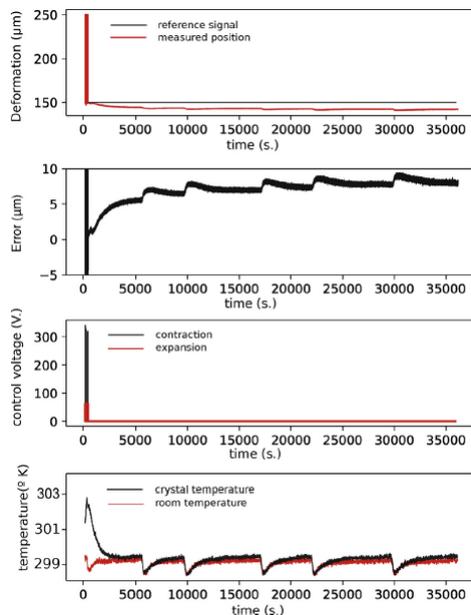


Figura 3.10 – Efecto del cambio de temperatura en un experimento a largo plazo (alrededor de 10 h) con compensación de temperatura de enfriamiento por convección de aire forzado y sistema de control de temperatura activado. De arriba a abajo, referencia y posición del actuador FSMA, error de posición, salida de control y temperatura ambiente y del material.

el error de posición en función de la diferencia de temperatura para ambos experimentos, se observa que, en ambos casos, el desplazamiento de la posición por grado Kelvin es el mismo, con un valor de $1,8 \frac{\mu m}{^\circ K}$.

A raíz de estos experimentos, una conclusión relevante es que la configuración «Set and Forget» [16, 57] no es válida en experimentos prolongados que den lugar a los cambios de temperatura que se presentan en esta sección, ya que los errores de posición resultantes no serían corregidos. Por ello, será necesario introducir en el sistema de control un mecanismo de activación de control para evitar estas derivas, a la vez que se mantengan las ventajas del control «Set and Forget».

En el sistema de control EBC que se describe más adelante, se define una «zona muerta» de error aceptado, donde el mecanismo «Set and Forget» se mantiene. Si el error aumenta, superando el valor preestablecido, el controlador actuará

reduciendo el error.

3.3.3 Resumen de las características del actuador FSMA

Todas las características descritas hasta ahora son relevantes y deben ser tenidas en cuenta tanto en la obtención del modelo del actuador FSMA como en el diseño del controlador, las cuales se enumeran en la siguiente lista.

1. Comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica en ambas direcciones de deformación.
2. Voltaje umbral mínimo necesario para el inicio de la deformación, diferentes para cada sentido de deformación (expansión, contracción).
3. La suposición que una vez inducida una deformación a un voltaje (campo magnético) aplicado en una dirección, es necesario la aplicación de un voltaje mayor que el anterior para producir deformación en el mismo sentido.
4. Efecto de no saturación
5. Variación de la posición del actuador debido a la variación de la temperatura ambiente durante experimentos de larga duración.

La tres primeras características se tuvieron en cuenta para obtener el modelo simple (Zona Muerta) y el Modelo de Preisach. Sin embargo, se debe mencionar que la característica de «no saturación», no se incluyó, ya que la complejidad introducida en el comportamiento dinámico del actuador dificulta la utilización de estas metodologías de modelado.

En cambio, para la obtención del modelo de Look-Up Table (Tabla de búsqueda) y del modelo desarrollado con herramientas de aprendizaje automático con redes neuronales artificiales si se tuvo en cuenta el efecto de no saturación, junto con las características comportamiento no lineal con histéresis asimétrica y voltaje umbral mínimo necesario. Estos cuatro modelos mencionados, han sido los obtenidos para utilizarlos en el diseño del control de este actuador y se explican más detalladamente en la siguiente sección.

3.4 Modelado

El diseño basado en modelos es una metodología muy utilizada en el ámbito de la ingeniería de control. La obtención de un modelo de un sistema permite predecir el comportamiento del sistema y probar algoritmos de control, posibilitando la corrección de errores de diseño en las primeras fases con un bajo

coste. También, es válido para asegurarse la integridad del propio sistema, evitando inestabilidades que pueden llegar a ponerlo en peligro. En este trabajo en particular, el objetivo de la obtención de modelos del actuador FSMA, es la de realizar simulaciones de ellos para la obtención de los parámetros óptimos del controlador EBC, para usarlos en el sistema real y evitar así someter al sistema, en particular al cristal FSMA, a un estrés adicional debido a su fragilidad.

Un modelo de un sistema es una representación «ideal» del propio sistema o su comportamiento, debe ser relativamente simple, pero con capacidad para describir el sistema o su comportamiento de la manera más parecida posible al sistema real. En la literatura, existen una gran cantidad de diseños de modelos del actuador FSMA, algunos de ellos se mencionaron en el capítulo 2. Los diferentes modelos desarrollados sobre nuestro actuador se describen en la siguiente sección: el modelo simple o zona muerta, el modelo de Preisach, el modelo Look-Up Table y el modelo desarrollado con herramientas de aprendizaje automático con redes neuronales artificiales.

3.4.1 Modelo Simple (zona muerta)

El primer modelo utilizado es un modelo sencillo que cumple con las tres primeras características de los actuadores FSMA mencionadas anteriormente y fue desarrollado por J. Jugo et al. para la simulación de diferentes algoritmos de control para controlar el actuador FSMA [57].

Este modelo es un modelo matemático fenomenológico desarrollado a partir de los valores de caracterización del actuador FSMA [16]. Las características del actuador consideradas son el comportamiento no lineal con histéresis asimétrica, la necesidad de un valor umbral mínimo de voltaje necesario para el inicio de la deformación, el movimiento de las maclas, diferente para cada dirección de deformación (expansión, contracción), considerando los valores menores que estos valores umbrales de voltaje como una zona donde la deformación no se produce, conocida como «zona muerta». El modelo se basa, además, en la suposición de que, una vez inducida una deformación por un voltaje aplicado en una dirección, es necesario la aplicación de un voltaje de mayor magnitud que el anterior para producir la deformación en el mismo sentido. Por último, el modelo se aplica a la zona de trabajo donde el actuador tiene un comportamiento cuasi-lineal.

En la Figura 3.11 se representan los valores numéricos de la relación voltaje-deformación obtenidos en la caracterización [16]. Se aprecia el comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica, la zona muerta donde el cristal no sufre

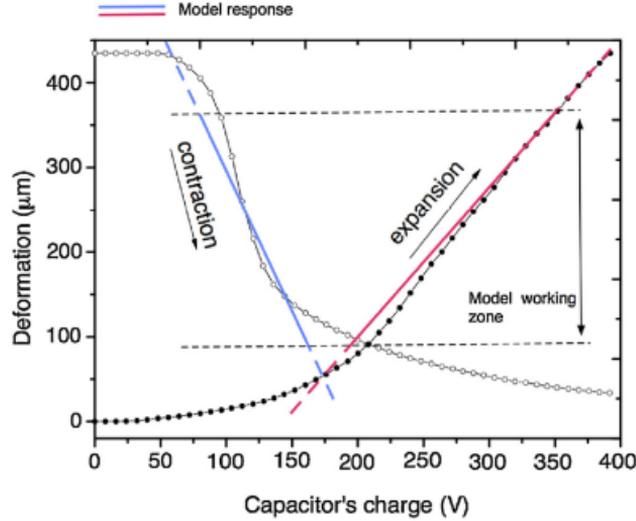


Figura 3.11 – Gráfica de la deformación del material FSMA en función de voltaje aplicado en ambas direcciones de deformación, con la zona muerta donde el voltaje no produce deformación y la zona de trabajo cuasi-lineal donde se ha desarrollado el modelo.

ninguna deformación (valor mínimo umbral de voltaje) y la zona de trabajo donde el actuador se comporta de manera cuasi-lineal, zona sobre la cual se desarrolló el modelo.

El modelo estático simplificado de la deformación del actuador FSMA se desarrolló partir de estas características y sobre la zona cuasi-lineal [57]. Considerando la deformación P_k como función de la tensión de voltaje de entrada V_k y utilizando las características del actuador como condiciones del modelo, matemáticamente se define con las siguientes ecuaciones:

$$R_k = \begin{cases} 0 & V_- \leq V_k \leq V_+ \\ k_e V_k + a_e & \text{for } V_k < V_- \\ k_c V_k + a_c & \text{for } V_k > V_+ \end{cases} \quad (3.2)$$

$$P_k = \begin{cases} R_k & \text{if } (R_k - P_{k-1})V_k > 0 \\ P_{k-1} & \text{if } (R_k - P_{k-1})V_k < 0 \text{ or } R_k = 0 \end{cases}$$

donde R_k es una variable auxiliar y los parámetros constantes k_e , a_e y k_c , a_c elegidos por el diseñador, con los subíndice e/c que corresponden a las direcciones

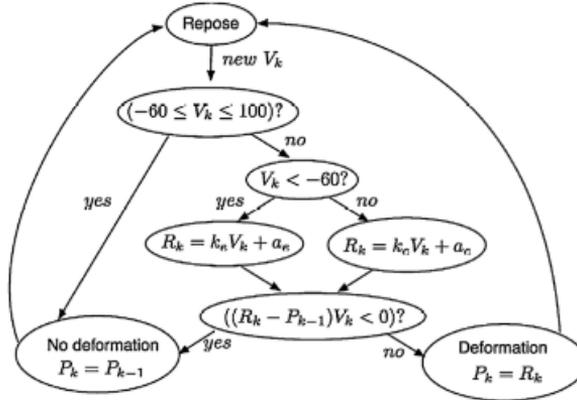


Figura 3.12 – Diagrama del modelo simple de la deformación del actuador FS-MA en función del voltaje de entrada.

de expansión y contracción, respectivamente.

En este modelo, el voltaje suministrado al par de bobinas perpendiculares para la expansión del material se representa por $V_k > 0$ y el voltaje suministrado al par de bobinas paralelas para la contracción por $V_k < 0$.

La variable auxiliar R_k representa la deformación generada por el voltaje actual aplicado, además se incluye la definición de los valores de voltaje umbrales mínimos necesarios para el inicio de la deformación en cada una de las direcciones de deformación, $V_+ = 150$ y $V_- = 60$ para la expansión y contracción respectivamente. Es decir, existe una zona de voltajes donde no se produce la deformación, conocida como zona muerta, que en este caso se define en el rango de $-60 \leq V_k \leq 150$.

En la Figura 3.12 se representa de manera esquemática el modelo simple del actuador FSMA basado en sus características, utilizadas como condiciones del modelo y se pueden describir del siguiente modo: la primera característica o condición se refiere al valor del voltaje aplicado, que debe ser mayor que el valor de voltaje umbral mínimo de cada dirección de deformación, o tener un valor fuera de la zona muerta. La segunda condición, define el sentido de la deformación, si el valor de voltaje aplicado V_k es mayor que cero se calcula la deformación R_k para la expansión y si V_k es menor que cero se calcula para la contracción. En la tercera condición, se compara la deformación generada R_k por el voltaje actual V_k con la deformación anterior producida P_{k-1} . Si la deformación actual es mayor que la deformación anterior, $R_k > P_{k-1}$, indica

que se ha producido deformación, por lo que la deformación P_k se actualiza con el valor de R_k . Si no se cumple esta condición, entonces $R_k < P_{k-1}$, indicando que no se ha producido deformación y la deformación actual no se actualiza y se mantiene con el valor de la última deformación alcanzada $P_k = P_{k-1}$ [57].

Con el lenguaje de programación Matlab/Simulink se han realizado simulaciones de este modelo junto con el controlador EBC sobre dos posiciones de referencia intermedias. El fin de estas simulaciones, es calcular los parámetros óptimos del controlador usando diferentes metodologías de optimización. Los parámetros optimizados con estas metodologías, en particular con la metodología Random Walk, se han probado en el actuador real, obteniéndose resultados satisfactorios. Pero pone de manifiesto, la necesidad de un modelo más complejo para obtener parámetros más precisos del controlador. Ya que este modelo simple no describe totalmente el comportamiento dinámico no lineal e histérico del actuador.

3.4.2 Modelo de Preisach

El modelo de Preisach es uno de los principales modelos fenomenológicos de operadores utilizado para describir la histéresis magnética como se describió en la sección 1.3.2.1. Partiendo de las interpretaciones descritas en dicha sección, se considera que el modelo de Preisach es un modelo finito y discreto, una suma ponderada de $N \times N$ operadores $\gamma_{\alpha_i \beta_j}$ asociados a cada valor de conmutación α_i y β_j , los cuales tienen N elementos cada uno, dependientes del valor de la entrada $u(t)$. El modelo de Preisach discreto se define matemáticamente de la siguiente forma:

$$f(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \gamma_{\alpha_i \beta_j} \cdot \mu(\alpha_i, \beta_j) \cdot u(t) \quad (3.3)$$

Para calcular los valores de los operadores $\gamma_{\alpha_i \beta_j}$ y los valores de conmutación α_i y β_j de la diagonal superior del plano Preisach, ya que los valores de la diagonal inferior son cero, se utiliza la interfaz de usuario (GUI de su acrónimo del inglés Graphical User Interface) desarrollada por V. Janicic et al. con el lenguaje de programación Matlab, para el modelado de la histéresis de materiales ferromagnéticos por medio de una adaptación del modelo de Preisach [58].

Con esta GUI se realiza la simulación de la histéresis de materiales ferromagnéticos a partir de datos experimentales. En este caso particular, se utiliza el

3.4. Modelado

algoritmo para simular la histéresis de la deformación de un actuador ferromagnético en función del voltaje aplicado. El algoritmo de manera general se puede describir con los siguientes pasos: procesamiento de datos, cálculo de la matriz triangular y cálculo de los lazos de histéresis de la deformación.

El procesamiento de los datos experimentales del ciclo de la deformación en función del voltaje aplicado consiste en calcular el ciclo promedio del voltaje aplicado. La razón de calcular este valor promedio es reducir los efectos del ruido estocástico en el proceso de medición. La distancia entre el punto mínimo y el máximo en el eje X del ciclo promedio se divide en n segmentos y se etiquetan con el nombre $\text{DeltaX}[1..n]$. Por consiguiente, los valores de deformación obtenidos en la interpolación de cada uno de los valores de $\text{DeltaX}[1..n]$ generan cada uno de los puntos de la deformación (histéresis) tanto para ciclo de subida como de bajada. Los valores de deformación asociados al ciclo de subida se agrupan en el conjunto $\text{UpperY}[1..n]$ y los del ciclo de bajada en el conjunto $\text{LowerY}[1..n]$. Estos pares de conjuntos de datos de deformación ($\text{UpperY}[1..n]$, $\text{LowerY}[1..n]$) mediante un proceso iterativo junto con cuatro matrices adicionales de dimensiones $n \times n$ se utilizan para calcular los valores de la matriz triangular, es decir, calcular los valores α_i y β_j que componen el semiplano positivo de Preisach $\alpha\beta$.

La histéresis de salida o deformación se calcula con esta matriz triangular, con la función de Preisach definida como una distribución exponencial y con los valores máximos y mínimos de voltaje sobre los cuales se calcula la simulación de la deformación. Estos máximos y mínimos se pueden elegir entorno al rango total del voltaje. Cada vez que se modifican los valores máximos y mínimos, la GUI resetea todos los parámetros de la matriz triangular y los valores máximos y mínimos anteriores, y vuelve a calcular dicha matriz para realizar la simulación de la deformación entorno a los nuevos máximo y mínimo definidos.

Los datos experimentales utilizados en la GUI son la relación de voltaje-deformación para valores de voltaje de $[0 - 400]$ voltios en el modo de expansión y contracción. Debido a la necesidad de utilizar valores simétricos en el algoritmo, se escalan estos valores de voltaje al rango de $[-200, 200]$ voltios. En la Figura 3.13 se presentan los valores obtenidos con las simulaciones y los valores reales utilizados. Los datos reales representados son los valores del ciclo mayor de histéresis con los que el algoritmo calcula la simulación para los voltajes suministrados, representados con asteriscos negros. Las simulaciones representadas son las realizadas con los voltajes $(-200, 200)$ (línea roja), $(-100, 100)$ (línea azul) y $(-50, 50)$ (línea magenta). En estas simulaciones se aprecia que la mayor precisión se obtiene en los valores de voltaje mayores (línea roja), como

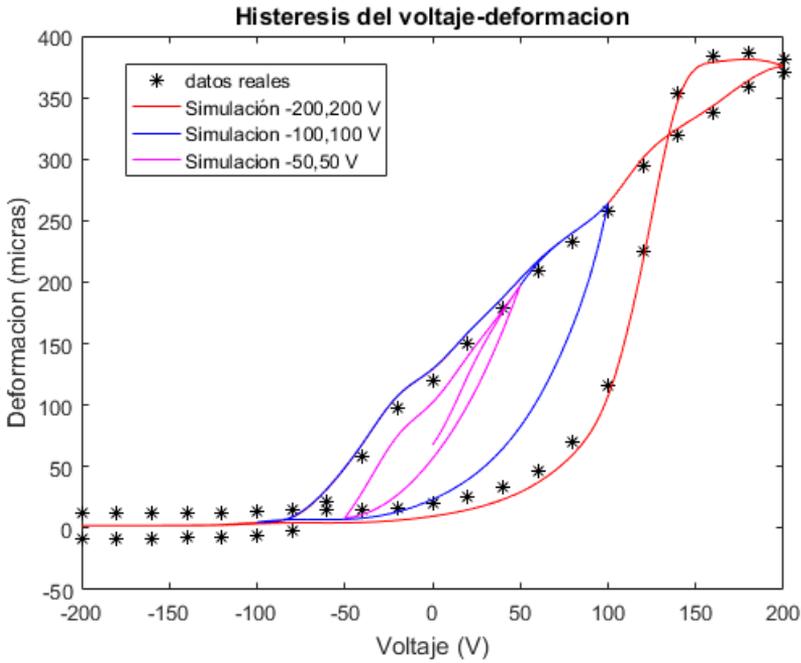


Figura 3.13 – GUI del modelo de Preisach.

era de esperar, al ser estos valores los valores que utiliza el algoritmo para calcular todas las simulaciones. A medida que el valor de los voltajes disminuye también lo hace la precisión, como lo pone de manifiesto la simulación de los valores de voltaje más pequeños utilizados (línea magenta) que muestra la menor precisión.

La prueba de simular este modelo junto con el controlador EBC para la optimización de los parámetros de dicho controlador no han dado resultados satisfactorios. Esto se debe, a que modelo de Preisach es un modelo estático y no es capaz de modelar el efecto no saturación. Además, el tiempo de cálculo es elevado, ya que calcula de nuevo la matriz triangular con cada nuevo valor de voltaje aplicado por el controlador. Por lo que es necesario buscar otra metodología para el diseño del modelo.

3.4.3 Modelo Look-UP Table

Una tabla de búsqueda o Look-Up Table es una matriz de datos que asocia o asigna valores de entrada a valores de salida, aproximándose así a una función matemática. Dado un conjunto de valores de entrada, la tabla de búsqueda estima el valor de salida mediante la interpolación, extrapolación o redondeo [59]. En nuestro caso, se utiliza la interpolación bilineal para interpolar funciones de dos variables, voltaje actual V_0 y voltaje anterior V_{-1} , para calcular los valores de deformación.

El modelo puede incluir de las mismas variables de entrada/salida el número de tablas que se desee, siendo necesario la definición de las condiciones del modelo con claridad para que se elija cada tabla en particular.

Las características del actuador FSMA utilizadas en el desarrollo de este modelo son: los valores mínimos umbrales de voltaje para el inicio de la deformación, es decir, la definición de la zona muerta, el comportamiento no lineal con histéresis asimétrica y la característica del efecto de no saturación. Debido a la histéresis asimétrica que presenta el actuador FSMA, su comportamiento es diferente en cada una de las direcciones de deformación del material (expansión, contracción). Pero, además, dentro de cada una de estas direcciones, la deformación es diferente dependiendo de la dirección de deformación anterior sufrida a un mismo voltaje aplicado.

En resumen, dependiendo del sentido de deformación anterior sufrido por el cristal expansión/contracción, si el siguiente sentido de deformación es contracción/expansión (contraria al anterior), el valor de deformación será diferente que si el sentido hubiera sido expansión/contracción (mismo que el anterior) a un mismo voltaje aplicado. Debido a este comportamiento, se han realizado 4 tablas (Look-Up table) que relacionan voltaje-deformación para las cuatro posibles combinaciones de voltaje y voltaje anterior. La condición utilizada para que el modelo use la tabla idónea, consiste en la comparación del voltaje actual aplicado a la deformación y el voltaje anterior.

Con estas tablas se realiza la interpolación bilineal de los voltajes-deformaciones y así obtener el valor de deformación asociado dependiendo del voltaje actual y voltaje anterior aplicado. Las simulaciones de este modelo Look-Up Table junto con el controlador por eventos se han realizado con el lenguaje de programación Python para realizar la optimización de los valores del controlador para probarlos en el actuador real. Aunque el resultado ha sido bastante satisfactorio de forma cualitativa, pero mejorables a nivel cuantitativo. Se debe tener en

Condiciones de la Tabla 2D (V_0, V_{-1})		Tabla asignada	Deformación
$V_0 > 0$	$V_{-1} > 0$	<i>Tabla 0</i>	deformación 1
$V_0 > 0$	$V_{-1} < 0$	<i>Tabla 1</i>	deformación 2
$V_0 < 0$	$V_{-1} < 0$	<i>Tabla 2</i>	deformación 3
$V_0 < 0$	$V_{-1} > 0$	<i>Tabla 3</i>	deformación 4

Cuadro 3.1 – Condiciones de los voltaje actual (V_0) y voltaje anterior (V_{-1}) para la elección de la tablas del modelo Look-Up Table.

cuenta que este modelo es un modelo estático que intenta emular un comportamiento dinámico por lo que hay margen de mejora y por consiguiente se ha desarrollado un modelo más preciso utilizando redes neuronales.

3.4.4 Modelo con Aprendizaje automático con redes neuronales artificiales

Actualmente, la inteligencia artificial (IA) es uno de campos en desarrollo más prometedores, al estar realizándose numerosas investigaciones sobre su utilización en muchos sectores. El transporte, la salud y la domótica, siendo el coche autónomo, los diagnósticos médicos y las casas inteligentes algunas aplicaciones de la IA en estos sectores.

El término inteligencia artificial se refiere a sistemas o máquinas que imitan la inteligencia humana y tienen la capacidad de «aprender» a partir de la información suministrada. Este desarrollo ha sufrido un incremento en las últimas décadas, debido principalmente al aumento de la capacidad computacional de los ordenadores, a la disponibilidad de una gran cantidad de datos disponibles en bases de datos (Big data) y al desarrollo de nuevos algoritmos de aprendizaje automático.

Dentro del marco general de la IA se puede encontrar el subgrupo de Aprendizaje Automático (Machine Learning), dentro de éste a su vez, se encuentra el subgrupo de Aprendizaje Profundo (Deep Learning). Las unidades elementales de procesamiento presentes en ambos subgrupos son las neuronas artificiales y un conjunto de neuronas interconectadas entre sí y distribuidas en capas para que la información fluya entre ellas es una red neuronal artificial.

El Aprendizaje automático permite que la máquinas «aprendan» sin ser programadas para ello mediante técnicas de entrenamiento. Existen una gran cantidad de este tipo de técnicas. A modo de ejemplo se mencionan algunas de ellas: el

3.4. Modelado

aprendizaje no supervisado, el aprendizaje por refuerzo y el aprendizaje supervisado. En esta última técnica, (aprendizaje supervisado), se proporciona un conjunto de datos a la red que relacionan las entradas con las salidas (resultados deseados) estableciendo una correspondencia entre ambas y es la técnica utilizada en este trabajo para el desarrollo de modelos del actuador FSMA, los cuales se utilizarán para el diseño del controlador de posición de dicho actuador. La obtención del modelo de la red neuronal mediante técnicas de Aprendizaje Automático se realiza con la plataforma de código abierto Tensorflow [60]. Aunque, se debe mencionar, que existen otras plataformas de aprendizaje automático como: MXnet [61], Pytorch [62], CNTK [63] y Theano [64], desarrolladas por Apache, Facebook, Microsoft y el laboratorio MILA de la universidad de Montreal, respectivamente.

Tensorflow es una librería para computación numérica y aprendizaje automático de extremo a extremo desarrollada por Google, basada en el lenguaje de programación Python. Permite construir y entrenar redes neuronales mediante operaciones con matrices multidimensionales o tensores. Además, es compatible para Linux, Mac OS y Windows, también permite implementar el cálculo o modelos en múltiples CPUs, GPUs, servidores y en dispositivos móviles.

Para utilizarlo de manera más amigable, Tensorflow dispone de una interfaz de programación de aplicaciones de alto nivel (API, de su acrónimo del inglés Application Programming Interface) optimizada, modular y extensible llamada Keras, que permite definir, compilar, entrenar y evaluar modelos de redes neuronales. Esta API proporciona bloques de construcción de alto nivel de redes neuronales configurables, lo que permite diseñar modelos de manera rápida y sencilla sin la necesidad de un conocimiento profundo a bajo nivel de las redes neuronales [65, 66].

Estos bloques proporcionan la capacidad de manejar modelos con diferentes topologías redes o capas (layers) y permiten la definición de los parámetros que componen cada capa de la red, la elección de la función de activación presente en cada una de las neuronas de dichas capas, así como la configuración de los algoritmos de optimización para el entrenamiento de la red, además de poder realizar la validación y evaluación del modelo de la red desarrollado.

La topología general de las redes esta compuesta por tres capas: la capa de entrada, capa o capas ocultas y la capa de salida. A la capa de entrada se le asocian los datos de entrada y la capa de salida genera el valor final de salida de la red. Entre medias, están las llamadas capas ocultas, el número de estas capas es variable y depende del programador.

Como no existe una teoría concluyente para la elección de estos parámetros de

la red (n° de capas, tipo de capas, neuronas por capa, ...), el único modo de obtener los valores de estos parámetros, es calcular la precisión de la predicción del modelo para diferentes combinaciones de estos parámetros y compararlas entre sí, es decir, con el método de prueba y error. Debiéndose llegar a un consenso entre la precisión de la predicción de la salida de la red y el tiempo de computación.

La obtención del modelo de la red se puede resumir mediante los siguientes pasos o fases: preprocesamiento de los datos, diseño de la topología o estructura de la red, entrenamiento de la red, validación y prueba del modelo obtenido de la red.

3.4.4.1 Fase de preprocesamiento de los datos

Los datos utilizados en el entrenamiento de una red neuronal tienen una vital importancia, ya que la «generalidad» de la predicción de la red, depende de lo buenos que estos sean a la hora de describir el sistema a modelar. En este trabajo, los datos experimentales utilizados para el desarrollo de los modelos son los datos obtenidos en el actuador FSMA descrito en la sección 3.2 y representan la relación de voltaje-deformación obtenida experimentalmente.

El preprocesamiento de datos en redes neuronales es un proceso necesario para el funcionamiento correcto de la red, consiste en modificar o distribuir los datos experimentales globales en conjuntos individuales que se asocian a cada una de las diferentes entradas/salida utilizadas por la red. Estas variables de entrada/salida se transforman a matrices multidimensionales individuales con dimensiones o rangos aceptables por la red. Además, se realiza un escalado o normalización de los valores numéricos de la matriz de cada variable para escalarlos al rango de $[0, 1]$ o $[-1, 1]$, dependiendo de la función de activación utilizada según el problema que se desea resolver.

3.4.4.2 Topología de las redes neuronales

El diseño de la topología de la red neuronal por medio de la API Keras, consiste en la elección de los tipos de capas y sus diferentes parámetros internos que la componen (la función de activación, número de neuronas por capa, ...). En Keras, existen definidas un gran número de funciones de activación, funciones que producen una transformación no lineal al evaluar dicha función sobre la suma ponderada de los pesos y los valores de entrada a la que se le suma un sesgo. Dentro de estas funciones se pueden destacar la función ReLU, Softmax

3.4. Modelado

y la función tangente hiperbólica, pero la utilizada en este trabajo es la función sigmoide.

La función sigmoide transforma los valores de entrada introducidos a valores de salida comprendidos en la escala de $(0, 1)$, matemáticamente se define como:

$$f(x) = \frac{1}{1 - e^{-x}} \quad (3.4)$$

Keras, también dispone de un gran número de tipo capas ya predefinidas, como: la capa Densa, la capa convolucional y las capas recurrentes. Combinando estas capas se puede crear cualquier topología para modelar cualquier sistema mediante redes neuronales. La capa Densa es una capa que conecta cada neurona a todas y cada una de las neuronas de la siguiente capa, con la misma función de activación para todas las neuronas presentes. Las capas convolucionales se utilizan principalmente para el tratamiento de imágenes [65]. Por su parte, las capas recurrentes presentan la peculiaridad de tener conexiones recurrentes o lazos de retroalimentación de la salida de la red, entre ella misma y/o entre neuronas presentes en una misma capa o en capas anteriores, pudiendo almacenar información previa, consiguiendo de este modo que la red tenga memoria, además de un comportamiento dinámico.

Keras proporciona una gran variedad de redes recurrentes como: la red neuronal recurrente simple (Simple RNN de su acrónimo del inglés Simple Recurrent Neural Network), La red GRU (de su acrónimo del inglés Gated Recurrent Unit) y la red recurrente LSTM (de su acrónimo del inglés Long Short Term Memory) [65, 66]. Esta última, fue desarrollada por Hochreiter and Schmidhuber y está constituida por una estructura en forma de cadena con módulos estándar repetidos [67]. Este módulo estándar incluye en su interior cuatro capas o redes distribuidas en tres estructuras o «puertas» para controlar el flujo de información dentro y fuera de la red, además posee la capacidad modificar el estado o memoria de la red [68].

En la Figura 3.14 se representa el esquema del módulo estándar de la red LSTM con sus cuatro capas distribuidas en las tres estructuras o «puertas» presentes en su interior, que se utilizan para modificar el estado o memoria de la red [67, 68].

Utilizando las diferentes capas mencionadas anteriormente, en Keras se diseña la topología de la red, de la cual se deberá corroborar su óptima elección mediante su entrenamiento, validación y evaluación.

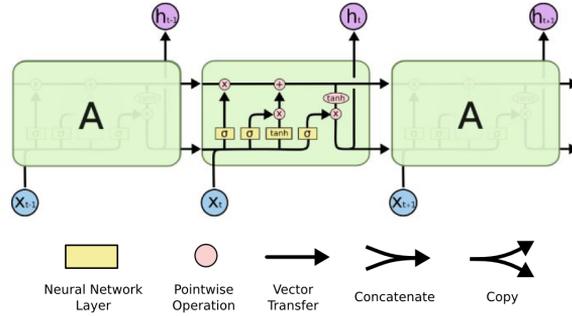


Figura 3.14 – Esquema del módulo estándar repetido de la red recurrente LSTM con las diferentes puertas internas que la componen, junto con el significado de la notación utilizada.

3.4.4.3 Fase de entrenamiento

Antes de realizar el entrenamiento, es necesario asignar a la red el algoritmo de entrenamiento o optimización. Mediante Keras, se realiza con la compilación (compile), que especifica las funciones que componen el algoritmo. Estas funciones son: la función de pérdida, el optimizador y la métrica.

Función de pérdida (Loss function)

Las funciones de pérdida calculan el error del modelo de la red, es decir, la diferencia entre la predicción de la red del valor de salida y el valor de salida real suministrado. Existen un gran número de funciones de pérdida desarrolladas en Keras, pero en este caso se usa la función Error Cuadrático Medio (MSE de su acrónimo del inglés Mean Squared Error).

El cálculo del error cuadrático medio consiste en calcular el valor medio de la diferencia del cuadrado del valor predicho por la red y_r y del valor cuadrático de la salida deseada y . Matemáticamente se expresa de la siguiente forma:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_1^N (| y_r^2 - y^2 |) \quad (3.5)$$

Optimizador

Los optimizadores son algoritmos que determinan como elegir los nuevos valores de los pesos de la red y la tasa de aprendizaje que minimizan la función de coste. Uno de los optimizadores más utilizados es el Descenso de gradiente estocástico (SGD de su acrónimo del inglés Stochastic Gradient Descent) [69] aunque existen otros muchos como: el Adam (de su acrónimo del inglés Adaptive moment estimation) [70], el RProp (de su acrónimo del inglés Resilient Back Propagation) y el algoritmo propagación raíz cuadrática media RMS-Prop (de su acrónimo del inglés Root Mean Square Propagation) [69, 71], que es el optimizador utilizado en este trabajo.

Este optimizador RMSProp es un método de tasa de aprendizaje adaptativo, es una extensión de los algoritmos de descenso de gradiente estocástico SGD, el método momento y el algoritmo RProp [69]. Este momento m_t es una variante del descenso de gradiente estocástico que lo reemplaza con una suma de gradientes, acelerando el aprendizaje y ayudando a no quedarse en un mínimo local.

$$m_t = \beta \cdot m_{t-1} + (1 - \beta) \frac{\partial f}{\partial w_i} \quad (3.6)$$

donde η representa la tasa de aprendizaje y β es un parámetro asociado al momento.

La elección de la tasa de aprendizaje η tiene un gran impacto en la convergencia del sistema, ya que si se establece un valor muy pequeño, el algoritmo necesitará muchos pasos para alcanzar un solución aceptable. En cambio, si el valor es muy grande el sistema oscilará alrededor un valor, sin alcanzar un mínimo.

El algoritmo RProp combina este método momento (m_t) para acelerar la tasa de convergencia y se puede escribir con la siguiente ecuación:

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta \frac{\partial f}{\partial w_{ij}}(t) + m_t \Delta w_{ij}(t - 1) \quad (3.7)$$

Pero este RProp no funciona bien con conjuntos de datos muy grandes y tampoco si se necesita realizar actualizaciones de mini-lotes, para evitar esto, es por lo que se propuso el RMSProp.

El algoritmo RMSProp utiliza el signo del gradiente del RProp y la eficiencia de los mini-lotes para mantener la media móvil de los gradientes cuadrados

para cada peso. Después, divide el gradiente por la raíz cuadrada del cuadrado medio. La ecuación se puede representar de la siguiente forma:

$$\begin{cases} E[g^2]_t = \beta E[g^2]_{t-1} + (1 - \beta) \left(\frac{\delta f}{\delta W} \right)^2 \\ W_t = W_{t-1} - \frac{\eta}{\sqrt{E[g^2]_t}} \frac{\delta f}{\delta W} \end{cases} \quad (3.8)$$

donde $E[g]$ es la media móvil de gradientes cuadrados, $\frac{\delta f}{\delta W}$ es el gradiente de la función de coste con respecto al peso, η es la tasa de aprendizaje y β es el parámetro de promedio móvil que generalmente se establece con un valor predeterminado de 0,9.

Métrica

La métrica es una función que se utiliza para juzgar el rendimiento de la red, son similares a las funciones de pérdida, pero al evaluarlas no modifican los parámetros de entrenamiento. Cualquier función de pérdida se puede utilizar como métrica. En este trabajo se utiliza como métrica el valor medio del valor absoluto del error (MAE de su acrónimo del inglés Mean Absolute Error).

El valor medio del error MAE es la diferencia de la predicción de salida de la red y_{pi} y la salida de la red suministrada y_i , dividido entre el número salidas totales utilizados n .

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_{pi} - y_i|}{n} \quad (3.9)$$

Una vez que se posee la topología y el algoritmo de optimización, para iniciar el entrenamiento es necesario asignar a la red los datos preprocesados de las variables de entrada y salida, además del número de iteraciones que se realizarán durante el entrenamiento. En Keras, esta asignación de datos y número de iteraciones se realiza con el comando fit. El entrenamiento de una red neuronal mediante Keras es un proceso iterativo que modifica el valor de los pesos asociados a cada una de las neuronas presentes en la red para minimizar el error de la función de pérdida en cada iteración. El error en cada iteración es la diferencia entre los datos de salida suministrados a la red y la predicción de los valores de salida de la red, calculado con la función de pérdida definida. Estos valores actualizados de la función de pérdida y los valores de los pesos obtenidos en la última iteración son utilizados por el optimizador para definir

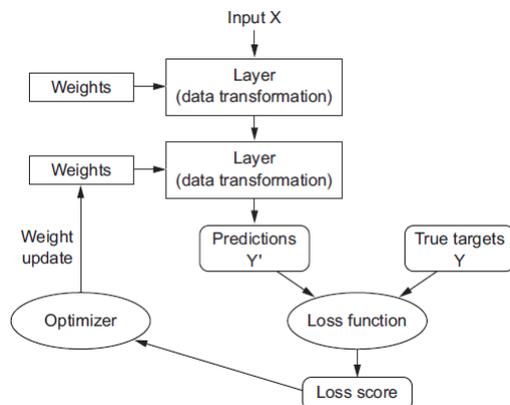


Figura 3.15 – Esquema del entrenamiento de la red.

los siguientes valores de los pesos para la siguiente iteración, lo que conlleva la disminución del valor de la función de pérdida y métrica en cada iteración.

En la Figura 3.15 se representa el esquema del método de ajuste de la red realizado mediante Keras, es decir, la secuencia seguida en cada iteración de entrenamiento utilizando los datos de las variables de entrada y salida suministrados, la función de pérdida y el optimizador, para calcular los nuevos valores de los pesos para la siguiente iteración [65].

El objetivo del entrenamiento de la red es obtener patrones generalizados proporcionados por los datos de entrenamiento, con el fin de poder predecir correctamente la salida de la red con datos nuevos (sin entrenar). Cuando el modelo no es capaz de generalizar, ya sea porque se ha entrenado demasiado el modelo o los datos de entrenamiento son insuficientes, se dice que el modelo de la red tiene sobreajuste (overfitting). Un modo de apreciar si se produce este sobreajuste, es observar la tendencia de los valores numéricos de la función de pérdida y de la métrica durante los sucesivos entrenamientos, ya que el sobreajuste produce la variación en la tendencia del error de la función de pérdida o de la métrica, pero no simultáneamente.

El proceso de entrenamiento se realiza con el conjunto total de datos de entrenamiento, o de manera continua o secuencial, realizando entrenamientos sucesivos o reentrenamientos dividiendo el conjunto total en subconjuntos independientes. En estos reentrenamientos, únicamente se realiza el entrenamiento del modelo con un solo subconjunto de los datos, considerando los valores

de los pesos obtenidos en el entrenamiento anterior como condiciones iniciales. Esto se repite con todos los subconjuntos de datos componen el conjunto total de datos de entrenamiento, generando un historial de entrenamiento. En estos reentrenamientos, lo único que varía en el modelo son los nuevos datos utilizados para entrenarlo, ya que, la topología y los algoritmos de aprendizaje permanecen invariantes. Aunque, el realizar entrenamientos sucesivos puede tener un inconveniente, conforme se aumenta el número de reentrenamientos, la red puede «olvidar» o tener menos en cuenta los primeros entrenamientos, esto sucede cuando los nuevos datos tienen una gran diferencia o derivan mucho de los datos antiguos, cosa que no ocurre con los datos utilizados en nuestro modelo.

Conforme se realizan los sucesivos entrenamientos los valores numéricos de la función de pérdida y la métrica disminuyen, por lo que se debe llegar a un consenso, entre el número de reentrenamientos, el coste computacional total y el valor mínimo obtenido con la función de pérdida y la métrica.

3.4.4.4 Fase de validación y prueba

Antes que nada, se debe describir que son los conjuntos de datos de validación y los datos de prueba en redes neuronales. Un conjunto de datos de validación es un subconjunto de datos extraídos del conjunto de datos de entrenamiento (20% de los datos) que ayuda a validar los hiperparámetros (función de activación, tipo de capas, iteraciones, ...) de la red elegidos con la intención de evitar el sobreajuste. En cambio, los datos de prueba es un conjunto de datos independientes de los datos de entrenamiento utilizados para evaluar la generalización del modelo, es decir, ayuda a entender que tan bien puede funcionar el modelo al aplicarle ejemplos totalmente nuevos. En ambos casos, se estima la tasa de error para proporcionar una estimación cuantitativa del comportamiento del modelo entrenado de la red, para corroborar el buen diseño de la topología y de sus hiperparámetros elegidos.

3.4.4.5 Modelos con redes neuronales artificiales

Los modelos de redes desarrollados en este trabajo son modelos que intentan emular el comportamiento del actuador FSMA, que sea capaz de predecir la deformación del actuador inducida por un voltaje aplicado, para utilizarlo en el diseño del control de dicho actuador. Este actuador FSMA tiene un comportamiento altamente no lineal y con histéresis asimétrica, el efecto de memoria

de forma y el efecto de no saturación. Estas características se deben tener en cuenta a la hora de definir la topología o estructura de la red. Inicialmente, para tener en cuenta este efecto memoria, se optó por utilizar las redes recurrentes que tienen capacidad de memoria y un comportamiento dinámico, como la capa GRU, LSTM o Time Distributed. Sin embargo, experimentalmente se demostró que los resultados de este tipo de capas no mejoraban sustancialmente respecto a las capas Densas. Por lo que la manera más eficaz de paliar este efecto memoria o el modo de tener en cuenta el historial de la deformación es añadir retroalimentaciones de salidas anteriores como entradas en la estructura del modelo. Teniendo en cuenta esto, la estructura de la red se puede describir con la capa de entrada compuesta por capas Densas paralelas para cada una de las entradas independientes, donde se incluyen estas salidas anteriores y una segunda capa que concatena esta información. La siguiente capa, introduce una capa recurrente LSTM para introducir retroalimentación interna de información y, por último, la capa final de salida para generar la salida unidimensional. El número de salidas anteriores a considerar como entradas y el tamaño de cada capa en particular se seleccionan mediante un proceso de prueba y error.

Entradas/salidas

Inicialmente, los valores de voltaje para inducir la deformación en el actuador FSMA se generaron mediante una función de sinusoidal con diferentes amplitudes de 400, 150 y 90 voltios, tanto para el modo expansión como contracción. Pero se desechó esta función, debido a que el modelo de la red desarrollado no conseguía predecir con exactitud la deformación inducida a voltajes bajos. Por lo que se optó, por generar los valores asociados de voltaje con valores de voltaje aleatorios sobre todo el rango de voltaje aplicado $V \in [-400, 400]$. Los valores negativos de voltaje se refieren al modo de contracción y los positivos a la expansión. Se registran los valores de deformación inducidos a cada uno de estos voltajes así como la temperatura alcanzada por el cristal FSMA.

Se realizaron una gran cantidad de medidas experimentales, pero se optó por utilizar únicamente nueve conjuntos de datos de la relación voltaje-deformación-temperatura para el entrenamiento y validación de la red. Cada uno de estos conjuntos tiene aproximadamente una longitud comprendida entre 12000 – 15000 muestras. Esta longitud de muestras se seleccionó debido a que tiene buenos resultados entre los resultados y el esfuerzo de computación. Estos nueve conjuntos de datos se engloban en dos categorías: datos de entrenamiento y los datos de validación, compuestos por seis (datos_1, ..., datos_6) y tres (da-

tos_test1, datos_test2, datos_test3) conjuntos respectivamente y todos ellos deben ser preprocesados.

Topología de los modelos

La topología de los modelos desarrollados se describe de la siguiente forma: en la primera capa o capa de entrada se relacionan cada una de las variables de entrada definidas preprocesadas se asocian con una capa Densa. Cada una de estas capas Densa contiene 1000 neuronas y todas ellas utilizan la misma función de activación sigmoide. Una vez definida la capa de entrada, se definen las dos capas ocultas presentes en el modelo. La primera es una capa que solo concatena todas las salidas de la capa de entrada en una capa Densa con 400 neuronas con la función de activación sigmoide. Las salidas de la primera capa oculta (capa Densa) son las entradas a la segunda capa oculta, compuesta por una red recurrente LSTM Bidireccional con 200 neuronas. Esta LSTM bidireccional, combina dos redes LSTM donde cada una de ellas aborda la secuencia de entrada en una dirección, por lo que, una LSTM realiza un proceso hacia delante con las entrada-salida, mientras que la otra, realiza el procesamiento en orden inverso, la salida como entrada y la entrada como salida. Por último, la capa de salida utiliza los valores de salida de la LSTM Bidireccional y es una capa Densa con 1 neurona con una función de activación sigmoide. Esta configuración, considerada como una relación óptima entre precisión-tiempo de cómputo, ha sido determinada a prueba y error.

Entrenamiento de los modelos

Para el entrenamiento de los modelos desarrollados en este trabajo, la función de pérdida utilizada es el Error cuadrático medio MSE, esta función se ha elegido debido a que el resultado es siempre positivo independientemente del signo de los valores de error calculados (diferencia entre los valores de predicción de la red y los valores reales suministrados) y es cuadrático, por lo que, penaliza más los errores mayores. El optimizador que se ha utilizado es el optimizador el RMSProp, ya que consigue un aumento de la tasa de aprendizaje permitiendo que dicho algoritmo de pasos más grandes en la dirección horizontal que en la dirección vertical convergiendo más rápido [71]. Por último, la métrica que se ha utilizado es el valor medio del valor absoluto del error (MAE) y se ha elegido debido a que todas las diferencias individuales son ponderadas igualmente en el promedio. Lo único que se ha variado en los entrenamientos ha sido el número

de iteraciones. En el primer entrenamiento el número de iteraciones es de 5000, en cambio, para los siguientes entrenamientos este número se ha reducido a 2000. Esta reducción es debida a que al realizar reentrenamientos, los valores de los pesos de la red utilizados como condición inicial han sido optimizados en el entrenamiento anterior.

Validación de los modelos

Generalmente, la validación de la red con Keras se realiza con el comando «valid» sobre un porcentaje de los datos de entrenamiento que no han sido utilizados en el entrenamiento. Pero en este caso, como el modelo de la red utiliza posiciones anteriores como variables de entrada, que son predicciones de la red calculadas previamente en iteraciones anteriores y que se utilizan como entradas en las iteraciones siguientes. La validación de los modelos se realiza elaborando un estudio de la predicción de la red con los datos de entrenamiento, los datos de predicción de los datos de entrenamiento y los datos de validación.

- Los datos de entrenamiento.

La predicción de los datos de entrenamiento para la validación del modelo de la red, es solo una estimación inicial cualitativa del comportamiento del modelo de la red entrenado. Ya que una mala predicción de los propios datos de entrenamiento indicaría que el modelo es un mal modelo, con lo sería necesario su modificación.

- Los datos de predicción de los datos de entrenamiento.

Los datos de predicción de los datos de entrenamiento se utilizan en la validación debido a que son ligeramente diferentes a los datos de entrenamiento, al ser predicciones del modelo de la red de los datos de entrenamiento.

- Los datos de validación.

Los datos de validación se utilizan en la validación al ser datos que no se han utilizado en el entrenamiento de la red.

Para calcular la validación de los modelos en cada entrenamiento, se calcula el error de predicción MAE de la predicción de los datos de entrenamiento y los datos de validación en cada entrenamiento. La valoración cuantitativa de la validación se obtiene calculando el valor medio de estos errores MAE en cada entrenamiento para cada uno de los modelos desarrollados.

Evaluación de los modelos en lazo cerrado

La evaluación de los modelos se realiza simulando el sistema en lazo cerrado o con realimentación. Donde, la planta del sistema es el modelo de la red a evaluar y su salida, la predicción de la posición del modelo la realimentación. El error o la diferencia el entre la predicción del modelo y la posición de referencia, es el valor que se introduce en el controlador, con el fin corregir la posición hasta la posición de referencia con un error mínimo estipulado por el controlador.

3.4.4.6 Modelos del actuador FSMA

Los modelos de red desarrollados en este trabajo han sido tres, como se mencionó con anterioridad, siendo la única diferencia entre ellos el número de variables entradas a la red, ya que las capas siguientes que completan los modelos y los algoritmos de optimización son los mismos para los tres modelos. En la Figura 3.16 se representan la topología de los tres modelos desarrollados indicando en cada uno las variables entrada utilizadas y las capas siguientes de la red que completan los modelos.

- MODELO 1

En este modelo se han utilizado 4 entradas, el voltaje aplicado V y tres posiciones anteriores p_{-1} , p_{-2} , p_{-3} y una salida, la posición actual p . La topología de la red se representa en la Figura 3.16, encuadradas en el recuadro azul, se presentan las variables de entrada y las capas asociadas a cada una de ellas. Seguido, se encuentran las diferentes capas que completan el modelo.

Los valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos para cada uno de los entrenamientos se registran en la tabla 3.2. También, en esta tabla se presentan el número de muestras de cada conjunto de datos y el número de iteraciones utilizadas en cada uno de los entrenamientos.

3.4. Modelado

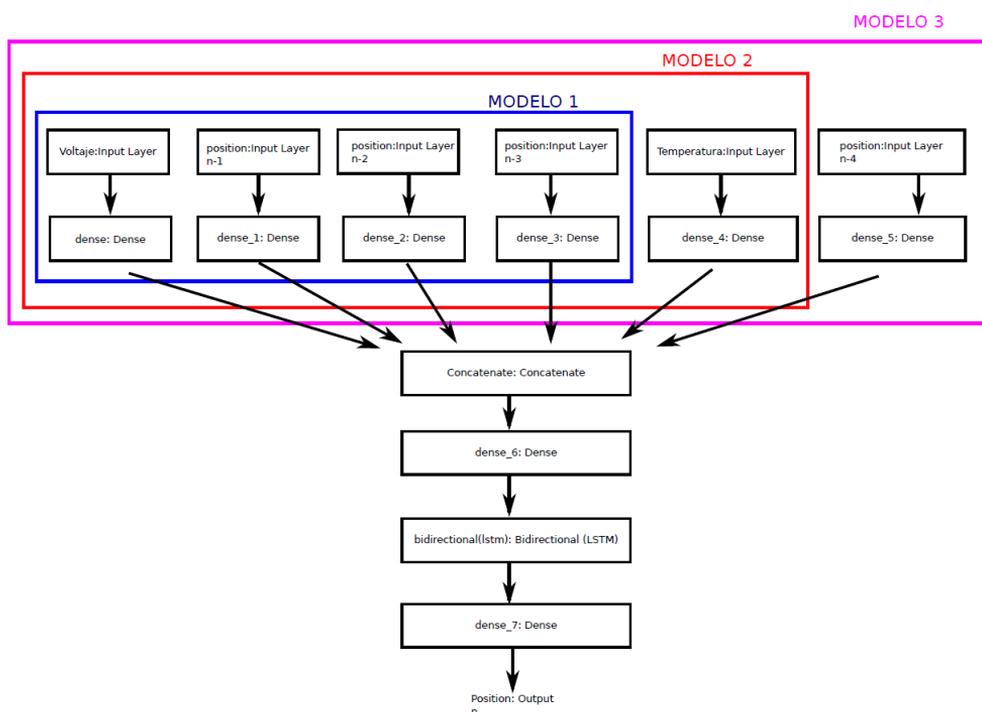


Figura 3.16 – Topología de los tres modelos con las diferentes variables de entrada de cada uno y las siguientes capas que los componen.

MODELO 1				
Entrenamiento	Muestras	Iteraciones	Función Pérdida	Métrica
1	12408	5000	$4,5116x10^{-4}$	0,0146
2	12543	2000	$1,8928x10^{-4}$	0,0085
3	12542	2000	$2,2455x10^{-4}$	0,0092
4	12571	2000	$1,2269x10^{-4}$	0,0075
5	12432	2000	$1,0388x10^{-4}$	0,0070
6	12675	2000	$9,3868x10^{-5}$	0,0067

Cuadro 3.2 – Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos del modelo 1, junto con el número de muestras e iteraciones utilizados.

Una vez que se han realizado todos los entrenamientos de la red, obteniéndose

los valores de los pesos optimizados para cada uno de esos entrenamientos, se procede a la validación del modelo de la red. Para realizar esta validación se calcula el valor medio del valor absoluto del error (MAE) de la predicción de cada conjunto de datos de entrenamiento y de validación sobre cada uno de los entrenamientos. Se calcula el valor medio de estos errores MAE para cada entrenamiento, para obtener un valor cuantitativo de la validación. Estos resultados se representan en la Tabla 3.3.

VALIDACIÓN	MODELO 1					
Datos	Valor del error MAE en cada entrenamiento (%)					
	Entr.1	Entr.2	Entr.3	Entr. 4	Entr.5	Entr.6
datos_1	8,9022	7,7227	6,5370	5,3986	5,4567	6,1015
datos_2	8,2270	7,1490	4,7534	4,0350	4,2597	4,7756
datos_3	9,5438	7,8633	4,2574	4,4553	4,1148	4,4611
datos_4	7,9034	6,7562	3,9563	3,0210	3,9791	3,8175
datos_5	6,7511	5,7143	4,6172	3,8882	4,5678	3,8175
datos_6	6,9685	5,7573	4,3362	3,4990	4,4821	3,3879
datos_test_1	7,0709	6,6066	5,6864	5,3146	7,2371	5,3638
datos_test_2	7,5656	7,1051	5,3558	5,0180	6,3590	5,2204
datos_test_3	7,3633	6,7162	4,7505	4,3257	6,1764	4,8540
MEDIA	7,8106	6,8211	4,9166	4,3283	5,1814	4,8377

Cuadro 3.3 – Valores numéricos del error MAE de la predicción de los subconjuntos de datos de entrenamiento y validación en cada entrenamiento y su valor medio del modelo 1.

■ MODELO 2

Las variables de entrada del modelo 2 son 5 entradas, el voltaje aplicado V y tres posiciones anteriores p_{-1} , p_{-2} , p_{-3} (como el modelo 1) y la temperatura del cristal T_c , y la salida, la posición actual p . La variable T_c se ha tenido en cuenta debido a la influencia de la temperatura sobre el cristal FSMA al producirse la actuación, como se mencionó en la sección 1.3.2. Estas variables de entrada y sus capas asociadas también se representan en la Figura 3.16, aunque encuadradas en el cuadrado rojo. En la Tabla 3.4 se representan los valores de la función de pérdida y la métrica de este modelo 2.

Los valores de la tasa error MAE y su valor medio para cada entrenamiento con los datos de entrenamiento y validación del modelo 2 se representan en la Tabla.3.5

3.4. Modelado

MODELO 2				
Entrenamiento	Muestras	Iteraciones	Función Pérdida	Métrica
1	12408	5000	$5,3236x10^{-4}$	0,0131
2	12543	2000	$2,8355x10^{-4}$	0,0097
3	12542	2000	$2,9165x10^{-4}$	0,0096
4	12571	2000	$1,7589x10^{-4}$	0,0074
5	12432	2000	$8,9150x10^{-5}$	0,0059
6	12675	2000	$6,4648x10^{-5}$	0,0053

Cuadro 3.4 – Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos del modelo 2, junto con el número de muestras e iteraciones utilizados.

VALIDACIÓN	MODELO 2					
	Valor del error MAE en cada entrenamiento (%)					
Datos	Entr.1	Entr.2	Entr.3	Entr. 4	Entr.5	Entr.6
datos_1	4,8612	5,4760	6,0979	5,1860	5,0288	5,3665
datos_2	3,6046	3,8113	4,3536	3,7055	3,9301	4,0400
datos_3	3,9017	3,9367	3,2537	3,5842	3,9381	4,1014
datos_4	3,4051	3,9523	3,9608	2,9385	3,9381	3,8483
datos_5	3,9555	3,9238	4,6553	3,6057	3,1494	3,2443
datos_6	3,5497	3,6434	3,8563	2,9947	3,0640	2,5394
datos_test_1	6,1547	7,4403	7,6325	6,4007	6,1015	6,5951
datos_test_2	5,5987	7,1130	7,1995	6,2511	5,7209	6,5094
datos_test_3	5,3082	6,6227	6,4382	5,4224	5,4103	5,7989
MEDIA	4,4888	5,1021	5,2719	4,0560	4,4594	4,6714

Cuadro 3.5 – Valores numéricos de error MAE y el valor medio de la predicción de los subconjuntos de datos de entrenamiento y validación en cada entrenamiento del modelo 2.

■ MODELO 3

Las entradas utilizadas en el modelo 3 son seis: el voltaje aplicado V y tres posiciones de deformación anteriores p_{-1} , p_{-2} , p_{-3} , la temperatura del cristal FSMA, T_c y se ha añadido otra posición anterior como entrada p_{-4} y la salida p . Se ha introducido la posición anterior p_{-4} , para comprobar de este modo, si añadir otra posición anterior junto con la temperatura mejora la predicción de la red, aunque se produzca un aumento del tiempo de computación como

contrapartida. Las seis variables de entrada junto a sus capas asociadas se engloban en el recuadro magenta en la Figura 3.16.

Como se ha realizado en los modelos anteriores, se presentan los valores de la función de pérdida y la métrica en la Tabla 3.6.

MODELO 3				
Entrenamiento	Muestras	Iteraciones	Función Pérdida	Métrica
1	12408	5000	$3,2490x10^{-4}$	0,0097
2	12543	2000	$1,9009x10^{-4}$	0,0081
3	12542	2000	$2,3319x10^{-4}$	0,0085
4	12571	2000	$1,1195x10^{-4}$	0,0064
5	12432	2000	$8,5580x10^{-5}$	0,0059
6	12675	2000	$8,3960x10^{-5}$	0,0058

Cuadro 3.6 – Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos del modelo 3, junto con el número de muestras e iteraciones utilizados.

En la Tabla 3.7 se presentan los valores de la tasa de error MAE y su valor medio para cada entrenamiento con los datos de entrenamiento y validación del modelo 3.

VALIDACIÓN	MODELO 3					
	Valor del error MAE en cada entrenamiento (%)					
Datos	Entr.1	Entr.2	Entr.3	Entr. 4	Entr.5	Entr.6
datos_1	4,5799	5,0820	5,9946	5,1883	5,1121	5,1469
datos_2	3,9207	3,4616	5,9946	3,6313	3,8126	3,9989
datos_3	4,0283	3,8250	3,1824	3,4935	3,6225	4,1409
datos_4	3,7559	3,5264	4,2361	2,6045	3,8609	3,5583
datos_5	3,7614	3,7198	4,7271	3,6006	3,0353	3,0633
datos_6	3,4823	3,3028	3,9788	2,9547	3,1677	2,2966
datos_test_1	6,6086	6,4860	7,9535	6,1136	6,7991	5,8723
datos_test_2	6,4209	6,4451	7,6863	5,8514	6,2276	5,5896
datos_test_3	5,7186	5,7214	6,8551	5,2503	5,8403	5,0700
MEDIA	4,6974	4,6189	5,4417	4,2986	4,6086	4,3040

Cuadro 3.7 – Valores numéricos de error MAE y el valor medio de la predicción de los subconjuntos de datos de entrenamiento y validación en cada entrenamiento del modelo 3.

3.4. Modelado

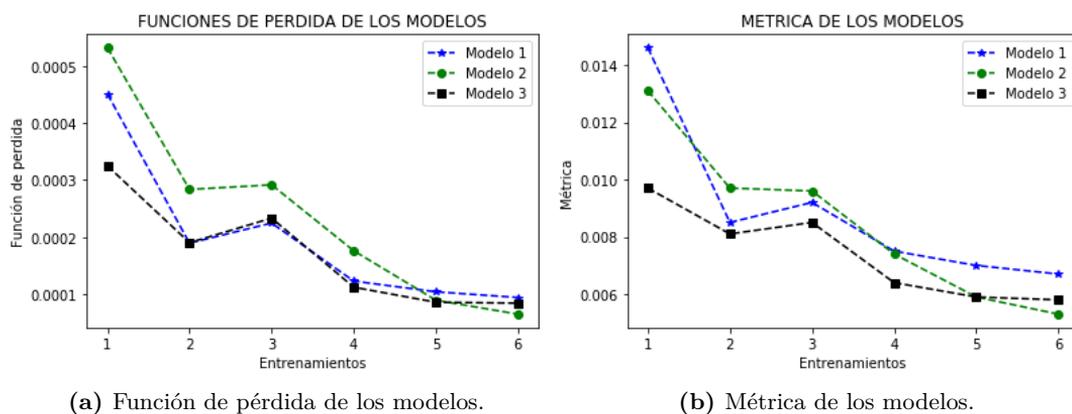


Figura 3.17 – Valores numéricos de la función de pérdida y la métrica de cada uno de los modelos obtenidos en los entrenamientos.

A continuación, para la comparación de los tres modelos se recopilan en diferentes gráficas los valores numéricos de la función de pérdida y métrica para cada uno de los entrenamientos realizados en cada modelo.

En la Figura 3.17 se representan los valores numéricos de la función de pérdida y métrica obtenidos en los sucesivos entrenamientos para cada uno de los modelos. Se observa para todos los modelos como ambos valores (función de pérdida y métrica) disminuyen a medida que se realizan los entrenamientos. También se aprecia como en el entrenamiento 3 de todos los modelos, datos entrenados con los datos «datos_3», se produce un incremento de los valores de la función de pérdida y métrica. Aunque en un principio, esto podría indicar un sobreajuste, no es el caso, ya que el aumento se produce en ambas funciones y en caso de que hubiera un sobreajuste solo se incrementaría una de ellas. Por lo que este aumento es debido a los datos presentes el conjunto de datos «datos_3».

Los valores medios de los errores MAE calculados para la validación de los modelos con los datos de entrenamiento y validación se representan en la Figura 3.18.

En esta gráfica de los errores de validación del modelo 1, en un principio, se observa la disminución del valor medio del error MAE del 7,81 % del primer entrenamiento al 4,91 % del tercer entrenamiento, pero a partir del cuarto entrenamiento este error no mejora, permaneciendo entorno al rango del 5 %.

En cambio, para los modelos 2 y 3 se aprecia como desde el primer entrena-

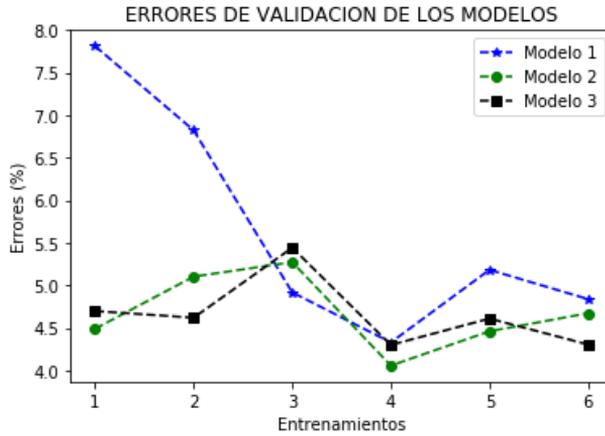


Figura 3.18 – Valores medios de error MAE obtenidos en la validación de los diferentes modelos con los datos de entrenamiento y validación.

miento todos los errores de ambos modelos están alrededor del 5%. Esto indica la influencia que tiene la temperatura en la precisión de los modelos al incluirla como variable de entrada, para tener en cuenta la variación del comportamiento del material FSMA de este tipo de actuadores con la temperatura. Pero tanto en la predicción de los modelos como en el algoritmo de optimización no se dispone de la medición de la temperatura en tiempo real, sino que se utiliza el valor medio de la temperatura de uno de los conjuntos de datos de entrenamiento o de validación. Para tener en cuenta la temperatura, sería necesario el desarrollo de un modelo de la temperatura que se implementaría tanto en el sistema de control por eventos como en el algoritmo de optimización de los parámetros del controlador, pero esto se podría considerar como un posible trabajo a futuro.

Como los modelos 2 y 3 tienen aproximadamente los mismos valores de error en la validación para todos los entrenamientos. Se puede llegar a la conclusión, que la introducción en el modelo 3 de la cuarta posición anterior (p_{-4}) como variable de entrada no mejora el error de predicción del modelo, lográndose únicamente un aumento del tiempo computacional.

Como se ha mencionado a lo largo de este capítulo, el actuator FSMA tiene un comportamiento no lineal con histéresis, debido a las características que presenta este actuator, la presencia de defectos y el efecto no saturación entre otros. Por esto, se va a estudiar el comportamiento no determinista del actuator, es

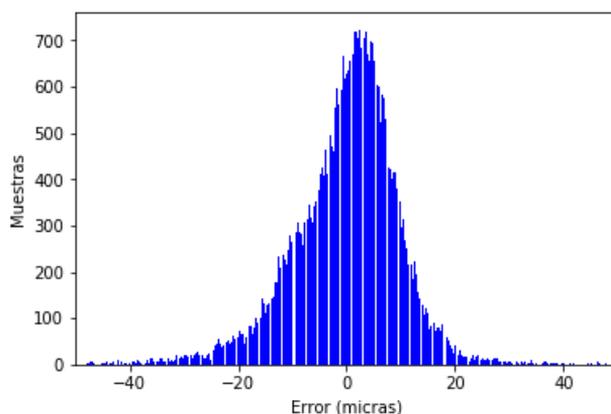


Figura 3.19 – Histograma de la dispersión de los errores de posición del actuador para cuatro conjuntos con la misma secuencia de voltajes de entrada.

decir, se ha estudiado el error de posición del actuador a una misma secuencia de voltajes aplicados. Para realizar este cálculo, se han realizado cuatro medidas experimentales a las cuales se les aplica la misma secuencia de voltaje y se registran los valores de voltaje-deformación para cada uno de estos conjuntos de datos (r_1, r_2, r_3, r_4), por lo que todos los conjuntos tienen el mismo número de muestras. Para realizar la comparación de estos errores, se genera un conjunto de referencia de datos r_0 , obtenido calculando el valor medio de la posición de los conjuntos r_1, r_2, r_3, r_4 en cada una de sus muestras. El error para cada uno de estos conjuntos en cada muestra se calcula restando el valor de cada muestra en cada índice de cada uno de los conjuntos r_i menos el valor de la posición presente en ese mismo índice del conjunto de referencia r_0 . Estos errores obtenidos se representan en un histograma (Figura 3.19) para observar su dispersión.

El valor medio de los errores es $0,0 \mu m$ y la desviación típica estándar de $9,8381 \mu m$. Por lo que, en la Figura 3.19, el 68% de los errores están comprendida en el intervalo $[-9,8381, +9,8381] \mu m$, que es equivalente a un error del 2,8818%, al normalizar con valor del rango total de desplazamiento del peor caso, el conjunto de datos r_1 con un valor de $341,3867 \mu m$. El porcentaje de error máximo donde se incluyen el 95,44% tiene un valor máximo del 5,7636%.

Estos datos de dispersión del actuador real se comparan con los datos de dispersión de los errores de predicción del modelo 1 al realizar el primer entrenamiento

con el conjunto de datos «datos_1», al ser el peor valor de predicción obtenido con los errores de entrenamiento y validación con valor medio del valor absoluto del error del 7,81 %.

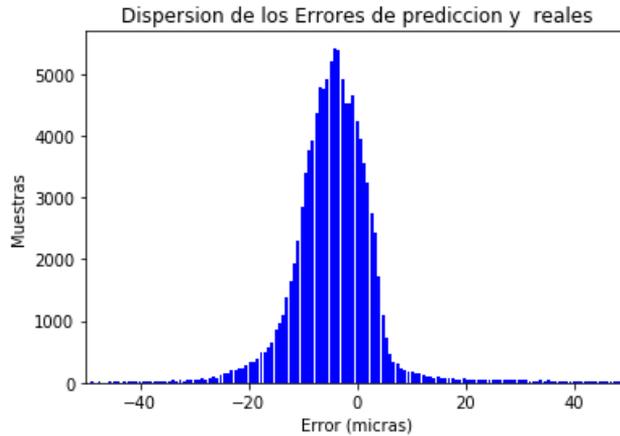


Figura 3.20 – Dispersión de los errores entre la predicción y los reales del modelo 1 en el primer entrenamiento obtenidos con los datos de entrenamiento y validación.

La dispersión de los errores del primer entrenamiento se presenta en la Figura 3.20, el valor medio de los errores es de $-3,9493 \mu m$ con una desviación típica estándar de $10,1460 \mu m$. Esto indica que el 94 % de los datos de los errores se encuentran entre $[-24,2414, 16,3427] \mu m$. Esto es equivalente a un error de media del 1,2181 % y un porcentaje de error máximo de 7,4770 % del 95,44 % de los datos, al normalizarlo con el rango mayor de los datos ($324,2089 \mu m$).

Considerando el porcentaje de error máximo de la dispersión de la predicción del modelo (7,4770 %) y compararlo con el porcentaje de error máximo de dispersión intrínseco del actuador (5,7636 %), se puede llegar a la conclusión que los modelos obtenidos pueden considerarse aceptables.

3.5 Resumen y conclusiones

En este capítulo se presenta el actuador FSMA utilizado en este trabajo, se describen las diferentes partes que lo componen, así como, los diferentes dispositivos para su manejo y correcto funcionamiento. También, se presentan las características o propiedades de su comportamiento obtenidas al realizar su ca-

racterización. Las características más relevantes obtenidas han sido el efecto de no saturación y la influencia de la temperatura. Este efecto de no saturación es una característica intrínseca de este actuador debido a su diseño. Por otra parte, debido al efecto de la temperatura durante la actuación del actuador, se ha llegado a la conclusión de la necesidad de implementar sistema de refrigeración auxiliar. Principalmente, para evitar la degradación del actuador, y evitar de este modo la pérdida de la propiedad de memoria de forma, presente en este tipo de materiales. Además, la temperatura además produce la variación de la posición (deformación) medida en el actuador durante su actuación. Ambas características incrementan la dificultad de modelar este actuador, por lo que, de las metodologías de modelado utilizadas se debe destacar la metodología de Aprendizaje Automático (Machine Learning) con redes neuronales artificiales, ya que tienen la capacidad de modelar sistemas no lineales, como es el caso del actuador utilizado.

Debido a los resultados obtenidos, se puede llegar a la conclusión, que la realización del modelo con las redes neuronales es una buena opción para el desarrollo la obtención del modelo de este actuador, ya que tiene en cuenta el efecto de no saturación y la influencia de la temperatura, además de sus otras características, como la dinámica no lineal con histéresis asimétrica y su comportamiento no determinista.

Los modelos obtenidos con esta metodología se utilizarán junto con el control por eventos y un algoritmo de optimización, para calcular los parámetros óptimos del controlador. Este cálculo se describe en el capítulo 4.

CAPÍTULO 4

Control

El control de la posición de actuadores FSMA es una tarea compleja, debido al comportamiento no lineal y la histéresis asimétrica que poseen estos materiales FSMA. Sin embargo, utilizando metodologías de control adecuadas, es posible controlar la posición con resoluciones micrométricas. En este capítulo se discuten diferentes metodologías de control utilizadas para el control de la deformación de algunos actuadores FSMA. También, se detalla el sistema de control por eventos diseñado para el control de posición del actuador utilizado en este trabajo. Como aportaciones principales, se presenta una metodología de optimización numérica para el cálculo de los valores óptimos de los parámetros de dicho controlador. Por último, se presenta un procedimiento automático donde se engloban las diferentes fases del diseño del controlador, incluyendo la metodología de modelado y el algoritmo de optimización numérica.

4.1 Introducción

Aunque los actuadores FSMA tienen un comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica se pueden alcanzar resoluciones de posición nanométricas/-micrométricas utilizando metodologías de control adecuadas. En la literatura se mencionan diferentes metodologías de control usadas para controlar este tipo de actuadores. La metodología utilizada en este trabajo para el control del actuador es un sistema de control basado en eventos. Este sistema tiene la ventaja que permite mantener el sistema bajo control con un reducido número de acciones de control, produciéndose un bajo consumo de energía y prolongando la vida útil del actuador. Sin embargo, el cálculo de los parámetros adecuados para una dinámica aceptable es complejo, por lo que se va a presentar un procedimiento automático de optimización numérica para su cálculo. Inicialmente, este procedimiento calcula dichos parámetros mediante simulación, para posteriormente realizar la optimización numérica final en el actuador real para conseguir un ajuste más fino de dichos valores.

4.2 Control de actuadores FSMA

Los actuadores FSMA se pueden controlar con diferentes metodologías de control, el control lineal, como el PID, el control basado en el modelado de la histéresis y el control basado en el modo de actuación del actuador serían algunas de ellas. Además, se mencionarán diferentes actuadores sobre los cuales se han aplicado estas metodologías de control.

En primer lugar, se puede mencionar el controlador utilizado en el actuador FSMA desarrollado en el grupo GAUDEE por J. Feuchtwanger et al. [10] (descrito en el capítulo 2). En dicho actuador utilizaron un controlador PID realimentado para el control de posición sobre dos posiciones de referencia intermedias con un error de 1nm con variaciones de 5 nm de pico a pico, todo ello con un tiempo de establecimiento largo de 10 s.

También, con un controlador PID simple, A. Sadeghzadeh et al. [72] controlaron un actuador FSMA comercial construido por la empresa AdaptMat [13]. Con este controlador PID y ajustando las ganancias específicamente para este caso, se conseguía alcanzar las posiciones de referencia intermedias (40 y 100 μm) con un error de aproximadamente de $\pm 50 nm$, después de un tiempo estabilización largo de aproximadamente 100 s. Aunque era posible controlar el actuador, se observó que tenía margen de mejora.

Esta mejora, consistió en la modificación del controlador PID con una estrategia de programación de ganancia (gain scheduling). Esta estrategia consistió en implementar diferentes valores de ganancias en los cuatro regímenes de operación del ciclo de cambio de posición de la señal de referencia, nivel superior, nivel inferior, flanco de subida y flanco de bajada. Utilizando la posición de referencia junto con el error de posición como variables de error y sintonizado se alcanzó una precisión de $\pm 25 \text{ nm}$ y se reducían los tiempos transitorios en el flanco ascendente y descendente.

Además, utilizaron una técnica de control basado en la histéresis de dicho actuador, la cual consideraba el efecto de la histéresis como un desfase entre la entrada y la salida correspondiente para su compensación. Con esta técnica o compensación nombrada «Phaser», se consiguió el control de posición con una precisión de $\pm 25 \text{ nm}$ sobre dos posiciones de referencia de 40 y $70 \mu\text{m}$ con un periodo de 300 s . Además, presentaba un rebosamiento despreciable y un tiempo transitorio de 5 s en el flanco de subida y 28 s en el de bajada, lo que permitía mejorar la precisión y reducía la amplitud de las señales de control necesarias para alcanzar y mantener dichas posiciones de referencia.

En el capítulo 3 se mencionó la compensación de la histéresis mediante su modelado. Uno de los modelos presentados es el modelo Prandtl-Ishlinski (PI), que tiene la ventaja de poder implementarse de manera sencilla en un controlador. Siguiendo esta línea, Riccardi et al. [73] utilizaron el modelo inverso de la histéresis del Modelo Prandtl-Ishlinski junto con un control adaptativo, para controlar un sistema de posicionamiento basado en el actuador FSMA (o MSMA) diseñado por Gauthier [14], compuesto por dos actuadores FSMA (A y B) colocados de manera opuesta (descrito en el capítulo 3). Además, en este trabajo se discutió la estabilidad del seguimiento de un sistema de posición lineal para una planta dinámica con histéresis, con un enfoque que no utiliza la inversión directa de las características de la histéresis, pudiéndose utilizar este enfoque en plantas dinámicas de diferente orden. También, sugirieron un procedimiento eficaz para el diseño del controlador.

Por su parte, M. Ruderman y T. Bertram [74, 75] utilizando un actuador FSMA compuesto por un campo magnético para expansión y muelle para la contracción, desarrollaron un control de histéresis inversa basado en un observador para controlar la posición, modelando la histéresis con el modelo de Preisach inverso, descrito detalladamente en [76]. El campo magnético del actuador se generó aplicando corrientes de excitación sinusoidal con valor de hasta 2 amperios a diferentes frecuencias y el resorte/muelle del actuador estaba ajustado para proporcionar una fuerza de recuperación promedio de aproximadamente

de $1,2 N$. El control de la histéresis inversa con observador conseguía predecir la trayectoria de referencia con una alta precisión, al menos hasta un rango de la parte descendente de la señal de corriente de 1,5 amperios.

El diseño de sistemas de control de este tipo de actuadores también se puede realizar teniendo en cuenta diferentes modos de actuación. Estos modos de actuación se realizan con el objetivo de producir una reducción del consumo de energía durante la actuación. Dentro de estos modos se pueden destacar: el modo «Push-Pull», el modo «Push-Push» y el modo «Set and Forget».

El modo de actuación «Push-Pull», tiene en cuenta la gran histéresis que presentan los materiales FSMA. Utilizando este modo de operación, Hubbert et al [77] realizaron el control del actuador basado en el diseño de Gauthier [14], compuesto por dos actuadores FSMA colocados de manera opuesta, descrito en la sección 2.2. Cada uno de estos tiene asociado una bobina para generar el campo magnético e inducir la deformación, en la dirección $+x$ para el actuador A y en la dirección $-x$ para el actuador B. El control de la posición se realizó con un controlador PID con las medidas de posición y corriente como retroalimentaciones. Las corrientes de cada una de las bobinas se generaban mediante técnicas de modulación por ancho de pulso (PWM de su acrónimo del inglés Pulse Width Modulation). Al aplicarle un pulso de corriente al actuador A, se le induce una expansión en la dirección $+x$, la cual produce una contracción $-x$ en el actuador B. Al eliminar este suministro de energía, la posición se mantiene gracias a la gran histéresis que presentan estos materiales lo que presenta un ahorro considerable de energía.

Por otro lado, en Riccardi et al. [78] volviendo a utilizar el actuador diseñado por Gauthier [14], tuvieron en cuenta el modo de actuación «Push-Push». Este modo de actuación se basa en que una vez que se ha alcanzado una posición de desplazamiento y aprovechando la tensión umbral mínima necesaria para la deformación, es posible mantener el valor de deformación o posición con una cantidad mínima de energía eléctrica suministrada a la bobina que había producido la deformación, siempre y cuando la carga externa no supere el valor de dicha tensión umbral mínima. Además, desarrollaron un nuevo enfoque basado en el seguimiento de las posiciones de referencia, regulando la posición de salida como un problema de estabilidad que no requería de la identificación de la histéresis con un modelo preciso. Esto permitía la aplicación de herramientas desarrolladas para sistemas lineales a este tipo de sistemas no lineales con histéresis. Posteriormente en Riccardi et al. [79], para controlar la posición de este mismo actuador, utilizaron un PID modificado para aprovechar la característica de eficiencia energética del modo de actuación «Push-Push», que permitía

una reducción de las pérdidas de energía de hasta en un 60 %.

El modo de actuación «Set and Forget» consiste en suponer que, una vez conseguida la deformación inducida por un campo magnético, después de eliminarlo, la deformación obtenida se mantiene sin la necesidad de aplicar un nuevo campo magnético, por lo tanto, sin alimentar las bobinas del actuador, con lo que se produce una reducción del consumo energía. La deformación se mantiene debido a las características intrínsecas de este tipo de materiales, concretamente, por la presencia de defectos internos o impurezas en el material. Estas impurezas poseen una fuerza de fijación mínima que es necesario superar para producir la deformación [10].

Este modo de actuación fue utilizado inicialmente por E. Asua et al. [16] para el control de posición del actuador FSMA utilizado en este trabajo, descrito en la sección 3.2. El sistema de control para el control de la posición sobre dos posiciones de referencia estaba compuesto por dos controladores PID discretos, uno para cada dirección de deformación. Los valores de ganancia de dichos controladores PID se optimizaron manualmente, consiguiéndose el control de la posición dentro del error especificado ($0,5 \mu m$).

Los resultados experimentales del control de la posición de este actuador sobre las posiciones de referencia mencionadas anteriormente realizado con los dos controladores PID, se muestran en la Figura 4.1 [16]. En dicha Figura, se representan las gráficas de las siguientes variables: en la primera gráfica se representan las señales de posición de referencia junto con la señal de posición obtenida en la salida del actuador después de la actuación del controlador. En la segunda y tercera gráfica, se representan los valores de control (voltaje) aplicados a cada bobina de las direcciones de deformación expansión y contracción, respectivamente. En la cuarta gráfica, se representa el error entre el valor de la posición de referencia y la posición de salida después de la actuación del controlador. Estos resultados experimentales muestran que es posible controlar la posición de este actuador FSMA con precisiones micrométricas sin requerir acciones de control constantes, lo que permite un ahorro de energía.

Siguiendo con el enfoque del modo de operación «Set and Forget» sobre el mismo actuador, a fin de reducir aún más el número de acciones de control realizadas sobre este actuador y reducir el consumo de energía, J. Jugo et al. [57] desarrollaron dos estrategias de control. La primera estrategia consistía en utilizar un control proporcional periódico estándar, mientras que la segunda en un controlador basado en eventos (control EBC).

La primera estrategia de control era un controlador Proporcional periódico estándar utilizando el modelo zona muerta (descrito en el capítulo 3) para el

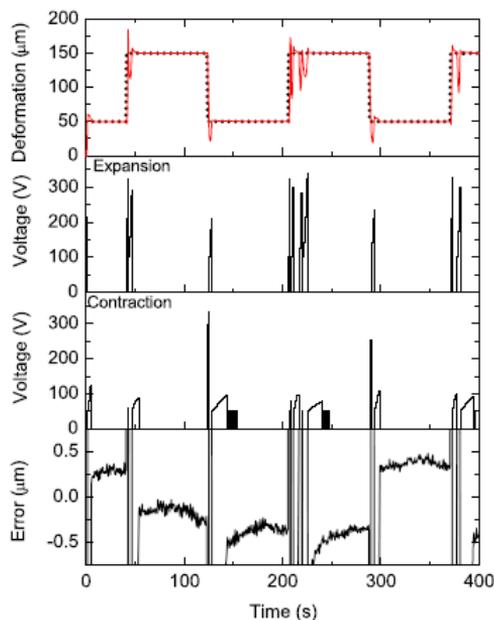


Figura 4.1 – Parámetros experimentales presentados en las gráficas son los siguientes: Arriba: señal de referencia (línea negra punteada) y respuesta del actuador (línea roja continua). Medio: Voltajes de la señal de control para las direcciones de deformación expansión y contracción. Abajo: Error de posición, diferencia entre la señal de referencia y la señal medida en el actuador.

control de posición sobre dos posiciones de referencia. Los resultados experimentales mostraron que con este controlador periódico se alcanzaban dichas posiciones de referencia dentro del error especificado en el controlador. El número total de acciones de control realizadas fue de 182 acciones con un periodo de 550 ms y un tiempo total de medida de 100 s. El valor de este periodo se eligió teniendo en cuenta el tiempo de ejecución más largo del sistema, el tiempo de carga de los condensadores (200 ms), además se le añadió un tiempo de espera de 350 ms, para ser más conservadores. Los resultados obtenidos se presentan en diferentes gráficas representadas en la Figura 4.2 [57], en cada una de las gráficas se presentan los mismos parámetros que los representados en la Figura 4.1 .

La segunda estrategia, el control EBC, se describe más ampliamente en la siguiente sección, al ser la metodología de control utilizada en este trabajo

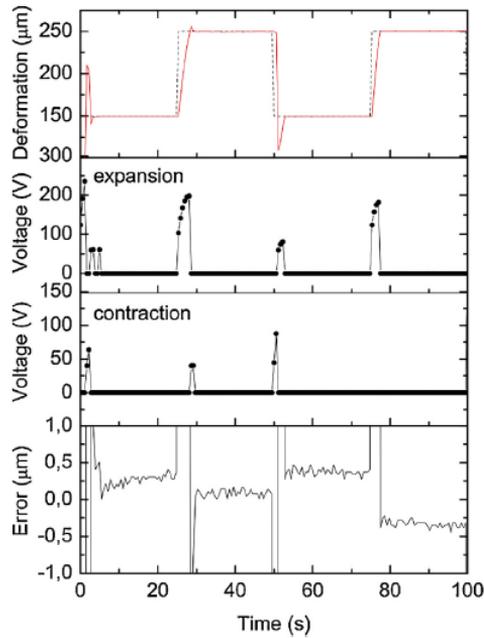


Figura 4.2 – Los resultados experimentales presentados en las siguientes gráficas son los siguientes: Arriba: señal de referencia (línea negra punteada) y respuesta del actuador (línea roja continua). Medio: Voltajes de la señal de control para las direcciones de deformación expansión y contracción. Abajo: Error de posición, diferencia entre la señal de referencia y la señal medida en el actuador.

para el control del actuador FSMA.

4.3 Control basado en eventos (control EBC)

En esta sección, se describe la metodología de control basado en eventos (control EBC). Esta metodología de control se basa en activar la acción de control solo cuando se cumple una condición o condiciones. El enfoque más extendido en la aplicación de esta metodología del control por eventos es la técnica de muestreo activada por niveles [80]. La principal ventaja de esta estrategia de control es que se reduce sustancialmente el número de acciones de control mientras el sistema se mantiene bajo control. Esta técnica de muestreo por niveles se activa cada vez que el nivel predefinido se sobrepasa. Genéricamente, se puede

4.3. Control basado en eventos (control EBC)

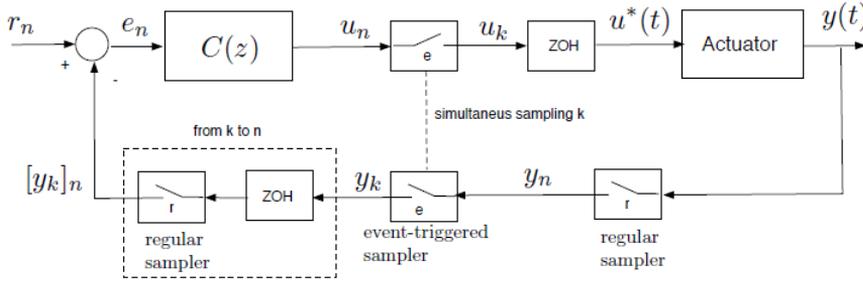


Figura 4.3 – Esquema del sistema de control de activación de eventos discretos síncronos implementado.

expresar con la siguiente ecuación:

$$\|x(t) - x(t_k)\| < \delta \quad (4.1)$$

siendo t_k el último tiempo de muestreo realizado, δ representa el valor de nivel umbral definido y $x(t_k)$ la variable que se estudia.

Para la definición de la ley de muestreo por nivel utilizada en el controlador EBC, ésta debe tener en cuenta las características del actuador FSMA. Además, en este controlador EBC se utiliza la estrategia de muestreo de activación de eventos síncronos [81] garantizándose la estabilidad del sistema [82]. El muestreo de activación de eventos síncronos consiste en que el controlador muestrea simultáneamente la señal de control u_k y la salida del sistema y_k , pero solo cuando se cumple la ley de muestreo por niveles se aplica. Este control EBC discreto lo diseñaron e implementaron J. Jugo et al. [57] y M. Eguiraun [2] con el fin de controlar la posición del actuador FSMA sobre dos posiciones de referencia predefinidas. En la Figura 4.3 se presenta el esquema del sistema de control EBC, donde se aprecian las diferentes frecuencias de tasas de muestreo con las que opera el controlador, una periódica y otra no periódica [57].

El muestreo periódico se realiza con un tiempo regular T_n de 50 ms, el cual proporciona al controlador una alta tasa de respuesta. En cada muestreo se adquiere el valor de la señal de salida de la posición del actuador, y_k , y la salida u_n del controlador discreto $C(z)$. Sin embargo, esta señal de control u_n no se aplica al actuador y la señal de posición y_k no se actualiza en el controlador hasta que se cumpla la condición de evento definida por la ley de muestreo por nivel. Cuando se cumple la condición de esta ley, se genera el

evento. Como consecuencia de esto, este nuevo valor de la señal de control u_k se aplica al actuador y el nuevo valor de la señal de salida y_k se actualiza en el controlador simultáneamente.

Esta señal de control u_k , al ser una señal discreta, se convierte a una señal de tiempo continuo antes de aplicarse al actuador por medio de un retenedor de orden cero ZOH (de su acrónimo del inglés Zero-Order-Hold). Por otro lado, la señal de salida muestreada por eventos y_k antes de enviarse al controlador debe ser muestreada de nuevo para que coincida con la tasa de muestreo periódica T_n . Esto es matemáticamente equivalente a convertir esta señal discreta en una señal continua por medio de un retenedor ZOH y re-muestrear el resultado de esta salida $[y_k]_n$ con la tasa periódica T_n , como se presenta en la Figura 4.3. En cambio, si no se genera el evento, la señal de control u_k no se envía al actuador y la señal de salida y_k presente en el controlador se mantiene constante debido a las características del actuador.

La implementación general de la ley de muestreo basado en eventos debe evaluar tanto la señal de salida del controlador u_n y la salida del sistema y_n . Pero debido al modo de actuación del actuador («Set and Forget») y a la suposición inicial de que la posición del material (deformación) permanece estable o constante entre dos pulsos de control suministrados consecutivamente, no se considera inicialmente necesario la inclusión de la variación de la posición como una condición de evento.

Teniendo en cuenta esta consideración inicial, la ley de muestreo activa por nivel para determinar la condición de evento se define del siguiente modo: la activación de la nueva acción de control u_{k+1} , solo se determina teniendo en cuenta la variación entre dos señales de control, definida como el error de control e_u . Este error es la diferencia entre el valor de voltaje de la última acción de control aplicada u_k y el valor de control actual muestreado u_n .

$$e_u = u_k - u_n. \quad (4.2)$$

La ley de muestreo por nivel se formula con las siguientes ecuaciones:

$$u_{k+1} = \begin{cases} |u_n| & \text{Si } (u_n > 0) \ \& \ (|e_u| > \sigma_{u,C} \cdot |u_n| + \epsilon_{u,C}) \\ -|u_n| & \text{Si } (u_n \leq 0) \ \& \ (|e_u| > \sigma_{u,E} \cdot |u_n| + \epsilon_{u,E}) \\ u_k & \text{de lo contrario : evento no se activa} \end{cases} \quad (4.3)$$

donde $\epsilon_{u,C/E}$ y $\sigma_{u,C/E}$ son parámetros ajustables elegidos por el diseñador y los subíndices C/E indican la dirección de deformación contracción y expansión,

4.3. Control basado en eventos (control EBC)

respectivamente. Con esta fórmula se garantiza que la ley de muestreo tenga en cuenta la naturaleza asimétrica del actuador FSMA.

El control EBC discreto $C(z)$ diseñado esta compuesto por dos algoritmos de control PI (Proporcional e Integral) implementados ambos con la ecuación diferencial:

$$\begin{cases} u_k = K_p \cdot e_k + K_i \cdot ie_k \\ ie_k = ie_{k-1} + T_d \cdot e_k \end{cases} \quad (4.4)$$

donde u_k representa la señal de control, e_k representa la señal de error en instante k , ie_k representa la integral del error acumulado en el instante k , ie_{k-1} la integral del error acumulado en el instante $k - 1$ y T_d el periodo de muestreo. K_i representa el valor de ganancia integral y K_p el valor de ganancia proporcional.

Como se utiliza este mismo algoritmo para cada una de las direcciones de deformación y debido al carácter asimétrico del comportamiento del actuador en cada una las direcciones, es necesario multiplicar la señal de control de una de estas direcciones para paliar esta diferencia. En este caso particular, se multiplica la señal de control de expansión por un factor o valor numérico de 0,4. Los valores de ganancia del algoritmo de control PI se ajustaron por medio de simulaciones basadas en el modelo Zona Muerta, realizadas con el lenguaje de programación MATLAB/Simulink. Posteriormente, con las primeras pruebas experimentales se realizó el ajuste final de las ganancias en el actuador real, para mejorar el rendimiento del controlador EBC.

El experimento de control de posición del actuador FSMA, consiste en controlar la posición sobre las posiciones de referencia de 150 y 250 μm (mismos valores que los utilizados en las estrategias de control anteriores) y con un error de control permitido de 0,5 μm .

En la Figura 4.4 se representan los resultados experimentales utilizando el controlador EBC para el control de la posición sobre estas dos posiciones de referencia [57]. En las gráficas se representan los mismos parámetros que los representados en la estrategia de control periódico. En la primera gráfica se representan la señal de posición de referencia definida junto a la posición de la salida real medida en el actuador. La segunda y tercera gráfica representan las acciones de control realizadas en las direcciones de deformación expansión y contracción, respectivamente. Por último, en la cuarta gráfica se representa el error de posición obtenido durante todo el experimento. En la Figura 4.4 se aprecia como el control EBC consigue controlar las posiciones de referencia

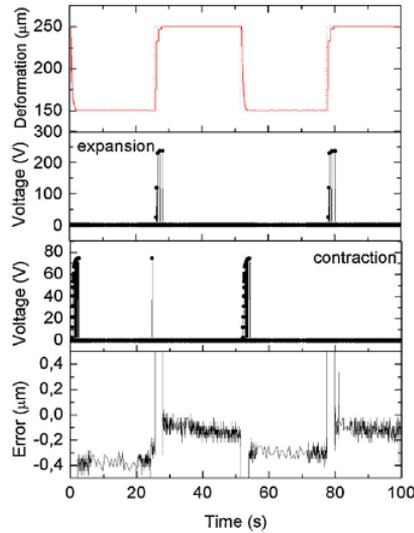


Figura 4.4 – Resultados experimentales obtenidos con el control EBC. Se representan de arriba a abajo los siguientes parámetros: la posición de referencia junto con la posición del actuador FSMA, la generación del evento en cada una de las direcciones de deformación y el error de posición alcanzado.

(primera gráfica) dentro de un error especificado (cuarta gráfica) con pocas acciones de control (segunda y tercera gráfica). El número de acciones de control totales realizadas fue de 35 eventos en un tiempo de 100 s, un valor mucho menor que el obtenido con el control Proporcional periódico (anterior estrategia) que fueron de 182 eventos. Dado el buen resultado de este controlador, ha sido elegido como referencia para el resto de la tesis.

4.3.1 Modificación del algoritmo de control EBC

La influencia de la temperatura en los actuadores FSMA es bien conocida, la cual puede producir un cambio de fase en el cristal FSMA con la consecuente pérdida de la propiedad de memoria de forma como se mencionó en el capítulo 2. Además, la temperatura tiene gran influencia sobre el comportamiento del actuador, al producir variación en la posición o deformación, aunque esto sólo se da si la actuación se produce durante un tiempo prolongado (mencionado en el capítulo 3). Esto quiere decir, que bajo estas circunstancias el modo

4.3. Control basado en eventos (control EBC)

de funcionamiento «Set and Forget» no es totalmente válido. Esta variación de posición tiene un valor numérico de $\frac{2\mu m}{K}$ para el cristal de la longitud específica que se usó en ese momento, la cual no se tuvo en cuenta en la primera ley de muestreo por nivel, definida en la ecuación 4.3.

Para tener en cuenta la variación de la posición debida a la influencia de la temperatura, se ha definido una nueva ley de muestreo por nivel. Esta nueva ley está compuesta por la primera ley de muestreo por nivel (ec.4.3) y se le ha añadido la variación de la posición (e_y) a la condición de evento. Esta nueva ley se define matemáticamente con las siguientes ecuaciones:

$$u_{k+1} = \begin{cases} |u_n| & \text{if } (u_n > 0) \& (|e_u| > \sigma_{u,C} \cdot |u_n| + \epsilon_{u,C} \text{ or } |e_y| > \epsilon_y) \\ -|u_n| & \text{if } (u_n \leq 0) \& (|e_u| > \sigma_{u,E} \cdot |u_n| + \epsilon_{u,E} \text{ or } |e_y| > \epsilon_y) \\ u_k & \text{otherwise : event not triggered} \end{cases} \quad (4.5)$$

donde u_n , e_u , $\sigma_{u,C}$, $\sigma_{u,E}$, $\epsilon_{u,C}$, $\epsilon_{u,E}$ son los mismos parámetros que los presentes en la primera ley de muestreo definida en la ec. 4.3, e_y es la diferencia entre el ultimo valor de posición enviado al controlador y_k al producirse el evento anterior e y_n el valor de posición actual medido, ($e_y = y_n - y_k$) y ϵ_y el límite de error mínimo de posición permitido.

Además, con el fin de compensar el comportamiento asimétrico y tener en cuenta las diferentes pendientes de la deformación en cada una de las direcciones de contracción y expansión, se definen dos nuevos algoritmos de control PI, uno para cada una de las direcciones de deformación. Estos se definen matemáticamente con las siguientes ecuaciones:

$$u_n = \begin{cases} K_{p/C} \cdot e_k + K_{i/C} \cdot ie_k & \text{if } (u_n > 0) \\ ie_k = ie_{k-1} + T_d \cdot e_k \\ K_{p/E} \cdot e_k + K_{i/E} \cdot ie_k & \text{if } (u_n < 0) \end{cases} \quad (4.6)$$

donde, de nuevo, u_n representa la señal de control, e_k representa la señal de error en instante k , ie_k representa la integral del error acumulado en el instante k , ie_{k-1} la integral del error en el instante $k - 1$ y T_d el periodo de muestreo. K_i y K_p representan los valores de las ganancias para la parte integral y proporcional del algoritmo PI y los subíndices C y E representan las direcciones de deformación contracción y expansión, respectivamente.

Se ha de mencionar, que se han probado diferentes variaciones del algoritmo de

control PI, una variación de este algoritmo sería el reseteo de error acumulado ie_k al cambiar la dirección de deformación.

El cálculo de estos valores de ganancia de los controladores PI (ec. 4.6), así como los valores límites de la nueva ley de muestreo por eventos (ec. 4.5) es una tarea particularmente difícil, teniendo en cuenta las características intrínsecas del material FSMA y de este actuador en particular. Por lo que, para el cálculo de estos parámetros, se ha optado por la definición de un método o procedimiento de optimización numérica, que se describe en detalle en la siguiente sección.

4.4 Optimización Numérica

En la literatura existen una gran cantidad de métodos de optimización para la minimización (maximización) de una función de coste (J), con el objetivo de calcular los parámetros óptimos de un sistema. Dentro de estos métodos de optimización, se pueden destacar los Métodos de Algoritmos Genéticos [83] y los Métodos de MonteCarlo (MC) [84]. Los Métodos de MC son un conjunto de métodos estadísticos para resolver problemas físicos y matemáticos complejos, mediante la simulación de variables aleatorias. A su vez, dentro estos Métodos MC, existen una gran cantidad algoritmos matemáticos para realizar las optimizaciones numéricas aleatorias, como los Métodos de Entropía Cruzada, los de Descenso de Gradiente y el de Random Walk [85, 84].

En este trabajo en particular, la optimización numérica consiste en la obtención de los valores óptimos de los parámetros del controlador EBC (ec. 4.6) y de los valores umbrales de la condición de la ley de muestreo basada en eventos (ec. 4.5) de acuerdo con una función de coste definida. Esta optimización consta de dos fases. En la primera fase, la optimización se realiza mediante simulación basada en modelos. Dichos modelos deben tener en cuenta las diferentes características no lineales de dicho actuador. La segunda fase consiste en realizar la optimización en el actuador real, teniendo como condiciones iniciales de optimización los valores numéricos obtenidos en la primera fase.

En un primer momento, los parámetros a optimizar, es decir, los valores óptimos de las ganancias de los controladores PI y los valores límite de la ley de muestreo, se calcularon mediante simulación con el Método descenso de gradiente [85] utilizando el modelo Zona Muerta del actuador (descrito en el capítulo 3) con el lenguaje de programación MATLAB/Simulink. Sin embargo, no se obtuvieron resultados satisfactorios, por lo que se descartó su uso y se optó por utilizar un método tipo Montecarlo como algoritmo de optimización numérica.

4.4.1 Método de optimización propuesto

El método de optimización numérica propuesto es un Método tipo Montecarlo, consiste en la minimización de una función de coste J mediante un proceso iterativo, generando de manera aleatoria los valores numéricos de las variables a optimizar. Esta función está restringida a la dinámica del sistema o el comportamiento del actuador FSMA y es una elección importante del diseñador. Este procedimiento, desarrollado dentro del grupo de investigación GAUDEE; ya se utilizó como metodología de optimización por J. Olondriz et al. [?], como Metodología de optimización del lazo de control de realimentación para turbinas eólicas marinas flotantes, obteniendo resultados satisfactorios.

La optimización propuesta es un proceso iterativo para minimizar la función de coste J , la cual determina los objetivos de control y está restringida a la dinámica o comportamiento del actuador. Esta función de coste J se define matemáticamente con la siguiente ecuación:

$$J = K_e \cdot |r - y| + K_u \cdot |u| + K_n \cdot n \quad (4.7)$$

donde $r - y$ es el error de posición, u es el valor de la señal de control (voltaje aplicado), ambos en valor absoluto, y n es el número de acciones de control. Los parámetros K_e , K_u , K_n son valores numéricos constantes elegidos por el diseñador, que restringen la dinámica del actuador.

Los valores del error de posición ($|r - y|$), la señal de control ($|u|$) y el número de eventos (n) se obtienen al realizar el control de posición con el control EBC con los valores de ganancia (ec.4.6) y con los valores de la ley de muestreo (ec. 4.5) generados de manera aleatoria en cada iteración.

La generación de cada uno de los valores aleatorios de los parámetros a optimizar, (valores de ganancia de los controladores PI y los valores umbrales de ley de muestreo por eventos definida), se rige por la ecuación P_i^r , a partir de unas condiciones iniciales definidas de dichas variables, $P[0]$. Estas condiciones iniciales generan el valor mínimo inicial de la función de coste, $J[0]$.

La generación de los valores aleatorios de cada variable matemáticamente se define con la siguiente ecuación:

$$P_i^r = P_i[n - 1] + \alpha_i ; \quad P_i[n - 1] \bigwedge P_i^r[n] \in \Lambda_i \quad (4.8)$$

con $i = 1, \dots, n_p$, siendo n_p el número de variables o parámetros que se desean optimizar, que en este caso son: los valores de ganancia de los controladores PI y los valores límite de la ley de muestreo por eventos. Λ_i es el conjunto de

condiciones o restricciones donde se incluyen el comportamiento del actuador FSMA y las condiciones de la ley de eventos definidas. P_i^r representa cada uno de los nuevos valores de ganancia de los controladores PI y de los valores límite de la condición de evento generados de manera aleatoria, mientras que $P_i[n-1]$ representa los valores óptimos de estos mismos parámetros que se han ido guardando iteración a iteración. El parámetro α_i es un valor numérico que se define para garantizar que los nuevos parámetros P_i^r generados estén en una región acotada alrededor de los últimos valores de referencia $P_i[n-1]$ obtenidos. Con los nuevos parámetros P_i^r , junto con el modelo del actuador, se calcula el valor la función de coste realizando una simulación. Si el valor de esta función de coste obtenida es menor que el valor obtenido en la iteración anterior, $J[n] < J[n-1]$, los parámetros P_i^r así como el valor actual de la función de coste $J[n]$, son guardados como referencia para la iteración siguiente. Esto se expresa matemáticamente de la siguiente forma:

$$\begin{cases} P_i[n] = P_i^r \\ J[n] = J_r \end{cases} \quad (4.9)$$

En caso contrario, los actuales valores aleatorios generados P_i^r no se actualizan como los nuevos valores de referencia ($P_i[n]$), por lo que se mantienen como referencia los valores de los parámetros $P_i[n-1]$ junto con su valor asociado de la función de coste $J[n-1]$. El número de iteraciones de este proceso de optimización es un número lo suficientemente alto, el cual permite obtener un valor bajo de la función de coste, pero con un tiempo de computación aceptable. Por lo tanto, la solución obtenida es subóptima.

Se podría considerar aplicar este método de optimización numérica directamente al actuador real, a la planta real, sin la necesidad de la fase optimización de simulación basada en modelos. Sin embargo, en nuestro caso, debido a la fragilidad del cristal FSMA y el alto número de iteraciones normalmente requeridas para la optimización, produciría un deterioro del cristal FSMA y además sería necesario un tiempo prolongado para su realización.

Se debe añadir, que, en este trabajo, se han obtenido diferentes modelos con redes neuronales, en dos de ellos se ha utilizado la temperatura del cristal como variable. Esto proporciona un modelo con mayor precisión, debido a la influencia de la temperatura en el comportamiento del actuador durante la actuación. Sin embargo, la inclusión del modelo que tiene en cuenta la temperatura en el algoritmo de optimización tiene un problema: la fase de simulación basada en modelos no dispone de la medición de la temperatura, y sería conveniente

disponer de un modelo de la temperatura debido a su influencia en la posición del actuador. Por consiguiente, el modelo que se utiliza en la optimización numérica es el modelo de redes neuronales que no tiene en cuenta la temperatura y utiliza las variables de entrada de voltaje y tres posiciones anteriores.

Con el fin de reducir el efecto de la temperatura sobre el actuador FSMA, se ha aumentado el tiempo mínimo entre eventos de control a 3 segundos, distribuidos entre el tiempo requerido por el sistema de potencia para generar la señal de control (~ 500 ms) y un tiempo de reposo introducido por el controlador para facilitar la disipación de calor (2,5 s).

Además, como ha transcurrido mucho tiempo desde la fabricación de los cristales FSMA utilizados en este trabajo y han sido sometidos a una alta cantidad de ciclos de trabajo, el comportamiento del cristal cambia después de transcurrido un tiempo sin haber sido utilizado, dando como resultado un cambio en la dinámica del sistema. Este cambio es debido a la aparición de grietas en cristal FSMA, lo que limita el movimiento de las maclas y, en consecuencia, el rango de deformación del cristal. Por lo tanto, un modelo de actuador puede ser inexacto después de cierto tiempo o tras un uso prolongado del actuador. Por esta razón, puede ser conveniente reconstruir el modelo del actuador con regularidad, dependiendo de la respuesta particular del cristal. En el caso del actuador considerado en este trabajo, se ha calculado un nuevo modelo cada 6 meses.

4.4.2 Procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA

Debido a la necesidad de calcular nuevos modelos del actuador regularmente, en esta sección se presenta un procedimiento automatizado completo del desarrollo del control de posición de este actuador FSMA, incluyendo la fase de diseño del modelo del actuador FSMA mediante redes neuronales, la optimización numérica utilizando el Método de optimización propuesto, que incluye tanto la optimización basada en modelos como la optimización final en el actuador real. Este procedimiento se resume en la Figura 4.5, mediante la representación de un diagrama de bloques, donde se incluyen los diferentes pasos a seguir.

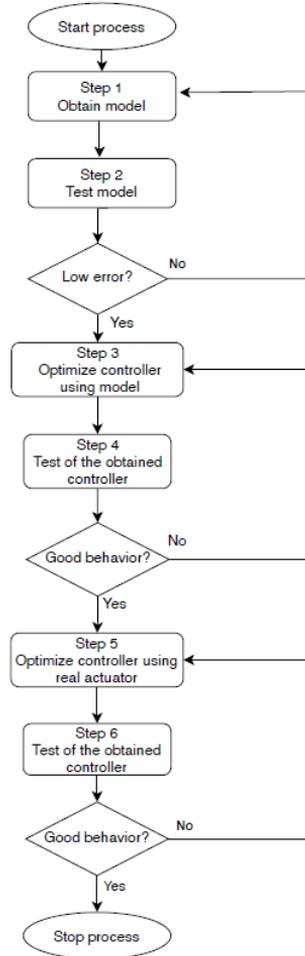


Figura 4.5 – Diagrama de bloques de los pasos a seguir en el procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA.

Cada uno de los pasos de este procedimiento, se enumeran y describen en la siguiente lista:

1. Recopilación de datos experimentales del actuador FSMA, registrando la salida (deformación) del actuador inducida por valores aleatorios de voltaje sobre todo el rango de trabajo (valores de 0 a 400 voltios), tanto

en el modo expansión como contracción. Estos conjuntos de datos deben tener una longitud de muestras de datos entre las 12000–15000 muestras, para tener un buen equilibrio entre los resultados obtenidos y el tiempo de computación necesario. Estos conjuntos se utilizarán en el entrenamiento y validación de los modelos.

2. Utilizando el modelo obtenido con la técnica de aprendizaje automático, realizar el entrenamiento del modelo de la red en el marco de Keras, con uno de los conjuntos de los datos recopilados experimentalmente (datos de entrenamiento), como se explicó en el capítulo 3.
3. Evaluar el modelo con otro conjunto de datos experimentales (datos de evaluación) diferentes al conjunto utilizado en el entrenamiento y verificar que el error de predicción del modelo está dentro del valor considerado aceptable, [5 – 15 %].
4. Con el Método de optimización propuesto (descrito en la sección 4.4.1) realizar la optimización numérica mediante simulación basado en el modelo de redes neuronales obtenido y evaluado en los pasos 1-3.
5. Probar en el actuador real los parámetros de control y ley de eventos obtenidos en simulación. Si el resultado es satisfactorio, realizar el ajuste final. En caso contrario, realizar de nuevo la optimización basada en modelos (paso 4).
6. Realizar el ajuste final de los parámetros de control y de la ley de muestro utilizando el procedimiento de optimización sobre el actuador real. Los parámetros obtenidos en la optimización mediante modelos (paso 5) se utilizan como condiciones iniciales. Si los resultados de la simulación con estos parámetros iniciales son buenos, solo será necesario varias decenas de iteraciones en el actuador real para conseguir los parámetros óptimos finales.

4.5 Resultados Experimentales

En esta sección se presentan varios ejemplos de resultados experimentales obtenidos al aplicar el Método de optimización numérica (descrito en sección 4.4.1) y al realizar el procedimiento automático completo del diseño del control de posición del actuador FSMA (descrito en la sección 4.4.2).

4.5.1 Ejemplo de aplicación del Método de optimización numérica propuesto

En esta subsección se presenta uno de los resultados obtenidos al aplicar el Método de optimización numérica propuesto mediante la simulación basada en modelos. El modelo utilizado tiene como variables de entrada el voltaje y tres posiciones anteriores sin tener en cuenta la temperatura y se ha obtenido mediante la técnica de Aprendizaje automático con redes neuronales (descrita en el capítulo 3). Este proceso de optimización iterativo calcula los valores de ganancia de los controladores PI y los valores límite de la ley de eventos para el modelo desarrollado con un número de iteraciones de un número aproximado de, al menos, 5000 iteraciones, minimizando la función de coste J (ec.4.7), definida con los siguientes valores de ganancias $K_e = 20$, $K_u = 0,1$ y $K_n = 20$. Para completar las 5000 iteraciones, un ordenador con un procesador intel-core i5-1035G1 requiere aproximadamente de 24 horas.

El control de posición se realiza sobre dos posiciones de referencia (150 y 250 μm) dentro del error permitido establecido (0,5 μm). Los valores subóptimos obtenidos de estos parámetros al aplicar este Método con este modelo se presentan en la Tabla 4.1.

	EXPANSIÓN		CONTRACCIÓN	
	Control PI	Evento	Control PI	Evento
MODELO	$K_{p/E}=0,2$	$e_{u/E}=0,584$	$K_{p/C}=0,2$	$e_{u/C}=2,215$
	$K_{i/E}=97,514$	$e_{y/E}=0,394$	$K_{i/C}=37,858$	$e_{y/C}=1,745$

Cuadro 4.1 – Valores numéricos subóptimos de los valores de ganancia de los controladores PI (en ambas direcciones) y de los valores límite de la ley de eventos para el modelo del actuador utilizado.

En la Figura 4.6 se representa el control de la posición sobre las dos posiciones de referencia utilizando los valores subóptimos de los parámetros del controlador PI y de la ley de muestreo por eventos, obtenidos con la optimización basada en el modelo (compuesto por las 4 entradas de voltaje y tres posiciones anteriores). En dicha Figura, se observa como el controlador consigue alcanzar las posiciones de referencia, aunque el modo expansión se comporta de manera más suave que el modo contracción, el cual produce un sobre impulso al inicio de la actuación. Sin embargo, consigue alcanzar la posición de referencia dentro del error especificado con pocas acciones de control.

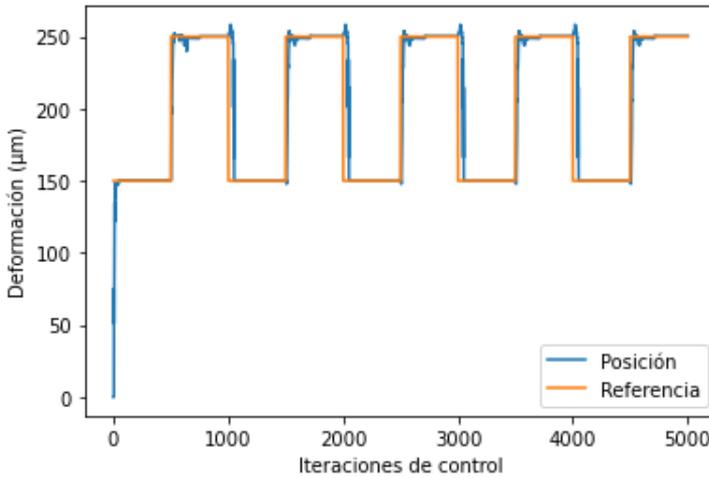


Figura 4.6 – Simulación del control de posición utilizando los parámetros óptimos del controlador EBC obtenidos mediante la optimización basada en el modelo de cuatro entradas.

Con estos resultados experimentales, se puede llegar a la conclusión que estos valores subóptimos de los parámetros del controlador EBC obtenidos con este Método de optimización, son buenos candidatos para utilizarlos en la optimización final en el actuador real. Aunque, debido al tiempo transcurrido desde la última utilización del actuador, este modelo puede ser inexacto, no pudiéndose realizar la optimización final en el actuador real. Por lo que ha sido necesario el cálculo de un nuevo modelo, el cual consta de la misma estructura y número de entradas que el utilizado anteriormente. El cálculo de este nuevo modelo así como la optimización numérica se realiza siguiendo los pasos descritos en el procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA. Los resultados obtenidos al realizar este procedimiento se presentan en la siguiente sección.

4.5.2 Ejemplo del Procedimiento automático de optimización numérica del controlador EBC del actuador FSMA

En esta subsección, se presentan los resultados obtenido al realizar un ejemplo de la aplicación del procedimiento automatizado completo del desarrollo

del control de posición de este actuador FSMA. Este procedimiento se realiza debido a la necesidad de calcular regularmente modelos del actuador FSMA, ya que sufre cambios en su dinámica tras transcurrido un tiempo o con un uso prolongado. Este nuevo modelo consta de la misma estructura y número de entradas que el utilizado anteriormente.

Para ello, se han realizado nuevas medidas experimentales para recopilar nuevos conjuntos de datos de entrenamiento y validación para este nuevo modelo. El entrenamiento se ha realizado con el conjunto de datos de entrenamiento que cuenta con 14.988 muestras y realizado con un número de épocas (epoch) de 1000. Los valores de la función de pérdida y la métrica obtenidos con el nuevo entrenamiento se presentan en la Tabla 4.2. En esta Tabla, además, se incluyen el porcentaje de error de predicción del modelo al evaluarlo utilizando las posiciones anteriores del actuador real como entradas al modelo (% error entrenamiento) y el porcentaje de error de predicción del modelo al utilizar los valores de salida de la predicción del propio modelo como entradas (% error predicción), los valores numéricos obtenidos de estos errores han sido 1,42 % y 5,13 %, respectivamente.

Muestras	Epoch	Loss	Mae	% error entre.	% error predicción
14.988	1.000	1,08292e-04	0,0073	1,42 %	5,13 %

Cuadro 4.2 – Parámetros y resultados de la fase de entrenamiento, además el porcentaje de error es el promedio de todos los resultados de las fases de entrenamiento y predicción.

Con el modelo entrenado se procede a su evaluación. Para ello, se utiliza el conjunto de datos de validación/evaluación (conjunto no utilizado en el entrenamiento), que contiene un número aproximado de 13.000 muestras. El porcentaje del error de predicción obtenido, el error de predicción del modelo utilizando los valores de salida de la predicción del propio modelo como entradas, tiene un valor 5,4 % , valor que está dentro del rango de [5 – 15 %], porcentaje de error considerado aceptable. Por lo tanto, la respuesta de este nuevo modelo puede considerarse suficientemente buena para ser utilizado en el proceso de optimización del controlador EBC.

En la Figura 4.7, se representan el resultado parcial de proceso de validación o evaluación, donde se comparan la posición real del actuador (línea azul) y las predicciones del modelo en función de las acciones de control. Estas predicciones incluyen tanto la predicción de la salida del modelo utilizando los valores de

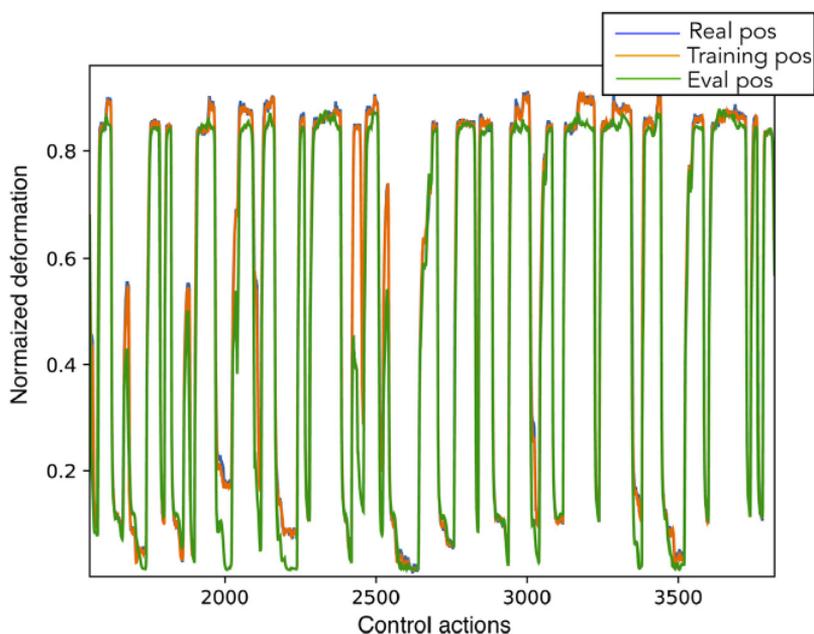


Figura 4.7 – Comparación de los valores de deformación de la predicción del modelo con los datos del actuador (línea naranja), predicción del modelo utilizando las salidas de propio modelo como entradas (línea verde) y los valores de deformación reales obtenidos por el actuador (línea azul).

posición real del actuador como entradas (línea naranja) y la predicción de la salida del actuador utilizando las predicciones del propio modelo como entradas (línea verde), ambas predicciones se mencionan y explican en el capítulo 3 al describir la técnica de Aprendizaje Automático con redes neuronales. Además, en esta Figura 4.7 las deformaciones están normalizadas al rango de $[0, 1]$, siendo 0 la deformación mínima y 1 la deformación máxima obtenida para el cristal de este actuador en particular. La normalización de la deformación es útil para comparar resultados cuando se utilizan diferentes cristales e incluso diferentes referencias.

Al aplicar la primera fase del Método de optimización numérica, es decir, se realiza la optimización numérica con simulaciones basadas en el modelo sobre las posiciones de referencia de 40 y 100 μm . Este proceso de optimización se realiza con 5.000 iteraciones de simulación para minimizar la función de coste

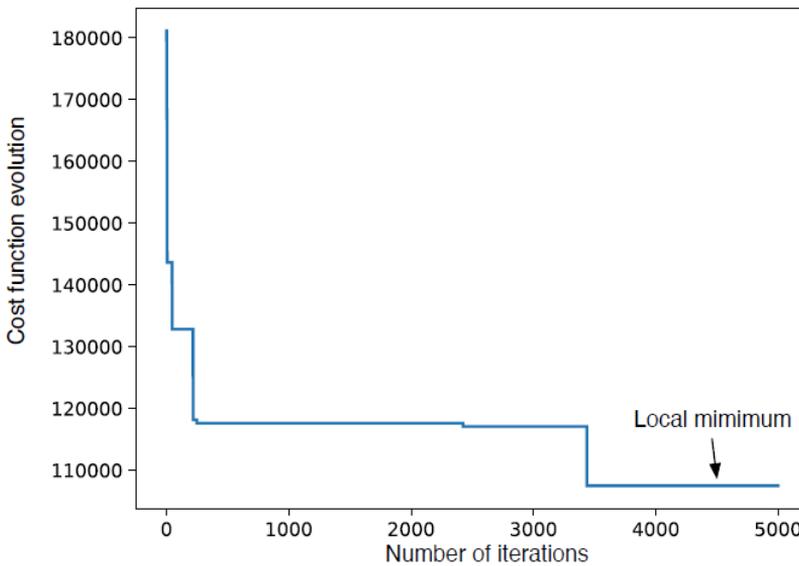


Figura 4.8 – Evolución función de coste J, al realizar la optimización basada en modelos respecto al número de iteraciones.

J (ec.4.7), definida de nuevo con los valores de ganancias $K_e = 20$, $K_u = 0,1$ y $K_n = 20$. La evolución de los valores numéricos de la función de coste y de los valores de ganancia de los controladores PI durante las 5.000 iteraciones de la optimización se representan en las Figuras 4.8 y 4.9, respectivamente.

Al finalizar este proceso de optimización basada en el modelo, los valores (sub) óptimos de ganancia de los controladores PI obtenidos han sido $K_{p/E} = 2,075$, $K_{i/E} = 22,165$ y $K_{p/C} = 1,8$ y $K_{i/C} = 266,78$ y los valores límite de la ley de muestreo han sido $\varepsilon_{u/E} = 0,43$ y $\varepsilon_{u/C} = 0,66$ con $\sigma_{u,C/E}^+ = \sigma_{u,C/E}^- = 0$. Los subíndices E/C hacen referencia de nuevo al modo de expansión y contracción, respectivamente.

En la Figura 4.10 se representa el resultado de la simulación del control de posición en función de las iteraciones de control, utilizando estos valores de los parámetros óptimos obtenidos en la optimización basada en el modelo, sobre las posiciones de referencia definidas anteriormente (40 y 100 μm). En dicha Figura, se observa que el modo contracción es lo suficientemente suave, en comparación con el modo expansión, a diferencia de la relación de los modos obtenida con el modelo anterior. Esta diferencia se debe principalmente a que

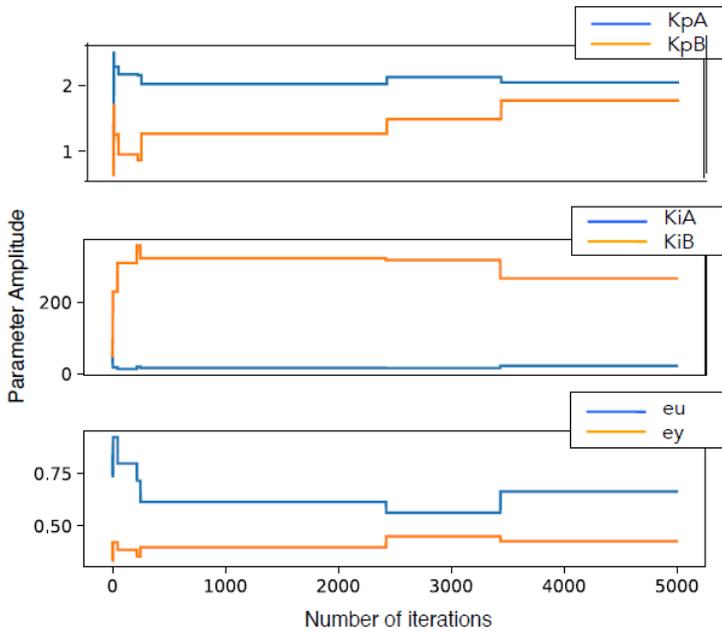


Figura 4.9 – Evolución de los valores del controlador EBC al realizar la optimización basada en modelos respecto al número de iteraciones.

el comportamiento del cristal es diferente, los rangos de deformación totales son distintos para cada uno de los experimentos.

Tras este proceso de optimización basada en el modelo, y después de corroborar en el actuador real, el buen desempeño de los parámetros obtenidos en dicha optimización. Permite la utilización de estos parámetros como condiciones iniciales de la optimización final en el actuador real. En este proceso final, los valores óptimos de las ganancias de los controladores PI obtenidos han sido $K_{p/E} = 0,6572$, $K_{i/E} = 197,71$ y $K_{p/C} = 1,6435$ y $K_{i/C} = 351,167$ y los valores de la ley de muestreo han sido $\epsilon_{u/E} = 0,49$ y $\epsilon_{u/C} = 0,8672$ con $\sigma_{u,C/E}^+ = \sigma_{u,C/E}^- = 0$.

El comportamiento resultante del actuador utilizando los valores de los parámetros obtenidos en la optimización final en función de las iteraciones de control se muestran en la Figura 4.11. La posición de referencia se representa con una línea naranja, y la posición alcanzada por el actuador con una línea azul. Se observa como la posición del actuador sigue la referencia con un buen

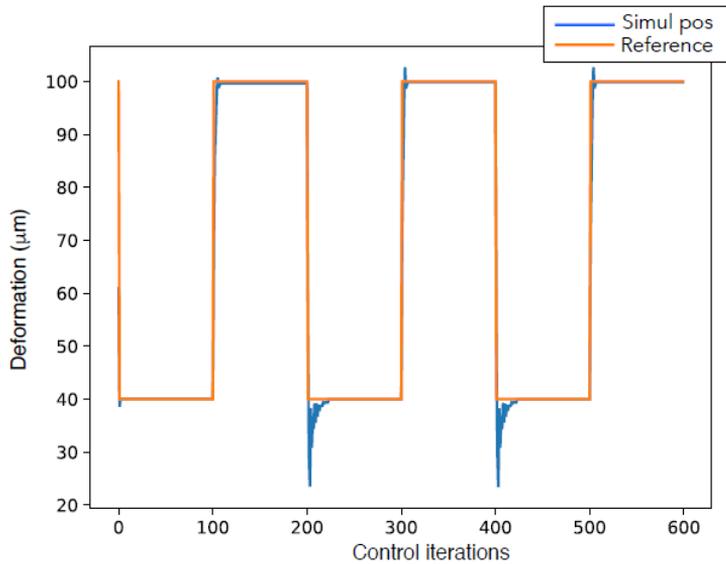


Figura 4.10 – Gráfica de control de posición sobre las posiciones de referencia (40 y 100 micras) utilizando los valores de ganancia de los controladores PI y de la ley de muestro obtenidos con la optimización numérica por simulación basada en modelos.

transitorio dentro del rango del error de posición permitido de $< 0,5 \mu m$. Además, se aprecia como el comportamiento de la planta real, es más suave que la respuesta del modelo. Por lo que, la utilización de este modelo en el proceso de optimización puede considerarse válido.

En la Figura 4.12 se muestra la señal de control aplicada al actuador generada con los valores de ganancia de los controladores PI y de la ley de muestro obtenidos en la optimización final obtenida durante la actuación, en función de las iteraciones del controlador realizadas cada 3 s.

Durante todo este trabajo, la reducción del consumo de energía del actuador ha sido una de las prioridades a conseguir; esto se logra disminuyendo el número de acciones de control del actuador. Esta disminución se ha conseguido utilizando el controlador EBC con los parámetros óptimos obtenidos con la metodología de optimización propuesta. En la Figura 4.13. se representa la evolución de la acumulación de eventos obtenidos durante la optimización final en el actuador real, en función de la iteraciones de control totales.

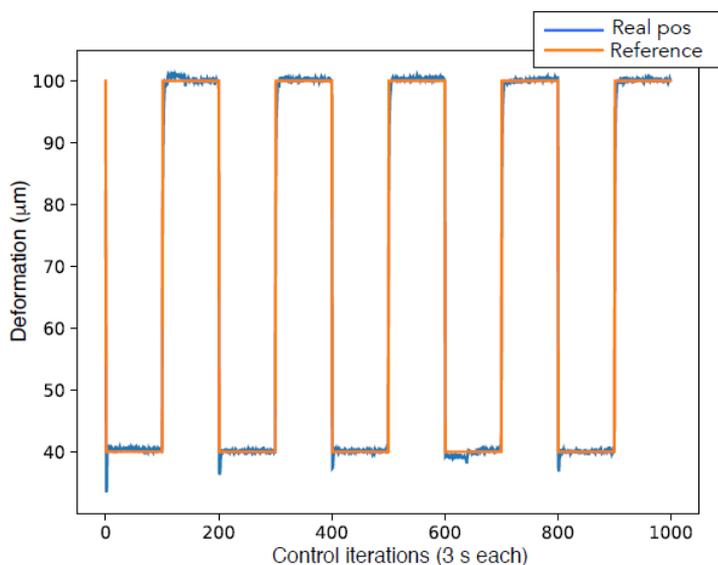


Figura 4.11 – Posición del actuador (deformación, línea azul) siguiendo la referencia deseada (línea naranja) utilizando los parámetros de Control y ley de muestreo obtenidos en la optimización final en el actuador real.

La relación final de eventos generados respecto a las iteraciones del control realizadas es de 230 eventos de 1000 iteraciones de control totales, lo que representa una reducción del 77% del número de acciones. Lo que supone una disminución importante en el consumo de energía y un aumento de la vida útil del actuador.

Como verificación adicional del control EBC utilizando los valores numéricos de sus parámetros obtenidos con la optimización final, se realiza el control de la deformación del actuador utilizando posiciones de referencias aleatorias y con longitudes de pulso variable. En la Figura 4.14 se representa el resultado del control de posición con diferentes posiciones de referencia y longitudes de pulso. Como en las figuras anteriores, las posiciones de referencia deseadas se representan por la línea naranja y las posiciones alcanzadas por el actuador por la línea azul. Estos resultados muestran que el comportamiento del actuador sigue siendo válido, aunque sigue presentando un sobreimpulso en el modo expansión, de los cuales se recuperan rápidamente. Esto era de esperar, ya que el actuador es altamente no lineal en este modo. Además, este comportamiento es

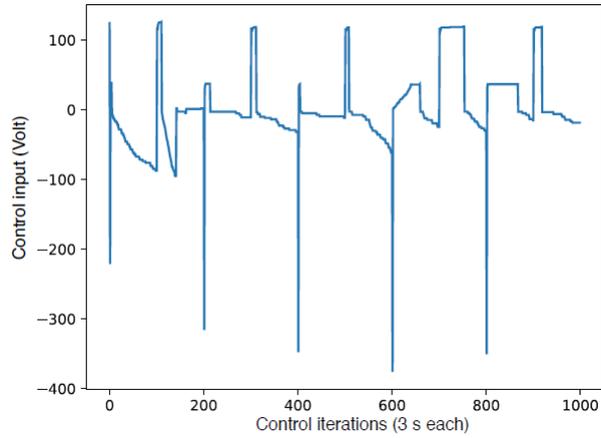


Figura 4.12 – Señales de control (voltaje) aplicadas al actuador calculadas con los parámetros óptimos finales, en función de las iteraciones del controlador realizadas cada 3 s.

similar al comportamiento obtenido en la fase de optimización con simulación basada en modelos. Por lo tanto, el procedimiento propuesto con este modelo puede considerarse válido para el control de posición de este actuador, considerando las características no lineales de los materiales FSMA y de este actuador en particular.

4.5. Resultados Experimentales

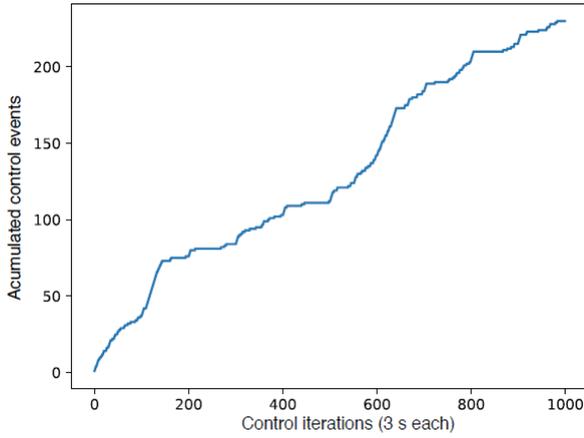


Figura 4.13 – Evolución de los eventos acumulados generados por la ley de muestreo de eventos con respecto a las iteraciones de control.

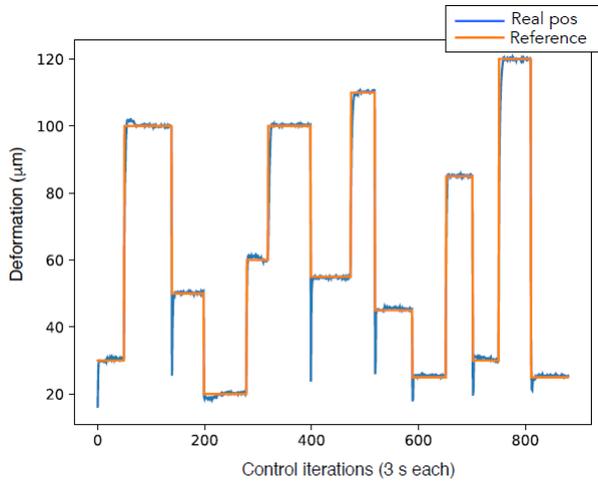


Figura 4.14 – Posición del actuador (deformación, línea azul) siguiendo la referencia deseada (línea naranja) utilizando los parámetros de la ley de muestreo de control optimizado y referencias de posición aleatorias.

Conclusiones y Trabajos futuros

Esta tesis está dedicada al análisis y control avanzado de actuadores basados en materiales activos o inteligentes. La razón de ser de esta línea de investigación era contribuir a la investigación y desarrollo de un actuador basado en una aleación con memoria de forma ferromagnética FSMA como sistema de posicionamiento, línea de investigación del Grupo de Investigación de Control Experimental GAUDEE del departamento de Electricidad y Electrónica de la Universidad del País Vasco UPV/EHU.

Este trabajo se centra en el estudio de un prototipo de actuador FSMA desarrollado en el grupo como sistema de posicionamiento que alcance precisiones micrométricas y un bajo consumo de energía. Las principales aportaciones de esta tesis son: la caracterización del actuador, el modelado de su comportamiento con diferentes metodologías de modelado y la optimización numérica del sistema de control implementado, sistema desarrollado siguiendo la estrategia de control basado en eventos.

Cada una de estas aportaciones contribuye al diseño del sistema de control del sistema de posicionamiento basado en un actuador FSMA. La caracterización proporciona las características intrínsecas del cristal FSMA utilizado y de este actuador en particular, como el efecto de no saturación y la influencia de la temperatura en la posición, que se han tenido en cuenta a la hora de modelar el comportamiento del dicho actuador. Las metodologías de modelado estudiadas han sido: el modelo Zona Muerta, el modelo de Preisach, el modelo Look-Up Table y la metodología de Aprendizaje Automático con redes neuronales artificiales. El modelo desarrollado con redes neuronales artificiales ha sido la metodología con la cual se han obtenido los mejores resultados, implementándolo con la plataforma Tensorflow utilizando la aplicación de alto nivel Keras.

Debido a la dinámica no lineal de estos actuadores, el cálculo de los valores numéricos óptimos del controlador basado en eventos es una tarea compleja. Por este motivo, para calcular dichos valores se utilizó una optimización numérica de tipo Montecarlo desarrollada en el grupo de investigación, que se ha realizado en dos etapas: la primera utilizando simulaciones basada en modelos, los desarrollados con redes neuronales y la segunda en el actuador real.

Por último, esta tesis también aborda la posible variación de las características intrínsecas del cristal FSMA después de transcurrido un largo tiempo sin uso o tras un uso prolongado. La variación de las características del actuador puede implicar la necesidad de realizar nuevos modelos cada cierto tiempo. En el caso del actuador utilizado en el transcurso de la tesis se han realizado varios cambios en el cristal utilizado, requiriendo una nueva caracterización.

Debido a esta necesidad, se ha desarrollado un procedimiento automático completo del diseño del sistema de control del actuador FSMA donde se incluyen la caracterización del actuador, el modelado de su comportamiento desarrollado con las redes neuronales y la optimización numérica con el método de Montecarlo tanto en simulación como en el actuador real.

5.1 Conclusiones

A continuación, se presentan las conclusiones generales derivadas del trabajo realizado en la presente tesis:

1. Se dispone de un banco de pruebas experimental compuesto por prototipo de un actuador FSMA y los dispositivos de instrumentación para su correcto funcionamiento. Este actuador tiene la peculiaridad de utilizar dos campos magnéticos pulsados para inducir la deformación expansión y contracción del material FSMA. Posee un comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica que dificulta en gran medida el control de la posición de dicho actuador, aunque es posible su control utilizando metodologías de control adecuadas como se ha demostrado durante la realización de esta tesis.
2. Se ha realizado una amplia caracterización de la estímulo-respuesta (voltaje-deformación) del actuador FSMA utilizado en esta tesis. Las características más relevantes obtenidas han sido:
 - Estos actuadores tienen un comportamiento no lineal y con histéresis asimétrica. Debido a esta histéresis, la respuesta (posición) del

actuador no solo depende del valor de la entrada (voltaje) actual, sino que depende del historial de las posiciones (respuestas) anteriores alcanzadas por el actuador.

- Este actuador presenta la característica intrínseca del efecto de no saturación, este efecto se debe a que como el actuador actúa en modo pulsado, el campo magnético aplicado no se mantiene activado el tiempo suficiente como para mover con único pulso todas las maclas. Esto implica que al aplicar un campo magnético en la misma dirección de deformación con la misma magnitud repetidas veces, la deformación del actuador se incrementa en cada una de ellas.
 - Se ha observado la influencia de la temperatura sobre el cristal FS-MA y el actuador durante su actuación. La influencia de la temperatura sobre el cristal lleva a la necesidad de implementar un dispositivo de refrigeración auxiliar para evitar su degradación, con la consecuente pérdida de la propiedad de memoria de forma. La temperatura también produce una variación de la posición de la deformación medida en el actuador al realizar actuaciones durante tiempos prolongados. Esta variación debe añadirse como condición límite en la ley de muestreo por nivel para la generación de eventos en el controlador.
3. El modelado del actuador se puede realizar con diferentes metodologías. La metodología con la cual se han obtenido mejores resultados es la Metodología de Aprendizaje Automático con redes neuronales. Esta metodología tiene en cuenta las características obtenidas en la caracterización, como el efecto no saturación y efecto de la temperatura en la posición durante actuaciones con tiempo prolongadas. Se debe mencionar que el modelo implementado en esta tesis tiene como variables de entrada el voltaje y tres posiciones anteriores y como variable de salida la posición actual. Aunque la inclusión de la temperatura como variable de entrada genera modelos con mayor precisión debido a su influencia sobre la posición del actuador. Pero no es posible utilizar este nuevo modelo ya que no se dispone de un modelo de la temperatura que pueda ser incluido en el método de optimización numérica del controlador EBC.
4. El sistema de control implementado es un controlador basado en eventos. El cálculo de los valores numéricos óptimos de los parámetros de este controlador se ha realizado mediante un algoritmo de optimización basado en un Método de Montecarlo tipo Random Walk aplicado en sus dos fases: en una primera fase en simulación basada en modelos y en una

segunda, en el actuador real. Este Método proporciona resultados satisfactorios, al conseguir que el controlador controle la posición dentro de un error especificado ($0,5 \mu m$) no solo sobre dos posiciones de referencia intermedias, sino también sobre posiciones de referencia aleatorias y con longitudes de pulso variables.

5. Debido a las características de este tipo de actuadores, los modelos realizados pueden ser inexactos después de un cierto tiempo o tras un uso prolongado. Por lo que puede ser conveniente reconstruir el modelo con regularidad, como ha sido en el caso del actuador utilizado en este trabajo. Esto ha llevado a desarrollar un procedimiento automatizado completo para el diseño del control de posición de este actuador FSMA. Este procedimiento incluye la caracterización, la fase de diseño del modelo del actuador con el Método de Aprendizaje Automático y la optimización numérica del controlador basado en eventos implementado aplicando el Método de optimización propuesto. Los resultados obtenidos al aplicar este procedimiento han dado resultados satisfactorios. Teniendo esto en cuenta el resultado obtenido, se puede concluir que la metodología propuesta no solo es posible utilizarla con el controlador del actuador FSMA utilizado en este trabajo, sino que este procedimiento puede ser válido para otro tipo de actuadores, y puede basarse en otras técnicas de modelado o de optimización.

En los siguientes puntos se resumen las contribuciones más relevantes de la presente tesis.

- La Caracterización de este actuador para obtener las características particulares del actuador, el efecto no saturación y la variación de la posición debido al efecto de la temperatura.
- Modelado del comportamiento no lineal del actuador con la metodología de Aprendizaje Automático con redes neuronales artificiales. Esta metodología tiene en cuenta las características obtenidas en la caracterización.
- Optimización del sistema de control basado en eventos implementado con el Método de optimización numérica tipo Montecarlo, aplicándolo en dos fases: en primera fase mediante simulación basada en el modelo obtenido con las redes neuronales y la segunda fase en el actuador real.
- Desarrollo de un procedimiento automático completo para el diseño del sistema de control de sistema de posicionamiento basado en el actuador FSMA, que incluye la caracterización, el modelo y la optimización del sistema de control basado en eventos, debido a la variación de las características del actuador después de transcurrido un largo tiempo o su uso

prolongado.

5.2 Publicaciones

Las conclusiones obtenidas en esta tesis han dado como resultado la publicación de dos artículos en una revista internacional de prestigio.

1. J. Jugo, J. Feuchtwanger, J. Corres, V. Etxebarria, Analysis of temperature effects in high accuracy ferromagnetic shape memory alloy actuator, *Sensors and Actuators A* 271 (2018) 174-181.
2. J. Jugo, J. Feuchtwanger, J. Corres, Numerical optimization based control design for a ferromagnetic shape memory alloy actuator, *Sensors and Actuators A* 330 (2021) 112835.

5.3 Futuros trabajos

El trabajo de investigación realizado en esta tesis deja pendiente diferentes mejoras a realizar en el prototipo del actuador FMSA. Las más relevantes se presentan en la siguiente lista:

- La característica intrínseca del actuador, el efecto no saturación, añade una dificultad adicional a la hora de controlarlo. Este efecto se puede reducir modificando el dispositivo de potencia. Esta modificación puede consistir en el rediseño de los dos pares de bobinas generadoras del campo magnético para aumentar la magnitud del campo, también se puede aumentar el tiempo de duración del pulso magnético.
- El desarrollo de un modelo de la temperatura debido a su influencia para incluirlo en el Método de optimización de Montecarlo tipo Random Walk para la optimización de los parámetros del controlador basado en eventos. La disponibilidad del modelo de la temperatura brinda la posibilidad de incluir la temperatura en el modelo desarrollado con redes neuronales artificiales, obteniéndose modelos más precisos del actuador FMSA.
- Estudio de la posible aplicación de diferentes algoritmos de control avanzado, como el control de proceso avanzado (APC de su acrónimo del inglés Advanced Process Control) y el control predictivo de modelo multivariable (MPC de su acrónimo del inglés Model Predictive Control) por mencionar algunos de ellos, para el control de la posición del sistema de posicionamiento basado en el prototipo de actuador FSMA descrito en esta tesis.

CAPÍTULO 6

Bibliografía

Bibliografía

- [1] Estibaliza Asua. *Control micro y nanoposicionamiento de actuadores basados en materiales con memoria de forma*. PhD thesis, UPV/EHU, 2009.
- [2] Mikel Eguiraun. *Novel Control Methodologies and Architectures for Scientific Facilities. Application to an Ion Source Control System*. PhD thesis, UPV/EHU, 2014.
- [3] H. Janocha. *Actuators: Basic and Applications*. Springer, 2004.
- [4] D. Velte, I. Jimenez, N. Murillo, O. Adarraga, and A. Perez. Informe de prospectiva de nuevos materiales inteligentes. *Fundacion Espanola para la ciencia y Tecnologia and Fundacion OPTI*, 2011.
- [5] Dimitris C. Lagoudas. *Shape Memory Alloys, Modeling and Engineering Applications*. Springer Science+Business Media, LLC, 2008.
- [6] K. Ullakko, J.K. Huang, C. Huang, C. Kantner, R.C. OHandley, and V. Kokorin. Large magnetic-field-induced strains in ni₂mnga single crystals. *App. Phys. Lett*, 69:1966–1968, 1996.
- [7] S. E. Deghi. *Movimiento de maclas inducido por un campo magnetico y el efecto memoria de forma ferromagnetica en policristales masivos de NiMnGa*. PhD thesis, Universidad Nacional de Cordoba, Facultad de Matematica, Astronomia y Fisica, 2016.
- [8] J. Daudpoto, A. Dehghani-Sani, and R. Richardson. A measurement system for shape memory alloy wire actuators. *Measurement and Control -London- Institute of Measurement and Control 48(9) 285-288*, 2015.
- [9] M.A. Marioni, S.M. Allen, and R.C. OHandley. Nonuniform twin boundary motion in ni-mg-ga single crystal. *Appl. Phys. Lett.*, 84(20):4071–4073, 2004.
- [10] Jorge Feuchtwanger, Estibalitz Asua, Alfredo Garc a-Arribas, Victor Etxebarria, and Jose M. Barandiaran. Ferromagnetic shape memory alloys for positioning with nanometric resolution. *App. Phys. Lett.*, 95(5):054102, 2009.

-
- [11] Y. Ganor, D. Shilo, N. Zarrouati, and R.D. James. Ferromagnetic shape memory flapper. *Sensor. Actuat. A-Phys.*, 150:277–279, 2009.
- [12] J. Tellinen, I. Sousa, A. Jaaskelainen, I. Aaltio, and K. Ullakko. Basic properties of magnetic shape memory actuators. 2002.
- [13] AdaptMat. Technical report.
- [14] J.Y. Gauthier, A. Hubert, J. Abadie, C. LExcellent, and N. Chaillet. Multistable actuator based on magnetic shape memory alloy. 2006.
- [15] J.Y. Gauthier, C. LExcellent, A. Hubert, J. Abadie, and N. Chaillet. Modeling rearrangement process of martensite platelets in a magnetic shape memory alloy ni2mnga single cristal under magnetic field and (or) stress action. *Journal of Intelligent Material System and Structures* 18, 3 289-299, 2007.
- [16] E. Asua, A. Garcia-Arribas, V. Etxebarria, and J. Feuchtwanger. Pulse-mode operation and performance of a ferromagnetic shape memory alloy actuator. *Smart Mat. Struct.*, 23:025023–1 025023–6, 2014.
- [17] R.C. Handley. Modelo for strain and magnetization in magnetic shape-memory alloys. *Applied Physics* 83 3236, 1998.
- [18] A.A. Likhachev and K. Ullakko. Quantitative modelo of large magnetostress effect in ferromagnetic shape memory alloys. *EPJ direct B2* 1-9, 1999.
- [19] A.A. LiKhachev and Ullakko. Magnetic-field-controlled twin boundaries motion and giant magneto-mechanical effects in ni-mn-ga shape memory alloy. *Physics Letters A* 275 142-151, 2000.
- [20] V.A. Chernenko, V.A. Lvov, E. Cesari, J. Pons, A.A. Rudenko, H. Date, M. Matsumoto, and K. Kanomata. Stress-strain behavior of ni-mn-ga alloys: experiment and modelling. *Materials Science Engineering A378*, 349-352, 2004.
- [21] R.N. Couch and I. Chopra. A quasi-static model for mimnga magnetic shape memory alloy. *SMART MATERIALS AND STRUCTURES*, 2007.
- [22] R.N. Couch, J. Sihori, and I. Chopra. Development of a quasi-static model of nimnga magnetic shape memory alloy. *The Journal of Intelligent Materials Systems and Structures Volume: 18 issue: 6, page(s): 611-622*, 2007.
- [23] L.C. Brinson. One-dimensional constitutive behavior of shape memory alloys: thermomechanical derivation with non-constant material functions and redefined martensite internal variable. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 4 229-42, 1993.

- [24] K. Tanaka. A thermomechanical sketch of shape memory effect: One-dimensional tensile behavior. *Res Mechanica*, Vol. 2, No. 3, pp. 59-72., 1986.
- [25] B. Kiefer and D.C. Lagoudas. Magnetic field-induced martensitic variant reorientation in magnetic shape memory alloys. *Philosophica Magazine*, Vol. 85, Nos. 33-35, Nov.11 4289-4329, 2005.
- [26] R. Tickle, R. D. James, T. Shield, M. Wuttig, and V. V. Kokorin. Ferromagnetic shape memory in the NiTi system. *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 35, no. 5, pp. 4301-4310, Sept, 1999.
- [27] H. Tan and M. H. Elahinia. A nonlinear model for ferromagnetic shape memory alloy actuators. *Journal of Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 13(9):1917-1928, 2008.
- [28] B.D. Coleman and M.L. Hodgdon. On a class of constitutive relations for ferromagnetic hysteresis. *Archive for Rational Mechanics and Analysis*, vol.99, no 4, pp. 375-396, 1987.
- [29] B. Spenser, S. Dyke, M. Sain, and J. Carlson. Phenomenological model for magnetorheological dampers. *Journal of engineering mechanics*, vol. 123, no. 3, pp. 230-238, 1997.
- [30] D.C. Jiles and D.L. Atherton. Theory of ferromagnetic hysteresis. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*, Vol. 61, issues 1-2, pag. 48-60, 1986.
- [31] A. Raghunathan, P. Klimczyk, and Y. Melikhov. Modeling of two-phase magnetic material based jiles-atherton theory of hysteresis. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials* 324, 20-22, 2012.
- [32] C. M. Bender and S. A. Orszag. Advance mathematical methods for scientist and engineers. *McGraw-Hill, New York*, 1978.
- [33] V. Alexandrakis, D. Niarchos, I. Tsiaoussis, and I. Panagiotopoulos. Magnetization reversal in carbon-based hard-soft composites. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials* 320, 1020-1025, 2008.
- [34] A. Raghunathan, P. Klimczyk, and Y. Melikhov. Application of jiles-atherton model to stress induced magnetic two-phase hysteresis. *IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS*, VOL.39, No7 July, 2016.
- [35] I.D. Mayergoyz. *Mathematical Models of Hysteresis*. Springer-Verlag, 1991.
- [36] D.H. Everett and W.I. Whitton. A general approach to hysteresis. *Trans. Faraday Soc.* 48, p. 749, 1952. 24., 1952.

- [37] A. De Blas Del Hoyo. *Modelización de la histeresis magnetica y su aplicacion al calculo numerico en maquinas electricas*. PhD thesis, Universidad Politecnica de Cataluna, Departamento de Ingenieria Electrica, 2005.
- [38] M. R. Zakerzadeh, H. Sayyaadi, and M. A. Vaziri Zanjani. Characterizing hysteresis nonlinearity behavior of sma actuators by kranoselskii-pokrovskii model. *Applied Mathematics; 1(1): 28-38*, 2011.
- [39] Alejandro Martin Clemente. *MODELADO Y CONTROL DE SISTEMAS NO LINEALES DE TIPO SMA*. PhD thesis, Universidad Carlos III de Madrid, 2014.
- [40] M. Zhou, S. Wang, and W.Gao. Hysteresis modeling of magnetic shape memory alloy actuator based on kranoselskii-pokrovskii model. *Hindawi Publishing Corporation The Scientific World Journal Volumen 2013, 7 pages*, 2013.
- [41] H. Y. Luo, Y. J. Liao, E. Abel, Z.G. Wang, and X.Lyu. Hysteresis behavior and modeling of sma actuators. *Shape Memory Alloys. Ed. C. Cismasiu, pp. 61-79*, 2010.
- [42] M. Al. Janaideh, J. Mao, S. Rakheja, W. Xie, and C.Y Su. Generalized prandtl-ishlinskii hysteresis model: Hysteresis modeling and its inverse for compensation in smart actuators. *Proceedings of the 47th IEEE Conference on Decision and Control -Cancun-Mexico, Dec. 9-11,, 2008*.
- [43] L.Riccardi, D.Naso, B. Turchiano, and H. Janocha. Adaptive modified prandtl-ishlinskii model for compensation of hysteretic nonlinearities in magnetic shape memory actuators. In *IECON 2011. 37th Annual conference of the IEEE Industrial Electronic Society*, 2011.
- [44] J. B. D. Cabrera and K. S. Narendra. Issues in the application of neural networks for tracking based on inverse control. *IEEE Transactions on Automatic Control, Vol.44, No.11, 2007-2027*, 1999.
- [45] F. C. Chen and H. K. Jhalil. Adaptative control of a class of nonlinear discrete time systems using neural networks. *IEEE Transctions on Automatic Control, Vol. 40, No.5, 791-801*, 1995.
- [46] S. S. Ge, J. Z. Zhang, and T. H. Lee. Adaptative neural network control for a class of mimo nonlinear systems with disturbances in discrete- time. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Vol.34, No. 4,1630-1645*, 2004.
- [47] C. Grech, M. Buzio, M. Pentella, and N. Sammut. Dynamic ferromagnetic hysteresis modelin using a preisach-recurrent neural network model. *Materials 2020, 13,2561*, 2020.

- [48] R. Xu and M. Zhou. Elman neural network-based identification of krasnoselskii-prokrovskii model for magnetic shape memory alloys actuator. *IEER TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 53, N11*, 2017.
- [49] Y.Yu, C. Zhang, and M. Zhou. Narmax modeling for hysteresis of magnetic shape memory alloy actuator. *Proceedings of the 14th Annual IEEE International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems April 11-14, 2019, Bangkok, Thailand*, 2019.
- [50] Y.Yu, C.Zhang, M. Zhou, Member, and IEEE. Narmax model-based hysteresis modeling of magnetic shape memory alloy actuators. *IEEE TRANSACTIONS ON NANOTECHNOLOGY, Volume 19, 2020*, 2020.
- [51] M. Zhou, Y. Wang, R. Xu, Q. Zhang, and D. Zhu. Feed-forward control for magnetic shape memory alloy actuator based on the radial basis function neural network model. *J. Appl Biometer Funct Mater, 15 (Suppl 1): S25-S30*, 2017.
- [52] Y.Wang, C.Zhang, Z.Wu, W.Gao, and M.Zhou. A hopfield neural network-based bouc-wen model for magnetic shape memory alloy actuator. *AIP Advances 10, 015212*, 2020.
- [53] M. Zhou, W.Gao, and Y. Tian. Hybrid control base on inverse prandtl-ishlinskii model for magnetic shape memory alloy actuator. *J. Cent. South Univ. 20: 1214-1220 Springer*, 2013.
- [54] Miaolei Zhou and Qi Zhang. Hysteresis model of magnetically controlled shape memory alloy based on a pid neural network. *IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 51, NO. 11, NOVEMBER 2015*, 2015.
- [55] W. Li, C.Zhang, W. Gao, and M. Zhou 2. Neural network self-tuning control for a piezoelectric actuator. *Sensors 20, 3342*, 2020.
- [56] Ames laboratory. <http://www.ameslab.gov>, 2015.
- [57] E. Asua, J. Jugo, M. Eguiraun, A. Garc a-Arribas, J. Feuchtwanger, and V. Etxebarria. Energy-saving control strategies for a ferromagnetic shape memory alloy based actuator. *Sensors and Actuators A*, 249:112–121, 2016.
- [58] Vladan Janicic, Velibor Ilic, Nebojsa Pjevalica, and Milos Nikolic. An approach to modeling the hysteresis in ferromagnetic by adaptation of preisach model. pages 761–764, 2014.
- [59] About lookup table blocks. <https://es.mathworks.com/>.
- [60] TENSORFLOW. <https://www.tensorflow.org/?hl=es-419>.
- [61] Apache. Mxnet. <https://mxnet.apache.org/versions/1.8.0/>.

- [62] Pytorch. Pytorch. <https://pytorch.org/>.
- [63] Microsoft. Cntk. <https://docs.microsoft.com/en-us/cognitive-toolkit/>.
- [64] Theano. Mila. <https://theano-pymc.readthedocs.io/en/latest/>.
- [65] F. Chollet. *Deep Learning with Python*. Manning Publications Co., 2018.
- [66] Keras. <https://keras.io>.
- [67] S. Hochreiter and J. Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural Computation* 9,no.8, 1997.
- [68] C. Olah. Understanding lstm networks. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs>, 2015.
- [69] J. Huang. Rmsprop, cornell university. <https://optimization.cbe.cornell.edu/index.php?title=RMSProp>, 2020.
- [70] D. P. Kingma and J. Lei Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *Conference paper at ICLR*, 2015.
- [71] V. Bushaev. Understanding rmsprop, faster neural network learning. <https://towardsdatascience.com/understanding-rmsprop-faster-neural-network-learning-62e116fcf29a>, 2018.
- [72] A. Sadeghzadeh, E. Asua, J. Feuchtwanger, V. Etxebarria, and A. Garc a-Arribas. Ferromagnetic shape memory alloy actuator enabled for nanometric position control using hysteresis compensation. *Sensor and Actuat. A-Phys*, 2012.
- [73] L. Riccardi, D. Naso, B. Turchiano, and H. Janocha. Adaptive control of positioning systems with hysteresis based on magnetic shape memory alloys. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 21(6):2011–2013, 2013.
- [74] M. Ruderman and B. Torsten. Observer-based inverse hysteresis control of prototypical magnetic shape memory (msm) actuator. *IEEE Int. Conf. on Mechatronic , Istanbul, Turkey*, 2011.
- [75] M. Ruderman and B. Torsten. Control of magnetic shape memory actuators using observe-based inverse hysteresis approach. *IEEE Transaction on Control System Technology*, 2014.
- [76] M. Ruderman and T. Bertram. Discrete dynamic preisach model for robust inverse control of hystereis system. *Proc. 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC 10)*, pp.3463-3468, Atlanta Usa, 2010.
- [77] A. Hubert, N. Calchand, Y. Le Gorrec, and J. Gauthier. Magnetic shape memory alloys as smart materials for micro.positioning devices. *Adv. Electromagn.*, 1(2):75–84, 2012.

-
- [78] L. Riccardi, D. Naso, B. Turchiano, and H. Janocha. Design of linear feedback controllers for dynamic system with hysteresis. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 22(4):1268–1280, 2014.
- [79] L. Riccardi, B. Holz, and H. Janocha. Exploiting hysteresis in position control: the magnetic shape memory push-push actuator. pages 63–68, 2013.
- [80] K.J. Astrom. Analysis and design of nonlinear control systems. *Springer-Verlag*, 2007.
- [81] M. Donkers and W. Heemels. Output-based event-triggered control with guaranteed l-gain and improved event-triggering. *Decision and Control, 2010., Proceedings of the 49th IEEE Conference*, pp. 3246-51, 2010.
- [82] J. Jugo and M. Eguiraun. Stability analysis and control design of a class of event based control systems. *Proceeding of UKACC International Conference on control, Cardiff. (2012)* 252-258.
- [83] D. Whitley. A genetic algorithm tutorial. *Stat. Comput.* 4, 65-85, 1994.
- [84] D.P Kroese and T. Taimre and Z.I. Bptev. Handbook of monte carlo methods. *John Wiley & Sons, Inc.*, 2011.
- [85] Tyatyushkin A. I. Numerical optimization lmethods for controlled systems with parameters. *Comp. Math. Math Phys.* 57, 1592-1606, 2017.