

## Análisis robusto y correlacional de un actuador SMA bajo condiciones de carga variable

Arias, J.<sup>a,\*</sup>, Alonso-Solórzano, A.<sup>a</sup>, Simon, M.A.<sup>a</sup>, Blanco, D.<sup>b</sup>

<sup>a</sup>Escuela Politécnica Superior, Universidad Francisco de Vitoria, Pozuelo de Alarcón, 28223 Madrid, España

<sup>b</sup>Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad Carlos III de Madrid, Avda. Universidad, no. 30, Leganés, 28911, Madrid, España.

### Resumen

Este trabajo presenta un análisis experimental de un actuador basado en aleaciones con memoria de forma (SMA) bajo diferentes condiciones de carga. Se realizaron ensayos controlados en un banco de pruebas instrumentado, registrando 484.473 muestras de posición, temperatura y masa. Además de métricas descriptivas tradicionales, se aplicó un enfoque robusto basado en mediana y rango intercuartílico (IQR) para evaluar la estabilidad del sistema y detectar valores atípicos. Los resultados muestran ausencia de outliers y un comportamiento dinámico consistente en todo el rango de masas analizado. La temperatura se identifica como el principal factor influyente en la posición ( $r = 0,76$ ), mientras que la masa afecta principalmente al régimen transitorio. El análisis temporal mediante PACF indica una dependencia estructural significativa hasta 15 retardos. Estos hallazgos proporcionan una base sólida para futuros modelos predictivos.

*Palabras clave:* Sensores y actuadores inteligentes, Identificación de sistemas no lineales, Modelado de caja gris, Identificación para control, Robótica

### Robust and Correlation-Based Analysis of an SMA Actuator under Variable Loading Conditions

#### Abstract

This work presents an experimental analysis of a shape memory alloy (SMA)-based actuator under different loading conditions. Controlled tests were conducted on an instrumented test bench, recording 484,473 samples of position, temperature, and mass. In addition to traditional descriptive metrics, a robust approach based on the median and interquartile range (IQR) was applied to assess system stability and detect outliers. The results show the absence of outliers and consistent dynamic behavior across the entire analyzed mass range. Temperature is identified as the main factor influencing position ( $r = 0.76$ ), while mass primarily affects the transient regime. Temporal analysis using the partial autocorrelation function (PACF) indicates significant structural dependence up to 15 lags. These findings provide a solid foundation for future predictive modeling.

*Keywords:* Smart Sensors and Actuators, Nonlinear system identification, Grey box modelling, Identification for control, Robotics

## 1. Introducción

Las Aleaciones con Memoria de Forma (SMA, por sus siglas en inglés Shape Memory Alloys) son materiales inteligentes capaces de recuperar una forma predefinida o memorizada cuando se les aplica un estímulo térmico, gracias a una transformación de fase reversible que tiene lugar entre dos estructuras cristalinas: la martensita (fase deformable a baja temperatura) y la austenita (fase rígida a alta temperatura). Este efecto permite que, al calentarse, el material genere una contracción y una fuerza mecánica, funcionando como un "músculo artificial". La aleación más común es el Níquel-Titanio (NiTi), destacada por

su alta densidad de potencia, compacidad y biocompatibilidad.

Los actuadores basados en estas aleaciones se han consolidado en los últimos años como una solución prometedora para diversas aplicaciones en distintos ámbitos, como el aeroespacial, el automotriz, el biomédico y la construcción, entre otros Mohd Jani et al. (2017). Entre estas aplicaciones, reviste especial interés la integración de estos actuadores en dispositivos de robótica blanda orientados a la asistencia y la rehabilitación. Estas aleaciones aportan una alta relación fuerza-peso, lo que les hace pertinentes cuando se busca alta densidad de potencia. Por otra parte, su gran capacidad para integrarse en estructuras flexibles los convierte en una opción especialmente adecuada

\*Autor para correspondencia: janeth.arias@ufv.es

para su incorporación en guantes, ortesis activas y sistemas de rehabilitación. No obstante, su respuesta dinámica suele presentar no linealidades, fenómenos de histéresis dependientes de la temperatura y fluctuaciones entre ciclos, lo que complica tanto el proceso de caracterización experimental como la evaluación comparativa de prototipos y estrategias de control (Shi et al. (2024)). En aplicaciones de robótica orientadas a la rehabilitación estas características intrínsecas del SMA pueden alcanzar una especial relevancia pues dichas actividades precisan de patrones de comportamiento consistente y rangos de desplazamientos claramente definidos y reproducibles, (Liu et al. (2023), Shami et al. (2025)).

La literatura reciente ha abordado este desafío desde diferentes perspectivas. Por un lado, se han desarrollado bancos de ensayo específicos para garantizar mediciones repetibles y comparables, incorporando instrumentación cuidadosamente calibrada y procedimientos estandarizados de activación. En esta línea, (Scholtes et al. (2023)) plantean configuraciones experimentales específicamente diseñadas para caracterizar de forma sistemática hilos de SMA calentados por efecto Joule. Por otro lado, son numerosos los trabajos que analizan el comportamiento de estos actuadores desde el punto de vista del modelado y el control. En ellos se proponen técnicas de identificación dinámica y estrategias de control adaptativo orientadas a compensar las no linealidades propias del material y los cambios en la carga aplicada. Para evaluar su eficacia, se utilizan indicadores como el error de seguimiento, el error cuadrático medio (RMSE) y el consumo energético (Shahir et al. (2024), Shi et al. (2024)).

En estos estudios es habitual representar curvas temporales de desplazamiento, corriente, temperatura o fuerza, sin embargo, el tratamiento estadístico de los datos suele limitarse a estadísticas descriptivas paramétricas, principalmente media y desviación estándar. Aunque estas medidas pueden ofrecer una visión global del comportamiento del sistema, su fiabilidad puede verse afectada por la presencia de valores atípicos derivados de ruido instrumental, transitorios térmicos o activaciones incompletas. (Wilcox and Rousselet (2023)).

Para el tratamiento de datos experimentales potencialmente afectados por outliers, se emplean métodos estadísticos robustos como el IQR (Wilcox and Rousselet (2023)), (Dash et al. (2023)).

En este contexto, el presente trabajo propone complementar las métricas descriptivas tradicionales con un análisis basado en mediana e IQR como herramienta para caracterizar la variabilidad estructural de los ensayos experimentales. Este enfoque permite evaluar de forma más estable la consistencia del comportamiento del actuador, identificar observaciones extremas bajo un criterio no paramétrico y analizar el efecto del tratamiento de datos en la comparación de resultados. De este modo, se introduce una dimensión metodológica adicional en la evaluación de actuadores SMA orientados a rehabilitación, orientada a mejorar la robustez y fiabilidad de las conclusiones experimentales.

Aunque existen numerosos modelos fenomenológicos y termo-mecánicos para actuadores SMA, persiste la necesidad de modelos orientados a configuraciones específicas bajo condiciones de carga variable. En aplicaciones reales, estos actuadores suelen diseñarse de forma personalizada en función de la

aplicación final, integrando geometrías, estrategias de control y condiciones térmicas particulares que no pueden reducirse al comportamiento idealizado de una única fibra de SMA. En este contexto, el presente trabajo aborda esta laguna proporcionando una caracterización experimental estructural como paso previo a la formulación de un modelo dinámico específico.

## 2. Metodología

### 2.1. Actuador basado en SMA

El sistema de actuación propuesto en este trabajo está compuesto por fibras comerciales *Flexinol*<sup>®</sup> de aleación NiTi, fabricadas por la empresa Dynalloy. Las fibras seleccionadas presentan un diámetro nominal de 0,38 mm, una resistencia eléctrica lineal de 8,3  $\Omega$ /m y una temperatura de activación aproximada de 90 °C. Según las especificaciones del fabricante, estas fibras pueden contraerse hasta un máximo de 6 % de su longitud total, generando una carga nominal de tracción de 2,25 kg y requiriendo una carga mínima de recuperación de 0,9 kg para garantizar el retorno a su longitud inicial. El tiempo de enfriamiento para fibras de 0,38 mm es de aproximadamente 8,8 s en condiciones de convección natural Dynalloy (2026). La longitud de la fibra usada en las pruebas fue de 0,8 m.

En este trabajo, la activación térmica se realiza mediante calentamiento resistivo por efecto Joule, transformando la energía eléctrica en energía térmica y, posteriormente, en trabajo mecánico a través de la transformación de fase del material. El calentamiento se lleva a cabo aplicando corriente continua regulada electrónicamente mediante una etapa de potencia basada en modulación por ancho de pulso (PWM), lo que permite controlar la potencia disipada en el actuador y, en consecuencia, su contracción Arias Guadalupe et al. (2021).

La estrategia de control implementada se basa en un controlador PID bilineal (BPID) de cuatro términos, previamente validado para el control de actuadores SMA en Copaci et al. (2020). El esquema combina un PID lineal estándar con un compensador bilineal en cascada, cuya finalidad es compensar las no linealidades inherentes al comportamiento termo-mecánico del SMA. El término bilineal introduce una modulación dependiente del estado que ajusta dinámicamente la acción de control en función de la referencia y de la salida del sistema, mejorando la estabilidad y el seguimiento bajo variaciones de carga.

La señal de control generada corresponde al ancho de pulso PWM aplicado a la etapa de potencia, calculado a partir del error entre la referencia y la posición medida. Las ganancias proporcional, integral y derivativa se ajustaron experimentalmente para optimizar el compromiso entre precisión de seguimiento y estabilidad térmica del actuador.

### 2.2. Banco de pruebas

Para la realización de las pruebas y la adquisición de los datos necesarios para el análisis, se utilizó un banco de ensayos en configuración lineal destinado a la caracterización de actuadores basados en SMA bajo carga controlada, presentado en Guadalupe et al. (2023) (ver Figura 1). En esta disposición, uno de los extremos del hilo SMA (3) se fija a un carro móvil que se desplaza sobre un carril lineal (7), mientras que el otro extremo se ancla a un punto fijo (1). La contracción de la fibra

de SMA, inducida por calentamiento resistivo mediante efecto Joule, produce un acortamiento limitado por software a un máximo del 4 % de su longitud total, con el fin de garantizar condiciones de seguridad y evitar la degradación del material. Este acortamiento genera un desplazamiento horizontal que se transforma en movimiento vertical mediante un sistema de polea (8), permitiendo aplicar y medir cargas variables en dirección vertical (9).

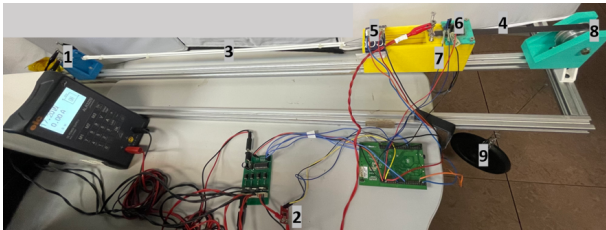


Figura 1: Banco de pruebas. Guadalupe et al. (2023).

El subsistema electrónico incorpora una etapa de potencia basada en un transistor MOSFET (STP310N10F7) para la regulación de la corriente mediante señal PWM, un sensor de posición de efecto Hall (6) (NSE-5310, resolución de  $0,48 \mu\text{m}$ , interfaz  $I^2C$ ) y su imán (4), y un microcontrolador STM32F4 de 32 bits programado en *Matlab/Simulink*. La integración de los subsistemas mecánico y electrónico proporciona un entorno experimental versátil y reproducible, adecuado para evaluar actuadores SMA de diferentes longitudes y diámetros, así como para validar estrategias de control de posición bajo condiciones de carga variables. Además, el banco de pruebas presenta un sensor de temperatura infrarrojo MLX90614 (fabricado por Melexis) (5) y un sensor de corriente (2).

### 2.3. Protocolo de pruebas

Una vez instalada la fibra de SMA en el banco de pruebas, se realizaron ensayos experimentales aplicando diferentes cargas verticales: 0,5 kg, 0,75 kg, 1 kg, 1,25 kg, 1,5 kg, 1,75 kg, 2 kg y 2,25 kg. El desplazamiento se realizó en un rango comprendido entre 0 y 65 000 unidades del sensor, equivalente a 0,0312 m de desplazamiento lineal. Este desplazamiento máximo fue definido en función de la longitud de la fibra (0,8 m), garantizando que la deformación no superara el límite operativo recomendado.

La señal de activación aplicada a la fibra durante todos los ensayos consistió en una señal PWM con un ciclo de trabajo constante del 20 %, que gobierna la etapa de potencia. La tensión de alimentación se mantuvo constante en 14,94 V, lo que, considerando el ciclo de trabajo aplicado, dio lugar a una corriente efectiva de aproximadamente 2,25 A durante los intervalos en los que la señal estaba activa (estado ON del PWM). Esta señal se aplicó en lazo abierto hasta que la fibra alcanzó la referencia de 65 000 unidades del sensor. Una vez alcanzado dicho valor, el controlador se activaba en lazo cerrado para mantener la posición en referencia y evitar superar el límite establecido. Este procedimiento se repitió de forma cíclica durante 15 ciclos consecutivos, cada uno compuesto por 20 s de activación y 20 s sin activación, alcanzando una duración total del ensayo de 600 s.

Durante los ensayos se adquirieron simultáneamente las señales de posición medidas por el sensor de efecto Hall, la señal de control (PWM), la señal de referencia y la temperatura del actuador. La respuesta en posición obtenida para las diferentes condiciones de carga, junto con la señal de referencia, se muestra en la Fig. 2.

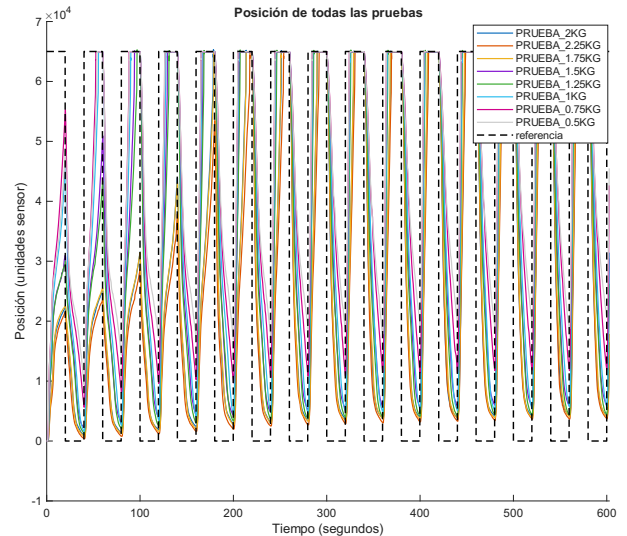


Figura 2: Respuesta en posición de todas las pruebas.

### 2.4. Fase de análisis

El estudio se basa en un análisis detallado de un conjunto de datos experimentales que contiene un total de 484.473 registros. El sistema físico analizado se describe mediante tres variables de entrada: tiempo, masa y temperatura, las cuales se utilizan para explicar el comportamiento de una variable de salida principal, la posición. El primer paso del proceso consistió en una limpieza de los datos para eliminar cualquier registro duplicado, garantizando que la información analizada fuera única y coherente. Posteriormente, se realizó una comprobación de integridad que confirmó que no existen valores faltantes en el dataset. Debido a que las variables tienen magnitudes muy distintas, se aplicó una estandarización basada en el cálculo del Z-score. Este proceso permite que todas las variables tengan una media de cero y una desviación estándar de uno, evitando que los valores más grandes influyan de forma desproporcionada en el análisis. La Ecuación 1 de estandarización de Z-score aplicada para el ajuste es:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

En esta expresión,  $z$  representa el valor estandarizado resultante;  $x$  es el valor original de la observación;  $\mu$  representa la media aritmética de la variable y  $\sigma$  es la desviación estándar de la misma. Para evaluar la dispersión de los datos y detectar comportamientos fuera de lo común, se utilizó el método del IQR. Esta técnica es fundamental para entender la estabilidad de la posición e identificar puntos que se alejan de la tendencia central. El cálculo se realiza restando el primer cuartil al tercero, estableciendo límites superiores e inferiores para detectar variaciones rápidas en el sistema. Las Ecuaciones 2 y 3, de rango intercuartílico y límites de detección, son las siguientes:

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad (2)$$

$$\text{Límites} = [Q_1 - 1,5 IQR, Q_3 + 1,5 IQR] \quad (3)$$

En el cálculo anterior,  $IQR$  es el rango intercuartílico que mide la dispersión del 50 % central de los datos;  $Q_1$  es el primer cuartil o percentil 25, que marca el límite inferior de dicho rango;  $Q_3$  es el tercer cuartil o percentil 75, que marca el límite superior y el coeficiente 1.5 es la constante de proporcionalidad estándar para definir los umbrales de estabilidad.

Finalmente, con el objetivo de medir la inercia dinámica y la dependencia estructural de la serie temporal, se calculó la Función de Autocorrelación Parcial (PACF). Este análisis resulta fundamental para determinar la persistencia del proceso, ya que mide la correlación intrínseca entre la posición actual y sus retardos precedentes de forma aislada, suprimiendo la influencia de las observaciones intermedias. El fundamento matemático de este cálculo se presenta en la Ecuación 4:

$$\alpha(k) = \text{Corr}(y_t, y_{t-k} \mid y_{t-1}, \dots, y_{t-k+1}) \quad (4)$$

Donde  $\alpha(k)$  es el coeficiente de autocorrelación parcial para el retardo  $k$ ;  $y_t$  es el valor de la posición en el instante actual;  $y_{t-k}$  es el valor en el retardo  $k$ ; y el operador  $\mid$  indica que la correlación está condicionada a los valores de los retardos intermedios  $y_{t-1}$  hasta  $y_{t-k+1}$ , aislándolos del análisis.

### 3. Resultados

El estudio se fundamenta en un conjunto de 484.473 registros, una muestra de tamaño considerable que proporciona una base estadísticamente sólida para sustentar las conclusiones posteriores.

En la Tabla 1, se puede observar cómo, en relación con la masa, su distribución se mantiene homogénea en todo el rango de trabajo (0,50–2,25), asegurando una representación equilibrada de cada nivel de carga. La variable tiempo presenta una progresión continua y lineal, lo que garantiza la coherencia temporal del experimento. La temperatura se mantiene en un régimen estable, con una media de 25,94 °C, lo que confirma que las condiciones operativas estuvieron controladas durante el ensayo. Como es esperable en este tipo de configuración experimental, la posición es la variable con mayor variabilidad, oscilando entre 773 y 65 314 y reflejando con precisión la amplitud completa del movimiento físico analizado.

Tabla 1: Estadísticos descriptivos de las variables analizadas.

Métrica	Tiempo	Masa	Temperatura	Posición
Conteo	484.473	484.473	484.473	484.473
Media	406,91	1,37	25,94	37.511,5
Desv.	211,21	0,55	5,11	23.640,1
Mínimo	41,26	0,50	17	773
Máximo	772,56	2,25	34	65.314
Lím. inf. IQR	-245,72	-0,45	10	-44.531
Lím. sup. IQR	1.059,54	3,15	42,00	119.553

El histograma de la variable posición de la Figura 3 muestra que los valores no se distribuyen de forma uniforme a lo largo de todo el recorrido. Aunque hay datos en prácticamente todo el

rango, la mayor concentración se produce cerca del valor máximo, con un pico alrededor de 64.238. Esto indica que el sistema pasa más tiempo en posiciones próximas al límite superior que en el resto del recorrido. En cambio, los valores intermedios y bajos aparecen con menor frecuencia relativa, lo que sugiere que corresponden principalmente a fases de desplazamiento y no a estados de permanencia.

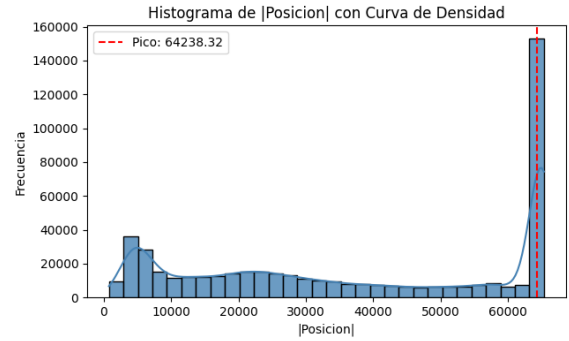


Figura 3: Histograma de la variable Posición con curva de densidad.

Al observar las gráficas de dispersión tipo boxplot (Figura 4), se aprecia una diferencia notable entre la posición y las demás variables. Mientras que el tiempo, la masa y la temperatura presentan distribuciones muy compactas, la posición muestra una cantidad importante de valores fuera de los límites calculados mediante el método del IQR (Ecuación 2). Aunque visualmente se observan valores alejados del IQR, ninguno muestra una mayor dispersión relativa.

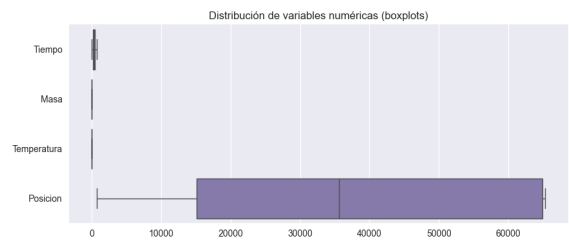


Figura 4: Boxplot de variables numéricas.

La representación de la posición en función del tiempo para los distintos niveles de masa (Figura 5) muestra que el sistema mantiene un comportamiento estable en todo el rango analizado (0,50 kg a 2,25 kg). El submuestreo aplicado, conservando entre 18 y 24 puntos por ciclo, mantiene la forma original de la señal sin distorsiones apreciables, lo que permite evaluar correctamente tanto la fase inicial como el régimen periódico estable.

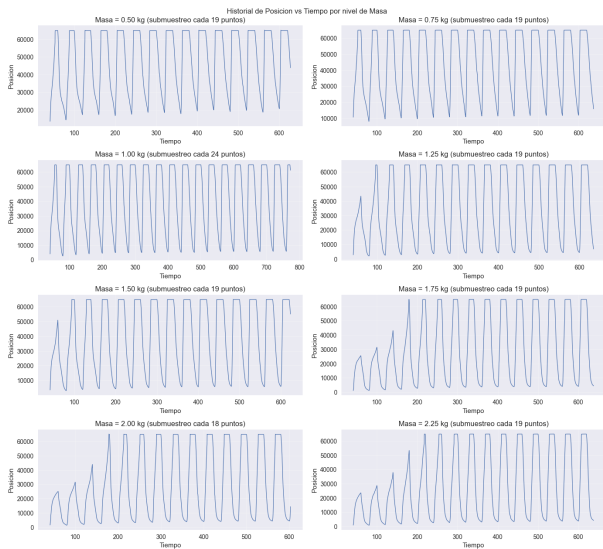


Figura 5: Historial de posición vs tiempo por nivel de masa.

En todos los niveles de carga se observa la misma periodicidad. Con una frecuencia de muestreo de 100 Hz y aproximadamente 35 a 40 muestras por ciclo, la frecuencia fundamental del sistema se mantiene constante independientemente de la masa aplicada. Esto indica que la oscilación es una característica propia del sistema y no depende de la carga. La señal se mueve en un rango aproximado entre 5 000 y 65 000 unidades, lo que refleja una amplitud amplia y un comportamiento repetitivo consistente.

La diferencia aparece en la fase transitoria inicial. Para masas bajas e intermedias, el sistema alcanza el patrón oscilatorio estable casi de inmediato. Sin embargo, en niveles cercanos a 1,75 kg y 2,25 kg, se observa un tiempo de establecimiento mayor. En estos casos, las primeras oscilaciones presentan amplitudes más bajas, en el rango de 20 000 a 40 000, y requieren varios ciclos antes de estabilizarse alrededor de las 65 000. Este efecto es coherente con el aumento de inercia al incrementar la masa, lo que retrasa la respuesta completa del sistema ante el estímulo inicial.

En conjunto, estos resultados confirman que la masa no altera la frecuencia natural del sistema, pero sí influye en la rapidez con la que se alcanza el régimen estable y en la dinámica inicial de ajuste. Este comportamiento es consistente con la correlación negativa moderada previamente estimada ( $r = -0,28$ ), donde mayores valores de masa tienden a reducir o moderar la respuesta de la posición.

Como se observa en la Figura 6, el conjunto de datos está distribuido de forma uniforme en todos los niveles de masa analizados, desde el valor mínimo hasta el valor máximo igual a 2,25. El gráfico de barras muestra que cada nivel cuenta con aproximadamente 53.830 registros, lo que significa que todos los estados de carga están representados con la misma cantidad de información.

Este reparto equilibrado es importante porque permite analizar y modelar el comportamiento del sistema en todo el rango operativo sin que algún nivel de masa tenga más peso que otro, asegurando que las estimaciones obtenidas sean consistentes desde la carga más baja hasta la más alta y evitando distorsiones debidas a una representación desigual de los datos.

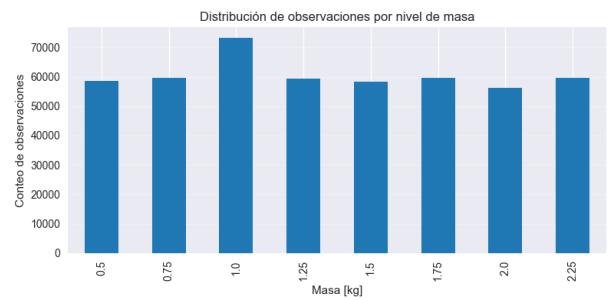


Figura 6: Distribución de observaciones por nivel de masa.

Para identificar los factores con mayor influencia sobre la variable Posición, se analizó la matriz de correlación lineal mediante el coeficiente de Pearson, representada en el heatmap de la Figura 7. Los resultados indican que la temperatura tiene la correlación más alta y positiva ( $r = 0,76$ ), lo que implica una relación directa y fuerte: a medida que la temperatura aumenta, la posición tiende a incrementarse de forma consistente.

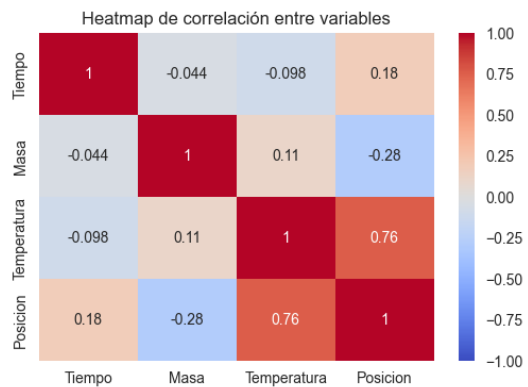


Figura 7: Heatmap de correlación entre variables.

La masa presenta una correlación negativa moderada ( $r = -0,28$ ), lo que indica que, al aumentar la carga, la posición tiende a disminuir o estabilizarse. Aunque su efecto es menor que el de la temperatura, sigue siendo relevante dentro del comportamiento del sistema. Por último, el tiempo muestra una correlación positiva baja ( $r = 0,18$ ), lo que confirma que su impacto es reducido en comparación con las variables físicas.

Estos resultados indican que la posición está principalmente determinada por el estado térmico, con una influencia secundaria de la masa y una dependencia mínima del tiempo.

El análisis de la dependencia temporal mediante la función PACF (Figura 8) permite determinar cuánto influyen los valores pasados en el estado actual de la posición. Los resultados muestran que la señal mantiene una influencia clara de sus valores anteriores hasta aproximadamente 12–15 muestras hacia atrás. Como el sistema se registra cada 0,01 s, esto significa que el comportamiento actual está afectado principalmente por lo ocurrido en los últimos 0,15 s.

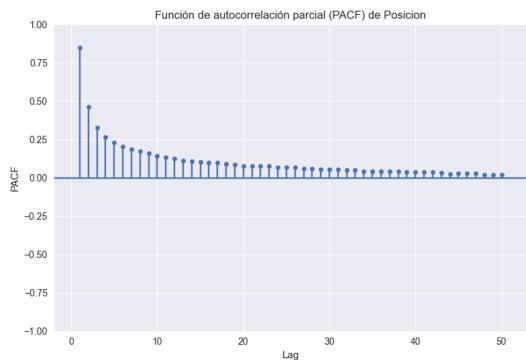


Figura 8: Función de autocorrelación parcial (PACF) de Posición.

La persistencia estructural observada hasta 15 retardos sugiere que el sistema puede representarse mediante un modelo dinámico de orden finito con memoria corta. Este hallazgo es especialmente relevante para el desarrollo de modelos discretos basados en identificación ARX/ARMAX o arquitecturas de aprendizaje automático con ventana temporal acotada.

Los valores más recientes influyen de forma significativa en el presente, mientras que la influencia disminuye progresivamente a medida que se consideran muestras más antiguas. A partir de unos 15 pasos hacia atrás, el efecto adicional es muy reducido. Esto implica que, para reproducir o predecir correctamente el comportamiento del sistema, es suficiente considerar una ventana de aproximadamente 15 muestras anteriores. Incluir más datos históricos no aportaría una mejora relevante, ya que su impacto en el estado actual es mínimo.

#### 4. Conclusiones

El análisis de los resultados indica que el sistema presenta un comportamiento dinámico predecible, respaldado por un volumen de datos amplio y de alta calidad. La ausencia de valores atípicos y la estabilidad observada en todos los niveles de carga confirman que el experimento se desarrolló bajo condiciones controladas.

Los resultados muestran que la temperatura ejerce una influencia directa y significativa sobre la posición, actuando como uno de los principales factores que explican su variabilidad. Por su parte, la masa, aunque no modifica la frecuencia natural del fenómeno, sí influye de manera relevante en el régimen transitorio, incrementando el tiempo necesario para alcanzar el estado estacionario conforme aumenta la carga.

Desde una perspectiva de modelado y análisis predictivo, la función de autocorrelación parcial ha permitido identificar una persistencia temporal relevante hasta 15 retardos, equivalentes a 0,15 s. Este resultado indica que el estado actual del sistema depende de forma significativa de su pasado inmediato. Por tanto, cualquier modelo predictivo que se desarrolle sobre este fenómeno deberá incorporar una ventana temporal mínima de 15 pasos para capturar adecuadamente la dinámica interna.

En este tipo de investigaciones es habitual que, tras la fase de análisis descriptivo, se proceda directamente al desarrollo de modelos predictivos. No obstante, en el presente estudio se ha

optado por centrar el esfuerzo en el análisis exhaustivo de las variables y en la comprensión detallada de su comportamiento dinámico previo al modelado. La dimensión del conjunto de datos, la ausencia de ruido instrumental significativo y la identificación de relaciones estructurales claras entre los parámetros físicos justifican esta decisión metodológica. Disponer de una caracterización tan sólida del sistema permite establecer hipótesis fundamentadas, definir correctamente los supuestos de los modelos y seleccionar las arquitecturas de aprendizaje automático más adecuadas, sentando así una base técnica rigurosa para futuras etapas de predicción.

Los resultados obtenidos permiten formular como hipótesis que el comportamiento del actuador puede representarse mediante un modelo dinámico de orden bajo con acoplamiento térmico dominante y efecto inercial secundario asociado a la carga. Esta hipótesis será evaluada en trabajos futuros mediante identificación paramétrica y validación cruzada experimental.

#### Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado parcialmente gracias al proyecto Discover2Walk (PID2019-105110RB-C32), financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033, y al proyecto Robótica blanda para la rehabilitación del tobillo (SRAR) (PID2023-149141OB-I00), financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y FEDER/UE.

#### Referencias

- Arias Guadalupe, J., Copaci, D., Serrano del Cerro, D., Moreno, L., Blanco, D., 2021. Efficiency analysis of sma-based actuators: Possibilities of configuration according to the application. In: Actuators. Vol. 10. MDPI, p. 63.
- Copaci, D.-S., Blanco, D., Martín-Clemente, A., Moreno, L., 2020. Flexible shape memory alloy actuators for soft robotics: Modelling and control. International Journal of Advanced Robotic Systems 17 (1), 1729881419886747.
- Dash, C. S. K., Behera, A. K., Dehuri, S., Ghosh, A., 2023. An outliers detection and elimination framework in classification task of data mining. Decision Analytics Journal 6, 100164.
- Dynalloy, 2026. Technical characteristics of flexinol. URL: <http://www.dynalloy.com/>
- Guadalupe, J. A., Copaci, D., Navarro, P. M., Moreno, L., Blanco, D., 2023. A novel multi-wire sma-based actuator with high-frequency displacement. Mechatronics 91, 102957.
- Liu, Q., Ghodrati, S., Huisman, G., Jansen, K. M., 2023. Shape memory alloy actuators for haptic wearables: A review. Materials & Design 233, 112264.
- Mohd Jani, J., Leary, M., Subic, A., 2017. Designing shape memory alloy linear actuators: A review. Journal of Intelligent Material Systems and Structures 28 (13), 1699–1718.
- Scholtes, D., Schmidt, M., Linnebach, P., Seelecke, S., Motzki, P., 2023. A multifunctional characterization test bench for shape memory alloy micro-wires—design, implementation and validation. Materials 16 (13), 4820.
- Shahir, M. M., Mirzaei, M., Farbodi, M., Rafatnia, S., 2024. Estimation of shape memory alloy actuator dynamics to design reduced-order position controller with input saturation. IET Control Theory & Applications 18 (10), 1301–1313.
- Shami, Z., Arslan, T., Lomax, P., 2025. Wearable soft robots: Case study of using shape memory alloys in rehabilitation. Bioengineering 12 (3), 276.
- Shi, E., Zhong, X., Wang, T., Li, X., Bu, C., Zhao, X., 2024. Adaptive control for shape memory alloy actuated systems with applications to human–robot interaction. Frontiers in Neuroscience 18, 1337580.
- Wilcox, R. R., Rousselet, G. A., 2023. An updated guide to robust statistical methods in neuroscience. Current Protocols 3 (3), e719.