

Modelo lineal de pérdidas de un volante de inercia

Douairi, Hamza.^a, Torres-Bordón, Juan Carlos^a, Carta, José Antonio.^a, Cabrera, Pedro.^a

^a *Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria,*

To cite this article: Douairi, Hamza., Torres-Bordón, Juan Carlos, Carta, José Antonio, Cabrera, Pedro. 2024. Linear Loss Model of a Flywheel. XIX Simposio CEA de Control Inteligente (2024)

Resumen

El volante de inercia es un sistema mecánico robusto que almacena energía cinética, con aplicaciones potenciales en ingeniería como transporte, energías renovables y vehículos espaciales. Destacan su alta densidad de potencia, eficiencia y larga vida útil. Se considera una opción viable para aplicaciones que requieren almacenamiento energético con ciclos de trabajo elevados. En este estudio, se busca crear un modelo lineal de pérdidas de un volante de inercia, proponiendo una estrategia inteligente para gestionar su velocidad angular. Se investiga si el método propuesto modela adecuadamente el comportamiento de la velocidad angular. El volante, ubicado en el Laboratorio de Diseño y Mantenimiento de Máquinas de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, está diseñado para estabilizar una microrred eléctrica basada en energía eólica.

Palabras clave: Filtrado y suavizado, herramientas de minería de datos, modelado, sistemas mecatrónicos, operación y planificación del almacenamiento de energía, control inteligente de los sistemas de energía, estructuras inteligentes.

Linear Loss Model of a Flywheel

Abstract

The flywheel is a robust mechanical system that stores kinetic energy, with potential applications in fields such as transportation, renewable energy, and space vehicles. Its high-power density, efficiency, and long service life are outstanding. It is considered a viable option for applications requiring energy storage with high duty cycles. In this study, we aim to create a linear loss model of a flywheel and propose an intelligent strategy to manage its angular velocity. We investigate whether the proposed method adequately models the behaviour of the angular velocity. The flywheel, located in the Machine Design and Maintenance Laboratory of the University of Las Palmas de Gran Canaria, is designed to stabilize an electrical microgrid based on wind energy.

Keywords: Filtering and smoothing, data mining tools, modeling, mechatronic systems, energy storage operation and planning, intelligent control of energy systems, smart structures.

1. Introducción.

El almacenamiento y gestión eficiente de energía es crucial en la ingeniería moderna, especialmente en sistemas industriales y de energías renovables (Sayed et al., 2023). Los volantes de inercia desempeñan un papel fundamental en la acumulación y liberación de energía cinética, ofreciendo una solución robusta y eficaz para el manejo de fluctuaciones en la demanda energética (Hacene Mahmoudi, n.d.). Este artículo se centra en la creación de un modelo lineal para predecir las pérdidas de un volante de inercia, lo cual es esencial para optimizar su eficiencia y funcionamiento.

Utilizando técnicas avanzadas de minería de datos y regresión lineal, se pretende cuantificar y comprender mejor

las pérdidas asociadas al volante de inercia. La metodología aplicada sigue el enfoque KDD (Knowledge Discovery in Databases), que permite extraer información valiosa de los datos recopilados. Este proceso no solo mejora la precisión en la predicción de las pérdidas, sino que también sienta las bases para futuras aplicaciones de Machine Learning (Gamarrá et al., 2016).

El modelo desarrollado se utilizará para predecir las pérdidas del volante de inercia en diversas condiciones operativas, facilitando así su integración en sistemas de gestión inteligente. Este enfoque permite ajustar de manera precisa la velocidad angular del volante, optimizando el rendimiento del sistema y reduciendo las pérdidas energéticas. Además, el conocimiento obtenido de este estudio puede aplicarse en la gestión de microrredes eléctricas basadas en fuentes

renovables, como la energía eólica, mejorando la estabilidad y eficiencia de estos sistemas (Carta et al., 2003).

2. Materiales

Este capítulo detalla el diseño del volante de inercia y sus subsistemas asociados, como se muestra en la Figura 1.

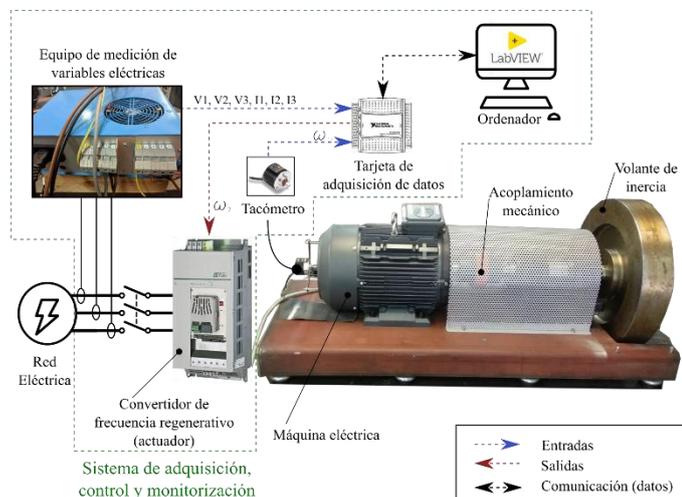


Figura 1: Sistema mecatrónico diseñado para gestionar un volante de inercia

2.1. Volante de inercia

El volante de inercia es una pieza fundamental del sistema, diseñada como un disco de acero AISI 1045 que se acopla a un árbol. Sus especificaciones incluyen un peso de 790 N, un diámetro de 450 mm y un espesor de 80 mm, lo que resulta en un volumen total de 9784.6 cm³. Esta masa giratoria juega un papel crucial en el almacenamiento y la transferencia de energía cinética dentro del sistema.

2.2. Máquina eléctrica

Se trata de una máquina eléctrica trifásica de inducción, identificada como modelo TECHTOP T2AR132S2-2, es un componente clave del sistema. Con una velocidad nominal de 2920 rpm y una tensión de 400V en corriente alterna (CA), esta máquina tiene una potencia nominal de 7.5 kW. Su función principal es convertir la energía mecánica del volante de inercia en energía eléctrica y viceversa, lo que permite la transferencia bidireccional de energía dentro del sistema. Esta máquina proporciona la capacidad necesaria para gestionar eficientemente la energía cinética almacenada en el volante de inercia, contribuyendo así al funcionamiento global del sistema de manera óptima.

2.3. Sistema actuador y convertidor de frecuencia

El sistema actuador se compone de un convertidor de frecuencia regenerativo Leroy-Somer Powerdrive FX33T. Este dispositivo permite la transferencia bidireccional de energía entre la red eléctrica y la máquina eléctrica trifásica de inducción. El convertidor recibe una consigna de velocidad

angular (0-2920 rpm) y actúa de dos maneras: Si la velocidad angular del volante de inercia es inferior a la consigna, el convertidor facilita el flujo de energía desde la red hacia la máquina eléctrica para alcanzar la velocidad requerida; si la velocidad angular excede la consigna, el convertidor transforma el exceso de energía cinética en energía eléctrica, la devuelve a la red y frena la máquina eléctrica para mantener la estabilidad del sistema.

2.4. Sistema de medición de velocidad y energía

El sistema de medición de velocidad y energía emplea una combinación de dispositivos especializados: Un transductor de velocidad angular, modelo E6C2-C, que genera 2000 pulsos por cada revolución, proporcionando una medida precisa de la velocidad del volante de inercia. Un equipo diseñado específicamente para medir las variables eléctricas del sistema. Este conjunto incluye tres transductores de intensidad LEM HAL 50-S, capaces de medir corrientes instantáneas de hasta 50 A con una precisión de $\pm 1\%$. Además, se emplean tres transductores de tensión LEM LV 25-P, capaces de medir tensiones instantáneas de hasta 500V. Complementando estos elementos, se incluye la electrónica necesaria para su funcionamiento y alimentación. Este sistema garantiza una medición precisa y confiable de las corrientes y tensiones trifásicas en el sistema mecatrónico, lo que permite un monitoreo detallado de su rendimiento eléctrico.

2.5. Tarjeta de adquisición de datos

La tarjeta de adquisición de datos National Instruments USB-6009 desempeña un papel crucial en la conversión de medidas eléctricas en datos digitales interpretables por un ordenador. Esta tecnología permite la captura precisa y eficiente de las señales eléctricas generadas por el sistema mecatrónico. La tarjeta actúa como un intermediario, traduciendo las señales analógicas en formato digital, lo que facilita su procesamiento y análisis por parte del software de control.

2.6. Software de monitoreo y control integrado

El ordenador alberga un sistema de monitoreo y control integrado que comprende múltiples subrutinas. Estas subrutinas están diseñadas para calcular y registrar diversas métricas, como potencia y velocidad angular, utilizando las medidas eléctricas y los pulsos generados por el sistema. Esta solución proporciona una supervisión detallada y un control efectivo del sistema mecatrónico, permitiendo una operación precisa y eficiente en tiempo real.

3. Método

En este trabajo, se adopta el enfoque KDD (Knowledge Discovery in Databases) para la gestión inteligente de la velocidad angular del volante de inercia. Este método, característico de la Minería de Datos, facilita la identificación y extracción de conocimientos ocultos y potencialmente valiosos para la comprensión profunda del sistema y el logro de objetivos específicos (Gamarrá et al., 2016). Similar al

proceso de aprendizaje humano, el KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) examina nueva información y la vincula con objetivos específicos, empleando técnicas avanzadas de aprendizaje automático (*Machine Learning*). Estas técnicas permiten identificar patrones y regularidades en los datos, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones informadas y la optimización en la gestión del volante de inercia. A través del uso de algoritmos de *Machine Learning*, es posible generar modelos predictivos que mejoren la eficiencia y el control del sistema, garantizando así un rendimiento óptimo y una mejor adaptación a diversas condiciones operativas. (Fayyad et al., 1996).

El proceso de KDD implica varias etapas, como se puede observar en la *Figura 2*, incluyendo la recopilación de datos, selección y limpieza de los datos incorrectos o incompletos, la propia minería de datos, la evaluación e interpretación de la precisión, y finalmente la aplicación y el uso.

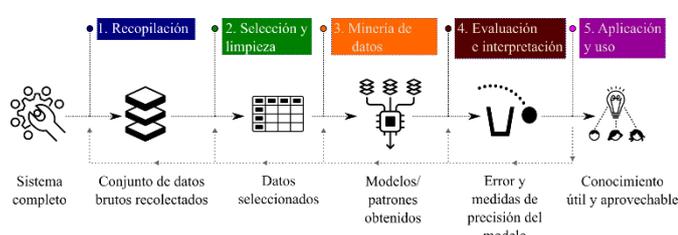


Figura 2. Esquema general del proceso de extracción del conocimiento

3.1. Recopilación de datos

Para la recopilación de datos del volante de inercia, se empleó un modelo mecatrónico sofisticado utilizando LABVIEW. Este software se configuró para capturar datos relevantes del volante, diseñando módulos específicos para medir la velocidad angular y la potencia en tiempo real. El objetivo principal fue regular la velocidad angular del volante para que generara o consumiera la potencia requerida, implementando algoritmos de control que ajustaban dinámicamente la velocidad según las condiciones operativas. Esto permitió simular diversas condiciones de carga y descarga, garantizando la representatividad de los datos. Una vez recopilados, los datos de velocidad angular y potencia se almacenaron para su posterior análisis, permitiendo interpretar el comportamiento del volante y calcular con precisión las pérdidas del sistema.

3.2. Selección y limpieza de datos

Tras recoger los datos del volante de inercia, se generaron ficheros con las combinaciones posibles de velocidades angulares ensayadas. El siguiente paso fue seleccionar y limpiar estos datos para asegurar su calidad y relevancia en el cálculo de las pérdidas del volante de inercia.

Para la selección de datos, se escogieron los intervalos correspondientes a la velocidad angular inicial del volante, es decir, antes de cualquier cambio a otra velocidad angular. Esto permite centrarse en las condiciones iniciales del sistema, fundamentales para establecer una línea base precisa para el cálculo de las pérdidas. La selección se realizó meticulosamente para capturar el comportamiento real del volante bajo condiciones estables. Con los datos

seleccionados, se llevó a cabo un proceso de limpieza exhaustivo utilizando *MATLAB R2024a*. Se aplicaron métodos de filtrado para suavizar las señales y eliminar el ruido de alta frecuencia, asegurando que las mediciones fueran representativas del comportamiento real del volante. Se identificaron y eliminaron datos atípicos que podrían distorsionar el análisis. Finalmente, los datos se normalizaron para garantizar que todas las variables estuvieran en una escala comparable.

Este proceso de limpieza y filtrado fue fundamental para obtener un conjunto de datos de alta calidad, libre de ruido y preparado para el análisis detallado. Esto asegura que los cálculos de las pérdidas del volante de inercia se basen en datos fiables y representativos, garantizando la validez de los resultados.

3.3. Minería de datos

En esta fase del proyecto, se realizó la minería de datos con el objetivo de obtener el coeficiente de pérdidas del volante de inercia. Este coeficiente se determina a partir de los datos de potencia y velocidad angular del volante, los cuales se utilizan para calcular el par y posteriormente realizar una regresión lineal.

La minería de datos en este proyecto se basa en la aplicación de principios fundamentales de la física para obtener el coeficiente de pérdidas del volante de inercia. Un punto de partida crucial es la *ecuación 1* que gobierna el comportamiento dinámico del sistema rotativo:

$$I \frac{d\omega}{dt} + \gamma\omega = T \quad (1)$$

Esta ecuación representa una manifestación de la segunda ley de Newton para sistemas rotativos. En ella, I es el momento de inercia del volante, $\frac{d\omega}{dt}$ es la aceleración angular, γ es el coeficiente de fricción, ω es la velocidad angular, y T es el par aplicado al volante de inercia.

Esta ecuación encapsula la esencia del comportamiento del sistema, donde la suma de los momentos aplicados es igual al momento de inercia multiplicado por la aceleración angular, más el producto del coeficiente de fricción por la velocidad angular. Es esencial comprender que el coeficiente γ representa las pérdidas en el sistema, como la fricción interna y otras resistencias.

La constante de inercia (I) del volante de inercia se calcula mediante la *ecuación 2*:

$$I = \frac{1}{2} \cdot masa \cdot R^2 \quad (2)$$

donde se debe de tener en cuenta la masa, el momento de inercia (I) y el radio R (225 mm) del volante de inercia. La *ecuación 3* sirve para determinar la masa del volante:

$$masa = V \cdot \rho = 0,0127 \text{ m}^3 \cdot 7850 \text{ kg/m}^3 = 99,695 \text{ kg} \quad (3)$$

- ρ es la densidad del acero (aprox. 7850 kg/m³)
- V es el volumen (0,0127 m³).

Por lo que, resolviendo la *ecuación 4*, se obtiene así el siguiente momento de inercia:

$$I = \frac{1}{2} \cdot masa \cdot R^2 = \frac{1}{2} \cdot 99,6950 \text{ kg} \cdot 0,225^2 = 2,5235 \text{ kg} \cdot \text{m}^2 \quad (4)$$

El primer paso en la minería de datos fue utilizar las mediciones de potencia y velocidad angular para calcular el par. La relación entre la potencia (P), el par (T) y la velocidad angular (ω) se expresa mediante la *ecuación 5*:

$$P = T \times \omega \quad (5)$$

Reordenando la *ecuación 5*, se puede obtener la *ecuación 6* y resolver el par como:

$$T = P/\omega \quad (6)$$

Con los valores de par y velocidad angular calculados, el siguiente paso fue aplicar una regresión lineal para obtener el coeficiente de pérdidas del volante de inercia. Para entender esto mejor, primero simplificamos la *ecuación 1*. Consideramos el caso en el que no hay aceleración angular, es decir, la velocidad angular (ω) es constante y la aceleración angular ($d\omega/dt$) es cero. Por lo tanto, cuando $d\omega/dt = 0$, la *ecuación 1* se reduce a la *ecuación 7*:

$$T = \gamma\omega \quad (7)$$

Esta expresión revela una relación lineal entre el par y la velocidad angular, donde el coeficiente " γ " representa las pérdidas del sistema. Sin embargo, para obtener este coeficiente con precisión, es esencial asegurarse de que la gráfica de T en función de ω pase por el origen. Esto significa que cuando la velocidad angular es cero, el par aplicado al volante de inercia también lo es. Esta condición inicial es crucial, ya que nos permite determinar el coeficiente de pérdidas directamente de la pendiente de la gráfica. Esencialmente, el coeficiente de pérdidas se interpreta como la pendiente de esta relación lineal entre el par y la velocidad angular. Aquí es donde entra en juego la regresión lineal. Esta técnica estadística permite modelar la relación entre dos variables (en este caso, el par y la velocidad angular) mediante una línea recta que mejor se ajuste a los datos experimentales. Al ajustar esta línea, podemos determinar la pendiente, que representa el coeficiente de pérdidas del volante de inercia. La regresión lineal nos proporciona una herramienta poderosa para cuantificar y comprender las pérdidas en el sistema de forma precisa y basada en datos reales.

3.4. Evaluación e interpretación

Para evaluar las estimaciones numéricas de los modelos propuestos, utilizamos las métricas de error absoluto medio (MAE), error porcentual absoluto medio (MAPE) y el coeficiente de determinación (R-cuadrado).

El MAE se define por la siguiente *ecuación 8*, donde los valores estimados están representados por la letra " \hat{e}_i " y los valores observados por la letra " o_i ". El MAE se expresa en las mismas unidades que los parámetros que compara (Carta, Cabrera, et al., 2015).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |o_i - \hat{e}_i| \quad (8)$$

El MAPE se define por la siguiente *ecuación 9* y es una medida relativa que expresa el error como un porcentaje de los datos observados (Carta, Cabrera, et al., 2015).

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{o_i - \hat{e}_i}{o_i} \right| \quad (9)$$

El R-cuadrado se obtiene mediante la *ecuación 10* y mide la proporción de la variación en la variable de respuesta (y) explicada por las variables independientes (x) (Lozano et al., 2020).

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (10)$$

Siendo SSE la suma de los errores al cuadrado (Sum of Squared Errors), SSR la suma de las regresiones al cuadrado (Sum of Squared Regression), y SST es la suma total de los cuadrados (Sum of Squared Total).

Estas métricas nos permiten evaluar de manera integral la precisión y calidad de los modelos propuestos, proporcionando una comprensión detallada de su rendimiento en comparación con los datos observados.

3.5. Aplicación y uso

Una vez creado y validado el modelo de regresión lineal para predecir las pérdidas del volante de inercia, se procede a su integración en un sistema de gestión inteligente. El objetivo principal es emplear el modelo para mejorar la comprensión y optimización del sistema en futuras aplicaciones de Machine Learning.

El modelo lineal desarrollado se utilizará para conocer y predecir las pérdidas del volante de inercia, lo que permite tener en cuenta estos factores en la gestión del sistema. En futuras aplicaciones, este conocimiento se integrará en algoritmos de Machine Learning que gestionarán de manera inteligente la velocidad angular del volante, respondiendo a las condiciones cambiantes del entorno operativo. La integración de este modelo permitirá al sistema ajustar de manera precisa la velocidad angular del volante de inercia en función de diversas variables operativas. Con esta información, el modelo predictivo estimará las pérdidas del volante de inercia y ajustará su velocidad angular para optimizar el rendimiento del sistema.

Esta implementación no solo mejora la eficiencia del volante de inercia, sino que también facilita su integración en sistemas más complejos. Por ejemplo, en aplicaciones futuras, el sistema de almacenamiento de energía con el volante de inercia podría formar parte de una microrred eléctrica renovable generación eólica y una planta desaladora (Carta, González, et al., 2015). La gestión inteligente del volante de inercia aseguraría que la potencia requerida para el instante futuro se calcule adecuadamente, basándose en la diferencia entre la potencia generada por el aerogenerador y la potencia consumida por la planta desaladora (González et al., 2018).

4. Resultados y conclusiones

El presente estudio se centró en la creación de un modelo lineal para predecir las pérdidas de un volante de inercia. Para ello, se recopilaron datos de la velocidad angular del volante y de la potencia, a partir de los cuales se calcularon el par y el coeficiente de pérdidas. Se generaron dos gráficas principales: una que muestra la relación entre el par y la velocidad angular, y otra que compara el par real con el par estimado.

La *Figura 3* revela una clara tendencia lineal positiva entre el par y la velocidad angular del volante de inercia. La *ecuación 11* representa la regresión lineal obtenida:

$$y = 0.0044x \quad (11)$$

La ecuación anterior establece una relación matemática precisa entre ambas variables. La solidez del modelo lineal para explicar la variabilidad del par se ve respaldada por un elevado coeficiente de determinación R^2 de 0.953, indicando que el 95.3% de los cambios en el par pueden ser explicados por la velocidad angular. Estos resultados confirman que el par generado por el volante de inercia aumenta de manera constante a medida que aumenta su velocidad angular. Este comportamiento se debe a la mayor inercia rotacional del volante a mayores velocidades, lo que requiere un mayor par para su aceleración o desaceleración. La alta correlación entre

Es importante destacar que el coeficiente de pérdidas obtenido, de $0.0044 \text{ Nm}/(\text{rad}/\text{s})$, indica la eficiencia del volante de inercia. Un coeficiente de pérdidas bajo, como en este caso, sugiere que el volante de inercia almacena energía de manera eficiente y la libera con poca pérdida durante su rotación

La Figura 4 compara el par real con el par estimado a partir de la multiplicación de la velocidad angular por el coeficiente de pérdidas. Se observa una fuerte correlación entre ambas variables, con un coeficiente de determinación R^2 de 0.9868. Esto indica que el 98.68% de la variabilidad del par real puede ser explicada por el modelo lineal.

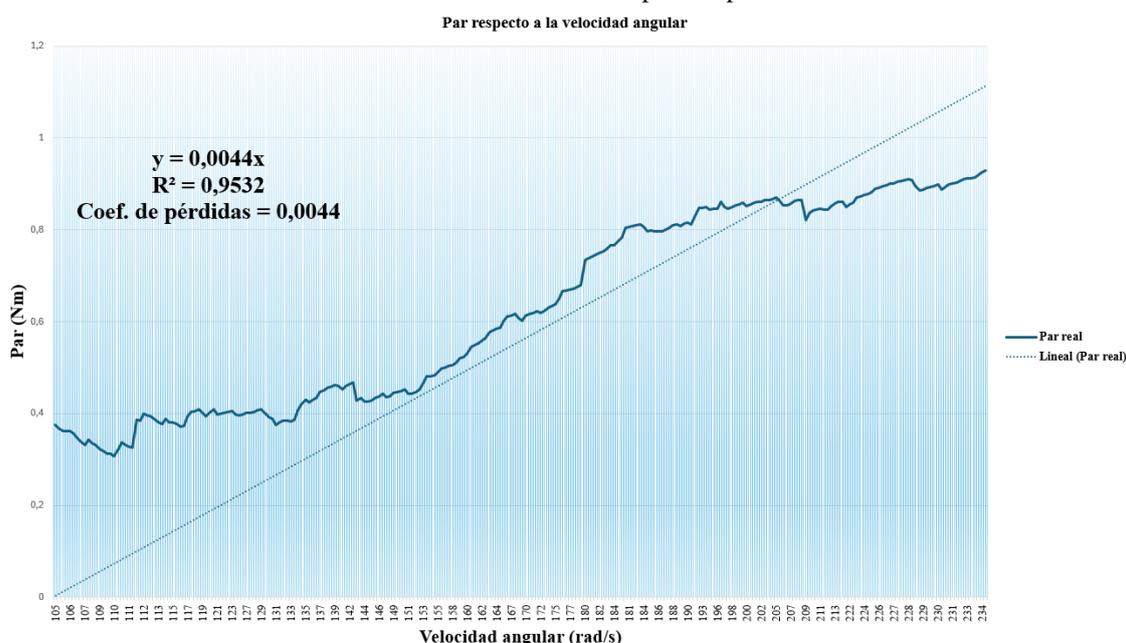


Figura 3. Relación entre el par y la velocidad angular del volante de inercia.

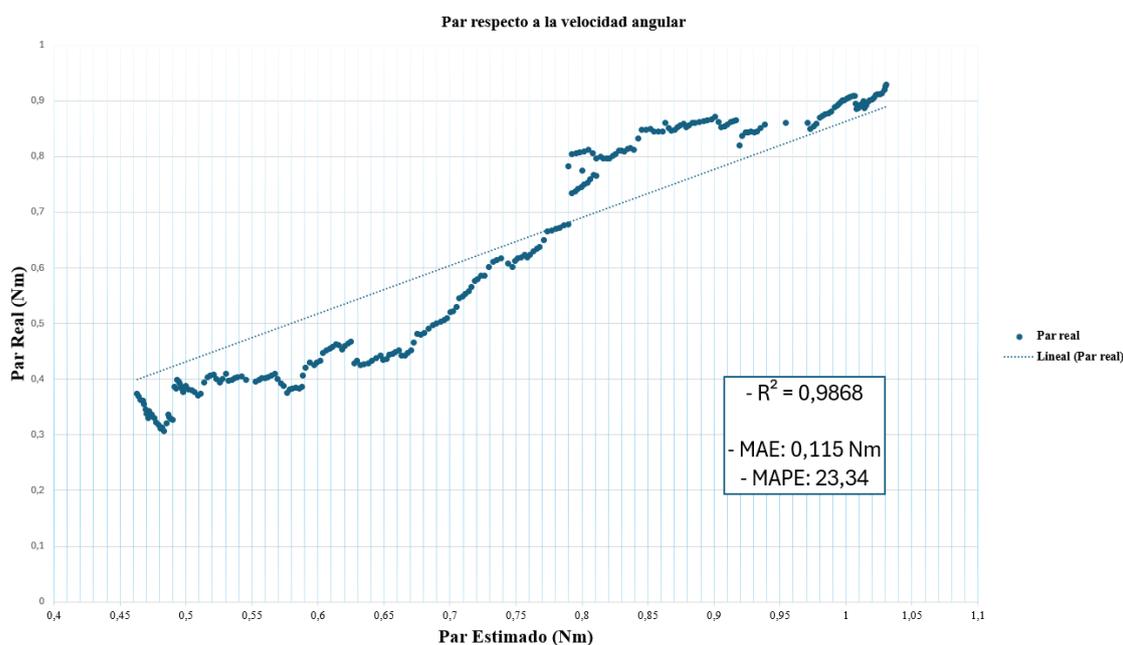


Figura 4. Comparación entre el par real y el par estimado en un volante de inercia.

el par y la velocidad angular, junto con el elevado valor de R^2 , demuestran que el modelo lineal es una herramienta confiable para predecir el par a partir de la velocidad angular.

La precisión del modelo se verifica por el bajo error medio absoluto (MAE) de 0.115 Nm, el cual representa la diferencia promedio entre el par real y el par estimado.

Por otra parte, el error porcentual medio absoluto (MAPE) del 23.34% indica que las estimaciones del modelo son precisas en relación con el valor real. La alta correlación entre el par real y el par estimado, junto con los bajos valores de MAE y MAPE, permiten confiar en las predicciones del modelo para diferentes valores de velocidad angular.

Estos resultados subrayan la eficacia del modelo lineal en la predicción del par generado por el volante de inercia basado en su velocidad angular. La alta precisión y el bajo coeficiente de pérdidas reflejan la eficiencia del sistema, proporcionando una base sólida para decisiones informadas y optimización del sistema mecatrónico. Este estudio destaca la importancia de modelos matemáticos precisos en la comprensión y mejora de sistemas mecánicos complejos, y demuestra el potencial de la regresión lineal como herramienta analítica en ingeniería.

Agradecimientos

Este trabajo de investigación es parte del proyecto PID2022-142148OA-I00 financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE.



Esta contribución ha sido co-financiada por la Ayuda RED2022-134588-T financiada por MICIU/AEI/10.13039/501100011033.

Referencias

- Carta, J. A., Cabrera, P., Matías, J. M., & Castellano, F. (2015). Comparison of feature selection methods using ANNs in MCP-wind speed methods. A case study. *Applied Energy*, 158, 490–507. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.08.102>
- Carta, J. A., González, J., Cabrera, P., & Subiela, V. J. (2015). Preliminary experimental analysis of a small-scale prototype SWRO desalination plant, designed for continuous adjustment of its energy consumption to the widely varying power generated by a stand-alone wind turbine. *Applied Energy*, 137, 222–239. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.09.093>
- Carta, J. A., González, J., & Subiela, V. (2003). Operational analysis of an innovative wind powered reverse osmosis system installed in the Canary Islands. *Solar Energy*, 75(2), 153–168. [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(03\)00247-0](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(03)00247-0)
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases* (© AAAI) (Vol. 17). www.ffly.com/
- Gamarra, C., Guerrero, J. M., & Montero, E. (2016). A knowledge discovery in databases approach for industrial microgrid planning. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 60, pp. 615–630). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.01.091>
- González, J., Cabrera, P., & Carta, J. A. (2018). *Wind Energy Powered Desalination Systems*.
- Hacene Mahmoudi, N. G. M. G. J. B. (n.d.). *Renewable Energy Technologies for Water Desalination*.
- Lozano, A., Cabrera, P., & Blanco-Marigorta, A. M. (2020). Non-linear regression modelling to estimate the global warming potential of a newspaper. *Entropy*, 22(5). <https://doi.org/10.3390/E22050590>
- Sayed, E. T., Olabi, A. G., Alami, A. H., Radwan, A., Mdallal, A., Rezk, A., & Abdelkareem, M. A. (2023). Renewable Energy and Energy Storage Systems. In *Energies* (Vol. 16, Issue 3). MDPI. <https://doi.org/10.3390/en16031415>