

# Selección de los principales IC en el dominio del tiempo para determinar el nivel de severidad de un fallo en cajas de engranajes rectos.

Antonio Pérez-Torres<sup>1</sup>, René-Vinicio Sánchez<sup>2</sup>, Susana Barceló-Cerdá<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Grupo de investigación y desarrollo en tecnologías industriales (GIDTEC), Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador.  
Email: [jperez@ups.edu.ec](mailto:jperez@ups.edu.ec)

<sup>2</sup>Grupo de investigación y desarrollo en tecnologías industriales (GIDTEC), Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador.  
Email: [rsanchez@ups.edu.ec](mailto:rsanchez@ups.edu.ec)

<sup>3</sup>Departamento de estadística e investigación operativa aplicadas y calidad, Universidad Politécnica de Valencia, España.  
Email: [sbarcelo@cio.upv.es](mailto:sbarcelo@cio.upv.es)

## Resumen

En el sector industrial las cajas de engranajes utilizadas por su eficiencia en la transmisión de potencia son consideradas componentes críticos, por lo que, detectar un fallo con antelación es fundamental. Este trabajo tiene como objetivos determinar el ranking de los indicadores de condición (ICs) para extraer información de la señal de vibración en el dominio del tiempo para una caja de engranajes rectos y determinar la precisión del modelo de clasificación del nivel de severidad de un fallo de rotura. En condiciones de laboratorio se simuló la rotura del diente de un piñón con diferentes niveles de severidad en una caja de engranajes rectos. Se instalaron cuatro acelerómetros en la caja de engranajes en posición vertical para obtener la señal de vibración. En primer lugar, se extrajo información de la señal de vibración a través de 64 ICs en los cuatro acelerómetros. Mediante técnicas de inteligencia artificial se realizó un ranking de 10 ICs. Posteriormente, se utilizó el algoritmo random forest para determinar la precisión en la clasificación del nivel de severidad del fallo. Finalmente se realizó una prueba ANOVA para determinar si existen diferencias significativas en la precisión de clasificación para los cuatro acelerómetros. Con los resultados obtenidos se llegó a la conclusión que los ICs seleccionados mediante el ranking son óptimos para determinar el nivel de severidad del fallo de rotura en una caja de engranajes rectos y que el emplazamiento del sensor en la caja de engranajes tiene incidencia mínima en el resultado de la precisión de clasificación.

**Palabras clave:** severidad de fallos; indicadores de condición; bosque aleatorio; aprendizaje automático.

## Abstract

In the industrial sector, gearboxes used for their efficiency in power transmission are considered critical components; therefore, detecting a fault in advance is essential. This work aims to determine the ranking of condition indicators (CIs) to extract information from the vibration signal in the time domain for a straight-tooth gearbox and to determine the accuracy of the classification model for the severity level of a breakage fault. In laboratory conditions, the tooth breakage of a pinion was simulated with different severity levels in a straight-tooth gearbox. Four accelerometers were installed vertically on the gearbox to obtain the vibration signal. Firstly, information from the vibration signal was extracted through 64 CIs from the four accelerometers. Using artificial intelligence techniques, ranking the top 10 CIs was performed. Subsequently, the random forest algorithm was used to determine the accuracy in classifying the severity level of the fault. Finally, an ANOVA test was conducted to determine if there were significant differences in classification accuracy among the four accelerometers. The results concluded that the CIs selected through the ranking are optimal for determining the severity level of breakage faults in a straight-tooth gearbox and that the sensor placement on the gearbox has minimal impact on the classification accuracy results.

**Keywords:** failure severity; condition indicators; random forest; machine learning.

## 1. Introducción

En el sector industrial la maquinaria rotativa es utilizada en diferentes procesos productivos y las cajas de engranajes constituyen una parte fundamental debido a su eficiencia en la transmisión de potencia entre ejes en espacios reducidos y su gran capacidad de carga, es por esto que, monitorear el estado de condición en una caja de engranajes para detectar un fallo con antelación es fundamental para evitar actividades de mantenimiento inesperadas o peor aún su inoperatividad [1] [2].

Para monitorear el estado de condición en una caja de engranajes es necesario considerar las siguientes fases: adquisición de datos, extracción de características y la detección, identificación de fallos y su nivel de severidad. Siendo fundamentales los modelos estadísticos de extracción de características en el proceso [3] [4].

La fase de adquisición de datos se realiza mediante la recopilación de información que se puede obtener de manera precisa y confiable mediante sensores instalados en diferentes posiciones [5].

En la fase de extracción de características de una señal es necesario procesar la información obtenida de un sensor, para esto, se utilizan parámetros estadísticos para la construcción de indicadores de condición (ICs) [6].

En la fase de detección e identificación de fallos en cajas de engranajes se han realizado diversas investigaciones basadas en los ICs debido a su sensibilidad a los diferentes tipos y niveles de severidad de fallos, por lo que al combinar varios ICs se puede obtener mejores resultados, sin embargo, se puede redundar en la información o peor aún existir contradicciones que dificultan el proceso de detección de un fallo o su nivel de severidad, por lo que, es necesario contar con un sistema de selección de ICs y modelos de clasificación automatizados como lo es random forest (RF) [7].

RF es un modelo de clasificación representado en la ecuación (1) conformado por diferentes clasificadores que siguen una estructura de árbol, para cada (i) árbol se genera un vector aleatorio ( $V_i$ ) independiente. Cada árbol utiliza un conjunto de entrenamiento y emite un voto para la categoría más popular en el vector de entrada ( $x$ ) [8].

$$RF = f(x, V_i)_{i=1}^N \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

La señal de vibración es la más utilizada para el diagnóstico de fallos debido a la facilidad de su obtención, pero a su vez, es compleja ya que contiene componentes estacionarios, no estacionarios e

información resonante, debido a esto, es necesario elegir las técnicas de procesamiento de señal mediante algoritmos de datos apropiados que permitan diagnosticar el estado de condición, la severidad y tipo de fallo en un engranaje, siendo la rotura del diente el principal y más grave [9][10][11].

La señal de vibración, los ICs y el modelo de clasificación RF ha sido utilizado en diferentes investigaciones para determinar el nivel de severidad de un fallo, por ejemplo, para el diagnóstico de múltiples fallos tanto en rodamientos como en cajas de engranajes rectos y helicoidales en [12] utilizaron ICs para extraer información de la señal de vibración y como método de clasificación utilizaron RF. En [13] utilizaron ICs para analizar la señal de vibración y emisión acústica en una caja de engranajes del sistema de transmisión de un helicóptero. En [7] utilizaron ICs para extraer características de la señal de vibración en el dominio tiempo-frecuencia de una caja de engranajes rectos para clasificar la severidad de diferentes tipos de fallo de un engranaje y uno de los modelos de clasificación fue RF. En [5] para el diagnóstico de fallas multiclase en cajas de engranajes rectos se utilizó ICs en los dominios del tiempo, frecuencia y tiempo-frecuencia y uno de los modelos de clasificación del nivel de severidad fue RF.

Si bien existe múltiples investigaciones relacionados con el uso de ICs y el modelo de clasificación RF para determinar la severidad de un fallo en cajas de engranajes. Lo que no se encuentra reportado es un ranking de los ICs en el dominio del tiempo utilizando el método de envoltorio para determinar el nivel de severidad de un fallo en una caja de engranajes rectos y si la posición del sensor incide en la precisión del modelo de clasificación del nivel de severidad de un fallo. Por lo tanto, los objetivos planteados en este trabajo fueron: a) Realizar un ranking de ICs utilizando el método envoltorio para extraer información adecuada de la señal de vibración en el dominio del tiempo para una caja de engranajes rectos sometido a un fallo de rotura de diente. b) Medir el rendimiento de los principales ICs en el modelo de clasificación RF mediante el cálculo de la precisión. c) Determinar si la posición del sensor influye en la extracción de características de la señal de vibración para la precisión en un modelo de clasificación.

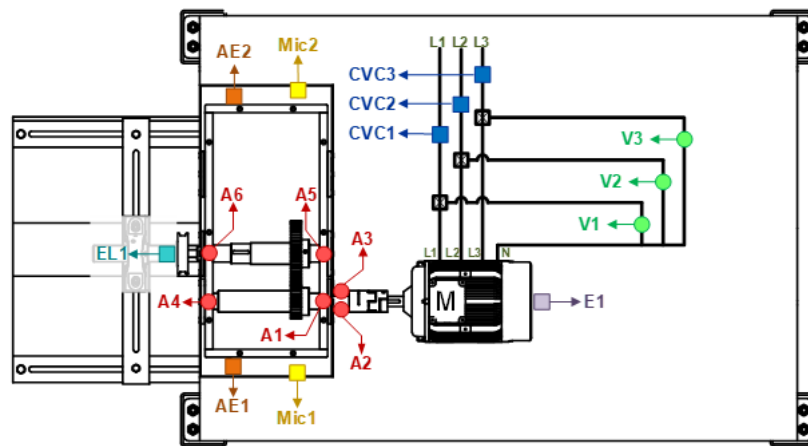
## 2. Materiales y metodología

### 2.1. Banco de pruebas

En la fase experimental se utilizó una caja de engranajes rectos de una etapa la cual está acoplada a un motor trifásico de 2hp, 220V y 1200rpm, la velocidad de rotación del motor se puede controlar mediante un variador de frecuencia. Para simular

diferentes condiciones de carga se acopló un freno electromagnético al eje de salida de la caja de

engranajes. La configuración del banco de pruebas se representa en la figura 1.



**Figura 1.** Esquema del banco de pruebas.

La caja de engranajes cuenta con un piñón  $Z1=32$  dientes y un engranaje de  $Z2=48$  dientes, de manera artificial se simularon nueve niveles de severidad del fallo de rotura (P2-P10) en el piñón Z1. Para la adquisición de datos se intercambié el piñón Z1 desde estado de condición normal P1 hasta el nivel máximo de severidad P10 (figura 2). En cada nivel de severidad se modificó la frecuencia de rotación del motor a 8Hz, 14Hz y 20Hz. Con el freno electromagnético simulamos condiciones de carga con 0V, 10V y 20V. El experimento se repitió diez veces durante 10 segundos. Se obtuvo una base de datos (BD) con 900 observaciones por cada acelerómetro.



**Figura 2.** Fallo de rotura P10

La metodología desarrollada en este trabajo se detalla en la figura 3 y consta de las siguientes etapas:

## 2.2. Adquisición de datos

La adquisición de datos de la señal de vibración se realizó mediante cuatro acelerómetros (A) colocados en posición vertical. En el eje de entrada se instalaron los acelerómetros A1 y A2 mientras que en el eje de salida los acelerómetros A3 y A4. La frecuencia de muestreo de cada acelerómetro es de 50k muestras/s.

## 2.3. Extracción de características de la señal

Se extrajo la característica de la señal de vibración en el dominio del tiempo de los cuatro acelerómetros mediante el cálculo de 64 ICs utilizados por [14] en su investigación. Para cada IC se obtuvo un vector de 900 observaciones (90 por cada nivel de severidad) los cuales se fusionaron en una matriz con el factor del nivel de severidad del fallo de rotura (P1-P10). De esta manera se obtuvo cuatro bases de datos (BDs) una por cada acelerómetro.

## 2.4. Ranking de indicadores de condición

Para el ranking de ICs se consideró la información extraída de los cuatro acelerómetros mediante el proceso detallado a continuación:

En primera instancia, cada BD obtenida ingresó al modelo de clasificación RF y mediante el método de envoltorio y un proceso iterativo de remuestreo se determinó la importancia de los ICs mediante el cálculo de la influencia media (IM). Con este proceso se realizó un ranking de ICs para cada acelerómetro y se seleccionaron los 10 ICs más importantes. Se seleccionaron 10 ICs debido a que el valor de la variabilidad en la clasificación se redujo y estabilizó para los cuatro acelerómetros como se detalla en la figura 4. En este proceso a cada IC se le asignó un valor de ponderación de 10 a 1 según su orden de importancia.

Posteriormente, se realizó un ranking general, para lo cual, se calculó la ponderación total sumando los valores de ponderación de los cuatro acelerómetros asignados en el proceso anterior. Finalmente, del ranking general se seleccionaron los 10 ICs que obtuvieron la mayor ponderación. Estos ICs

seleccionados se utilizaron posteriormente para la etapa de clasificación. Los resultados de este proceso se detallan en la sección 3.

## 2.5. Clasificación

Las BDs reducidas considerando los 10 principales ICs se utilizaron para determinar el nivel de severidad de fallo mediante el modelo de clasificación RF. Las BDs se dividieron en 70% para entrenamiento y 30% para prueba. Se realizó el proceso iterativo de remuestreo y validación cruzada para medir el rendimiento del modelo. Con este proceso se obtuvo un vector por cada acelerómetro con 100 observaciones correspondientes a la precisión en la clasificación.

## 2.6. Análisis

Para el análisis se consideraron los datos de los cuatro vectores de precisión obtenidos en la etapa de clasificación. Se realizó un análisis de la varianza (ANOVA) y pruebas post-hoc de Tukey para determinar si la posición del acelerómetro tiene incidencia en la señal de vibración para un modelo de clasificación.

El procesamiento de datos se realizó con el software R[15] y su entorno de desarrollo RStudio.

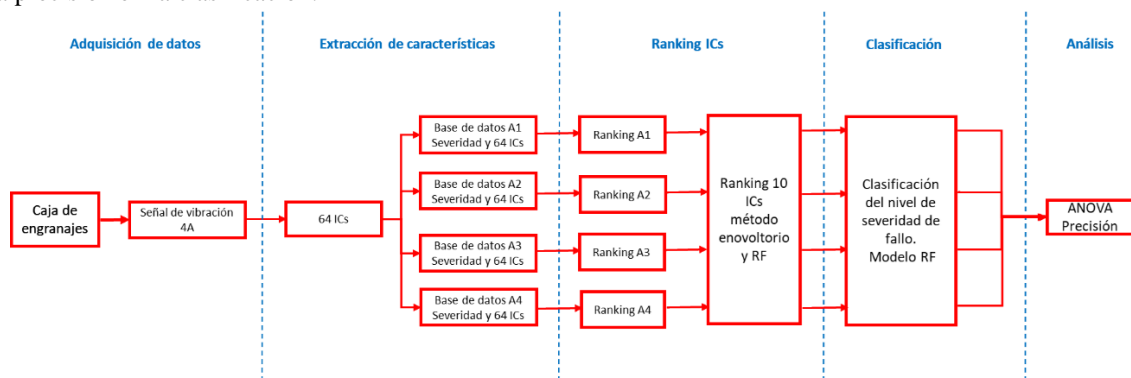


Figura 3. Metodología

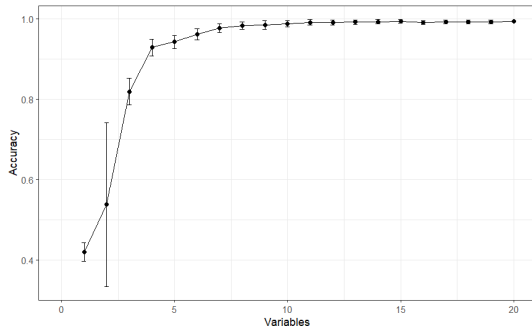


Figura 4a. Acelerómetro 1

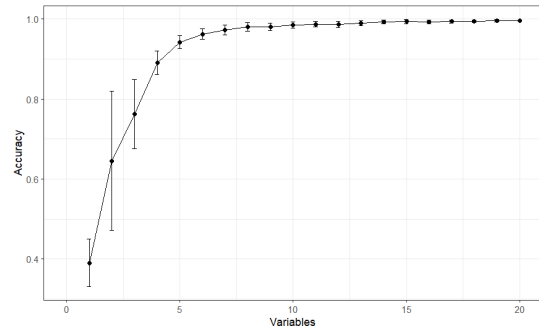


Figura 4b. Acelerómetro 2

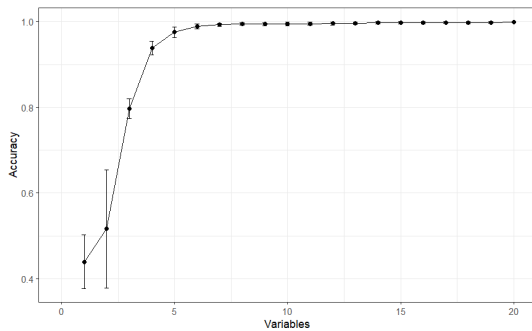


Figura 4c. Acelerómetro 3

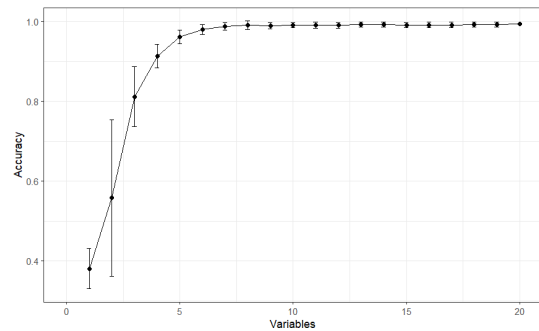


Figura 4d. Acelerómetro 4

Figura 4. Variabilidad de la precisión en la clasificación por A y tipo de fallo.

### 3. Resultados

El primer objetivo de este trabajo fue realizar un ranking de ICs para extraer información adecuada de la señal de vibración en el dominio del tiempo para una caja de engranajes rectos sometido a un fallo de rotura de diente. Para cumplir con este objetivo se realizó el proceso detallado en la sección 2.4. Al seleccionar los 10 principales ICs para los cuatro acelerómetros, se obtuvo la tabla 1.

Posteriormente, se obtuvo la ponderación total (PT) de los ICs sumando los valores de la ponderación de cada acelerómetro, con lo cual, se obtuvo el ranking de los ICs en el dominio del tiempo. Los resultados se detallan en la tabla 2 en el orden de importancia.

**Tabla 1. Principales ICs por acelerómetro**

A1		A2		A3		A4		Peso
Variable	IM	Variable	IM	Variable	IM	Variable	IM	
MTOS	11,87	Media	10,89	MTOS	12,81	MTOS	10,90	10
Media	11,83	MTOS	10,75	Media	12,75	Media	10,78	9
Cruce por cero	11,16	Factor de holgura	10,68	Factor de latitud	11,30	Asimetría	10,17	8
Factor de forma	9,77	Crce por cero	9,682	Asimetría	11,11	Operador de energía	10,16	7
FIDS	9,67	Operador de energía	9,42	Cruce por cero	9,19	Cruce por cero	9,55	6
CSP	8,79	Factor de cresta	9,26	Curtosis	8,99	Factor de forma	9,28	5
Asimetría	8,72	Asimetría	9,06	FISD	8,86	Factor de cresta	9,27	4
Operador de energía	8,51	Factor de forma	8,80	Quinto momento	8,65	Curtosis	9,20	3
Índice de margen	8,42	Curtosis	8,78	Relación log-log	8,63	Índice de margen	9,00	2
Relación log-log	8,27	FISD	8,77	Factor de forma	8,36	Factor de impulso	8,92	1
MTOS= Momento temporal de orden superior				CSP= Cambio de signo de pendiente				
FIDS= Factor de impulso desviación estándar				IM= Influencia media				

**Tabla 2. Ranking ICs dominio tiempo**

Principales ICs fallo de rotura	PT
MTOS (ecuación 2)	39
Media (ecuación 3)	37
Cruce por cero (ecuación 4)	27
Asimetría (ecuación 5)	23
Operador de energía (ecuación 6)	16
Factor de forma (ecuación 7)	11
FIDS (ecuación 8)	11
Curtosis (ecuación 9)	10
Factor de cresta (ecuación 10)	9
Factor de holgura (ecuación 11)	8
PT= Ponderación total	

Las fórmulas de los ICs seleccionados en el ranking, se detallan a continuación:

$$MTOS = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^m \right|; m = 3 \text{ por defecto} \quad (2)$$

$$Media = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

$$Cruce \text{ por cero} = \sum_{i=1}^N \text{paso}[\text{señal}(-x_i * x_{i+1})] \quad (4)$$

Donde;

$$\text{paso} = \begin{cases} 1, & \text{si } x > 0 \\ 0, & \text{si } x = 0 \\ -1, & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

$$\text{señal} = \begin{cases} 1, & \text{si } x > 0 \\ \frac{1}{2}, & \text{si } x = 0 \\ 0, & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

$$\text{Asimetría} = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - \text{Media})^3}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}} \quad (5)$$

$$\text{Operador de energía} = \frac{N^2 \sum_{i=1}^N (\Delta y_i - \Delta \bar{y})^4}{[\sum_{i=1}^N (\Delta y_i - \Delta \bar{y})^2]^2} \quad (6)$$

$$\text{Factor de forma} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (7)$$

$$FIDS = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (8)$$

$$\text{Curtosis} = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - \text{Media})^4}{[\sum_{i=1}^N (x_i - \text{Media})^2]^2} \quad (9)$$

$$\text{Factor de cresta} = \frac{\max(x_i)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}} \quad (10)$$

$$\text{Factor de holgura} = \frac{\max(x_i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (11)$$

El segundo objetivo del trabajo fue medir el rendimiento de los ICs seleccionados en el ranking al utilizarlos en el modelo de clasificación RF para los cuatro acelerómetros. Para lo cual, se calculó el promedio de los vectores de precisión en la clasificación del nivel de severidad de fallo. Los resultados de la precisión por acelerómetro en la clasificación son los siguientes: **A1= 98,66%, A2=99,19%, A3=98,63% y A4=98.80%.**

El tercer objetivo fue determinar si la posición del sensor influye en la extracción de características de la

señal de vibración para la precisión de un modelo de clasificación. Para lo cual, se realizó la prueba ANOVA (tabla 3) con los valores de precisión de los cuatro acelerómetros. Se determinó que existen diferencias significativas en la precisión de clasificación del nivel de severidad de fallo entre los cuatro acelerómetros (**valor F=13,11; valor p<0.001**) y mediante las pruebas post-hoc (tabla 4) se determinó que las diferencias en el valor de precisión entre los acelerómetros A1, A3 y A4 no son significativas, por lo tanto, el acelerómetro A2 difiere de los anteriores y tiene el valor promedio más alto en la precisión de clasificación, por lo que sería la posición más adecuada. Es importante recalcar que, si bien existen diferencias significativas en la precisión de clasificación entre los cuatro sensores, esta diferencia es mínima ya que es inferior al 1%.

**Tabla 3. Prueba ANOVA comparación entre acelerómetros.**

	Gl	Suma de cuadrados	Media cuadrática	Valor F	Valor p
A	3,00	0,00197	0,000657	13,11	<0,001
Residuos	396,00	0,01987	0,000050		

Gl= Grados de libertad

**Tabla 4. Prueba post-hoc**

A	Diferencia	Valor p
2-1	0,0078	<0,001
3-1	0,0023	0,9872
4-1	0,004	0,5202
3-2	-0,003	<0,001
4-2	-0,0013	<0,001
4-3	0,0043	0,3246

#### 4. Discusión

En [12] se realizó un ranking de 10 ICs en el dominio del tiempo mediante el método de filtrado para diferentes BDs de engranajes. Al utilizar los 10 ICs del ranking en los modelos de clasificación RF y KNN la precisión calculada en algunas BDs fue inferior al 85%. El planteamiento desarrollado en este trabajo para determinar el ranking de ICs con el método de envoltorio para analizar la señal de vibración del fallo de rotura en el dominio del tiempo en cajas de engranajes rectos es adecuado, debido a que, el valor de la precisión determinado en el modelo de clasificación RF superó el 98% para los cuatro acelerómetros analizados.

En la investigación realizada por [16] se utilizaron 15 ICs para detectar fallos en rodamientos y con ello se

obtuvieron valores superiores al 95% en la precisión con el modelo de clasificación RF. En esta investigación al utilizar el ranking de 10 ICs en el modelo de clasificación RF los valores en la precisión superaron el 98% para los cuatro acelerómetros, con lo cual, se determina que los ICs seleccionados en el ranking son adecuados para determinar el nivel de severidad del fallo de rotura de en una caja de engranajes rectos al analizar la señal de vibración en el dominio del tiempo.

Con respecto a la posición del sensor, existen trabajos como los realizado por [17] donde analizan la importancia de la posición de un sensor en un eje ferroviario, o el trabajo realizado por [18] donde analizan la importancia de la posición del sensor en una caja de engranajes indicando que la mejor posición es a la salida del eje motriz. En este trabajo al hacer el análisis de los vectores de precisión en la clasificación se determinó que existen diferencias significativas en la precisión de clasificación, pero esta diferencia es mínima (<1%), siendo la posición del sensor A2 instalado en la salida del eje motriz óptima para determinar la precisión en la clasificación del nivel de severidad. Estos hallazgos son importantes ya que nos indica que emplazar el acelerómetro en la posición del sensor A2 de la caja de engranajes rectos nos permite obtener mejor información de la señal de vibración, sin embargo, al tener una diferencia mínima en el

porcentaje de precisión se podría emplazar en otra posición obteniendo también muy buenos resultados.

## 5. Conclusiones

En este artículo luego de extraer y analizar la señal de vibración en el dominio del tiempo de una caja de engranajes rectos con la simulación del fallo de rotura de diente. Se determinó el ranking de los 10 ICs (Momento temporal de orden superior, media, cruce por cero, asimetría, operador de energía, factor de forma, factor de impulso desviación estándar, curtosis, factor de cresta y factor de holgura) que permiten extraer información de esta señal de forma adecuada para posteriormente utilizarla en un modelo de clasificación para determinar el nivel de severidad de un fallo.

Una vez seleccionados los principales ICs, se utilizó el modelo de clasificación RF para determinar la precisión en el nivel de severidad del fallo de rotura de diente en una caja de engranajes rectos. Los resultados obtenidos son excelentes ya que para los cuatro acelerómetros instalados en la caja de engranajes el nivel de precisión promedio supera el 98%. Esto indica que los ICs seleccionados son adecuados para analizar el fallo de rotura de diente en el dominio del tiempo.

Como punto final mediante las pruebas ANOVA y post-hoc de Tukey se determinó que existen diferencias significativas en los promedios de la precisión de clasificación entre los cuatro acelerómetros, siendo el A2 el que tienen el valor de precisión más alto, este sensor está instalado en la salida del eje motriz de la caja de engranajes rectos, por lo tanto, esta posición es óptima para analizar la señal de vibración de una caja de engranajes rectos. Sin embargo, el emplazar un sensor en otra posición incide mínimamente (<1%) en los resultados de la precisión en la clasificación del nivel de severidad. Esto es importante debido a que en la práctica en muchas ocasiones no es posible instalarlo en la posición del A2 debido a aditamentos a los cuales están acoplados las cajas de engranajes.

## Agradecimientos

Este trabajo fue patrocinado por la Universidad Politécnica Salesiana del Ecuador mediante el proyecto de investigación denominado "Evaluación de la severidad de fallos en engranajes rectos y helicoidales mediante señales de vibración, corriente y emisión acústica" No. 013-003-2019-05-22 del Grupo de investigación y desarrollo en tecnologías industriales (GIDTEC).

## Trabajos Futuros

En trabajos posteriores se buscará probar la metodología planteada para analizar otros tipos de fallo y la señal de los sensores de emisión acústica, de voltaje, de ruido y de corriente eléctrica de la caja de engranajes.

## 6. Referencias

- [1] Goswami, P., Rai, R.N.: A systematic review on failure modes and proposed methodology to artificially seed faults for promoting phm studies in laboratory environment for an industrial gearbox. *Engineering Failure Analysis* 146, 107076 (2023).
- [2] Alonso, N.F., Jos, R., Fern, P.F.: Determination of the bending strength geometry factor  $j$  for the calculation of stress in parallel-axis gears as a function of the reference correction and slope angle of the gear tooth. *Int. J. Mech. Eng. Autom* 3(1), 27–33 (2016).
- [3] Ninoslav, Z.F., Rusmir, B., Cvetkovic, D.: Vibration feature extraction methods for gear faults diagnosis-a review. *Facta Universitatis, Series: Working and Living Environmental Protection* 12(1), 63–72 (2015).
- [4] Wang, J., Li, S., Xin, Y., & An, Z.: Gear fault intelligent diagnosis based on frequency-domain feature extraction. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 7, 159-166 (2019).
- [5] Cerrada, M., Zurita, G., Cabrera, D., Sánchez, R.V., Artés, M., Li, C.: Fault diagnosis in spur gears based on genetic algorithm and random forest. *Mechanical Systems and Signal Processing* 70, 87–103 (2016).
- [6] Heyns, T., Godsill, S. J., De Villiers, J. P., & Heyns, P. S.: Statistical gear health analysis which is robust to fluctuating loads and operating speeds. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 27, 651-666 (2012).
- [7] Pérez-Torres A., Sánchez R.V., Barceló-Cerdá S.: Selection of the level of vibration signal decomposition and mother wavelets to determine the level of failure severity in spur gearboxes. *Quality Reliability Engineering International*, 1-13 (2024), <https://doi.org/10.1002/qre.3578>.
- [8] Breiman, L.: Random forests. *Machine learning* 45(1), 5–32 (2001).
- [9] Halim, E.B., Choudhury, M.S., Shah, S.L., Zuo, M.J.: Time domain averaging across all scales: A novel method for detection of gearbox faults. *Mechanical Systems and Signal Processing* 22(2), 261–278 (2008).

- [10] Hong, H., Liang, M.: Separation of fault features from a single-channel mechanical signal mixture using wavelet decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing* 21(5), 2025–2040 (2007).
- [11] Jafarizadeh, M., Hassannejad, R., Etefagh, M., Chitsaz, S.: Asynchronous input gear damage diagnosis using time averaging and wavelet filtering. *Mechanical Systems and Signal Processing* 22(1), 172–201 (2008).
- [12] Sánchez, R.V., Lucero, P., Vásquez, R.E., Cerrada, M., Macancela, J.C., Cabrera, D.: Feature ranking for multi-fault diagnosis of rotating machinery by using random forest and knn. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 34(6), 3463–3473 (2018).
- [13] He, D., Li, R., & Bechhoefer, E.: Split torque type gearbox fault detection using acoustic emission and vibration sensors. In *2010 International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)* (pp. 62-66). IEEE (2010).
- [14] Sánchez Loja, R.V.: Diagnóstico de fallos en cajas de engranajes con base en la fusión de datos de señales de vibración, corriente y emisión acústica (2018).
- [15] R Core Team: R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria (2023), <https://www.R-project.org/>.
- [16] Patel, R.K., Giri, V.: Feature selection and classification of mechanical fault of an induction motor using random forest classifier. *Perspectives in Science* 8, 334–337 (2016).
- [17] Lucero, P., Sánchez, R.V., Macancela, J.C., Cabrera, D., Cerrada, M., Li, C., Alonso, H.R.: Accelerometer placement comparison for crack detection in railway axles using vibration signals and machine learning. In: *2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris)*. pp. 291–296. IEEE (2019).
- [18] Macancela, J.C., Cabrera, D., Lucero, P., Cerrada, M., Li, C., Villacrés, S., Sánchez, R.V.: Influence of accelerometer position on gearbox fault severity classification through evaluation of deep learning models. In: *2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris)*. pp. 303–308. IEEE (2019).