

Detección de Barras Rotas en Motores de Inducción utilizando Análisis de Entropía de la Información en Señales de Corriente.

Victor Cano-Valdez¹, Serafin Tierrafría-Baez¹, Brayan K. Aviles-Diaz¹, Priscila M. Calderon-Lopez², Eduardo Cabal-Yepez¹.

¹División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato.

²Facultad de Ingeniería, Escuela de Ingeniería Química, Universidad San Carlos de Guatemala.

Resumen

Los motores de inducción son elementos claves de los procesos industriales y de producción. Una falla inesperada en un motor puede provocar consecuencias graves en costos de reparación, calidad del producto o en la seguridad. La ruptura de una barra del rotor puede producir fallas secundarias que pueden causar daños catastróficos al motor o al equipo cerca de él; por lo que es muy importante su detección temprana. Considerando que las técnicas propuestas recientemente para la detección de barras rotas utilizan la combinación de varios algoritmos de procesamiento de señales que incrementan su costo computacional y que usualmente se analiza la señal de corriente durante el transitorio de arranque del motor de inducción ya que es más fácil detectar esta falla durante este régimen que durante su estado estable. En este trabajo se realiza un examen experimental para analizar la factibilidad de utilizar la entropía de la información contenida en las señales de corriente de un motor de inducción como un índice de bajo costo computacional para la detección de barras rotas durante el estado transitorio de arranque y el estado estable.

Palabras clave: Barras rotas; Entropía de la información; Estado estable; Motor de Inducción; Transitorio de Arranque.

Introducción

Los motores de inducción se han vuelto elementos claves para muchos procesos industriales y procesos de producción (Preethi et al., 2021), son responsables de consumir alrededor del 80% de la energía eléctrica producida a nivel mundial (Chawla et al. 2018). La falla inesperada de un motor puede provocar graves consecuencias en costos de reparación, calidad del producto o en la seguridad. La ruptura de una barra del rotor puede producir fallas secundarias y llegar a causar un malfuncionamiento crítico del motor de inducción (Quiroz et al., 2018), he aquí que la importancia de la detección temprana de las barras rotas en los motores de inducción ha sido de gran interés para los investigadores durante varios años, buscar enfoques diferentes para la correcta detección de esta falla con gran certeza ya que su diagnóstico es muy difícil de lograr puesto que el motor continua trabajando sin mostrar ningún síntoma de algún daño (Lu et al., 2018), pero el consumo eléctrico se incrementa de manera significativa. Es por ello que su detección en una etapa temprana es muy deseable. Bajo este enfoque, el análisis de la firma de corriente del motor es una de las técnicas más utilizadas para la detección de fallas en motores de inducción, debido a su naturaleza no invasiva (Li et al., 2020; Shin et al. 2021). Consiste en la adquisición de la señal de corriente eléctrica suministrada al motor de inducción para detectar cualquier alteración. De esta manera, el diagnóstico durante el transitorio de arranque del motor es más sencillo, ya que durante este régimen la corriente del rotor se amplifica, intensificando los efectos de las barras rotas (Georgoulas et al. 2013); en contraste, la detección durante el estado estable es bastante difícil (Asad et al. 2021). La información contenida en las señales de corriente es diferente durante distintas condiciones de operación, lo que implica que durante un estado de falla la información contenida en la señal varía, generando valores de entropía diferentes a las que produce un estado operacional sano (Cabal-Yepez et al. 2010). En este trabajo se realiza un examen experimental para estudiar la factibilidad de utilizar la entropía de la información contenida en las señales de corriente de un motor de inducción como un índice para la detección de barras rotas durante el estado transitorio de arranque y el estado estable.

Marco Teórico

3.1 Entropía de la Información

En teoría de la información, la información es un término cuantitativo inherente que se mide por el grado con que aclara lo desconocido (Ibarra-Quevedo et al. 2001); en sí, la información se describe como un mensaje que proviene de una fuente, capaz de ser expresado como un valor numérico, para aclarar un suceso.

Sauchelli (2021) define a la entropía de la información como el valor medio de la información producida por una fuente discreta, y expresa que, cuanto menos probable es el mensaje proveniente de la fuente, más información contiene; esto se debe a que la entropía se puede interpretar como la propiedad de disminuir la incertidumbre de una situación (Ibarra-Quevedo et al. 2001), es decir, si la incertidumbre de un suceso o evento es baja, es porque el suceso tiene una probabilidad elevada de ocurrir. Para representar esto de forma matemática Shannon (1948) lo expresa de la siguiente forma:

$$H(E) = - \sum_{i=1}^n P(e_i) * \log_2 * P(e_i) \quad (1)$$

donde \log_2 representa un logaritmo binario, expresado por eventos equiprobables (bits) y $P(e_i)$ la probabilidad de que ocurrirá un evento (e_i); $1 \leq i \leq n$, expresada por la siguiente ecuación:

$$P(e_i) = \frac{r_i}{N} \quad (2)$$

r_i representa la tasa de incidencia de cada resultado posible e_i y el número total de resultados se expresa por:

$$N = \sum_{i=1}^n r_i \text{ para } 1 \leq i \leq n \quad (3)$$

De acuerdo con la Teoría de la Información, esta ecuación permite medir la incertidumbre de un evento a través de la entropía (Rojas-Bandera, 2006). La Figura 1 muestra el diagrama de flujo para el cálculo de la entropía de la información de acuerdo con la Ecuación (1). Se lee la señal de corriente discretizada. Se selecciona el número de bits que se utilizarán para formar las agrupaciones distintas, por ejemplo, si se define un número de bits igual a 9, se tendrán $2^9 = 512$ agrupaciones (posibles datos discretos) distintos, si se selecciona un número de bits igual a 12, entonces se tendrán $2^{12} = 4096$ posibles datos discretos distintos. Se genera un histograma de incidencia de acuerdo con el número de posibles agrupaciones (datos discretos) distintas, con los datos de corriente discretizados. Se calcula la probabilidad de que un dato discreto ocurra de acuerdo con su pertenencia a una agrupación determinada. Finalmente, se calcula el valor de entropía de la señal de corriente discretizada de acuerdo con la Ecuación (1) y al número de bits definido para formar las agrupaciones distintas.

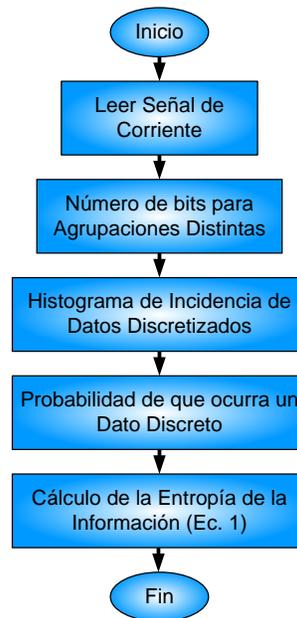


Figura 1. Algoritmo para el cómputo de entropía de la información.

3.2 Fallas en Motores de Inducción

Las partes más vulnerables a fallas en los motores de inducción son los rodamientos, las barras del rotor y el eje giratorio (Roa-Terán, 2017). Las posibles fallas en un motor de inducción pueden clasificarse en fallas mecánicas y fallas eléctricas (García-Bracamonte, 2018). Entre las fallas mecánicas pueden presentarse por desbalance mecánico, problemas en el rodamiento y excentricidad, las fallas eléctricas pueden presentarse por asimetría en los bobinados del estator como en el rotor o bobinados sueltos en el estator.

Detectar una falla temprana en un motor de inducción permite localizar y reparar la parte de averiada, para que éste funcione correctamente y de manera eficiente. Este estudio permitirá evaluar una parte endeble de un motor de inducción, las barras del rotor, permitiendo mejorar su vida útil.

Cuando en un motor de inducción se presenta una falla debida a barras rotas se pueden generar consecuencias graves si no es corregida de manera oportuna. Una vez que se rompe una barra, coloca en posición de riesgo a las demás por el deterioro progresivo que surge debido a las mayores tensiones. Esto ocasiona que la corriente no pueda fluir y no exista un campo magnético alrededor de la barra, produciendo un desequilibrio en las fuerzas magnéticas (Roa-Terán, 2017).

Es importante mencionar que, cuando existen fallas en las barras de un motor, altera los componentes de frecuencia de la corriente, modificando el contenido de información de la señal produciendo variaciones en los valores de entropía (Cabal-Yeppez et al. 2010). Esto concuerda con la definición de entropía de la información que afirma que, al existir una mayor incertidumbre, los valores de la entropía se modifican en el sistema analizado al alterarse de información, en este caso, existen variaciones de información entre la señal de corriente un motor sano y un motor con barras rotas.

3.3 Metodología Propuesta

La Figura 2 muestra la metodología propuesta para el diagnóstico de barras rotas en motores de inducción. La señal de corriente de alimentación se adquiere durante el transitorio de arranque y posteriormente durante el estado estable del motor de inducción, para evaluar la metodología en los dos regímenes. La señal de corriente se adquiere utilizando una pinza amperimétrica; después, la señal es acondicionada y convertida en una señal digital en el sistema de adquisición de datos (DAS). La señal discreta resultante es procesada para estimar su entropía de la información en una computadora personal, utilizando el software Matlab 2020a (9.8.0.1323502), para obtener un índice de detección de falla, que en este caso sería el valor de la entropía de la información de la señal de corriente.

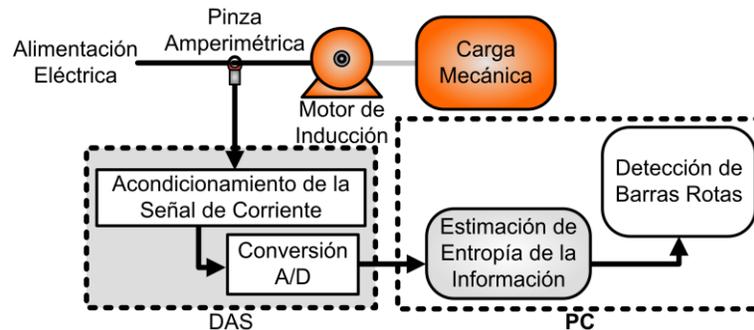


Figura 2. Metodología propuesta para la detección de barras rotas en un motor de inducción utilizando MCSA a través de entropía de la información.

Experimentación

La Figura 3 muestra el banco de pruebas utilizado para realizar la experimentación y evaluación de la metodología propuesta para la detección de barras rotas. Se utilizaron 2 motores distintos, uno en estado sano y otro con una barra rota, de la marca WEG, modelo 00136APE48T, de 1 Hp, con 28 barras y 2 polos. Ambos motores se conectan a la línea de alimentación de 220 V ca, 60 Hz. La carga mecánica que se aplica es la de un alternador ordinario que representa un cuarto de la carga nominal del motor. El arranque del motor y la toma de muestras durante el transitorio de arranque se sincronizan a través de un arrancador. Como ya se mencionó, la señal de corriente de una de las fases de alimentación al motor se adquiere utilizando una pinza amperimétrica modelo i200s de la marca Fluke. La señal de corriente es convertida de analógico a digital utilizando un convertidor ADS7809, de 16 bits de la compañía Texas Instruments. Se utiliza una frecuencia de muestreo de 1500 Hz para obtener 4096 muestras durante el transitorio de arranque y 4096 muestras durante el estado estable; de esta forma se adquiere más allá del decimo armónico de la frecuencia fundamental.

La ruptura de una barra implica una discontinuidad, por lo que no se puede conducir corriente eléctrica entre sus dos secciones. En este trabajo la barra se rompió de forma artificial taladrando un orificio de 7.938 mm de diámetro hasta romper completamente la barra sin dañar la fecha del motor, como se muestra en la Figura 4.

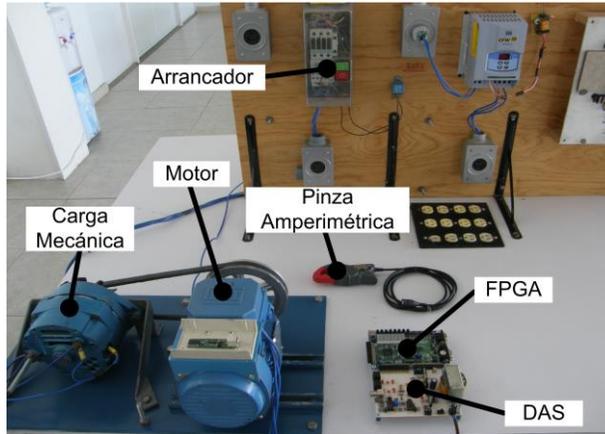


Figura 3. Banco de pruebas utilizado para la validación de la metodología propuesta.

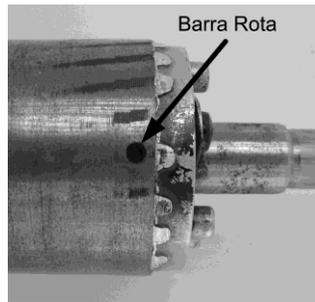


Figura 4. Rotor con una barra rota.

Resultados

La Figura 5 muestra las señales de corriente durante el transitorio de arranque para (a) un motor sano, (b) un motor con una barra rota. Las señales fueron normalizadas y escaladas para abarcar la representación de 16 bits proporcionada por el convertidor analógico a digital. Se adquirió la señal de corriente durante el transitorio de arranque de 20 pruebas distintas para un motor sano y la señal de corriente durante el transitorio de arranque de 20 pruebas distintas para un motor con una barra rota.

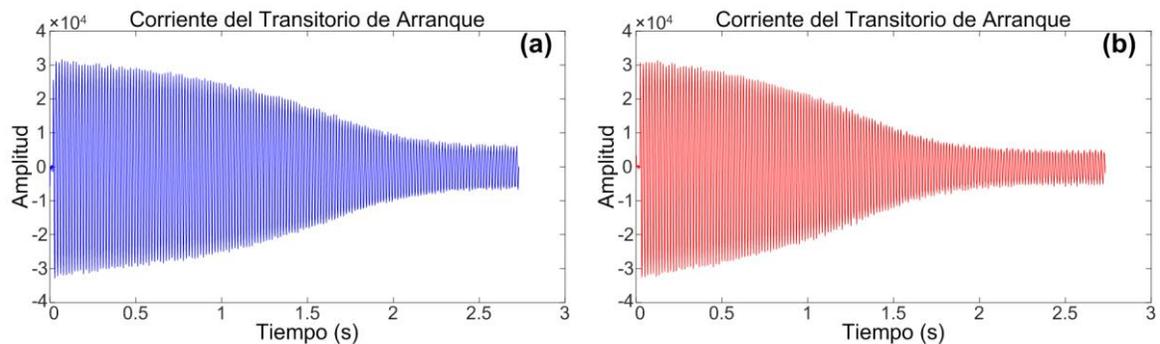


Figura 5. Señales de corriente durante el transitorio de arranque para (a) un motor sano, (b) un motor con una barra rota.

La Figura 6 muestra las señales de corriente durante el estado estable para (a) un motor sano, (b) un motor con una barra rota. De igual forma, las señales fueron normalizadas y escaladas para abarcar la representación de 16 bits proporcionada por el convertidor analógico a digital. Se adquirió la señal de corriente durante el estado estable de 20 pruebas distintas para un motor sano y la señal de corriente durante el estado estable de 20 pruebas distintas para un motor con una barra rota.

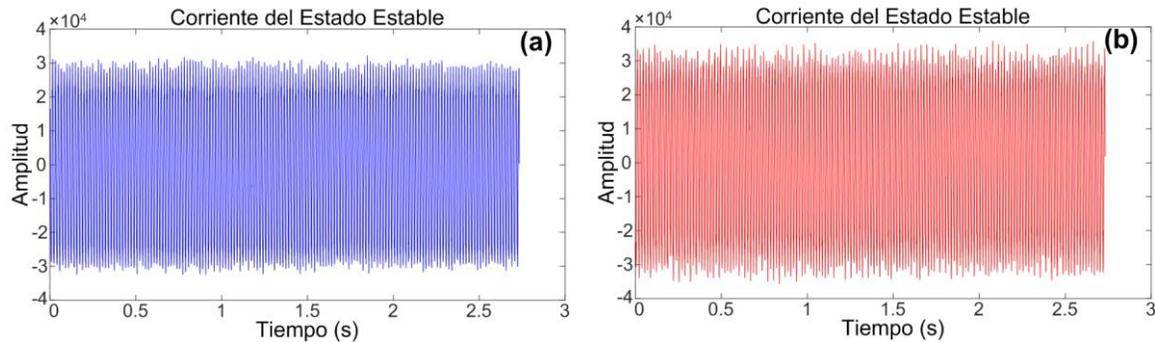


Figura 6. Señales de corriente durante el estado estable para (a) un motor sano, (b) un motor con una barra rota.

5.1 Detección de Barras Rotas

Se realizó un análisis estadístico de los resultados de la entropía de la información obtenida para las señales de corriente de las 20 pruebas realizadas para el motor sano y las 20 pruebas realizadas para el motor con barras rotas durante el transitorio de arranque. Se llevó a cabo el mismo análisis estadístico de los resultados de la entropía de la información obtenida para las señales de corriente de las 20 pruebas realizadas para el motor sano y las 20 pruebas realizadas para el motor con barras rotas durante el estado estable. Se calculó la media (μ) y la desviación estándar (σ) para cada conjunto de datos que contiene los correspondientes valores de entropía de la información de cada señal de corriente, de acuerdo con las ecuaciones (4) y (5), respectivamente; en este caso específico, $M=20$.

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M H(k) \quad (4)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M [H(k) - \mu]^2} \quad (5)$$

El resultado de los correspondientes análisis estadísticos para cada uno de los regímenes de operación del motor de inducción, el transitorio de arranque y el estado estable, se muestran en la Figura 7 y la Figura 8, respectivamente; donde la efectividad en la detección de un motor sano y un motor con una barra rota se representa mediante distribuciones Gaussianas señalando regiones de pertenencia y regiones de rechazo para cada una de las condiciones, en los distintos regímenes de operación. En el caso del transitorio de arranque se definieron regiones de pertenencia y de rechazo utilizando la regla empírica de tres sigmas (3σ), la cual asegura una efectividad en la detección del motor sano y el motor con una barra rota del 99.7%. Por otro lado, para el caso del estado estable se definieron regiones de pertenencia y de rechazo utilizando la regla empírica de tres sigmas (2σ), la cual asegura una efectividad en la detección del motor sano y el motor con una barra rota del 95%.

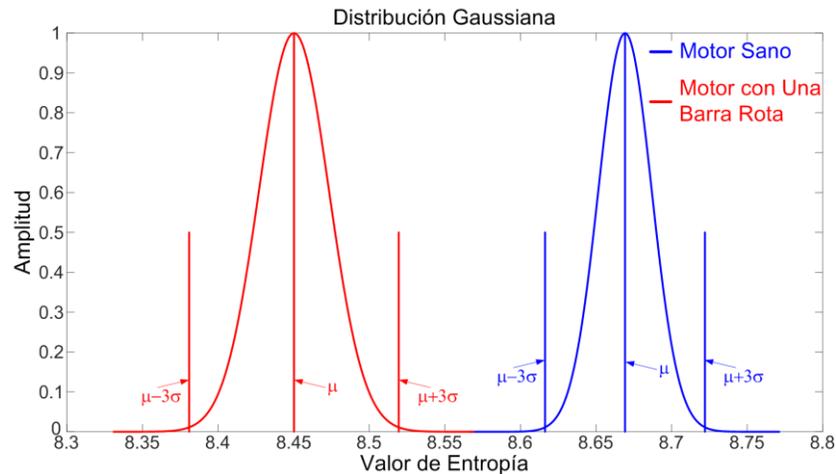


Figura 7. Funciones Gaussianas que representan las distribuciones de probabilidad que definen las regiones de pertenencia y regiones de rechazo de la metodología propuesta para identificar un motor sano o un motor con una barra rota a través del análisis de la señal de corriente del transitorio de arranque calculando su entropía.

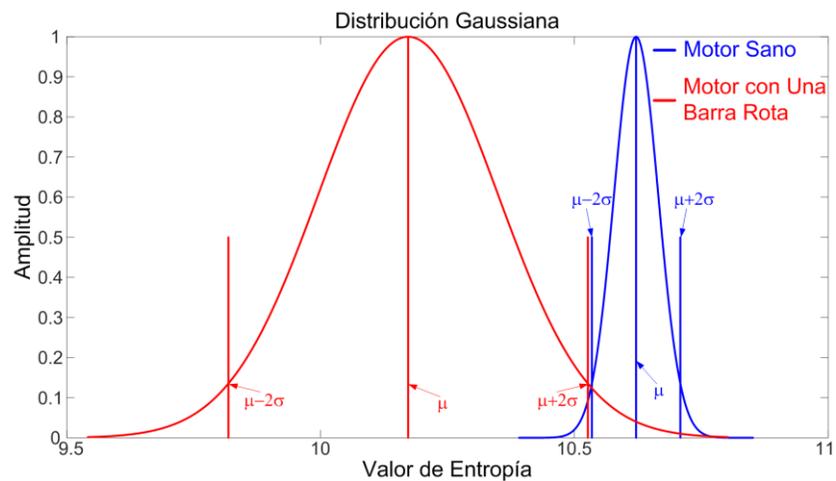


Figura 7. Funciones Gaussianas que representan las distribuciones de probabilidad que definen las regiones de pertenencia y regiones de rechazo de la metodología propuesta para identificar un motor sano o un motor con una barra rota a través del análisis de la señal de corriente del estado estable calculando su entropía.

Conclusiones

Los motores de inducción son elementos muy importantes de cualquier proceso industrial o de producción. La falla de barras rotas está entre los defectos que pueden producir problemas secundarios como interrupción de las líneas de producción, decremento en la calidad de los productos, alza en los costos de producción y riesgos de seguridad. La mayoría de los métodos propuestos recientemente para la detección de barras rotas en motores de inducción tienen un costo computacional alto ya que combinan diversos algoritmos de procesamiento digital de señales para lograr una detección adecuada de esta falla. Por otro lado, estas técnicas usualmente se aplican durante el transitorio de arranque, ya que la identificación de las barras rotas es más sencilla, porque durante este régimen los efectos de esta falla se intensifican. En este trabajo se presenta un análisis experimental que evalúa el desempeño de la entropía de la información como un índice para la detección de barras rotas en los motores de inducción, examinando la señal de corriente del motor durante su transitorio de arranque y su estado estable. Los resultados obtenidos experimentalmente demuestran que la entropía de la información puede ser utilizado como un indicador de bajo costo

computacional, altamente confiable para el diagnóstico de un motor sano o un motor con una barra rota, alcanzando una efectividad mínima del 99.7% durante su transitorio de arranque y del 95% durante su estado estable.

Bibliografía/Referencias

1. Asad, B., Vaimann, T., Belahcen, A., Kallaste, A., Rassolkin, A., Chafarokhi, P. S., & Kudelina, K. (2021). Transient modeling and recovery of non-stationary fault signature for condition monitoring of induction motors," *Applied Sciences-Basel*, 11(6), 2-17. <https://doi.org/10.3390/app11062806>.
2. Cabal-Yepez, E., Romero-Troncoso, R. J., García-Perez, A., & Rodríguez-Donate, C. (2010). Novel hardware processing unit for dynamic on-line entropy estimation of discrete time information. *Digital Signal Processing*, 20(2), 337-346. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2009.06.012>.
3. Chawla, R., Akhil-Vinayak, B., & Jagadanand, G. (2018). Modelling and detection of stator incipient open circuit fault in three-phase induction motor. in *Proc. IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)*, Chennai, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/PEDES.2018.8707681>.
4. García-Bracamonte, J. (2018). Detección de fallas en motores trifásicos de inducción utilizando componentes independientes (ICA). Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, Puebla, México. <https://inaoe.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1009/1302/1/GarciaBJE.pdf>.
5. Georgoulas, G., Mustafa, M. O., Tsoumas, I. P., Antonino-Daviu, J. A., Climente-Alarcon, V., Stylios, C. D., & Nikolakopoulos, G. (2013). principal component analysis of the start-up transient and hidden Markov modeling for broken rotor bar fault diagnosis in asynchronous machines. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 7024-7033. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.006>.
6. Ibarra-Quevedo, R., Serrano-López, M. A., & García-González, C. C. (2001). Teoría de la información y encriptamiento de datos. Instituto Politécnico Nacional.
7. Li, H., Feng, G., Zhen, D., Gu, F. & Ball, A. D. (2020). A normalized frequency-domain energy operator for broken rotor bar fault diagnosis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70:3500110, 1-10. <https://doi.org/10.1109/TIM.2020.3009011>.
8. Lu, J., Wang, P., Duan, S., Shi, L., & Han, L. (2018). Detection of broken rotor bars fault in induction motors by using an improved MUSIC and least-squares amplitude estimation. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018:5942890, 1-13. <https://doi.org/10.1155/2018/5942890>.
9. Preethi, I., Suryaprakash, S., & Mathankumar, M. (2021). A state-of-art approach on fault detection in three phase induction motor using ai techniques. in *Proc. 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, pp. 567-573. <https://doi.org/10.1109/ICCMC51019.2021.9418444>.
10. Quiroz, J. C., Mariun, N., Mehrjou, M. R., Izadi, M., Misron, N., & Radzi, M. A. M. (2018). Fault detection of broken rotor bar in LS-PMSM using random forests. *Measurement*, 116(1), 273-280. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2017.11.004>.
11. Roa-Terán, Y. L. (2017). Análisis de funciones modales usando entropía para la detección de fallas en motores de inducción. Universidad de Guanajuato. Salamanca, México. <http://www.repositorio.ugto.mx/bitstream/20.500.12059/390/1/145572.pdf>.
12. Rojas-Bandera, J. S. (2006). Modelo matemático para la tipificación en la clasificación de los alelos HLA. Escuela de Ingeniería y Ciencias. Universidad de las Américas Puebla. http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/mosl/rojas_b_js/.
13. Sauchelli, V. H. (2021). Teoría de la Información y Codificación: Serie Ingeniería. Universitas. Editorial Científica Universitaria.
14. Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3), 379-423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>.
15. Shin, J., Park, Y. & Lee, S. B. (2021). Flux-based detection and classification of induction motor eccentricity, rotor cage, and load defects. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 57(3), 2471-2480. <https://doi.org/10.1109/TIA.2021.3066960>.