

# Experimental fault detection of a BLDC motor

R. Jauregui-Acevedo\* F.J. Villalobos-Piña\*\*  
R. Alvarez-Salas\*\*\* C. H. Saucedo-Zarate\*\*  
H. Mendez-Azua\*\*\* J.A. Alvarez-Salas\*\*\*

\* *TecNM/Instituto Tecnológico de Aguascalientes, DEPI, Aguascalientes, Ags. México, (e-mail: rjauregui30.rj@gmail.com).*

\*\* *TecNM/Instituto Tecnológico de Aguascalientes, DEPI-Depto. de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Aguascalientes, Ags. México (e-mail: fvillalobos@mail.ita.mx, carloshum777@hotmail.com)*

\*\*\* *Universidad Autónoma de San Luis Potosí, Facultad de Ingeniería, San Luis Potosí, S.L.P., México (e-mail: ralvarez@uaslp.mx, hector.mendez@uaslp.mx, jaas@uaslp.mx)*

---

## Resumen

This work presents an experimental fault detection (FD) method for a Brushless Direct Current (BLDC) motor. The proposed scheme allowed to detect incipient short-circuit stator faults based on stator current modulus analysis using digital signal processing techniques (FFT and DWT). The FD algorithm was validated on a test rig with an in-wheel BLDC motor for light electric vehicles.

*Keywords:* Fault detection, BLDC motor, FFT, DWT, test rig.

---

## 1. INTRODUCCIÓN

Los vehículos eléctricos en la última década han ganado popularidad en diversas áreas tales como los sectores aeroespacial, automotriz, industrial y de servicios, por mencionar algunos campos de aplicación. Estos vehículos poseen ventajas como alta eficiencia, vida útil prolongada, poco mantenimiento, gran par mecánico instantáneo de arranque, además de que no generan contaminación al medio ambiente de manera directa. Los vehículos eléctricos ligeros pueden utilizarse como bancos de pruebas experimentales (Racewicz et al. (2018)) para evaluar el modelado de motores, en particular de tipo BLDC (Huang et al. (2019)), técnicas de avanzadas de control (Prakash and Sherine (2017), Tashakori et al. (2015), Liu and Zhag (2016)), control tolerante a fallas (Zhang et al. (2018)), así como la detección de fallas eléctricas (Faiz and Jafari (2018), Xue et al. (2019), Imoru et al. (2017), Hosseini et al. (2019)) y en sensores propios de los motores mediante técnicas de análisis tiempo-frecuencia (Mitronikas et al. (2017), Bulgakov and Kruglova (2017), Kruglova et al. (2018)). Otras técnicas aplicadas al diagnóstico de fallas en motores eléctricos de tipo BLDC son el método de elemento finito (Lee and Hur (2017), Sardana et al. (2019)), lógica difusa (Papathanasopoulos et al. (2017)) o redes neuronales artificiales (Şimşir et al. (2016), Faiz and Jafari (2018)).

Este trabajo aborda el problema de la detección de fallas en el estator en un motor tipo BLDC para vehículos eléctricos ligeros utilizando técnicas basadas en procesamiento de señales, empleando el módulo del vector de corriente de estator para generar el indicador de falla (residuo) en la detección de las fallas. Se presentan dos enfoques distintos para corroborar la detección de las fallas de manera redundante.

## 2. MÉTODOS Y MATERIALES

El esquema de detección de fallas eléctricas de estator en el motor BLDC consiste en una técnica de tipo no invasiva de forma experimental para efectuar la detección de falla eléctrica de estator en un motor BLDC de vehículos eléctricos ligeros.

### 2.1 Transformada rápida de Fourier

La transformada de Fourier es ampliamente utilizada en diferentes campos como son la física y la ingeniería. La transformada de Fourier permite mapear una función en tiempo continuo a otra función en el dominio de la frecuencia (Weeks (2007)). Cuando la función es discreta en el tiempo se utiliza la transformada discreta de Fourier (DFT, por sus siglas en inglés). La DFT de una señal  $x[k]$  está dada por:

$$X[n] = \sum_{k=0}^{N-1} x[k] e^{-j\left(\frac{2\pi kn}{N}\right)}$$

con  $n = 0 \dots N - 1$

La transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés) es un algoritmo que efectúa la DFT de forma más eficiente desde el punto de vista computacional.

## 2.2 Transformada wavelet discreta

Una señal discreta es una función del tiempo con valores que ocurren en instantes discretos (Walker (2008)) y se expresa como:

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_N)$$

con  $N$  siendo un entero par positivo. Los valores que constituyen la función son valores medidos típicamente de una señal análoga  $g(t)$ , adquiridos en instantes de tiempo  $t = t_1, t_2, \dots, t_n$ . La Transformada wavelet discreta (DWT, por sus siglas en inglés) permite descomponer una señal en dos subseñales, cada una corresponde a la mitad de la longitud de  $f$ . La primera parte de la descomposición representa el *promedio o tendencia* y la segunda parte se conoce como *diferencia, detalle o fluctuación* de la señal, representadas por  $a_m$  y  $d_m$ , respectivamente:

Para determinar la DWT de una señal, se pueden utilizar diferentes señales de escalamiento y wavelets, en particular, en este trabajo se usó la wavelet Daubechies 4 (Daub4). Los coeficientes de escalamiento  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  se definen por:

$$\alpha_1 = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \alpha_2 = \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}},$$

$$\alpha_3 = \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \alpha_4 = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

De la misma forma, se definen los coeficientes de wavelet  $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ , los cuales están relacionados a los coeficientes de escalamiento por  $\beta_1 = \alpha_4, \beta_2 = -\alpha_3, \beta_3 = \alpha_2, \beta_4 = -\alpha_1$ .

Las señales de escalamiento nivel 1 se obtienen como se describe a continuación:

$$V_1^1 = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, 0, 0, \dots, 0)$$

$$V_2^1 = (0, 0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, 0, 0, \dots, 0)$$

$$V_3^1 = (0, 0, 0, 0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, 0, 0, \dots, 0)$$

$$\vdots$$

$$V_{\frac{N}{2-1}}^1 = (0, 0, \dots, 0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$$

$$V_{\frac{N}{2}}^1 = (\alpha_3, \alpha_4, 0, 0, \dots, 0, \alpha_1, \alpha_2)$$

Además, las señales wavelet nivel 1 son:

$$W_1^1 = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, 0, 0, \dots, 0)$$

$$W_2^1 = (0, 0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, 0, 0, \dots, 0)$$

$$W_3^1 = (0, 0, 0, 0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, 0, 0, \dots, 0)$$

$$\vdots$$

$$W_{\frac{N}{2-1}}^1 = (0, 0, \dots, 0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$$

$$W_{\frac{N}{2}}^1 = (\beta_3, \beta_4, 0, 0, \dots, 0, \beta_1, \beta_2)$$

Empleando las señales de escalamiento y wavelets nivel 1 se pueden obtener las primeras señales de tendencia y detalle:

$$a_m = f \cdot V_m^1$$

$$d_m = f \cdot W_m^1$$

en donde  $m = 1, 2, 3, \dots, \frac{N}{2}$ .

De manera que la señal  $f$  se puede descomponer de la siguiente manera:

$$f \xrightarrow{D} (a^1 | d^1)$$

en donde el superíndice representa el nivel de descomposición de la señal. La descomposición de la señal  $f$  se puede proseguir de acuerdo a la figura 1 para obtener el llamado análisis multi-resolución (MRA, por sus siglas en inglés), como puede observarse la cantidad de niveles de descomposición dependerá del tamaño de la señal analizada.

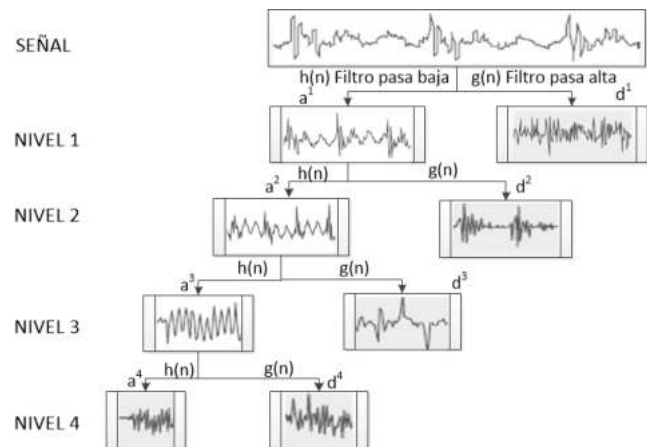


Figura 1. MRA de una señal.

## 2.3 Esquema de detección de fallas

El esquemas de detección de fallas consiste en analizar el módulo del vector de corriente de estator del motor BLDC mediante la FFT y DWT a diferentes frecuencias comparando los resultados con casos sin falla y con falla.

### 2.4 Plataforma experimental

Un diagrama a bloques de la plataforma experimental basada en un motor BLDC de vehículo eléctrico ligero se muestra en la figura 2. Los devanados del estator del motor BLDC se modificaron para inducir diferentes escenarios de falla eléctrica, esto mediante el rebobinado del mismo. La etapa potencia consta de un inversor trifásico de puente alimentado por un rectificador trifásico conectado a la red eléctrica. La etapa de adquisición de señales de corriente del estator del motor BLDC se realiza mediante sensores de efecto Hall. La unidad central de procesamiento se basa en el procesador de señales digitales (PDS) Microchip dsPIC30F4011, en el cual se ejecutan los algoritmos de control que generan un patrón de tensiones trifásicas de tipo trapezoidal necesarias para la operación del motor BLDC, además de permitir la adquisición de señales de corriente con frecuencias de muestreo variables hasta 25 kHz. La unidad central de procesamiento cuenta con la capacidad de almacenar datos en memorias micro SD de alta capacidad. El enlace del PDS con el equipo de cómputo se efectúa a través de un transceiver de USB. Se desarrolló un programa de computadora en el lenguaje visual *Delphi XE7 embarcadero*, el cual permite el control y adquisición de señales provenientes de la plataforma experimental. La generación del par de carga se logra a través de un dínamo acoplado al motor, el acoplamiento fue mediante una banda aprovechando la estructura que posee el motor; el cual es de tipo in-wheel (figura 3).



Figura 3. Acoplamiento mecánico del motor BLDC y del dínamo.

Tabla 1. Especificaciones del motor BLDC.

Potencia de motor	500 W
Voltaje de operación	18 V
Velocidad de operación	241.35 RPM
Par de polos de motor	24
Resistencia Fase C	0.25 Ω

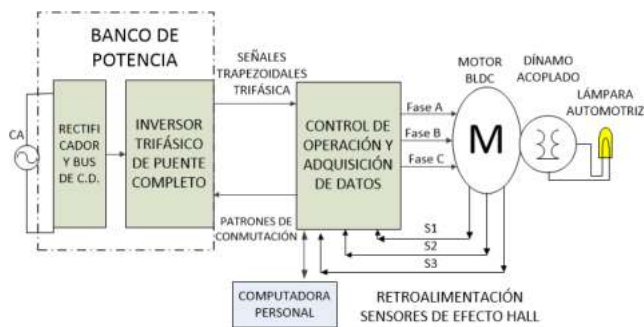


Figura 2. Diagrama de bloques del banco de pruebas.

El motor BLDC se modificó insertando taps para simular diferentes escenarios de falla eléctrica en el estator, una vez rebobinada la máquina eléctrica se efectuó un proceso de identificación paramétrica. En la tabla 1 se muestran los parámetros eléctricos del motor BLDC, así como los valores nominales de operación.

## 3. RESULTADOS

En este trabajo se indujo una falla en el estator correspondiente a un corto-circuito del 9,243% del devanado de la fase C con referencia al neutro como se ilustra en la figura 4.

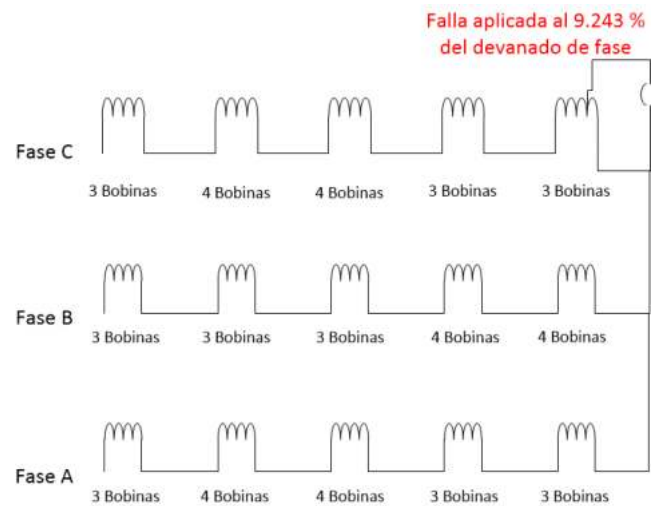


Figura 4. Corto-circuito en la fase C del motor BLDC.

### 3.1 FFT

El primer esquema de detección consiste en evaluar el espectro de frecuencia del módulo del vector de corriente de estator del motor BLDC para los casos sin falla (sano) y con falla. En (M. Drif and J.M. Cardoso (2008)), se demuestra que la firma de falla debida a corto-circuitos en el devanado del estator en máquinas eléctricas se presenta al doble de la frecuencia de la tensión de alimentación

( $f_{fun}$ ), esto es,  $f_{falla} = 2f_{fun}$ . La adquisición de señales se efectuó a una frecuencia de muestreo  $f_s$  de  $2kHz$  y se capturaron 2048 muestras de las corrientes de estator para calcular el módulo y aplicarle la FFT para ambos casos (sin falla y con falla).

En la figura 5 se presenta el espectro de frecuencia comparativo para los casos sano y con falla, la frecuencia de la corriente de estator fue  $f_{fun} = 44,92 Hz$ , se observa un armónico de firma de falla a  $f_{falla} = 89,84 Hz$  cuya magnitud es 150% mayor aproximadamente respecto al caso sano.

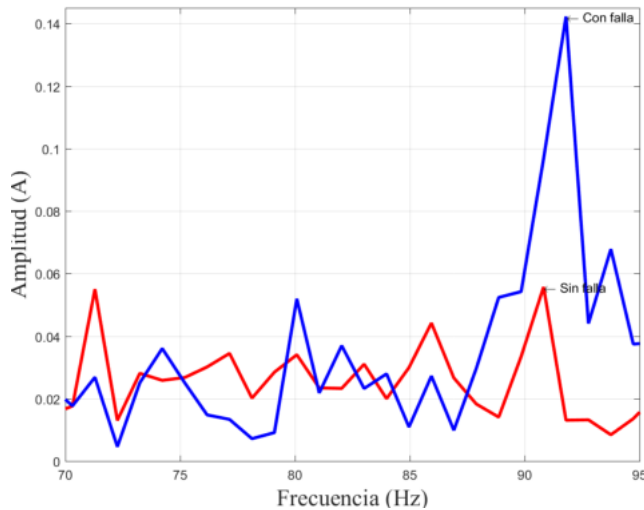


Figura 5. Espectros del módulo del vector de corriente de estator del motor BLDC.

### 3.2 DWT

Utilizando la DWT con la wavelet Daub4, se cuantificó el valor RMS de los coeficientes wavelet de las diferentes bandas de frecuencias. Para el caso de estudio se obtuvieron 11 bandas de frecuencia, la banda de interés se centró en el nivel 4 para el rango de frecuencias  $62,5 - 125Hz$ ; en el cual se aprecia un notable incremento en el nivel RMS de los coeficientes para el caso sano y con falla como se ilustra en la tabla 2. También es posible apreciar un incremento en la banda 3, esto debido a la cercanía del límite superior de la banda con la frecuencia de firma de falla. Por lo tanto, se comprueba que existe una falla de estator en el devanado.

## 4. CONCLUSIONES

El uso de técnicas de procesamiento de señales de corriente de estator del motor BLDC permitieron detectar una falla incipiente de corto-circuito en el estator, se corroboró que la firma de falla se presenta a una frecuencia del doble de la frecuencia de la tensión de alimentación en régimen de velocidad y par de carga constante. El uso del MRA con la DWT, permitió contar con una detección redundante con un bajo costo computacional adicional a

Tabla 2. Valor RMS de los coeficientes wavelet generados por la DWT con la wavelet Daub4

NIV	BANDA DE FRECUENCIA	CASO SANO	CASO CON FALLA	DIFERENCIA
1	500.0-1000.0	15.672943	16.69846	1.025517
2	250.0-500.0	10.158195	10.556641	0.398446
3	125.0-250.0	5.486089	6.239601	0.753512
4	62.5-125.0	3.226842	3.366602	0.13976
5	31.3-62.5	1.806937	1.839866	0.032929
6	15.6-31.3	0.773099	0.93635	0.163251
7	7.8-15.6	0.436102	0.546655	0.110553
8	3.9-7.8	0.625042	0.754154	0.129112
9	2.0-3.9	0.450035	0.480233	0.030198
10	1.0-2.0	0.135069	0.140876	0.005807
11	0.5-1.0	0.029717	0.030761	0.001044

la FFT.

## REFERENCIAS

- Raciewicz, S., Kazimierczuk, P., Kolator, B. A. and Olzewski, A. (2018). Use of 3 kW BLDC motor for light two-wheeled electric vehicle construction. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 421, pp. 042-067.
- Faiz J. and Jafari A. (2018). Interturn fault diagnosis in brushless direct current motors — A review. *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, Lyon, pp. 437-444.
- Xue H., Zhou H., Wang M., Li Z. and Jiang H. (2019). Using rotating speed monitoring for leakage fault diagnosis of in-wheel motor. *Journal of Applied Science and Engineering*, 22, 2.
- Huang C., Lei F., Han X. and Zhang Z. (2019). Determination of modeling parameters for a brushless dc motor that satisfies the power performance of an electric vehicle. *Measurement and Control*, 52, 7-8, pp.765-774.
- Prakash S. and Sherine S. (2017). Control of BLDC motor powered electric vehicle using indirect vector control and sliding mode observer. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 116, 19, pp. 295-300.
- Tashakori A., Hassanudeen M. and Ektesabi M. (2015). FPGA based controller drive of BLDC motor using digital PWM technique. *IEEE 11th International Conference on Power Electronics and Drive Systems*, Sydney, Australia, pp. 658-662.
- Liu H. and Zhang H. (2016). An improved DTC for in-wheel BLDC motors in micro all-electric vehicles. *Automatika*, 57, 3, pp.648-659.
- Zhang D., Liu G., Zhou H. and Zhao W. (2018). Adaptive sliding mode fault-tolerant coordination control for four-wheel independently driven electric vehicles. *in IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 11, pp. 9090-9100.
- Mitronikas E., Papathanasopoulos D., Athanasiou G. and Tsotoulidis S. (2017). Hall-effect sensor fault identification in brushless dc motor drives using wavelets. *IEEE 11th International Symposium on Diagnostics*

- for *Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, Tinos, Greece, pp. 434-440.
- Imoru O., Bhaskar M. A., Abdul-Ganiyu A.J. and Hamam Y. (2017). Diagnosis of stator shorted-turn faults in induction machines using discrete wavelet transform. *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development*, vol. 9, no. 3, pp. 349-355.
- Bulgakov A. and Kruglova T. (2017). Intelligent method for fault finding of electric drive based on wavelet analysis of its electrical and mechanical parameters. *International Conference on Industrial Engineering, ICIE, Procedia Engineering*, vol. 206, pp. 929 - 935.
- Kruglova T., Shmelev I., Bulgakov A. and Ryzhenkov S. (2018). Signal-based intelligent diagnostic method for BLDC motors. *X International Conference on Electrical Power Drive Systems (ICEPDS)*, Novocherkassk, pp. 1-5.
- Hosseini S. M., Hosseini F. and Abedi M. (2019). Stator fault diagnosis of a BLDC motor based on discrete wavelet analysis using Adams simulation. *SN Applied Sciences*, vol. 1, 1406.
- Lee S. and Hur J. (2017). Detection technique for stator inter-turn faults in BLDC motors based on third-harmonic components of line currents. *in IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 53, no. 1, pp. 143-150.
- Sardana G., Turk N. and Deswal S. (2019). Eccentricity fault diagnosis in BLDC motor using finite element and frequency research. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, vol. 8, no.211.
- Papathanasopoulos D., Athanasiou G., Tsotoulidis S. and Mitronikas E. (2017). Fault identification on Hall-effect sensors positioning in brushless dc motor drives via a fuzzy inference system. *IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, Tinos, Greece, pp. 311-317.
- Şimşir M., Bayır R. and Uyaroğlu Y. (2016). Real-time monitoring and fault diagnosis of a low power hub motor using feedforward neural network. *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2016, pp.13.
- Xue H., Zhou J., Wang M., Li Z. and Jiang H. (2019). Using rotating speed monitoring for leakage fault diagnosis of in-wheel motor. *Journal of Applied Science and Engineering*, vol. 22, no. 2, pp. 307-314.
- Weeks M. (2007). *Digital signals processing using matlab and wavelets*. Infinite Science Press LCC.
- Walker J. S. (2008). *A primer on wavelets and their scientific applications*. Second edition, Chapman & Hall/CRC.
- Drif M. and Cardoso A. J. M. (2008) Airgap-Eccentricity Fault Diagnosis, in Three-Phase Induction Motors, by the Complex Apparent Power Signature Analysis, *in IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, no. 3, pp. 1404-1410.