

Fecha de recepción: 07 de junio de 2025, fecha de publicación en línea: octubre de 2025.

Control Directo de Par de un Motor Síncrono de Imanes Permanentes Aplicado en Electromovilidad Utilizando Redes Neuronales Artificiales

Christian Pérez-Martínez, Rafael Ordoñez-Flores, J. Federico Casco-Vásquez y Roberto Morales-Caporal

Adscritos al Tecnológico Nacional de México – Instituto Tecnológico de Apizaco. San Andrés Ahuashuatepec, Municipio de Tzompantepec, Tlaxcala, C.P. 90491, México.

Autor de correspondencia: Christian Pérez Martínez (correo electrónico: m18370629@apizaco.tecnm.mx).

Abstract- This article presents a comparison between two direct torque control (DTC) strategies applied to permanent magnet synchronous motors (PMSMs), both employing space vector modulation (SVM): a conventional DTC scheme based on PI controllers (SVM-DTC), and a proposed method integrating artificial neural networks (ANN-DTC). In the conventional approach, torque and flux control are handled by PI regulators, while in the proposed architecture, the ANN replaces these controllers by directly estimate the stationary reference frame voltage components (α and β) required by the SVM block. Additionally, the network infers the rotor position implicitly, eliminating the need for a separate angle estimator. Several related works on neural-network-based DTC are reviewed to support the development of an efficient control topology. Simulations under various operating conditions—including startup and load variation—demonstrate that the proposed ANN-DTC scheme achieves a significant reduction in torque and flux ripple, along with more accurate reference tracking.

Keywords: Direct Torque Control (DTC), Artificial Neural Network (ANN), Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM), Electric Vehicle (EV)

I. INTRODUCCIÓN

EL principio de funcionamiento de los vehículos eléctricos (Electric Vehicles, EVs) tanto híbridos (Hybrid Electric Vehicle, HEV), híbridos enchufables (Plug-in Hybrid Electric Vehicle, PHEV) y de baterías (Battery Electric Vehicle BEV) es la conversión de energía eléctrica a mecánica haciendo uso de motores eléctricos diseñados para cumplir los requerimientos del vehículo tanto como el tamaño, la potencia, la velocidad y el par. En [1]-[7] diversos autores analizan las características y señalan algunos de los motores implementados en EVs, por ejemplo, en vehículos de pasajeros y algunos de carga, los motores más utilizados suelen ser de inducción (Induction Motor, IM) y síncronos de imanes permanentes (Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM), estos últimos han ido desplazando a los IM, estando actualmente presentes en trenes, vehículos de carga y varios vehículos de pasajeros. La presencia de los PMSM en la electromovilidad se debe a su alta eficiencia energética, alta densidad de potencia y su tamaño compacto, siendo este último mejorado por los PMSM de flujo axial, lo que les permite ser implementados directamente en las ruedas del vehículo.

Otro tipo de motor que se intenta incorporar son los motores de reluctancia conmutada (Switched Reluctance Motor, SRM). Los SRM tienen un menor costo respecto a los PMSM porque no necesitan de imanes permanentes, sin embargo, suelen ser

ruidosos y con rizo de par elevado a altas velocidades, además presentan una respuesta deficiente en la etapa transitoria [8].

Los motores de DC, debido a su baja densidad de potencia, han sido utilizados en vehículos pequeños como bicicletas eléctricas, scooters, algunas motocicletas, mini EVs de pasajeros y en algunos HEV [7].

Un elemento importante para el buen funcionamiento de los motores en electromovilidad es la aplicación de las técnicas de control, las cuales mejoran el rendimiento del motor frente a cargas dinámicas, como aceleraciones, frenados repentinos o inclinación del terreno. Para motores eléctricos en general, las técnicas de control se pueden agrupar en cinco categorías principales: el control escalar, el control vectorial, el control predictivo, el control inteligente y el control sin sensores. En vehículos eléctricos las técnicas de control más utilizadas suelen ser el control orientado al campo (Field Oriented Control, FOC) y el control directo de par (Direct Torque control, DTC), con algunas modificaciones que incrementan su rendimiento y eficiencia [1], [4], [9]-[11].

Ambas técnicas presentan ventajas y desventajas, por ejemplo, en [1], [10] y [11] se menciona que el FOC presenta una respuesta dinámica más suave respecto al DTC, y puede mantener el par deseado incluso en velocidad cero, mejorando el control a velocidades bajas. Sin embargo, este control suele ser más costoso, debido a que requiere cálculos complejos que

demandan sistemas computacionales más avanzados, así como sensores de flujo y velocidad.

Por otro lado, el DTC ofrece respuestas más rápidas y una estructura más sencilla, además de que puede ser implementado sin sensores mediante estimadores de flujo y par. Las desventajas de esta técnica de control es que presenta una ondulación mayor en el par y corriente, poca eficiencia en bajas velocidades, frecuencia de conmutación variable que provoca distorsión armónica y alta sensibilidad ante los parámetros internos del motor que suelen variar con cambios de temperatura [1]. Gracias a diversas investigaciones en el campo de la inteligencia artificial (Artificial Intelligence, AI) se ha mejorado el desempeño del DTC, reduciendo el rizo en corrientes, par y flujo del PMSM mediante el uso de controles híbridos con AI como controles con redes neuronales artificiales (Artificial Neural Networks, ANN), con lógica difusa (Fuzzy Logic, FL), con algoritmos genéticos, con modelo predictivo (Model Predictive, MP), entre otros [11]-[13].

Los trabajos realizados sobre el DTC desarrollados en la línea de la inteligencia artificial son muy variados, pues puede hacerse uso de diferentes algoritmos para realizar el control, la estimación de par y flujo, la conmutación del inversor, incluso determinar el estado de los parámetros internos variables del motor como la resistencia del estator. Los autores de [14] realizan una comparación entre un DTC convencional y uno controlado por ANN aplicado a PMSM. En este trabajo se utilizan tres ANN individuales con el fin de distribuir sus funciones. La primera red se encarga de estimar la posición eléctrica, la segunda se encarga de determinar el sector en el que el flujo se encuentra y la tercera selecciona el vector de voltaje adecuado para realizar la conmutación en el inversor. Los resultados muestran una reducción en el rizado, sin embargo, se nota un error positivo en estado estacionario en la respuesta del sistema implementado con ANN.

En [15], los autores realizan la comparación del DTC convencional con 2 estructuras de control, la primera implementada con lógica difusa y la segunda con modelo predictivo. Para la implementación con lógica difusa se sustituyen los comparadores de histéresis y tablas de conmutación con un controlador difuso, lo cual permite determinar el estado de conmutación del inversor utilizando los valores de error de par, error de flujo y la posición eléctrica. La segunda estructura implementada con modelo predictivo tiene 2 etapas principales, la definición de las variables de control y la selección del vector de voltaje. Sus resultados muestran que ambas implementaciones reducen el rizado del par y flujo respecto al DTC convencional, siendo la implementación con MP la que mejor los reduce.

En cuanto a los algoritmos genéticos, los autores de [16] lo utilizan para controlar un sistema de tracción eléctrica basado en DTC y aplicado en un EV simulado, además es comparado con un sistema controlado mediante ANN y otro que utiliza un controlador Proporcional-Integral (PI). Para ello, realizan pruebas simulando diversos entornos de conducción,

realizando variaciones en la velocidad y la carga mecánica del motor. Sus resultados muestran que el sistema implementado con GA reduce por mucho el rizado máximo de par y flujo, teniendo resultados similares al ANN y optimizando el consumo energético del vehículo.

En el presente artículo se compara un DTC implementado con Modulación de Vector Espacial (Space Vector Modulation, SVM) y uno implementado con ANN (ANN-DTC). El artículo se organiza de la siguiente manera: en la Sección II se presenta el modelo del PMSM. En la Sección III, se analiza el funcionamiento del DTC convencional. En la sección IV se analiza brevemente y plantea el desarrollo del DTC mejorado con la técnica SVM. En la sección V se analiza la aplicación de las ANN en el DTC. Dentro de la sección VI se muestra la propuesta de control de par y flujo utilizando ANN. En la sección VII se presentan las simulaciones y resultados obtenidos.

II. MODELADO DEL MOTOR SÍNCRONO DE IMANES PERMANENTES

El modelo eléctrico en el marco de referencia d y q del rotor del PMSM es [15], [17] y [18]:

$$\begin{cases} v_d = R_s I_d + \frac{d\varphi_{sd}}{dt} + \omega_m \varphi_{sq} \\ v_q = R_s I_q + \frac{d\varphi_{sq}}{dt} + \omega_m \varphi_{sd} \end{cases} \quad (1)$$

Donde:

v_d y v_q son los voltajes del estator en el eje d y eje q respectivamente.

R_s es la resistencia del estator.

I_d y I_q son las corrientes del estator en el eje d y eje q respectivamente.

φ_d y φ_q son los flujos del estator en el eje d y eje q respectivamente.

ω_m es la velocidad angular del rotor o velocidad mecánica.

El circuito equivalente del PMSM en los ejes d y q se muestran en las figuras 1 y 2 [19].

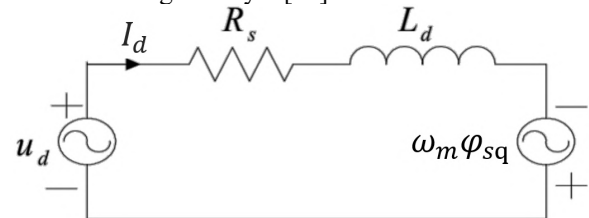


Figura 1. Circuito equivalente del PMSM en el eje d .

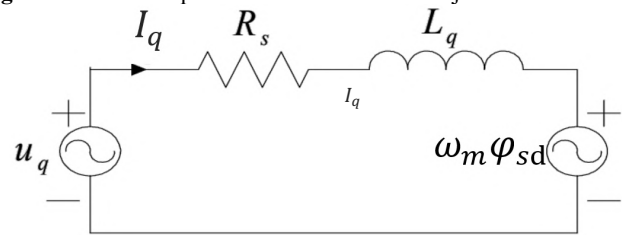


Figura 2. Circuito equivalente del PMSM en el eje q .

Los componentes de flujo en los ejes d y q se obtienen mediante:

$$\begin{cases} \varphi_{sd} = L_d I_d + \varphi_{PM} \\ \varphi_{sq} = L_q I_q \end{cases} \quad (2)$$

Donde L_d y L_q son las inductancias en los ejes d y q , φ_{PM} es el flujo de los imanes permanentes, también denominado flujo de ligamiento. Los componentes de flujo también pueden expresarse en los ejes α y β , haciendo uso de la transformada de Clarke en los voltajes y corrientes [12]:

$$\begin{cases} \varphi_\alpha = \int (u_\alpha - R_s i_\alpha) dt \\ \varphi_\beta = \int (u_\beta - R_s i_\beta) dt \end{cases} \quad (3)$$

de las cuales obtenemos el flujo del estator como:

$$|\varphi_s| = \sqrt{\varphi_\alpha^2 + \varphi_\beta^2} \quad (4)$$

y el ángulo eléctrico θ_e o posición eléctrica:

$$\theta_e = \frac{\varphi_\beta}{\varphi_\alpha} \quad (5)$$

Además, la velocidad eléctrica puede expresarse como:

$$\omega_e = \frac{d\theta_e}{dt} \quad (6)$$

La relación entre la velocidad mecánica y la eléctrica está dada por:

$$\omega_e = p \omega_m \quad (7)$$

siendo p el número de pares de polos del motor.

Por otro lado, el par electromagnético T_e está representado por:

$$T_e = \frac{3}{2} p I_{sq} ((L_{sd} - L_{sq}) I_{sd} + \varphi_{PM}) \quad (8)$$

y en los ejes α y β es:

$$T_e = \frac{3}{2} p (\varphi_\alpha i_\beta - \varphi_\beta i_\alpha) \quad (9)$$

La ecuación mecánica del PMSM es:

$$J \frac{d\omega_m}{dt} = T_e - T_f - F \omega_m - T_m \quad (10)$$

Donde:

J es la inercia del motor.

T_f es el par de fricción estático del eje.

F es el coeficiente de amortiguamiento viscoso.

T_m es el par mecánico del eje.

III. DTC CONVENCIONAL

El DTC convencional fue propuesto por Takahashi y Noguchi en la década de 1980, inicialmente se implementó en IM, y luego fue adoptado para los sistemas de tracción de vehículos eléctricos debido a que requiere menos procesamiento que otras técnicas, ampliando su aplicación a motores PMSM [12].

El DTC se enfoca principalmente en controlar el par y el flujo sin la necesidad de controlar la corriente. Este control consta de un sensor de voltaje en el bus de DC, tres sensores de voltaje fase-neutro y sensores de corriente en dos de las tres fases que alimentan al motor, para estimar el par y flujo del PMSM utilizando las ecuaciones que rigen al motor (sección II), esto se logra al utilizar herramientas matemáticas como la transformación de Clarke, que transfiere los valores de corrientes y voltajes al sistema de coordenadas estacionario $\alpha\beta$, tal como es requerido en dichas ecuaciones.

El principio de operación del DTC convencional radica en el control por histéresis. Se utilizan dos comparadores: uno de tres niveles para el par y otro de dos niveles para el flujo. En conjunto con la posición eléctrica del rotor, se determina una secuencia de estados de conmutación para los transistores del inversor, variando el voltaje del estator y reduciendo el error en el par y el flujo [11]. En la figura 3 se muestra el diagrama del DTC convencional.

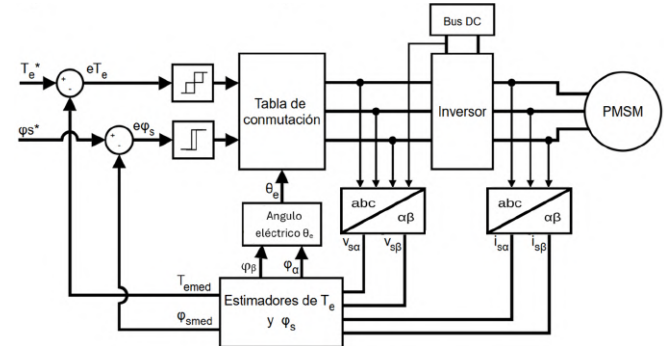


Figura 3. DTC convencional.

En este tipo de control es importante que los estimadores sean muy precisos, pues una incorrecta estimación en la posición puede causar la pérdida del desacoplamiento en par y flujo, llevando a que la máquina se des controle y genere oscilaciones en la velocidad, par y flujo que disminuyen la eficiencia del motor y que puede dañarlo si continúa en operación sin corregir este error [8].

IV. CONTROL DIRECTO DE PAR CON MODULACION DE VECTOR ESPACIAL

El DTC convencional ha mostrado un buen desempeño en aplicaciones de tracción eléctrica, principalmente por su rápida respuesta dinámica y su estructura simple. Sin embargo, como se ha mencionado previamente, sigue teniendo problemas de rizado amplio, comportamiento inestable en bajas velocidades, la frecuencia de conmutación variable y alta sensibilidad ante los parámetros internos del motor [10].

Para reducir estas desventajas, se han desarrollado técnicas de mejora que permiten reducir el rizado y mejorar el desempeño ante velocidades bajas. Algunas de las mejoras típicas plantean sustituir los comparadores de histéresis con controladores PI y la implementación de técnicas de modulación como la Modulación de Vector Espacial (Space Vector Modulation, SVM) y la Modulación de Ancho de Pulso (Pulse Width Modulation, PWM) [12].

Entre estas alternativas, la mejora más utilizada suele ser la implementación del DTC con SVM. En esta configuración, el modulador de voltaje calcula vectores que determinan los estados de conmutación adecuados para el inversor, gracias a ello se puede reducir el rizado del flujo y par. Esto reduce la distorsión armónica del sistema, pues la frecuencia de conmutación se mantiene constante [11]. En la figura 4 se muestra el diagrama a bloques del DTC mejorado mediante SVM.

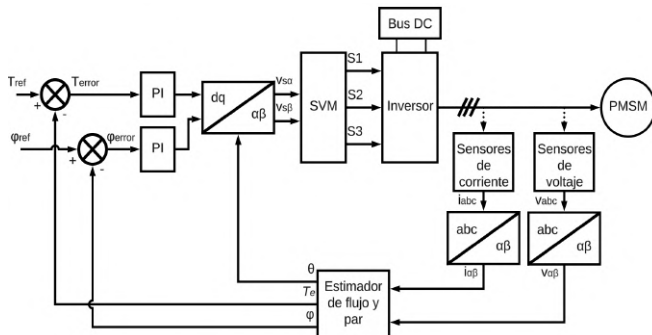


Figura 4. DTC mejorado con SVM y control PI.

Este sistema de control será utilizado como punto de referencia para el entrenamiento de la red planteada en secciones siguientes.

V. CONTROL DE PAR Y FLUJO MEDIANTE ANN

En años recientes diversos autores han analizado la hibridación del DTC con algoritmos de AI, con el fin de reducir el rizo en el flujo y en el par. En [11] y [12] se enlistan diferentes trabajos relacionados al DTC hibridado con redes neuronales artificiales, trabajando diferentes enfoques y utilizando diversas configuraciones.

Por ejemplo, en [20] se comparan dos esquemas de implementación: en el primero el DTC convencional es implementado con comparadores de histéresis para regular par y flujo, mientras que la red neuronal es utilizada para sustituir a la tabla de conmutación; en la segunda configuración el DTC es implementado con SVM y la red reemplaza a los comparadores de histéresis, de esta forma controla el par y flujo del motor, obteniendo un rizo de par y un error de velocidad menor.

En [21] un control de velocidad basado en una red neuronal que trabaja en conjunto con otra red que sustituye las acciones de la tabla de conmutación es analizado y comparado con el control directo de par convencional, en esta configuración se disminuye demasiado el rizado de par y flujo, con un seguimiento de la velocidad sin sobretiros ni oscilaciones bruscas.

Otras aplicaciones de las redes neuronales artificiales han sido descritas en [22], donde la red es propuesta como estimador de par, flujo y posición, y en [23] como estimador de velocidad. Estos resultados, junto con los de otros autores que siguen la tendencia de reemplazar la tabla de conmutación y los comparadores de histéresis por redes neuronales, sugieren que la aplicación de redes neuronales en sistemas de tracción controlados por DTC es una alternativa conveniente.

VI. SISTEMA PROPUESTO

Como ya se describió en la sección anterior, la implementación de redes neuronales en el DTC suele estar asociado a cumplir una sola función o es necesario utilizar una segunda red para controlar o estimar otras variables del sistema. El sistema propuesto utiliza una red neuronal que

controla el par y flujo, además de realizar la transformación de Clarke previa a la SVM.

El diagrama del control propuesto consiste en una red neuronal con entradas de referencia de par y flujo, y las respectivas estimaciones de dichas variables, sus salidas son los voltajes α y β necesarios para realizar la modulación SVM. La figura 5 muestra una visualización previa del sistema de control propuesto.

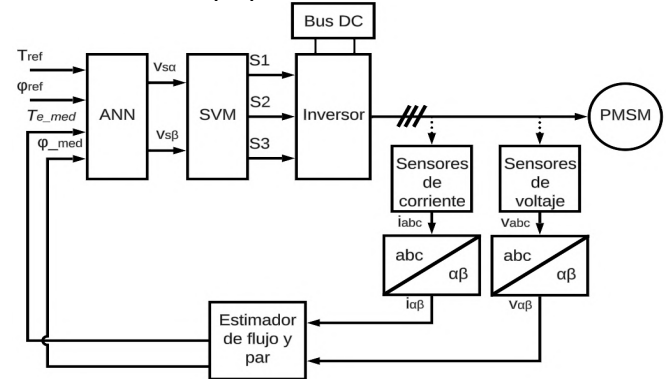


Figura 5. Sistema propuesto implementado con ANN.

VII. METODOLOGÍA

Para evaluar el desempeño del sistema propuesto de control directo de par basado en redes neuronales, este se implementó dentro del entorno de simulación MATLAB/Simulink. El modelo completo del motor PMSM, incluyendo el modelo eléctrico, mecánico y las ecuaciones de estimación del flujo y par fueron incluidos en el sistema.

A. Configuración del Sistema de Simulación

Se utilizó una topología de inversor trifásico de 2 niveles, controlado mediante control directo de par implementado con modulación de vector espacial (SVM) para entrenar la red neuronal y posteriormente comparar los resultados obtenidos.

Para esta aplicación se consideran los parámetros internos del motor enlistados en la tabla 1.

Tabla I. Parámetros internos del motor

Parámetro	Valor	Unidad
Número de pares de polos (p)	4	-
Resistencia de estator (R_s)	35	$m\Omega$
Inductancias $d-q$ (L_{d-q})	0.07	mH
Flujo permanente (Φ_{PM})	0.17	Wb
Inercia del motor (J)	0.005	$kg \cdot m^2$

B. Diagrama de Bloques del DTC Implementado con SVM en Simulación

Para el desarrollo de este sistema se realizó el diagrama a bloques del DTC mejorado mediante SVM y controladores PI de par y flujo. En las figuras 6 y 7 se muestra dicho diagrama dentro del entorno de simulación de Simulink, dentro de la figura 6 el inversor junto a los sensores de voltaje corriente, el PMSM y el bloque de control, mientras que en la figura 7

los bloques de control que incluyen las transformadas de Clarke, estimador de par, flujo y posición eléctrica, los controles PI de par y flujo, la transformada dq a $\alpha\beta$ y el bloque SVM.

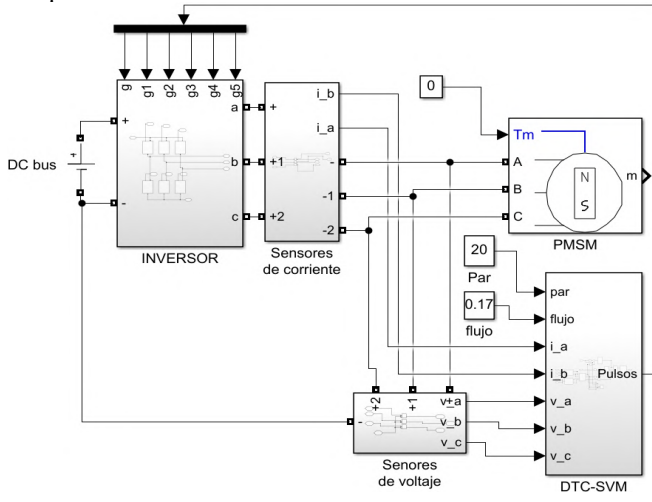


Figura 6. Diagrama de potencia del DTC implementado en Simulink.

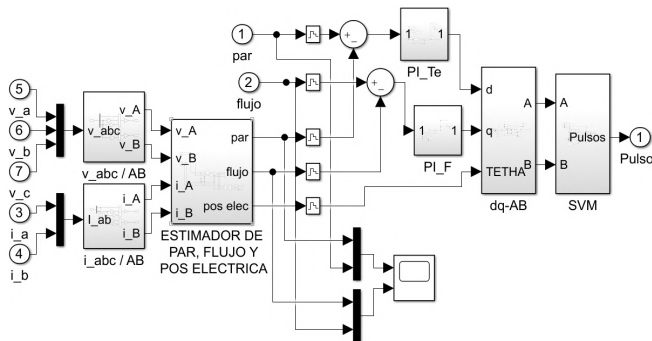


Figura 7. Diagrama de control del DTC-SVM implementado en Simulink.

C. Estructura y Entrenamiento de la Red Neuronal

La red neuronal fue entrenada utilizando el algoritmo de retropropagación (backpropagation) con el método Levenberg–Marquardt. Se utilizó una arquitectura de red feedforward de 3 capas (entrada, oculta y salida), con 20 neuronas en la capa oculta y funciones de activación tipo sigmoide. Para su entrenamiento se tomaron muestras de las entradas y salidas con un tiempo de muestreo de $1\mu s$ y, con el fin de mejorar su entrenamiento, se incorporaron retardos temporales en las señales de entrada. Al incluir retardos en las entradas, la red neuronal se transforma en un modelo con capacidad dinámica, pues le permite contar con información de estados anteriores del sistema, con esto se logra mejorar la toma de decisiones al tener en cuenta la evolución reciente de las variables.

Esta red fue diseñada con el objetivo de sustituir los controladores PI del DTC-SVM y la transformación dq a $\alpha\beta$. Esta arquitectura simplifica el control y reduce el número de bloques necesarios en control. Para ello, la red recibe como entradas:

- Par de referencia (T_e^*)
- Retardo temporal del par de referencia ($T_e^* - 1$)
- Flujo de referencia (φ^*)
- Retardo temporal del flujo de referencia ($\varphi^* - 1$)
- Par medido (T_{emed})
- Retardo temporal del par medido ($T_{emed} - 1$)
- Flujo medido (φ_{emed})
- Retardo temporal del flujo medido ($\varphi_{emed} - 1$)

Con estos valores, la red estima los voltajes que deben aplicarse al estator del motor, teniendo como salidas:

- Valores de voltaje en el dominio $\alpha\beta$

La estructura de la red entrenada puede observarse en la figura 8.

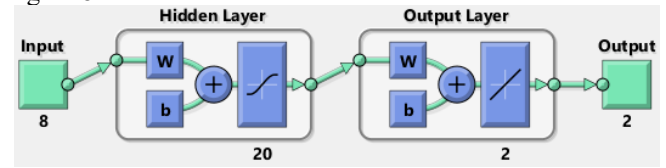


Figura 8. Estructura de la red neuronal

Con la red ya entrenada, es posible crear el diagrama de bloques en Simulink de la figura 9 y proceder a analizar los resultados.

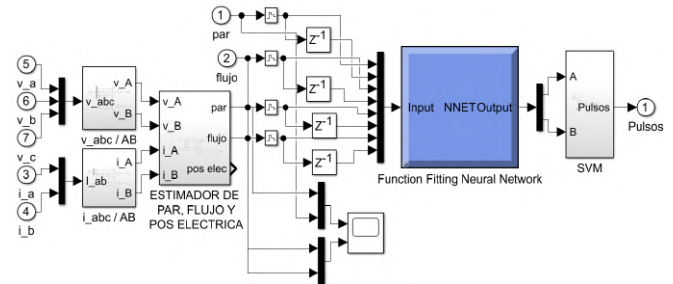
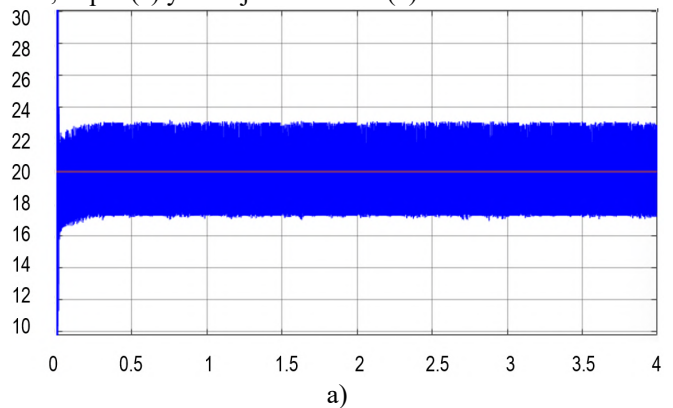


Figura 9. Diagrama de control propuesto implementado en Simulink

VIII. SIMULACIONES Y RESULTADOS.

Los resultados del DTC implementado con SVM son comparados con la técnica propuesta en este artículo. En la figura 10 se muestra la respuesta a un par de referencia de 20 Nm, el par (a) y el flujo del estator (b) estimado.



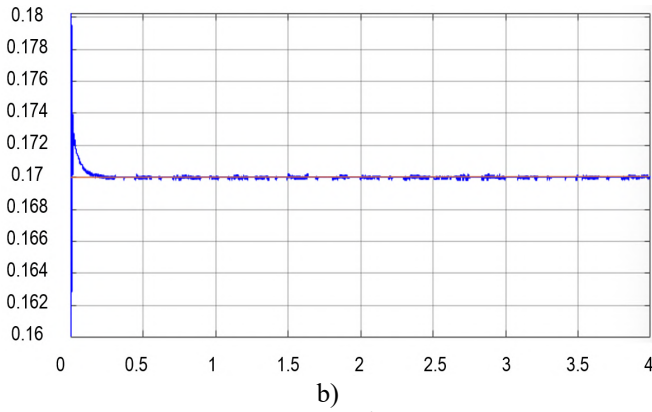


Figura 10. Respuesta del DTC con $T_e^*=20$ Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

En la figura 11 se presenta la respuesta de la red ante la misma referencia de par de 20 Nm, el par (a) y el flujo del estator (b) estimado.

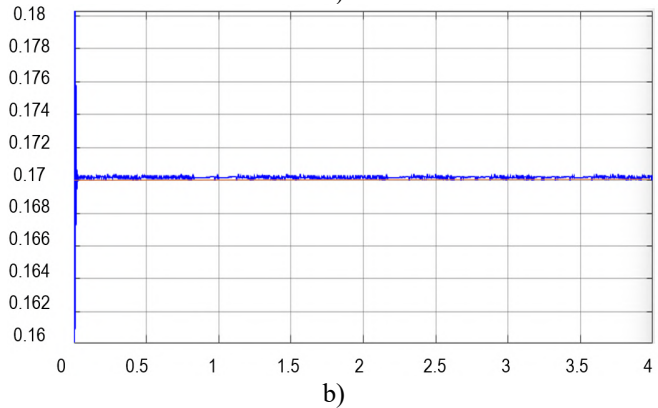
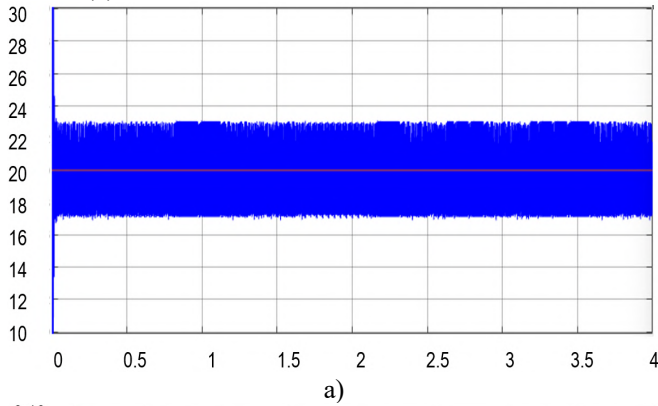


Figura 11. Respuesta del sistema propuesto con $T_e^*=20$ Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

Como parte de las pruebas dinámicas realizadas se muestra en la figura 12 la respuesta de DTC-SVM a un escalón que va desde -20 a 20 Nm, a los 0.5 s, (a) el par, (b) el flujo estimado del estator.

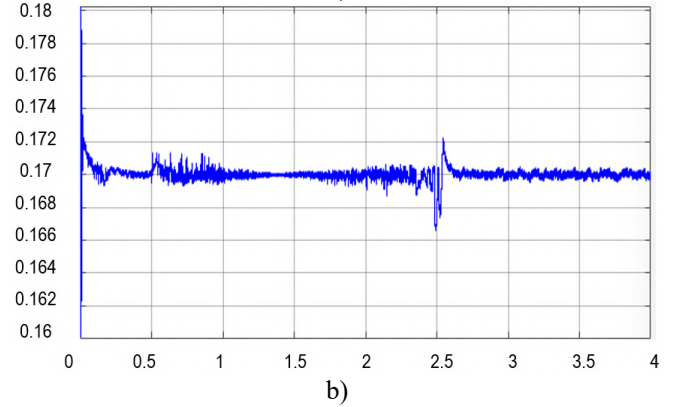
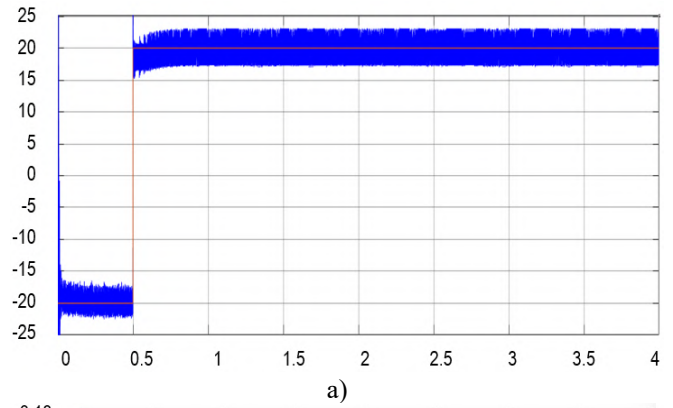
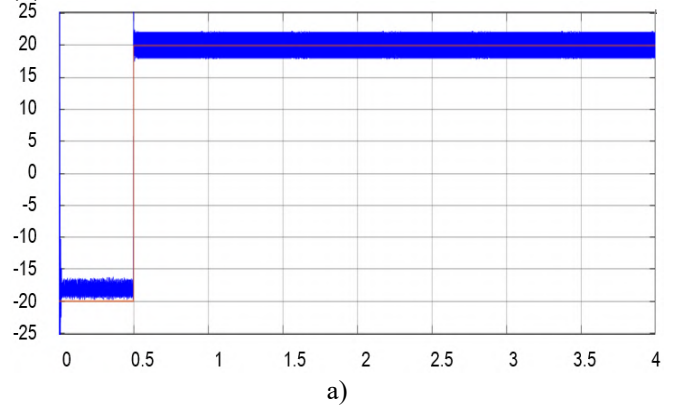


Figura 12. Respuesta del DTC con una referencia de escalón de $T_e^* = -20$ a 20 Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

En la figura 13 se observa la respuesta del sistema propuesto, sin carga mecánica ante el mismo escalón de -20 a 20 Nm, a los 0.5 s, (a) el par, el flujo estimado del estator (b).



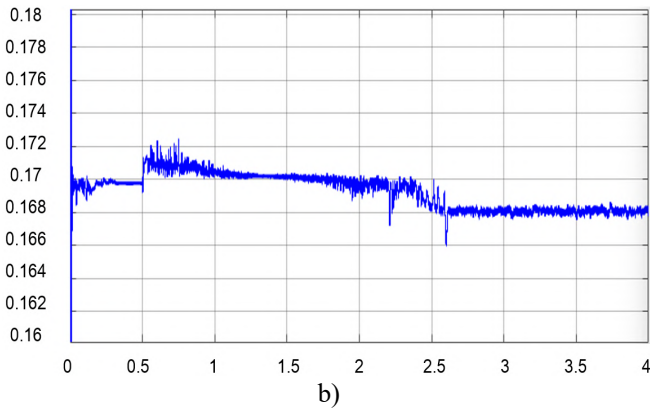


Figura 13. Respuesta del sistema propuesto ante una referencia de escalón de $T_e^* = -20$ a 20 Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

Otra prueba dinámica aplicada al DTC consiste en referencias escalonadas a diferentes niveles como se muestra en la figura 14, en ella los cambios son cada 0.5 s con valores de 10, 15, 20, 10 Nm. Se observa que algunas transiciones son un poco lentas y en algunos lapsos el rizado del par no es tan estable.

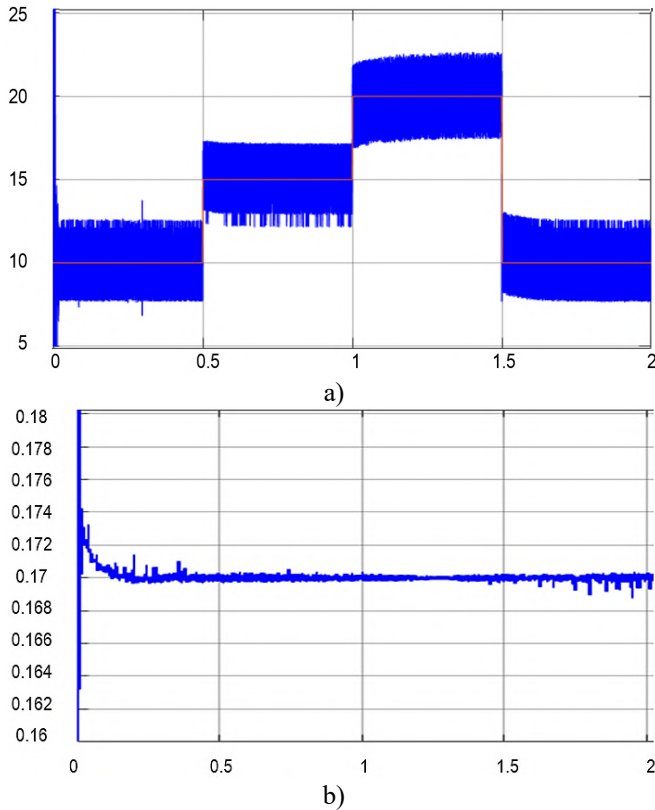


Figura 14. Respuesta del DTC con una referencia escalonada variable, (a) par, (b) flujo del estator.

El sistema propuesto también fue puesto a prueba ante la señal escalonada variable, en la figura 15 se puede observar su comportamiento, el cual disminuye el rizo y mejora la respuesta dinámica.

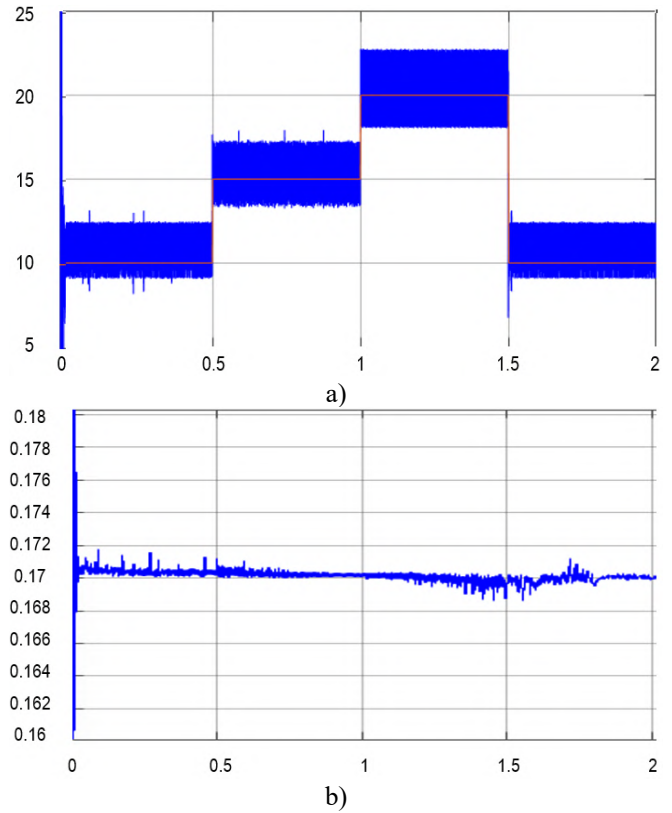
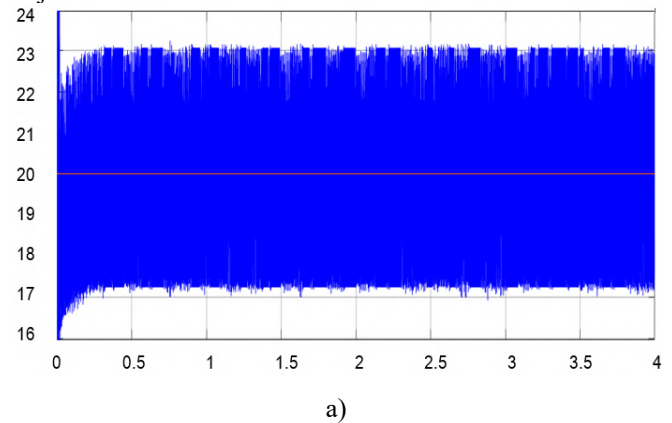


Figura 15. Respuesta del sistema propuesto ante una referencia escalonada variable, (a) par, (b) flujo del estator.

Con el fin de analizar los parámetros del rizado de par y flujo se realiza un acercamiento dentro de las simulaciones, en el caso del DTC el rizado de par tiene aproximadamente 6 Nm pico a pico y el de flujo aproximadamente de 400 μ Wb, aunque el sistema presenta una respuesta sesgada, manteniéndose por encima del valor de referencia. En la figura 16 se observa dicho acercamiento, (a) es el par y (b) el flujo del estator.



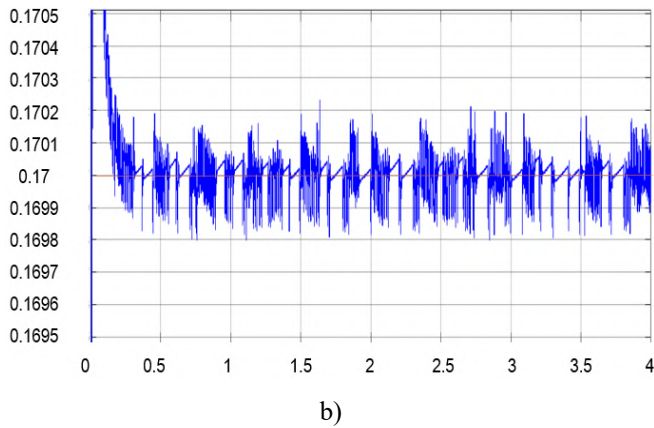


Figura 16. Acercamiento a la respuesta del DTC en estado estable, con un par de referencia de 20 Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

En la figura 17 se muestra el acercamiento al par y flujo controlados con la red propuesta, el rizado de par tiene aproximadamente 4.17 Nm de pico a pico y el de flujo 230 μ Wb con una referencia de 20 Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

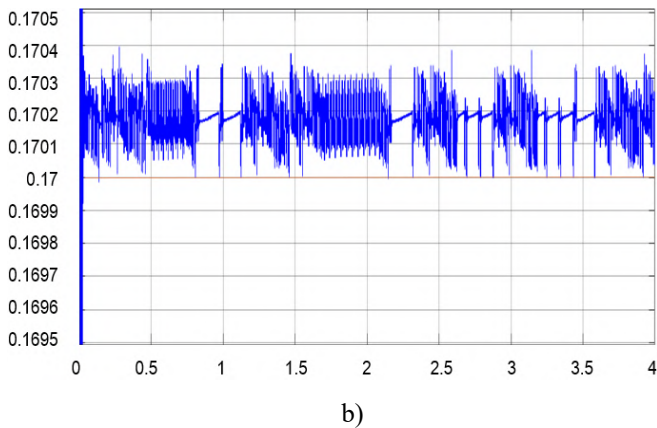
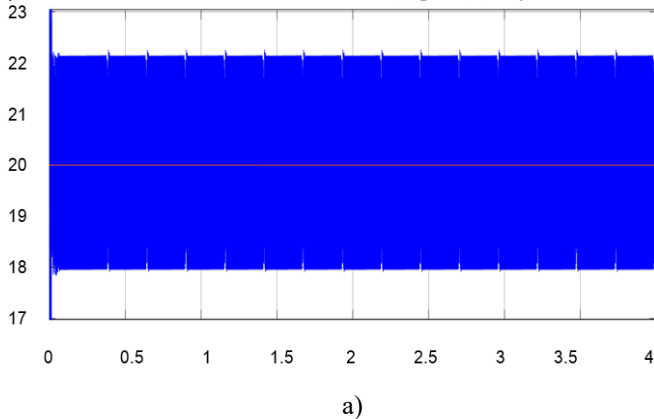


Figura 17. Acercamiento a la respuesta del sistema propuesto en estado estable, con un par de referencia de 20 Nm, (a) par, (b) flujo del estator.

Otra comparativa entre ambos sistemas se realiza utilizando la Distorsión Armónica Total (Total Harmonic Distortion, THD) de la corriente, para efectos prácticos solo se realiza la medición en la corriente de una sola fase de ambos sistemas.

Las figuras 18 y 19 muestran el análisis de THD del DTC y el sistema propuesto respectivamente, aplicado a un ciclo de la señal a 60 Hz.

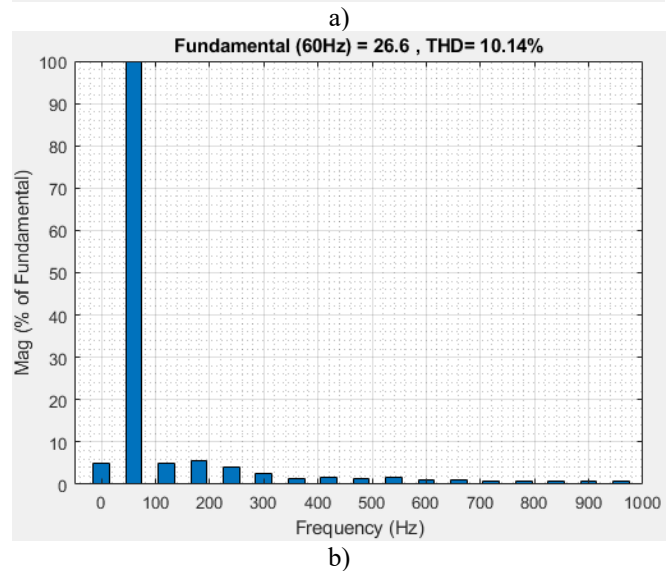
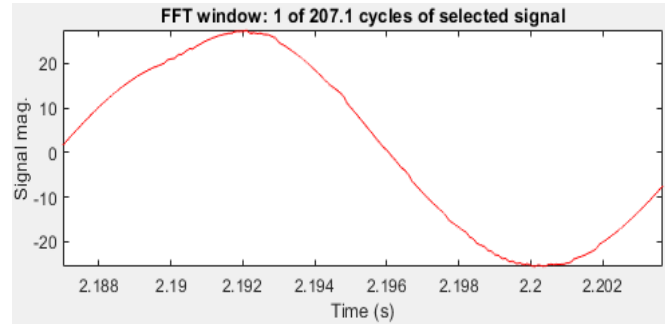


Figura 18. Análisis de armónicos del DTC a 60Hz, THD= 10.26%, (a) forma de onda, (b) espectro de frecuencia.

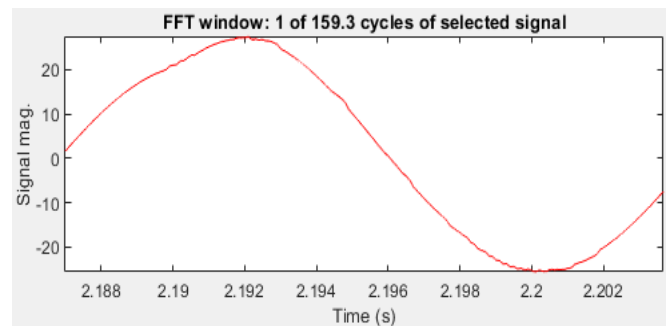


Figura 19. Análisis de armónicos del sistema propuesto a 60Hz, THD= 10.26%, (a) forma de onda, (b) espectro de frecuencia.

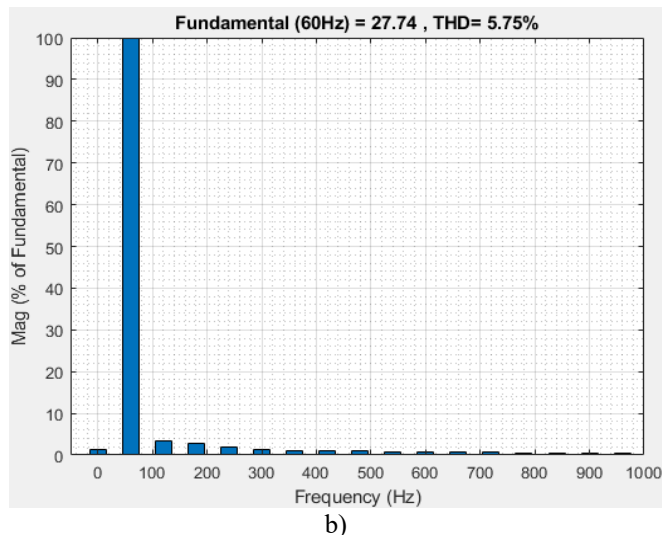


Figura 19. Análisis de armónicos del sistema propuesto a 60Hz, THD = 5.75%, (a) forma de onda, (b) espectro de frecuencia.

Los resultados de la simulación se resumen en la tabla II, **Tabla II.** Comparación del DCT con el sistema propuesto

Parámetro	DTC	Sistema propuesto	Mejora (%)
Rizo de par pico a pico (Nm)	6	4.17	30.5
Rizo de flujo pico a pico (μWb)	400	230	42.5
Frecuencia de conmutación (kHz)	10	10	0
Tiempo máximo de estabilización (s)	0.25	0.02	92
THD (%)	10.26	5.75	43.95

IX. CONCLUSIONES

En este artículo se ha analizado el funcionamiento del DTC implementado con SVM aplicado a motores PMSM, así como su optimización mediante la incorporación de redes neuronales artificiales. La propuesta presentada integra el control de par y flujo sin necesidad de estimar la posición eléctrica, ya que esta acción es realizada por la propia red, además de realizar la transformación al sistema de coordenadas estacionario $\alpha\beta$. Esto permite que el modulador SVM calcule los vectores que determinan los estados de conmutación adecuados para el inversor trifásico de 2 niveles, lo cual reduce la cantidad de bloques utilizados en el sistema.

La arquitectura propuesta combina ANN con modulación SVM para optimizar el control del sistema, demostrando en simulaciones preliminares un buen comportamiento dinámico, con reducción de rizado en par y flujo, superando al control convencional.

Si bien los resultados son prometedores, aún se requiere un análisis más exhaustivo en más escenarios con carga variable y transitorios bruscos para validar su desempeño. A futuro, se

planea evaluar la robustez del control frente a diversas perturbaciones, para validar su viabilidad ante aplicaciones de electromovilidad.

Los trabajos actuales delegan a las redes neuronales tareas específicas y sencillas, utilizando arquitecturas simples. Como línea futura, se propone el desarrollo de redes más robustas que asuman mayor parte de las funciones dentro del DTC, con el fin de mejorar la adaptación del control a condiciones variables y reducir aún más el rizado. No obstante, estas redes requieren ser entrenadas con mayor cantidad y diversidad de datos, lo que implica mayor complejidad en su arquitectura y mayores exigencias computacionales. Aunque supone retos técnicos adicionales, integrar este tipo de redes representa una oportunidad hacia el desarrollo de sistemas de control más adaptativos en entornos de electromovilidad.

REFERENCIAS

- [1] Y. Vijaya Sambhavi y V. Ramachandran, "A technical review of modern traction inverter systems used in electric vehicle application", *Energy Rep.*, vol. 10, pp. 3882–3907, Nov. de 2023.
- [2] A. Kavasseri Venkitaraman y V. S. R. Kosuru, "Trends and challenges in electric vehicle motor drivelines - A review", *IJECS*, vol. 14, no. 4, pp. 485-495, Apr. 2023.
- [3] S. Thangavel, D. Mohanraj, T. Girijaprasanna, S. Raju, C. Dhanamjayulu y S. M. Muyeen, "A comprehensive review on electric vehicle: Battery management system, charging station, traction motors", *IEEE Access*, vol. 11, pp. 20994-21019, 2023.
- [4] Z. Wang, T. W. Ching, S. Huang, H. Wang y T. Xu, "Challenges faced by electric vehicle motors and their solutions", *IEEE Access*, vol. 9, pp. 5228-5249, 2021.
- [5] P. Bhatt, H. Mehar y M. Sahajwani, "Electrical motors for electric vehicle – A comparative study", *SSRN-ELSEVEIR*, 2019.
- [6] S. R. Jape y A. Thosar, "Comparison of electric motors for electric vehicle application", *IJRET*, vol. 6, pp. 12–17, 2017.
- [7] A. M. Lulhe y T. N. Date, "A technology review paper for drives used in electrical vehicle (EV) & hybrid electrical vehicles (HEV)", *2015 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)*, Kumarcocil, India, pp. 632-636, 2015.
- [8] S. Rind, Y. Ren y L. Jiang, "Traction motors and speed estimation techniques for sensorless control of electric vehicles: A review", *2014 49th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, Cluj-Napoca, Romania, 2014, pp. 1-6,
- [9] S. J. Rind, Y. Ren, Y. Hu, J. Wang y L. Jiang, "Configurations and control of traction motors for electric vehicles: A review", *Chinese Journal of Electrical Engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 1-17, December 2017.
- [10] A. Poorfakhraei, M. Narimani y A. Emadi, "A review of modulation and control techniques for multilevel inverters in traction applications", *IEEE Access*, vol. 9, pp. 24187-24204, 2021.
- [11] M. L. De Klerk y A. K. Saha, "A comprehensive review of advanced traction motor control techniques suitable for electric vehicle applications", *IEEE Access*, vol. 9, pp. 125080-125108, 2021.

- [12] N. El Ouanjli et al., "Modern improvement techniques of direct torque control for induction motor drives - A review", *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 4, no. 2, pp. 1-12, April 2019.
- [13] Shen Zhang, "Artificial Intelligence in Electric Machine Drives: Advances and Trends". *TechRxiv*, October 2021.
- [14] R. Boumaraf, T. Benchouia, H. Mesloub, A. Golea, y N. Golea, "Comparative study of ANN DTC and conventional DTC controlled PMSM motor", *Mathematics and Computers in Simulation*, 2019.
- [15] K. Kakouche, A. Oubelaid, S. Mezani, D. Rekioua y T. Rekioua, "Different control techniques of permanent magnet synchronous motor with fuzzy logic for electric vehicles: Analysis, modelling, and comparison", *Energies*, vol. 16, no. 7, p. 3116, 2023.
- [16] G. Banda y S. G. Kolli, "Comparison of ANN- and GA-based DTC eCAR", *Journal of Power Electronics*, vol. 21, no. 6, pp. 1333-1342, 2021.
- [17] T. Rekioua y D. Rekioua, "Direct torque control strategy of permanent magnet synchronous machines", *2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings*, Bologna, Italy, pp. 6 pp. Vol.2, 2003.
- [18] F. Niu, B. Wang, A. S. Babel, K. Li y E. G. Strangas, "Comparative evaluation of direct torque control strategies for permanent magnet synchronous machines", *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 31, no. 2, pp. 1408-1424, Feb. 2016.
- [19] Y. Xu, Q. Li, L. Zhang y Q. Ma, "Development of permanent magnet synchronous motor for electric vehicle", *2009 International Conference on Sustainable Power Generation and Supply*, Nanjing, China, 2009, pp. 1-5
- [20] S. V. Jadhav, J. Kirankumar y B. N. Chaudhari, "ANN based intelligent control of induction motor drive with space vector modulated DTC", *2012 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)*, Bengaluru, India, pp. 1-6, 2012.
- [21] M. L. Zegai, M. Bendjebbar, K. Belhadri, M. L. Doumbia, B. Hamane y P. M. Koumba, "Direct torque control of induction motor based on artificial neural networks speed control using MRAS and neural PID controller", *2015*.
- [22] P. Vas, *Sensorless Vector and Direct Torque Control*. Oxford: Oxford Univ. Press, 1998, pp. 497-505.
- [23] G. Agrawal, H. Mohan y M. Pathak, "Improved speed sensorless control of induction motor drive using artificial neural network", *2022 2nd International Conference on Power Electronics & IoT Applications in Renewable Energy and its Control (PARC)*, Mathura, India, pp. 1-6, 2022.



CHRISTIAN PÉREZ-MARTÍNEZ recibió la licenciatura en ingeniería electrónica por el Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco, Tlaxcala México, con especialidad en Control y automatización en la industria 4.0, en 2024. Actualmente cursa la maestría en ingeniería mecatrónica en el mismo instituto.

Sus intereses de investigación incluyen el control de máquina, internet de las cosas, inteligencia artificial, robótica y electrónica de potencia.



RAFAEL ORDDOÑEZ-FORES obtuvo su licenciatura en Ingeniería Industrial en Electrónica en el Instituto Tecnológico de Puebla, Puebla, Pue., en 1995. Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica en el Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET), Cuernavaca, Mor., en 1998. Doctorado en Ingeniería Eléctrica en la Universidad París 11, Escuela Superior de Electricidad (SUPELEC), Orsay, Francia, en 2007. Actualmente es profesor de la División de Estudios de Posgrado e Investigación del TecNM / IT Apizaco. Sus áreas de investigación incluyen el control y la automatización de sistemas, la electrónica de potencia, la calidad de la energía eléctrica, las energías renovables y el calentamiento por inducción magnética.



JOSÉ FEDERICO CASCO-VÁSQUEZ obtuvo su licenciatura en Física en la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP), Puebla, Pue. Maestría en Ciencias en el instituto nacional de astrofísica, óptica y electrónica (INAOE), Tonantzintla, Pue. Doctorado en Ciencias en la BUAP

Sus principales áreas de investigación incluyen el procesamiento óptico y digital de información, recuperación de fase para reconstrucción 3D, sistemas óptico-digitales, tratamiento digital de imágenes médicas, holografía digital, levitadores magnéticos y sistemas de control en tratamiento de datos.



ROBERTO MORALES-CAPORAL, obtuvo la licenciatura en Ingeniería Electromecánica por el Tecnológico Nacional de México, Campus Apizaco (TecNM-ITA), Apizaco, México, en 1999; el grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Eléctrica por la Sección de Estudios de Posgrado e Investigación de la Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica (ESIME-Z) del Instituto Politécnico Nacional (IPN), Ciudad de México, México, en 2001; y el grado de Doctor en Ingeniería Eléctrica por la Universidad de Siegen, Siegen, Alemania, en 2007.

De 2001 a 2003, fue docente en la Unidad Profesional Interdisciplinaria en Ingeniería y Tecnologías Avanzadas (UPIITA), IPN. Desde 2008, es Profesor-Investigador Titular de tiempo completo en la División de Estudios de Posgrado e Investigación en el TecNM-ITA. Sus líneas de investigación incluyen sistemas de control en tiempo discreto, control predictivo de convertidores de potencia, control predictivo de variadores de frecuencia para motores de ca, diseño de hardware e Internet de las Cosas. El Prof. Morales-Caporal es miembro del Sistema Nacional de Investigadores Nivel 2 (SNII-2) de la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) de México.