



POSGRADOS

MAESTRÍA EN _____ ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN

RPC-SO-19-No.277-2018

OPCIÓN DE
TITULACIÓN:

ARTÍCULOS PROFESIONALES DE ALTO NIVEL

TEMA:

DESARROLLO DE UN CONTROLADOR NEURO DIFUSO SOBRE UN SISTEMA EMBEBIDO Y MONITOREO REMOTO DE VARIABLES A TRAVÉS DE UNA PLATAFORMA IOT. APLICACIÓN AL CONTROL DE VELOCIDAD DE UN MOTOR DE CORRIENTE DIRECTA

AUTOR:

DAVID MARCELO CARPIO HOLGUIN

DIRECTOR:

LUIS ANTONIO NEIRA CELEMENTE

GUAYAQUIL- ECUADOR
2022

Autor:



David Marcelo Carpio Holguin

Ingeniero en Electrónica.

Candidato a Magíster en Electrónica y Automatización,
Mención en Informática Industrial por la Universidad
Politécnica Salesiana - Sede Guayaquil

davidcarpioh@gmail.com

Dirigido por:



Luis Antonio Neira Clemente

Ingeniero en Electrónica

Magister en Electrónica.

lneira@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos e investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2022 Universidad Politécnica Salesiana.

GUAYAQUIL – ECUADOR – SUDAMÉRICA

DAVID MARCELO CARPIO HOLGUIN

***DESARROLLO DE UN CONTROLADOR NEURODIFUSO SOBRE
UN SISTEMA EMBEBIDO Y MONITOREO REMOTO DE
VARIABLES A TRAVÉS DE UNA PLATAFORMA IOT. APLICACIÓN
AL CONTROL DE VELOCIDAD DE UN MOTOR DE CORRIENTE
DIRECTA***

DESARROLLO DE UN CONTROLADOR NEURO DIFUSO SOBRE UN SISTEMA EMBEBIDO Y MONITOREO REMOTO DE VARIABLES A TRAVÉS DE UNA PLATAFORMA IOT. APLICACIÓN AL CONTROL DE VELOCIDAD DE UN MOTOR DE CORRIENTE DIRECTA

David Marcelo Carpio Holguin¹ and Luis Antonio Neira Clemente¹

¹Universidad Politécnica Salesiana - Ecuador

Resumen

En este artículo describe el desarrollo y aplicación de un controlador neuro difuso en tiempo real para el control de la velocidad de un motor corriente continua. Para sintonizar el controlador neuro difuso se aplicó un entrenamiento mediante una red neuronal artificial sintonizada con un algoritmo difuso usando como entorno de programación LabVIEW y Matlab, así como un sistema embebido myRio-NI. La plataforma usada para el monitoreo de las variables del motor es Ubidots con una comunicación mediante hypertext transfer protocols (http). Se identificó un modelo del motor en Matlab con un análisis en lazo abierto. El sistema neuro difuso se entrenó a partir de un controlador PID para obtener una mejor estabilización del motor teniendo un error de seguimiento a la trayectoria con un error de un rango de +/- 1 rpm de la escala completa.

Abstract

This article describes the development and application of a real-time neuro fuzzy controller to control the speed of a direct current motor. To tune the fuzzy neuro control, training was applied using an artificial neural network tuned with a fuzzy algorithm using LabVIEW and Matlab as the programming environment, as well as an embedded system myRio-NI. The platform used for monitoring the engine variables is Ubidots with communication through hypertext transfer protocols (http). An engine model was identified in Matlab with open loop analysis. The neuro fuzzy system was trained from a PID controller to obtain a better stabilization of the motor having a following error in the trajectory with an error of a range of +/- 1 rpm of the full scale.

Palabras clave— Ubidots; LabVIEW; Matlab; Motor de corriente directa; myRIO-NI; Neuro-Difuso; PID; Tiempo real

1 Introducción

El progreso en el campo de los sistemas de monitoreo para procesos enfocados en la velocidad de motores por la red usando plataformas basadas en el internet de las cosas, ha generado una constante mejora en la supervisión y control desde lugares remotos(Rios et al., 2015). La conexión entre los objetos físicos a través de la nube se logra mediante equipos que adquieran los valores del entorno y los conviertan en variables digitales(Sun et al., 2012; Shang et al., 2012).

Los controladores aplicados a motores de corriente continúa son utilizados en toda la industria en microelectrónica hasta el control de pequeñas articulaciones y el accionamiento de bandas transportadoras(Jerome et al., 2005).

La implementación de estos controladores usando sistemas de adquisición de datos han ayudado al funcionamiento de equipos de transporte como montacargas de manera eficiente(Chattal et al., 2019). En sistemas que tengan como función la velocidad se realizan pruebas con técnicas tradicionales basadas en la interpolación, modelos lineales, no lineales, en estudios de(Hunt et al., 1998) se obtiene resultados con la aplicación de un controlador PI/PID.

El control basado en lógica difusa se emplea en diferentes campos de la ingeniería de control enfocándose en la aviación, control de trayectoria, en la parte automotriz para la transmisión automática, corrección e estabilización de imagen y reconocimiento de imagen(Romero et al., 2000).

La problemática de estas técnicas es que están diseñadas respecto a un modelo matemático del sistema. Frente a la dificultad de obtener modelos precisos se plantea el uso de redes neuronales con lógica difusa(Lee and Teng, 2000).

En trabajos de identificación de sistemas en lazo cerrado utilizando modelos difusos, combinando con sistema de inferencia neuro difusa adaptativa(ANFIS) en modelos múltiples entradas y una sola salida(MISO), se obtiene una gran precisión en las aplicaciones analizadas, con resultados representativos en sistemas lineales y no lineales(Borrero, 2006).

Las redes neuronales han demostrado tener resultados satisfactorios en la identificación y control de sistemas(Jin et al., 1995; Funahashi and Nakamura, 1993).

Una de las principales ventajas en la implementación de una red neuronal es la interacción del aprendizaje entre un conjunto entrada o salida con un manejo de reglas difusas (García-Lirios, 2019; Iniesta et al., 2016).

El desarrollo de nuevas metodologías aplicadas en el diseño de controladores mediante redes neuronales ayudan a optimizar en gran manera el proceso de control para sistemas lineales y no lineales, logrando una mayor precisión frente a otros controladores analizados(Aboukheir, 2010).

En un estudio realizado por (Sowilam, 2000), se proponen soluciones a los sistemas no lineales mediante técnicas utilizando redes neuronales, sin embargo, el objetivo de usar un controlador difuso es optimizar la estabilización de la velocidad de un motor.

En el desarrollo de sistemas híbridos con redes neuronales desarrolladas artificialmente y lógica difusa, se obtiene una mejora en el control de diversos procesos, como la inyección de plásticos teniendo como entrada la temperatura del sistema y como salida una señal de pulso para calentar el extrusor(Iniesta et al., 2016; Uslenghi, 2019) .

En el presente artículo se plantea la integración con la plataforma ubidots para la visualización remota de los valores de referencia y velocidad en revoluciones por minuto(rpm). En el desarrollo de la tecnología se integran nuevas aplicaciones de monitoreo enfocado a la automatización de sistemas de control industrial de alto impacto utilizando plataformas de supervisión (Uslenghi, 2019). Se plantea la optimización del control al utilizar la inferencia combinando las reglas difusas con la herramientas de Matlab para producir un conjunto neuro difuso(ANFIS) para el ajuste de velocidad de un motor que se ejecutará en el myRIO-NI en LabVIEW y supervisando las variables en una plataforma Ubidots alojada en la nube.

Se implementan controladores inteligentes basados en LabVIEW para el control de velocidad en tiempo real de motores. Los controladores inteligentes diseñados son Controlador PID convencional y Neuro-Fuzzy, la ventaja de estos controladores es que no necesita el conocimiento de los modelo matemático del sistema.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 1 se analiza los antecedentes, descripción y formulación del problema, en el apartado 2 los materiales y métodos empleados, en el apartado 3 se muestran los resultados de los controladores como la comparación de un controlador PID convencional con el control planteado, en el apartado 4 el análisis, discusión y finalmente se muestran las conclusiones.

2 Materiales y metodología para implementación

2.1 Componentes del sistema

En el proceso de control de velocidad del motor de corriente continua se sigue el esquema presentado en la Figura 1, e implementado con los componentes:

1. Controladora para motores VNH2SP30.
2. Tarjeta embebida myRIO-NI.
3. Encoder 600P/R.
4. Motor reductor pololu 37Dx52L MM 12V 50:1
5. Fuente conmutada de 12 VDC

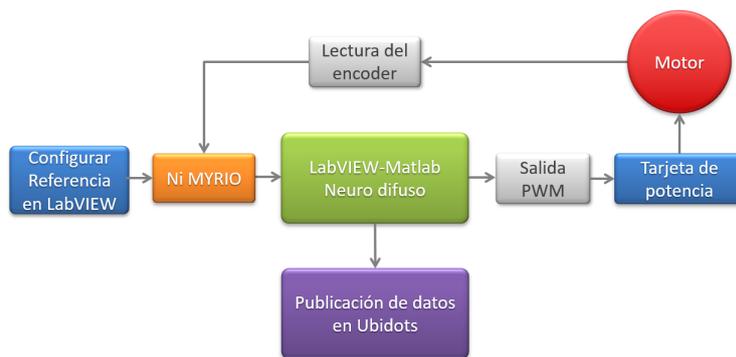


Figura 1: Flujograma del control de velocidad del proyecto.

En la Figura 2 se observa la implementación del proceso de control de velocidad del motor de corriente continua donde el procesamiento se ejecuta entre LabVIEW y Matlab mediante el modelo neuro difuso.

La adquisición de la velocidad es mediante un encoder conectado al ni myRIO y la salida del sistema a la tarjeta de potencia VHN5019 para el control del motor 50:1 con una alimentación de 12 VDC.

El método de supervisión se realiza con el envío a la plataforma Ubidots por un protocolo http desde LabVIEW.

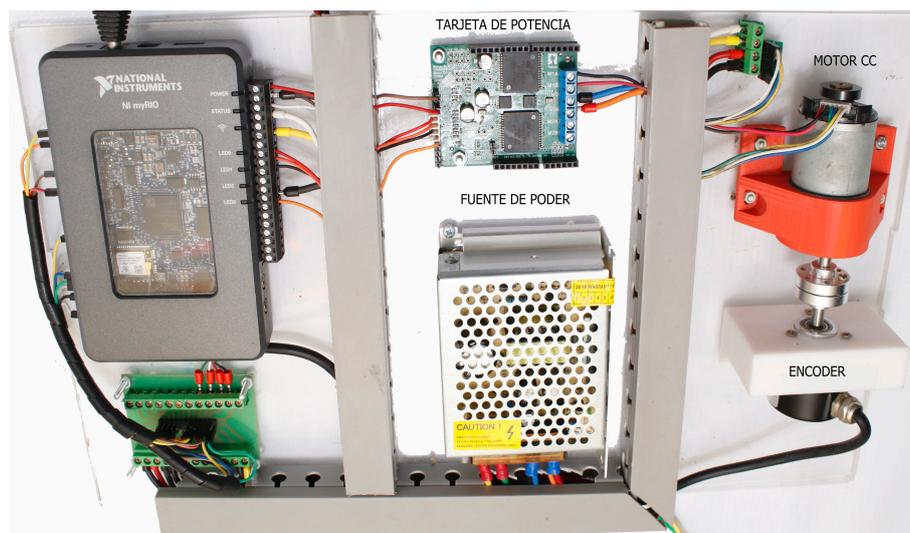


Figura 2: Componentes del banco de pruebas.

2.2 El modelo del motor corriente continua

En la Figura 3 se representa el esquema de motor de corriente continua bajo estudio de (S. A. Rodríguez Paredes, 2009). Se representa por dos ecuaciones, una referente a la ley de Euler y otra por la ley de Kirchoff como se muestra en (1) y la investigación de (S. A. Rodríguez Paredes, 2009).

$$e_a(t) = R_p \cdot i_a(t) + L_a \cdot di_a(t)/d(t) + v_b(t) \quad (1)$$

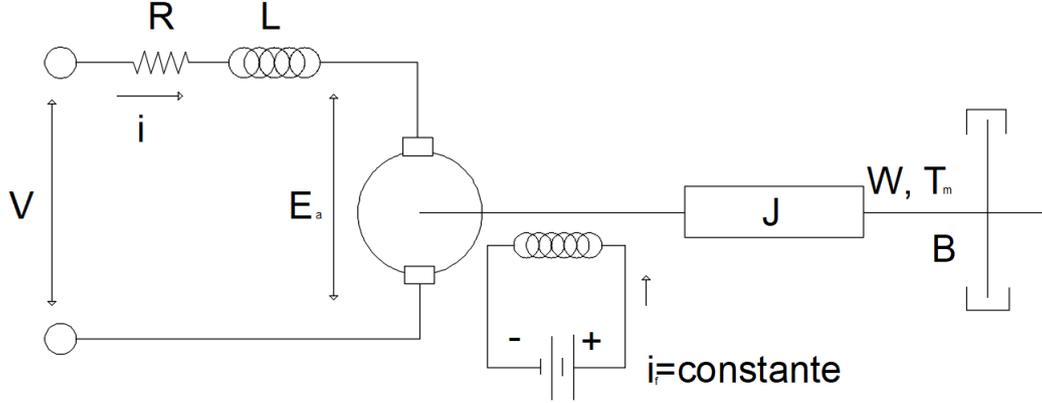


Figura 3: Esquema del motor de corriente continua bajo estudio (S. A. Rodríguez Paredes, 2009)

La circulación de corriente en la armadura pasa en ángulos rectos por el flujo magnético, logrando una fuerza donde la intensidad del campo magnético tiene una relación con la longitud del conductor y el torque resultante hace girar el rotor. Para un análisis lineal es necesario suponer que este torque es proporcional al flujo magnético y a la corriente como muestra (2) según (Tapay Cuadros, 2017).

$$T_m(t) = K_m \phi_a(t) \quad (2)$$

Donde K_m es constante y el flujo magnético también se obtiene (3) cuando se reduce el K_i :

$$T_m(t) = K_i i_a(t) \quad (3)$$

Para modelar un motor de corriente continua se encuentra su función de transferencia la cual nos permite conocer la respuesta ante una señal de entrada determinada. Sin embargo para encontrar dicha función es necesario conocer variables del motor y realizar pruebas tales como el análisis en lazo abierto y encontrar los valores óptimos como se propone en (Viscaya et al.).

2.3 Control PID convencional

El controlador PID está expresado como se detalla en (4) .

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + k_d de(t)/d(t) \quad (4)$$

Donde K_p es el valor de la ganancia proporcional, K_i es la ganancia integral y K_d es la ganancia derivativa , que sirven para un óptimo rendimiento del control teniendo una referencia y una señal del retroalimentación y en (5) se demuestra el análisis en lazo abierto respecto al tiempo según el estudio de (Viscaya et al.).

$$C(S) = \frac{U(S)}{E(S)} = K_p + K_i \frac{1}{s} + K_d \cdot s \quad (5)$$

Para esta aplicación se utiliza el sistema embebido myRIO-NI, una salida analógica (PWM), tres salidas digitales para el control del sentido del motor y dos entradas digitales para el encoder. En la Figura 4 se muestra el diagrama de bloques de la planta de control.

La variable de velocidad se mide usando el conteo de pulsos del encoder producido a través del motor en términos de RPM. Se genera una señal de error basada en la resta entre la referencia y la retroalimentación. Este error ingresa al controlador PID en lenguaje de programación basado en bloques ejecutándose en el sistema embebido, que generará una salida de corrección necesaria para alcanzar el punto de ajuste.

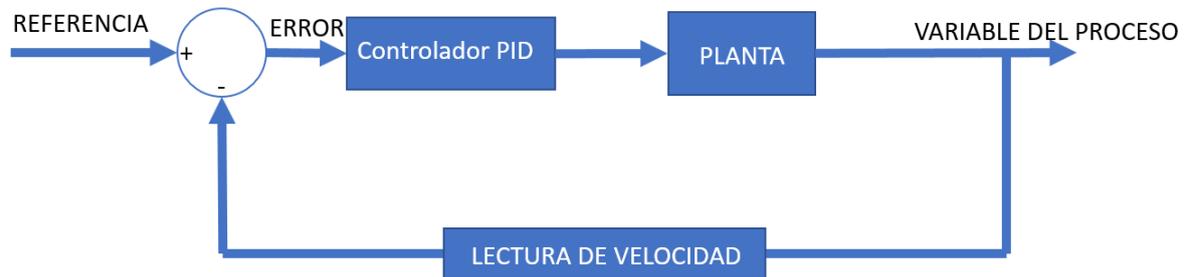


Figura 4: Diagramas de bloques del sistema de control PID

En la Figura 5 se muestra la adquisición de la señal de entrada es el valor en RPM(revolución por minuto) y el valor de la salida del controlador en PWM(Modulación por ancho de pulso), los cuales son necesarios para encontrar la función de transferencia en el banco de pruebas tomando el método aplicado en el trabajo (Kamdar et al., 2015), mediante la herramienta ident de Matlab.

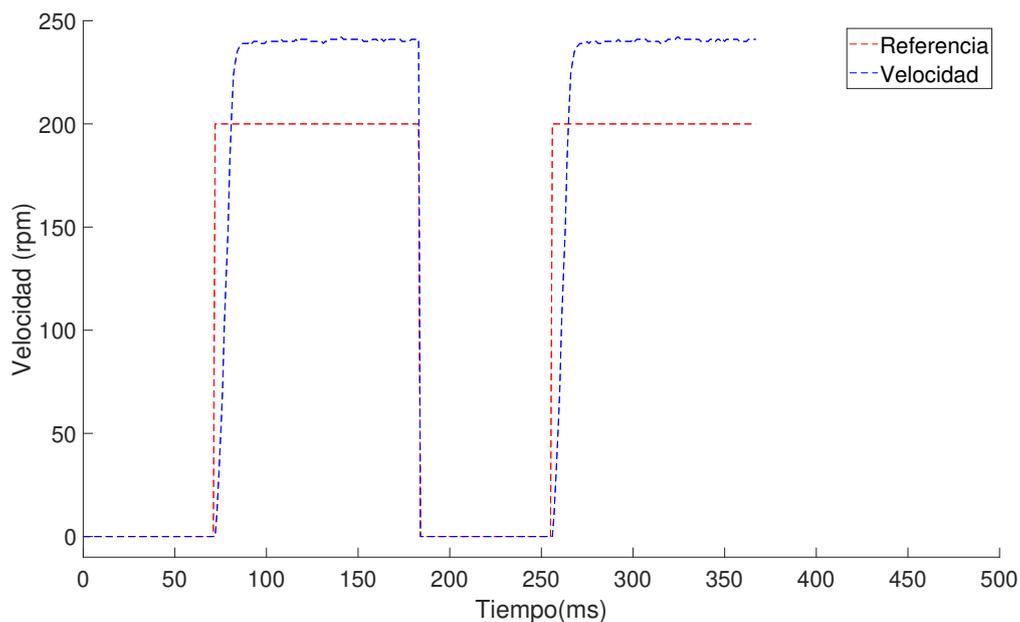


Figura 5: Función escalón según estudios de (Kamdar et al., 2015).

En la Figura 6 se muestra la selección de los rangos de la gráfica para la obtención del modelo y la gráfica de validación en la herramienta ident según estudios de (Kamdar et al., 2015).

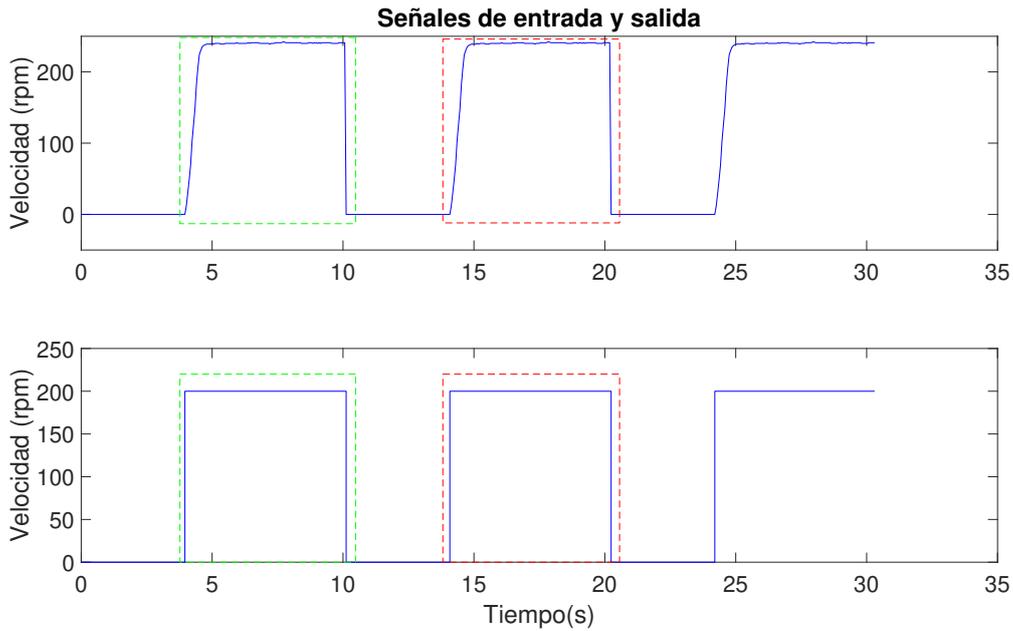


Figura 6: Señal para identificación y validación del modelo según estudios de (Kamdar et al., 2015)

Tras realizar la estimación de la función de transferencia con la herramienta ident de Matlab como se observa en la Figura 7, se obtuvo la función del sistema que se detalla en (6).

$$G(s) = \frac{0,0009271s + 0,001134}{s + 0,2819} \quad (6)$$

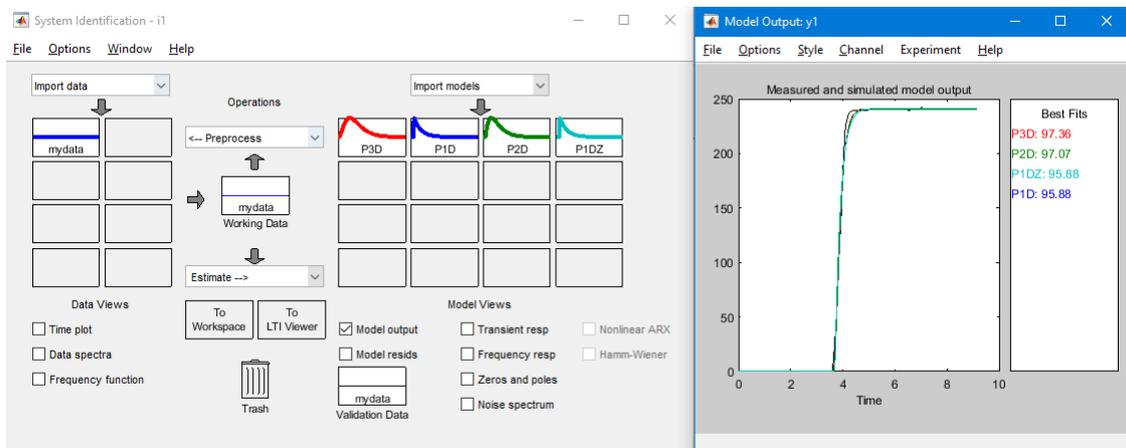


Figura 7: Estimación de la función de transferencia según estudios de (Kamdar et al., 2015)

Para la obtención de los valores de la ganancias del controlador PID se realiza un auto ajuste del PID en Matlab a partir de la función de transferencia como se observa en la Figura 8. Para la obtención de las ganancias que se muestran en la Tabla 1 según el estudio de (Kamdar et al., 2015).

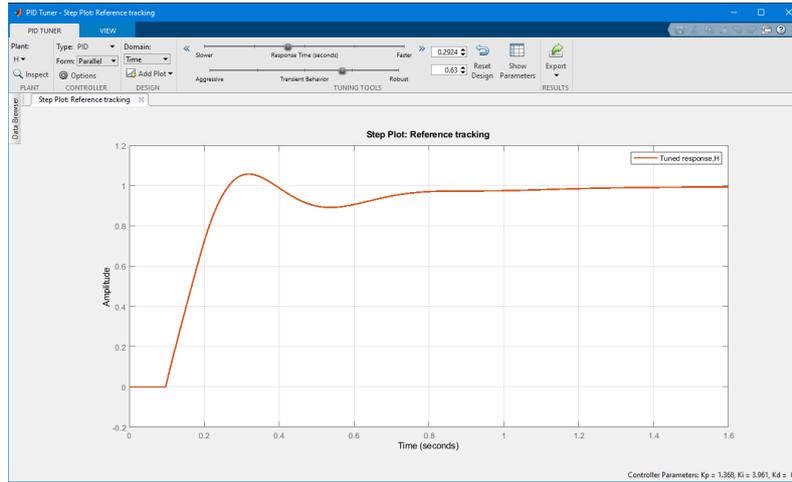


Figura 8: Auto ajuste del PID según estudios de (Kamdar et al., 2015)

K_p	K_i	K_d
1.368	3.9612	0.0001

Tabla 1: Valores de las ganancias

2.4 Control Neuro difuso

En la investigación de (Chandomí-Castellanos et al., 2020) estudia la estructura de control general de ANFIS que contiene los mismos componentes que el FIS excepto por el bloque de red neuronal. La estructura de la red se compone de un conjunto de unidades, organizados en cinco capas de red conectadas, es decir, capa 1 a capa 5 donde;

- La capa 1 consta de variables de entrada, funciones de pertenencia y funciones de pertenencia triangulares o en forma de campana.
- La capa 2 es la capa de membresía la cual verifica los pesos de cada miembro y recibe los valores de entrada del primera capa y actúan como funciones de pertenencia para representar el difuso conjuntos de las respectivas variables de entrada.
- La capa 3 se llama capa de regla que recibe información de la capa anterior, cada nodo y neurona en esta capa realiza la coincidencia de condiciones previas de las reglas difusas, calcula el nivel de activación de cada regla, y el número de capas es igual al número de reglas difusas. El nodo de esta capa calcula los pesos que se normalizarán.
- La capa 4 es la capa de defuzzificación que proporciona los valores de salida del resultado de la inferencia de reglas.
- La capa 5 es la capa de salida que resume todas las entradas procedentes de la capa 4 y transforma la clasificación difusa dando como resultado un valor nítido.

La estructura del control neuro difuso se muestra en la Figura 9 con la herramienta de Matlab de diseñador de sistemas neuro difusos, teniendo el número de funciones de pertenencia de salida que debe ser igual al número de reglas. (Bergsten et al., 2002; Faieghi and Azimi, 2010).

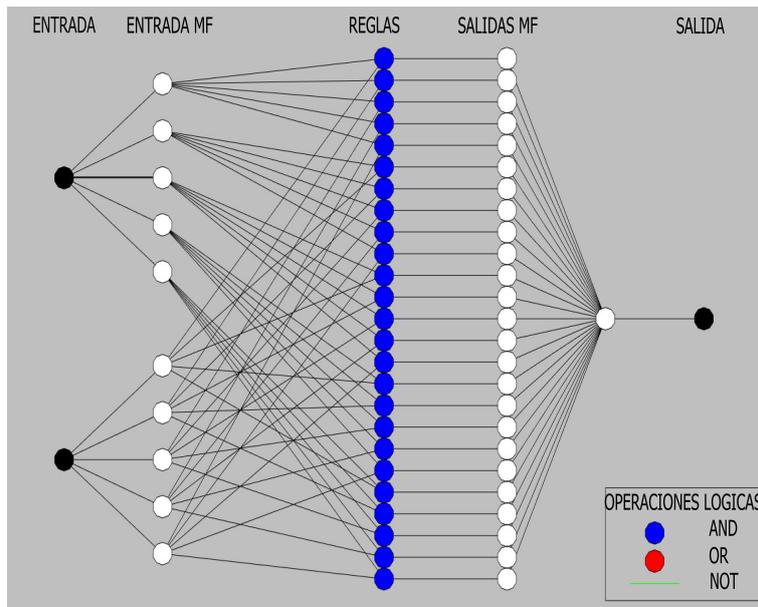


Figura 9: Control neuro difuso del proyecto basado en (Bergsten et al., 2002; Faieghi and Azimi, 2010)

En base al estudio de (Bergsten et al., 2002), se realizó el entrenamiento del conjunto neuro difuso con la herramienta de matlab definiendo el numero de épocas en el entrenamiento, entradas y salidas del control ANFIS como se observa en la Figura 10.



Figura 10: Entrenamiento de controlador ANFIS

En la Figura 11 se muestra la superficie de control del proyecto teniendo como entrada el valor de la referencia y el valor del error, cuya salida controla la velocidad del motor de corriente continua.

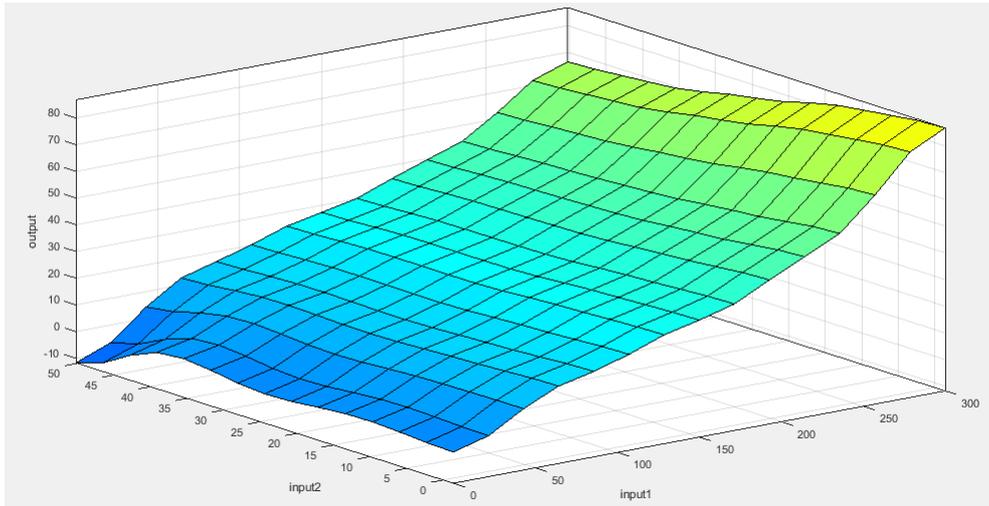


Figura 11: Superficie de control del proyecto

2.5 Monitoreo de variables por IOT

Ubidots es un página que ofrece un servicio en la nube con una interfaz donde los usuarios pueden interactuar con una variedad de dispositivos, que van desde un teléfono celular o una computadora, hasta un microcontrolador(Enciso and Vargas, 2018). En resumen, Ubidots es una plataforma que permite vincular diferentes tipos de dispositivos a una variable en la nube almacenada en el servidor y ser representadas en un forma sencilla y rápida(Michilena Calderón, 2016). Por ejemplo, podría tener un sensor de temperatura conectado al microcontrolador y enviar la señal de temperatura proporcionada por el sensor cada 10 segundos. Con tal configuración, la base de datos de Ubidots contendría una variable indicando la temperatura en un gráfico(Bakar et al., 2020). La razón para usar recursos alojados en la nube es monitorear la velocidad del motor entrando directamente en el sitio web de Ubidots.

2.6 Enlace myRIO-NI con Matlab

En la figura 12 se observa la conexión de los bloques en Matlab para la lectura del modelo ANFIS teniendo una conexión con el myRIO-NI con comunicacion TCP/IP realizando un servidor local para el procesamiento de datos declarando una variable para referencia en el puerto 2000, una variable para el error en el puerto 2001 y la variable de salida del controlador para el motor en el puerto 1000.

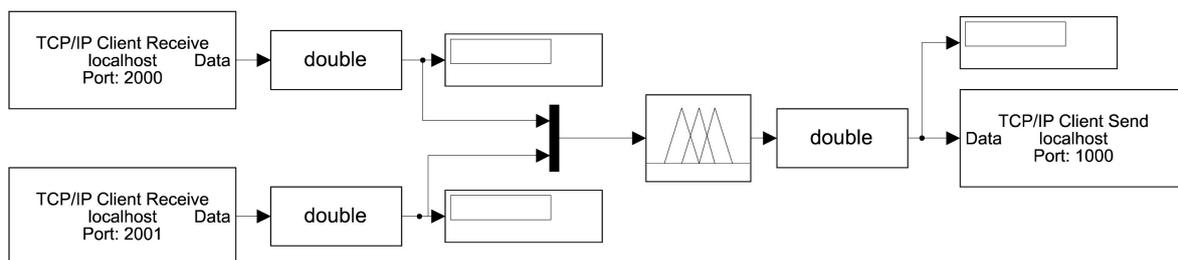


Figura 12: Enlace myRIO-NI con Matlab por TCP/IP

3 Resultados

En la Figura 13 se muestra el controlador PID del proyecto teniendo como referencia diferentes puntos, para los valores de la ganancias se utilizó lo detallado en la Sección 2, teniendo como resultado la respuesta

del controlador en lazo cerrado PID para el seguimiento de la velocidad hasta su estabilización. En la Figura 14 se muestra el controlador neuro difuso evaluado diferentes valores de referencia. La metodología se detalla en la Sección 2.

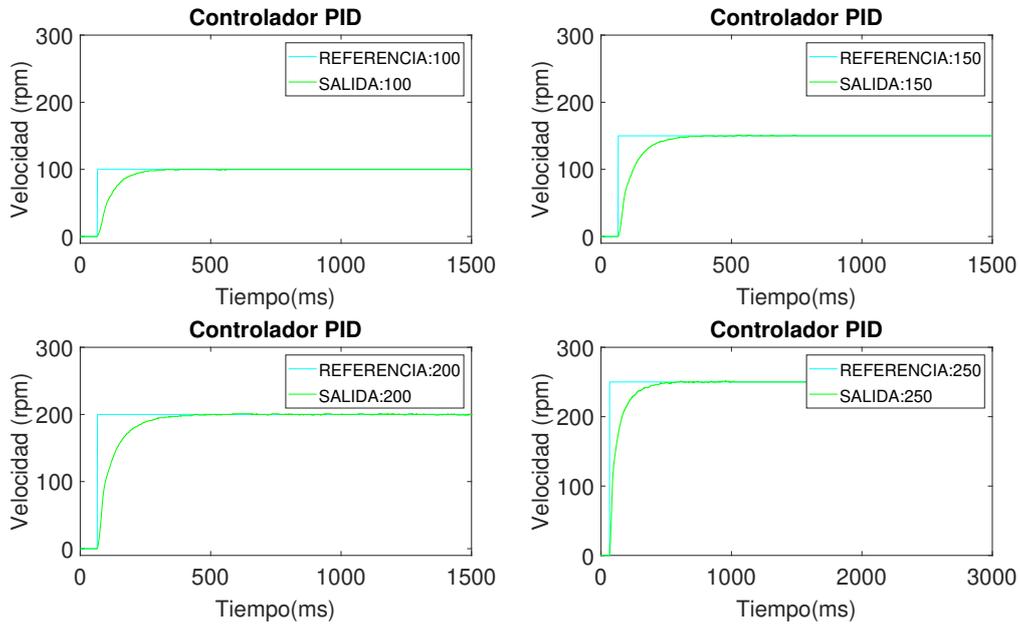


Figura 13: Respuestas del controlador PID

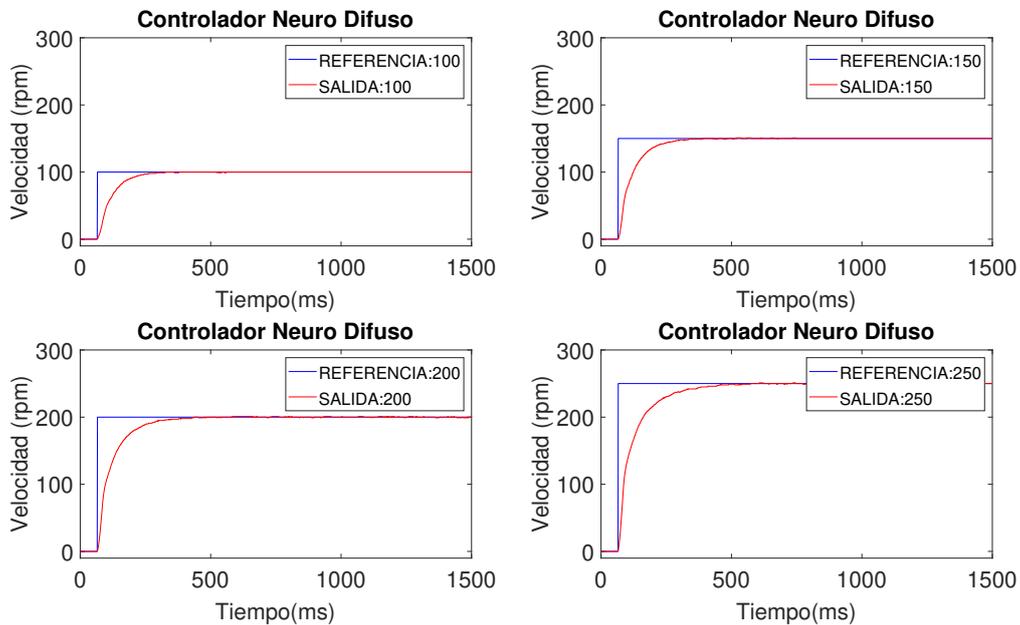


Figura 14: Respuestas del controlador neuro difuso

4 Análisis y discusión

En esta sección se presentan los resultados, En la Figura 15 se observa el control PID inferencia difusa y el controlador neuro difuso teniendo como referencia una velocidad de 100 rpm, con un tiempo de estabilización que se muestra en la Tabla 4.

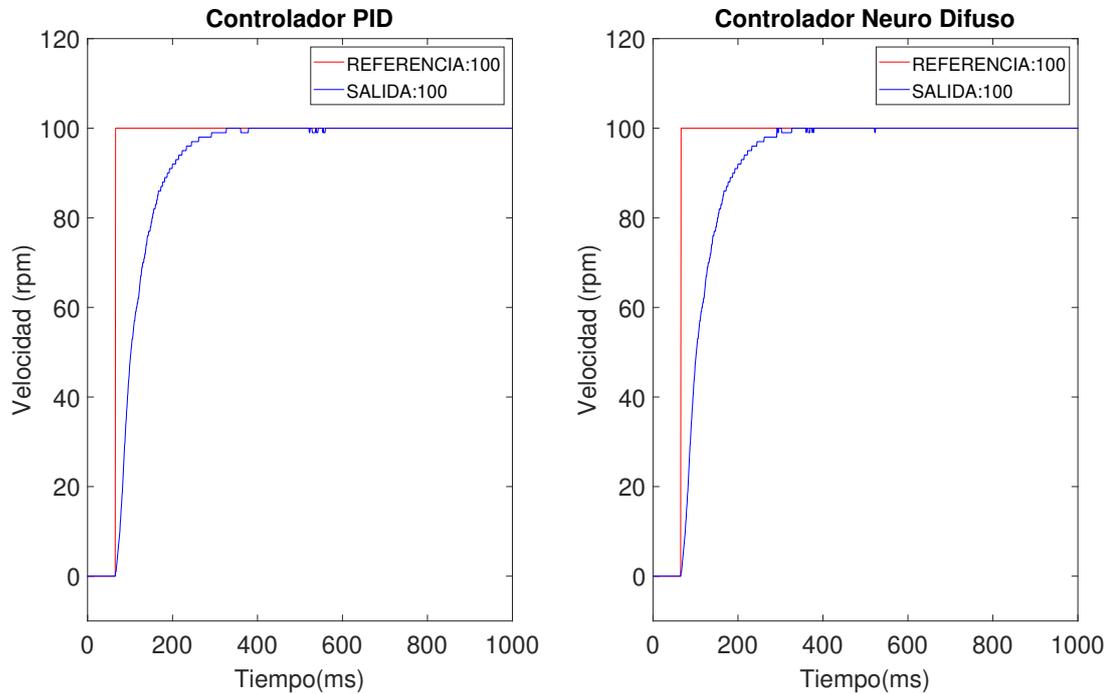


Figura 15: Comparación de controladores PID y Neuro difuso

	<i>PID</i>	<i>NEURO – DIFUSO</i>
Tiempo de estabilización	500ms	500ms
Error de precisión	+/- 0.8	+/- 0.8

Tabla 2: Comparación entre controladores.

El panel de LabVIEW en la Figura 16 donde se realiza el control del PID convencional, ejecutando diferentes puntos de referencia para constatar el seguimiento de la señal de referencia. Y en la Figura 17 se realiza el control neuronal con lógica difusa, ejecutando en múltiples puntos.

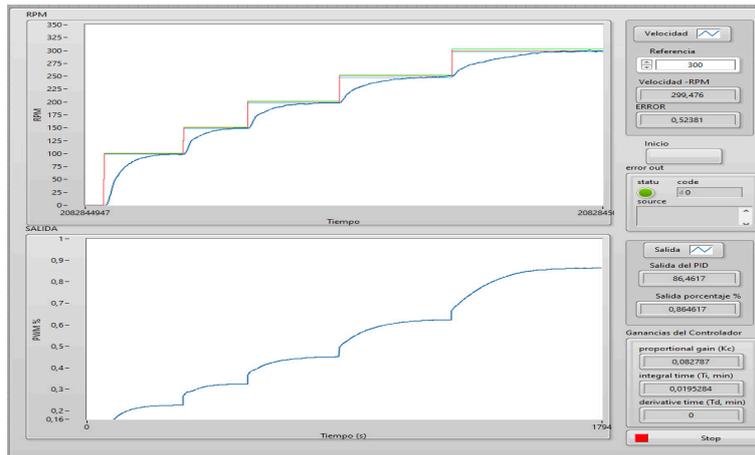


Figura 16: Controlador PID en múltiples puntos de operación

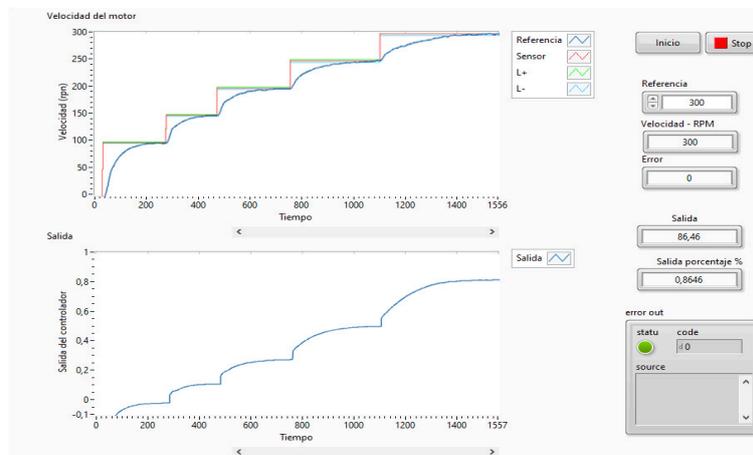


Figura 17: Controlador Neuro Difuso en múltiples puntos de operación

5 Conclusiones

- El controlador generado tiene una interfaz amigable que permite al usuario diseñar e implementar diferentes sistemas inteligentes en poco tiempo.
- Podría utilizarse como herramienta educativa porque la interfaz gráfica del LabVIEW permite la integración con el código de Matlab.
- La inferencia de lógica neuronal con lógica difusa logra una mejora en el resultado siempre que la base de entrenamiento sea óptima para el control de motores y otras aplicaciones basándose en un patrón para el entrenamiento del sistema.
- La ejecución del sistema en el myRIO se puede realizar en tiempo real con la plataforma alojada en la nube mediante un protocolo http

Referencias

H. Aboukheir. Closed loop identification using takagi sugeno models. *IEEE Latin America Transactions*, 8(3):199–204, 2010.

- A. A. Bakar, S. S. A. Rahim, A. R. Razali, E. Noorsal, R. Radzali, and A. F. Abd Rahim. Wearable heart rate and body temperature monitoring device for healthcare. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 1535, page 012002. IOP Publishing, 2020.
- P. Bergsten, R. Palm, and D. Driankov. Observers for takagi-sugeno fuzzy systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 32(1):114–121, 2002.
- B. Borrero. Aboukheir, hanna (2005). sistemas de control ii. *Revista Telos*, 8(3):548–550, 2006.
- E. Chandomí-Castellanos, E. N. Escobar-Gómez, S. Velázquez-Trujillo, J. A. López-Rosas, C. V. D. C. Pérez, Y. López-Escalante, D. Domínguez-Romero, and A. Flores-Méndez. Propuesta para determinar la ruta más corta utilizando la arquitectura m-anfis. *Res. Comput. Sci.*, 149(8):943–956, 2020.
- M. Chattal, V. Bhan, H. Madiha, and S. A. Shaikh. Industrial automation amp; control trough plc and labview. In *2019 2nd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET)*, pages 1–5, 2019. doi: 10.1109/ICOMET.2019.8673448.
- L. Enciso and A. Vargas. Interface with ubidots for a fire alarm system using wifi. In *2018 13th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- M. R. Faieghi and S. M. Azimi. Design an optimized pid controller for brushless dc motor by using pso and based on narmax identified model with anfis. In *2010 12th International Conference on Computer Modelling and Simulation*, pages 16–21. IEEE, 2010.
- K.-i. Funahashi and Y. Nakamura. Approximation of dynamical systems by continuous time recurrent neural networks. *Neural networks*, 6(6):801–806, 1993.
- C. García-Lirios. Organizational intelligences and wisdoms: Knowledge networks focus on learning complexity. *Psicogente*, 22(41):112–139, 2019.
- K. Hunt, J. Kalkkuhl, H. Fritz, T. Johansen, and T. Gottsche. Experimental comparison of nonlinear control strategies for vehicle speed control. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Control Applications (Cat. No.98CH36104)*, volume 2, pages 1006–1010 vol.2, 1998. doi: 10.1109/CCA.1998.721609.
- A. A. Iniesta, R. R. López, R. D. M. Arredondo, and S. L. J. Rascón. Sistema neuro-difuso para el control de atributos de calidad en inyeccion de plasticos. *Cultura Científica y Tecnológica*, 1(50), 2016.
- J. Jerome, A. Aravind, V. Arunkumar, and P. Balasubramanian. Labview based intelligent controllers for speed regulation of electric motor. In *2005 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings*, volume 2, pages 935–940, 2005. doi: 10.1109/IMTC.2005.1604275.
- L. Jin, P. N. Nikiforuk, and M. M. Gupta. Approximation of discrete-time state-space trajectories using dynamic recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 40(7):1266–1270, 1995.
- S. Kamdar, H. Brahmhatt, T. Patel, and M. Thakker. Sensorless speed control of high speed brushed dc motor by model identification and validation. In *2015 5th Nirma University International Conference on Engineering (NUiCONE)*, pages 1–6, 2015. doi: 10.1109/NUiCONE.2015.7449594.
- C.-H. Lee and C.-C. Teng. Identification and control of dynamic systems using recurrent fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(4):349–366, 2000. doi: 10.1109/91.868943.
- J. R. Michilena Calderón. Diseño de un sistema de monitoreo de incendios forestales en tiempo real basado en internet de las cosas y plataformas como servicio en la nube. Master’s thesis, PUCE, 2016.
- J. Rios, C. A. Romero, and D. Molina. Instrumentation and control of a dc motor through the ubidots platform. In *2015 Workshop on Engineering Applications - International Congress on Engineering (WEA)*, pages 1–6, 2015. doi: 10.1109/WEA.2015.7370121.
- M. Á. Romero, J. Jiménez, J. Monchón, J. L. Menéndez, A. Formoso, and F. Bueno. Predicción y simulación, mediante lógica difusa, de la temperatura de salida del arrabio en un horno alto. *Revista de metalurgia*, 36(1):40–46, 2000.

- R. J. R. L. S. A. Rodríguez Paredes. Análisis estructural de un motor de corriente directa. *JREEC: Journal Renewable Energy, Electronics and Control*, 1(1):6, 2009.
- X. Shang, R. Zhang, and Y. Chen. Internet of things (iot) service architecture and its application in e-commerce. *Journal of Electronic Commerce in Organizations (JECO)*, 10(3):44–55, 2012.
- G. Sowilam. *Aplicación de las redes neuronales en los sistemas de control vectorial de los motores de inducción*. Universitat Politècnica de Catalunya, 2000.
- E. Sun, X. Zhang, and Z. Li. The internet of things (iot) and cloud computing (cc) based tailings dam monitoring and pre-alarm system in mines. *Safety science*, 50(4):811–815, 2012.
- A. Tapay Cuadros. Modelamiento matemático de un motor de corriente continua con excitación independiente para implementar control de velocidad por tensión de inducido. 2017.
- J. C. Uslenghi. Diseño de aplicación iot para la supervisión energética de una instalación frigorífica comercial. *IEEE Latin America*, 2019.
- J. A. M. Viscaya, M. A. C. Liera, A. R. Ramírez, and J. A. S. Galarza. Ag y pso como métodos de sintonía de un pid para el control de velocidad de un motor cd.