

XLIV Jornadas de Automática 2023



Control inteligente para optimizar la extracción de potencia y reducir vibraciones en sistemas eólicos offshore

Muñoz-Palomeque, E.a.^{*}, Sierra-García, J.E.^a, Santos, M.^b

^a Departamento de Ingeniería Electromecánica, Universidad de Burgos, Burgos, España. ^b Instituto de Tecnología del Conocimiento, Universidad Complutense de Madrid, Madrid, España.

To cite this article: Muñoz-Palomeque, E., Sierra-García, J.E., Santos, M. 2023. Intelligent control to optimize power extraction and reduce vibrations in offshore wind systems. XLIV Jornadas de Automática, 174-179. https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609.174

Resumen

En esta investigación se analiza el desempeño de una estrategia de control híbrida en la región de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), y el efecto en la reducción de vibraciones estructurales en un aerogenerador flotante offshore (FOWT) de 5MW. En estos sistemas eólicos, diferentes fuentes de perturbación influyen en la estabilidad del aerogenerador. Frente a estos elementos que alteran el eficiente funcionamiento del aerogenerador se incluyen la naturaleza no lineal de la máquina, los vientos turbulentos y las olas que alteran la estabilidad estructural del dispositivo. El controlador en este estudio utiliza una red neuronal de base radial (RBNN) adaptable para regular el torque electromagnético, que influye sobre sobre la velocidad y la potencia extraída. Además, este torque es complementado mediante la incorporación de un control PID convencional que se enfoca en reducir el movimiento de la torre. El controlador es optimizado con el uso de un algoritmo genético. El rendimiento del controlador se valida en contraste con el controlador de torque de OpenFast, logrando una energía de salida mayor y a la vez una disminución del efecto de las vibraciones.

Palabras clave: Aerogenerador flotante offshore, MPPT, Redes neuronales, PID, Algoritmos genéticos, Vibraciones.

Intelligent control to optimize power extraction and reduce vibrations in offshore wind systems

Abstract

This research analyzes the performance of a hybrid control strategy in the maximum power point tracking (MPPT) region and the effect on structural vibration reduction in a 5MW floating offshore wind turbine (FOWT). In these wind systems, different disturbance sources influence the stability of the wind turbine. These elements that alter the efficient operation of the wind turbine, include the non-linear nature of the machine, turbulent winds, and waves that change the structural stability of the device. The controller in this study uses an adaptive radial basis function neural network (RBNN) to regulate the electromagnetic torque, which influences the speed and output power. In addition, this torque is complemented by incorporating a conventional PID control that focuses on reducing the tower motion. The controller is optimized with the use of a genetic algorithm. The performance of the controller is validated against the OpenFast torque controller, achieving a higher output power and at the same time a decrease in the effect of vibrations.

Keywords: Floating Offshore wind turbine, MPPT, Neural networks, PID, Genetic algorithms, Vibrations.

Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

1. Introducción

La producción energética continuamente prioriza el uso de fuentes alternativas. Entre ella, la generación eólica y dispositivos fotovoltaicos muestran un gran impacto como soluciones de generación de energía limpia (Ahmed et al., 2020), (Saxena et al., 2021). Estas tecnologías buscan contrarrestar los efectos negativos que los combustibles fósiles provocan en el ambiente (Sadorsky, 2021). Con respecto a los sistemas eólicos, su implementación mar adentro está cada vez ampliando la posibilidad de una mayor producción de energía. Las condiciones ambientales que se observan en estos espacios hacen factible la instalación de sistemas eólicos offshore de diferentes tipos, donde se pueda aprovechar de una vasta y potente corriente de viento (Swibki et al., 2020).

En este medio, sin embargo, diversos factores influyen de manera drástica en el rendimiento deseado del aerogenerador, incluyendo los fenómenos y condiciones naturales de viento, olas y corrientes marinas alrededor del dispositivo, así como la compleja dinámica del propio sistema. Todos estos elementos dificultan la operatividad estable del sistema para la óptima conversión de energía, e insertan vibraciones que, además, perjudican la estabilidad estructural de la torre.

En este contexto, la maximización de la producción de energía en la región de seguimiento de máxima potencia (MPPT) es uno de los principales puntos de estudio en aerogeneradores (Salem et al., 2021). En esta zona, el aerogenerador trabaja en un rango de velocidad de viento que llega hasta su valor nominal, el punto donde la potencia extraída corresponde a la máxima capacidad del modelo.

Sistemas de control de alta eficiencia deben ser aplicados para garantizar un funcionamiento del sistema que se adapte a las condiciones internas y externas, y de lugar a una conversión de energía altamente efectiva, mientras trabaje, adicionalmente, en beneficio de una reducción en el impacto estructural.

Dentro de este marco de estudio en la región MPPT, varias aplicaciones de control han sido tratadas. Estos enfoques abarcan esquemas de control convencionales, con algunas limitaciones en su rendimiento, así como soluciones basadas en sistemas de control inteligente que intentan mejorar las prestaciones del trabajo que desempeña el controlador.

Los controles Tip Speed Ratio (TSR) o Hill-climbing searching han sido estudiados con bastante frecuencia (Pande et al., 2021), (Ghoshal et al., 2022), (Zhang et al., 2022), así como también la técnica Integral Sliding Mode Control (SMC) (Chojaa et al., 2021), (Majout et al., 2022).

Centrando el estudio en la aplicación de inteligencia artificial, surgen otros enfoques de control. El control Fuzzy, ha sido acogido en muchas investigaciones. Por ejemplo, en (Muñoz et al., 2020) se utiliza un control Fuzzy para la estimación del torque en la región MPPT, y en (Noureddine et al., 2022) se propone un control MPPT fundamentado en el uso de un controlador Fuzzy PI y un controlador Fuzzy de orden fraccional PI.

Por otra parte, enfatizando en las redes neuronales (NN), numerosos trabajos también aplican este enfoque (Karthik et al., 2020), (Raouf et al., 2023). Por mencionar casos específicos, en (Muñoz-Palomeque, et al., 2023) una red neuronal de base radial (RBNN) es aplicada en la regulación del torque del generador para alcanzar la velocidad requerida del sistema eólico; en (Chandrasekaran, et al., 2020) el control de la extracción de máxima potencia es solventado con una NN en cascada, o en (Tidhaf, 2022) una NN es combinada con el método de conductancia incremental para el control MPPT

En este artículo, se hace uso de un controlador híbrido para operar en la región MPPT de un aerogenerador flotante de 5MW. El esquema de control directo de velocidad (DSC) es utilizado como el medio de cálculo de la velocidad referencial del generador. A continuación, una red neuronal que se adapta a las condiciones de operación es utilizada. Con este controlador, el torque electromagnético de referencia que permite regular la velocidad del generador a las condiciones dinámicas actuales para una máxima producción de potencia, es estimado. Adicionalmente, con el propósito de favorecer a la reducción de vibraciones en la estructura, un control PID trabaja en conjunto, influyendo sobre el torque electromagnético que será finalmente obtenido como la salida del controlador.

El artículo está estructurado de la siguiente manera. En la sección 2 se explica el principio aerodinámico del aerogenerador. En la sección 3 se describe la técnica de control fundamentada en las redes neuronales y PID. Los resultados son analizados en la sección 4. La sección 5 presenta las conclusiones y trabajos fututos.

2. Generalidades del aerogenerador

El criterio de funcionamiento de una turbina eólica se describe mediante un proceso aerodinámico de conversión de la energía cinética del viento.

Un flujo de viento con velocidad variable impacta sobre las palas del aerogenerador, donde se produce una fuerza de empuje que ocasiona su movimiento, y por ende la rotación del rotor. En este punto, una velocidad y un torque en el rotor definen la primera etapa de conversión de la energía.

En esta etapa, el eje de rotación se mueve a una velocidad baja. Posteriormente se conecta a una caja de engranes donde se incrementa la velocidad. Este eje de alta velocidad se conecta a la máquina eléctrica para la generación de energía.

Matemáticamente, esta conexión mecánica puede ser expresada en (1), como la simplificación de un modelo de tren motriz de dos masas (Semrau, et al., 2015).

$$T_t = Gb \cdot T_{em} + \frac{\dot{\omega}_g (J_t + Gb^2 J_g)}{Gb} \tag{1}$$

Donde T_t y T_{em} corresponden al torque del rotor y al torque electromagnético respectivamente, medidos en $(N \cdot m)$. Gb es la relación de la caja de engranes. J_t y J_g indican los momentos de inercia del rotor y del generador, en $(Kg \cdot m^2)$. $\dot{\omega}_g$ es la medida de la aceleración del generador en (rad/s^2) .

En referencia a la aerodinámica del aerogenerador, la energía que es capturada del viento puede ser expresada mediante la siguiente ecuación:

$$P = \frac{1}{2} \rho \pi C_p(\lambda, \beta) R^2 V_w^3$$
⁽²⁾

Donde V_w (m/s) es la velocidad del viento y ρ (Kg/m^3) la densidad del aire; R (m) es la longitud de las palas medida desde el centro del rotor. C_p es el coeficiente de potencia, λ es la relación de velocidad del extremo de las palas (TSR), y β es el ángulo de giro de las palas.

Cabe resaltar el coeficiente de potencia como un factor importante en la turbina eólica. Este indicador refiere a una medición de la eficiencia con la que el sistema eólico convierte la energía. Su valor máximo se limita por la ley de Betz en 0.59 (Zhang, 2022).

Por otra parte, el TSR (3) describe la relación de velocidades de las aspas con respecto a la velocidad del viento que impacta en el rotor.

$$\lambda = \frac{\omega_t R}{V_w} \tag{3}$$

Para su estimación, la velocidad angular del rotor ω_t (rad/s) es necesaria.

La relación entre estos elementos, definen el comportamiento propio de la turbina eólica. De estas relaciones, los óptimos parámetros pueden ser obtenidos. Estos valores son los que se buscan mantener durante el funcionamiento del aerogenerador para maximizar la extracción de potencia. Los valores óptimos del modelo de turbina flotante de 5MW que es utilizado en este estudio se corresponden con un $C_{p_{ont}}$ de 0.48 y un λ_{opt} de 7.6.

3. Control inteligente para MPPT

El esquema de control utilizado en este estudio, como se observa en la Figura 1, se divide en dos partes. Por un lado, el control MPPT mediante una red neuronal que estima un torque electromagnético de referencia para regular la velocidad del sistema y maximizar la potencia. En segundo lugar, un control PID complementario que ayuda a regular el torque electromagnético al reducir el efecto de las vibraciones sobre la torre del aerogenerador.



Figura 1: Esquema de control inteligente con redes neuronales y PID en la región MPPT.

Para implementar el controlador, primero se calcula una velocidad referencial óptima del generador $\omega_{g_{rf}}$ en la región MPPT. Para ello, se ha utilizado el esquema de control directo de velocidad (DSC) (Abad, et al., 2011) que permite calcular esta velocidad (4) en función del acoplamiento mecánico de la

turbina y el generador (1), así como los parámetros óptimos de operación: coeficiente de potencia y TSR.

$$\omega_{g_{rf}} = Gb \cdot \sqrt{\frac{T_t}{\frac{\rho \pi R^5}{2} \cdot \frac{C_{p_{opt}}}{\lambda_{opt}^3}}}$$
(4)

3.1 Regulador neuronal

Con el fin de manejar la no linealidad del sistema, los cambios bruscos en las condiciones dinámicas, y lograr un ajuste entre la velocidad y el torque electromagnético, se utiliza una red neuronal de base radial adaptativa (Muñoz-Palomeque, et al., 2023).

La red neuronal recibe como entradas en la primera capa, al error de velocidad del generador, $E\omega_g$, y a su derivada, $E\omega_g$, calculados a partir de la referencia (4). Esta doble entrada puede ser entendida como un espacio bidimensional. Entonces, el espacio de control en el que opera la red neuronal tendrá dos dimensiones correspondientes a los errores de velocidad, en el cual se distribuyen las neuronas. Esta distribución se considera uniforme en la cantidad de neuronas con la que se conformará cada dimensión.

El principio de control radica en la función de base radial, misma que emplea una exponencial negativa de la medición de distancia Euclídea entre el centro de cada una de las neuronas y los errores de entrada. Estos valores son multiplicados por el correspondiente peso W. La suma de estos resultados da lugar a la salida de la red neuronal, correspondiente al torque electromagnético $T_{em_{NN}}$ (5).

$$T_{em_1} = -\sum_{i=1}^{N_T} W_i \cdot e^{-\left(\frac{distancia(i,n_E,n_{\dot{E}}, \mathsf{E}\omega_{\rm g}, \mathsf{E}\dot{\omega}_{\rm g})}{\delta}\right)}$$
(5)

Donde N_T es la cantidad total de neuronas, *i* hace referencia a la *i*-ésima neurona, n_E y n_E corresponden a las coordenadas de la neurona en cada una de las dimensiones, $E\omega_g$ y $E\omega_g$ son los errores de velocidad de entrada, y δ es el ancho de las neuronas.

A continuación, la implementación del control neuronal es fortalecido con un proceso de adaptación online. De esta manera, el controlador será capaz de aprender y adaptarse a los cambios rápidos y aleatorios que se evidencian en el entorno del aerogenerador y su dinámica interna.

Este proceso se lleva a cabo mediante la actualización de los pesos neuronales constantemente durante el funcionamiento del sistema eólico.

La variación de los pesos se calcula utilizando (6).

$$W_{i}(t)^{*} = \left(C_{1} E \omega_{g}(t) + C_{2} E \dot{\omega}_{g}(t)\right) \cdot \mu$$
$$\cdot e^{-\left(\frac{distancia(i,n_{E},n_{E},E \omega_{g},E \dot{\omega}_{g})}{\delta}\right)}$$
(6)

Donde C_1 y C_2 son dos constantes que determinan la incidencia de los errores de velocidad en el cálculo, y μ es un parámetro de aprendizaje.

Se observa que emplea el mismo principio de la función de base radial para asentar el cálculo en el entorno de estudio. A esta función, sin embargo, se incluyen valores de alteración dependientes de los errores de velocidad. Esto permite modificar la contribución de las neuronas de manera que se reduzcan los errores de velocidad.

Los pesos que finalmente son utilizados por la red neuronal para el control en la región MPPT son actualizados utilizando la ecuación (7).

$$W_i(t) = W_i(t-1) + W_i(t)^*$$
(7)

De esta manera se completa la estructura del control neuronal adaptativo para el aporte del torque principal en el sistema.

3.2 Regulador PID complementario

Dado que el control neuronal no analiza el efecto de las vibraciones que se producen en la torre durante el control, se incorpora un PID convencional como complemento en la estrategia de control. Este enfoque permite influir inicialmente sobre las vibraciones reflejadas en la aceleración del movimiento que sufre la torre a_{Tt} . Para atenuar estas vibraciones el PID provee una señal, T_{em_2} , que es sumada a la respuesta neuronal del torque, T_{em_1} , para generar una referencia que ayude, a la vez, a minimizar los efectos del movimiento.

La señal de error que ingresa al PID corresponde al error de aceleración de la cima de la torre, Ea_{Tt} con la referencia a cero, como el valor deseado.

3.3 Optimización del controlador

El controlador, de manera global, requiere de un conjunto de parámetros que forman parte de su configuración. La definición correcta de estos elementos permitirá que el sistema de control ejecute una acción asertiva sobre la regulación del torque, la velocidad y la potencia.

Dos conjuntos de valores son necesarios. Para el control neuronal: $[N_T, C_1, C_2, \mu, \delta]$, y para el PID: $[K_n, K_d, K_i]$.

La optimización de estos parámetros es realizada aplicando algoritmos genéticos (GA), primero para definir la red neuronal, y a continuación para estructurar el PID.

Para la implementación de los GA, la optimización se apoya en el criterio de reducción del error absoluto medio de la velocidad del generador (MAE) normalizado, como se indica a continuación:

$$MAE_{E\omega_g} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |E\omega_g|}{max(|E\omega_g|)}$$
(8)

Se inicializan de forma aleatoria las poblaciones para encontrar los elementos de la red neuronal y del controlador PID. Para el caso de la red neuronal se hace uso de una población de 200 individuos, y para el PID de 50 individuos.

Primero se ejecuta el GA para la optimizar la estructura de la red neuronal. En este proceso se actualizan los parámetros de su arquitectura, buscando reducir el error de velocidad (8). Por último, con una arquitectura optimizada de la red, se conecta el PID y se busca empleando GA, un conjunto de constantes que contribuyan a la reducción del efecto de las vibraciones. Durante este último proceso de optimización la configuración de la red se mantiene inalterada.

4. Resultados

La estrategia de control es aplicada en un ambiente con un perfil de viento realista que incluye variaciones pequeñas, así como cambios grandes en su velocidad (Figura 2(a)). Además, un perfil de olas que oscila en el rango de 3m respecto a la superficie marina (Figura 2(b)). Bajo estas condiciones, el controlador es comparado con el control de torque de OpenFast, en función de variables representativas del sistema.



Figura 2: Condiciones ambientales. a) Velocidad del viento incidente. b) Elevación de las olas.

El conjunto de parámetros utilizados para el controlador neuronal son: $[N_T, C_1, C_2, \mu, \delta]$ =[16, 2.49, 0.15, 0.015, 0.602], y las constantes obtenidas del controlador PID son: $[K_n, K_d, K_i] = [747.83, 377.43, 821.05].$

En la Figura 3 se presenta el comportamiento del sistema eólico en la región MPPT. La Figura 3(a) ilustra la potencia que es extraída por el aerogenerador. La respuesta obtenida, en primer lugar, refleja un aumento de la potencia, contrastando un valor medio de 3.16 MW con el control híbrido, a 2.80 MW con el control de OpenFast (360 KW de ganancia). En segundo lugar, la respuesta de potencia presenta mayor estabilidad, es decir, una reducción en las oscilaciones.

La eficiencia en la generación de potencia se corrobora con la respuesta del coeficiente de potencia en la Figura 3(b), donde se observa una mayor tendencia del sistema a mantenerse próximo al valor óptimo y con menor magnitud de sus oscilaciones.

En la Figura 3(c) se puede observar, además, como la velocidad del generador es regulada, con mayor acercamiento al valor nominal de 1200 rpm cuando la velocidad del viento crece. En el caso contrario, cuando se genera una brusca caída y subida del viento, la velocidad también logra recuperarse con mayor rapidez.



Figura 3: Respuesta MPPT del aerogenerador. a) Potencia de salida. b) Coeficiente de potencia. c) Velocidad del generador.

Debido a las condiciones ambientales y la dinámica del aerogenerador, el impacto estructural siempre está presente. En la Figura 4 se muestran algunos de estos resultados que han sido obtenidos con el control híbrido, con el propósito de reducirlos.

El movimiento de la parte superior de la torre (TTD) se presenta en la Figura 4(a), donde se aprecia un desplazamiento oscilatorio de menor magnitud con el control híbrido (línea roja). Este primer indicador comunica la reducción del impacto dinámico durante la operación del aerogenerador.

En la Figura 4(b) se muestra el espectro en frecuencias del TTD. Claramente se observa como el controlador en estudio logra una disminución de los picos de frecuencia en el rango de 0.06 Hz a 0.1 Hz.

Analizando también la respuesta del movimiento en la parte superior de la torre, como referencia de las vibraciones producidas en términos a la aceleración de este punto de la estructura, una tasa de supresión del 35.87% se ha conseguido con el control inteligente.





Figura 4: Respuesta estructural del aerogenerador. a) Desplazamiento de la parte superior de la torre. b) Espectro en frecuencia de las vibraciones. c) ángulo pitch de la plataforma.

Adicionalmente, los efectos del movimiento con respecto a la plataforma han sido considerados mediante el ángulo de rotación en la dirección del viento (Figura 4(c)). Nuevamente se observa la diferencia del resultado obtenido. La mayor estabilidad del sistema dinámico en la producción de energía con el control híbrido (línea roja) da lugar a la reducción del movimiento en la estructura inferior del aerogenerador.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha analizado el desempeño de un sistema de control híbrido en la región MPPT de un aerogenerador flotante de 5 MW. El controlador está compuesto por una red neuronal de base radial y complementado con un PID para la inclusión del efecto de las vibraciones estructurales. La sintonización de los parámetros ha sido llevada a cabo mediante algoritmos genéticos.

En términos de la producción energética, el sistema de control cumple el objetivo de una mayor extracción de potencia, logrando un incremento de 360 KW. Además, el impacto de las vibraciones generadas sobre la torre ha sido atenuado, con una tasa de supresión del 35.87%.

Como trabajos futuros, la incorporación de una técnica inteligente de control en el enfoque de las vibraciones puede ser analizado.

Acknowledgment

This work was partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the MCI/AEI/FEDER Project no. PID2021-123543OB-C21.

Referencias

- Abad, G., Lopez, J., Rodriguez, M., Marroyo, L., and Iwanski, G. 2011. Doubly fed induction machine: modeling and control for wind energy generation. John Wiley & Sons.
- Ahmed, S. D., Al-Ismail, F. S. M., Shafiullah, M., Al-Sulaiman, F. A. and El-Amin, I. M. 2020.Grid Integration Challenges of Wind Energy: A Review. In IEEE Access, vol. 8, pp. 10857-10878. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2964896.
- Chandrasekaran, K., Mohanty, M., Golla, M., Venkadesan, A., and Simon, S. P. 2020. Dynamic MPPT Controller Using Cascade Neural Network for a Wind Power Conversion System with Energy Management. IETE Journal of Research, 1–15.
- Chojaa, H., Derouich, A., Chehaidia, S. E., Zamzoum, O., Taoussi, M., & Elouatouat, H. 2021. Integral sliding mode control for DFIG based WECS with MPPT based on artificial neural network under a real wind profile. Energy Reports, 7, 4809–4824. DOI: 10.1016/j.egyr.2021.07.066
- Ghoshal, S., Banerjee, S., Chanda, C.K. 2022. Modeling and Performance Evaluation of MPPT-Based PMSG Wind Energy Conversion System with Boost Converter in MATLAB/Simulink Environment. In: Panda, G., Naayagi, R.T., Mishra, S. (eds) Sustainable Energy and Technological Advancements. Advances in Sustainability Science and Technology. Springer, Singapore. DOI: 10.1007/978-981-16-9033-4 2
- Karthik, R., Harsh, H., Pavan Kumar, Y.V., John Pradeep, D., Pradeep Reddy, C., Kannan, R. 2022. Modelling of Neural Network-based MPPT Controller for Wind Turbine Energy System. In: Suhag, S., Mahanta, C., Mishra, S. (eds) Control and Measurement Applications for Smart Grid. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 822. Springer, Singapore. DOI: 10.1007/978-981-16-7664-2_35
- Majout, B., et al. 2022. Improvement of PMSG-Based Wind Energy Conversion System Using Developed Sliding Mode Control. Energies, vol. 15, no. 5, p. 1625, DOI: 10.3390/en15051625.
- Muñoz, E., Ayala, E., Pozo, N., and Simani, S. 2020a. Fuzzy PID Control System Analysis for a Wind Turbine Maximum Power Point Tracking Using FAST and Matlab Simulink. In Bra-zilian Technology Symposium (pp. 905-917). Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-75680-2_100
- Muñoz-Palomeque, E., Sierra-García, J. E. and Santos, M. 2023. Wind turbine maximum power point tracking control based on unsupervised neural networks. Journal of Computational Design and Engineering, Volume 10, Issue 1, Pages 108–121. DOI: 10.1093/jcde/qwac132

- Noureddine, S., Morsli, S. and Tayeb, A. 2022. Optimized fuzzy fractional pibased MPPT controllers for a variable-speed wind turbine. Wind Engineering, vol. 46, no. 6, pp. 1721–1734. DOI: 10.1177/0309524x221102794
- Pande, J., Nasikkar, P., Kotecha, K. and Varadarajan, V. 2021. A Review of Maximum Power Point Tracking Algorithms for Wind Energy Conversion Systems. Journal of Marine Sci-ence and Engineering, 9(11), p.1187.
- Raouf, A., Tawfiq, K. B., Eldin, E. T., Youssef, H., & El-Kholy, E. E. 2023. Wind Energy Conversion Systems Based on a Synchronous Generator: Comparative Review of Control Methods and Performance. Energies, 16(5), 2147.
- Sadorsky, P. 2021. Wind Energy for Sustainable Development: Driving Factors and future outlook. Journal of Cleaner Production, vol. 289, p. 125779. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.125779
- Salem, A. A., Aldin, N. A. N., Azmy, A. M. and Abdellatif, W. S. E. 2021. Implementation and Validation of an Adaptive Fuzzy Logic Controller for MPPT of PMSG-Based Wind Turbines. In IEEE Access, vol. 9, pp. 165690-165707. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3134947.
- Saxena, V., Kumar, N., Singh, B., and Panigrahi, B. K. 2021. A Spontaneous Control for Grid Integrated Solar Photovoltaic Energy Conversion Systems with Voltage Profile Considera-tions. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 1–1.
- Semrau, G., Rimkus, S., and Das, T. 2015. Nonlinear systems analysis and control of variable speed wind turbines for multiregime operation. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 137(4).
- Swibki, T., Salem, I. B., & Amraoui, L. E. 2020. Modeling and control of direct-drive PMSG-based offshore wind turbine under rigorous wind conditions. 2020 6th IEEE International Energy Conference (ENERGYCon). DOI: 10.1109/energycon48941.2020.9236563
- Tidhaf, B. 2022. A New Maximum Power Point Tracking Based on Neural Networks and Incremental Conductance for Wind Energy Conversion System. In E3S Web of Conferences; EDP Sciences: Les Ulis, France; Volume 336, p. 00055.
- Zhang, X, Zhang, Z, Jia, J, and Zheng, L. 2022. A Maximum Power Point Tracking Control Method Based on Rotor Speed PDF Shape for Wind Turbines. Applied Sciences, vol. 12, no. 18, p. 9108. DOI: 10.3390/app12189108.
- Zhang, Z. 2022. Conceptual Errors in Actuator Disc Theory and Betz's Law for Wind Turbines. Energies, 15, 5902. DOI: 10.3390/en15165902