XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Emulación del control de pitch en aerogeneradores marinos mediante aprendizaje supervisado

Ren, L.[a], Santos, M.[b,*], Sierra-García, J.E.[c], Cai X.[a]

[a] *Colegio de Mecánica y Ciencias de la Ingeniería, Universidad de Hohai, 211100, Nanjing, China.*
[b] *Instituto de Tecnología del Conocimiento, Universidad Complutense de Madrid, 28040, Madrid, España.*
[c] *Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela Politécnica Superior, Universidad de Burgos, 09004, Burgos, España.*

To cite this article: Ren, L., Santos, M., Sierra-Garcia, J.E., Cai X. 2026. Emulation of pitch control in offshore wind turbines using supervised learning. XXI Simposio CEA de Control Inteligente

Resumen

Los aerogeneradores que operan por encima de la velocidad nominal requieren un control del ángulo de las palas (*pitch*) colectivo (CPC) que en el simulador de referencia OpenFAST se implementa como un controlador proporcional-integral PI con ganancia programada, eficaz pero no fácil de desplegar como módulo independiente. Este artículo presenta un sustituto ligero basado en una red de funciones de base radial (RBF) con ventana deslizante temporal para emular el CPC de OpenFAST. Se extraen características estadísticas multiescala —valor actual, media, pendiente, integral y desviación estándar— del error de velocidad del generador, así como error de potencia, velocidad del viento e historial del ángulo de pitch, formando un vector de 14 dimensiones. La red RBF con 500 centros gaussianos predice la siguiente consigna de pitch. Se ha validado con un conjunto de prueba independiente, DLC1.1, logrando un error RMSE de 0.475° y un R^2 de 0.9926. Las pruebas en lazo cerrado bajo viento turbulento (media 22 m/s, 600 s) muestran un seguimiento preciso con una desviación insignificante (<0.5%) y sin retraso de fase. Las pruebas en casos de carga que no se han usado para el entrenamiento (DLC1.3, DLC1.6) arrojan un valor de $R^2 > 0.97$, confirmando una generalización robusta.

Palabras clave: Control inteligente, Aerogeneradores; Emulación del control del ángulo de las palas; Red neuronal RBF; Ventana deslizante.

Emulation of pitch control in offshore wind turbines using supervised learning

Abstract

Wind turbines operating above their rated speed require collective pitch control (CPC), which in the reference simulator OpenFAST is implemented as a proportional-integral (PI) controller with programmed gain. While effective, this controller is not easily deployed as a standalone module. This article presents a lightweight substitute based on a radial basis function (RBF) network with a time-sliding window to emulate OpenFAST CPC. Multiscale statistical features—current value, mean, slope, integral, and standard deviation—are extracted from the generator speed error, along with power error, wind speed, and pitch angle history, forming a 14-dimensional vector. The RBF network, with 500 Gaussian centers, predicts the next pitch setpoint. It has been evaluated on an independent test set, DLC1.1, achieving an RMSE error of 0.475° and an R^2 of 0.9926. Closed-loop tests under turbulent wind (mean 22 m/s, 600 s) show accurate tracking with negligible deviation (<0.5%) and no phase delay. Tests under load cases not used for training (DLC1.3, DLC1.6) yield an R^2 value > 0.97, confirming robust generalization.

Keywords: Intelligent control, Wind turbines; Blade pitch control emulation; RBF neural network; Sliding window.

1. Introducción

Los aerogeneradores que operan por encima de la velocidad del viento nominal requieren un control de paso (*pitch*) activo para limitar la captación de potencia y reducir las cargas estructurales (Muñoz-Palomeque et al., 2024). Entre las estrategias disponibles, el control de pitch colectivo (CPC), en el que se asigna el mismo ángulo a todas las palas de la turbina, es el más adoptado en la industria y la investigación debido a su simplicidad y eficacia. Mohsin et al. (Mohsin et al., 2023) destacan la integración del control de par, el CPC y el control de pitch individual (IPC) para mejorar el rendimiento y mitigar las variaciones de carga, subrayando el papel del CPC dentro de un marco de control más amplio.

*Autor para correspondencia: msantos@ucm.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

En la plataforma de simulación de turbinas eólicas OpenFAST (NREL), el CPC se implementa ajustando uniformemente los ángulos de pitch de las palas mediante un regulador proporcional-integral PI de ganancia programada. Por ejemplo, estudios sobre aerogeneradores flotantes (Bai et al., 2025) utilizan CPC para regular el ángulo de las palas con el fin de lograr una operación óptima, mientras que Jeong et al.(Jeong et al., 2025) examina la dinámica de accionamiento del pitch, incluyendo el ajuste colectivo de los ángulos de pala y las cargas estimadas mediante OpenFAST. La estrategia de CPC predominante sigue siendo el control proporcional–integral (PI) o PID. Como se muestra en (Espinoza et al., 2025), el aprendizaje por refuerzo puede optimizar los parámetros del CPC en la región 3, aunque todavía basándose en una estructura PI. De manera similar, Kane (Kane, 2020) y Velino et al. (Velino et al., 2022) comparan controladores PID de referencia con enfoques de aprendizaje automático (Stetco et al., 2019), destacando los esfuerzos en curso para mejorar el rendimiento del control.

Sin embargo, los trabajos previos se centran en el diseño del controlador más que en el modelado subrogado. Un sustituto ligero que capture el comportamiento de entrada–salida del CPC puede ser valioso si el controlador OpenFAST no es accesible o no se puede ejecutar en el hardware del controlador. Este estudio propone una red de funciones de base radial (RBF) con ventana temporal entrenada con datos de OpenFAST para emular la dinámica del CPC sin introducir una nueva ley de control.

El resto de este artículo se organiza como sigue. La Sección 2 describe la metodología, incluyendo la generación de datos, extracción de características, preprocesamiento, arquitectura RBF e implementación en lazo cerrado del control. La Sección 3 presenta los resultados, incluyendo entrenamiento, validación y pruebas dinámicas bajo viento turbulento. La Sección 4 deriva alguna conclusiones y esboza trabajos futuros.

2. METODOLOGÍA

El enfoque aplicado comprende una fase de entrenamiento offline y un despliegue online (Fig. 1). En la fase offline, simulaciones de OpenFAST bajo el caso de carga DLC1.1 (*IEC 61400-1*, n.d.) generan datos de series temporales. Se utiliza una ventana deslizante de 30 s para extraer características estadísticas multiescala, con el objetivo de obtener el ángulo de pitch colectivo en el siguiente tiempo de muestreo. Luego se entrena una red de funciones de base radial (RBF), determinando los centros mediante agrupamiento k-means y calculando los pesos de salida mediante regresión *ridge*.

En la fase online, los datos de sensores en tiempo real se procesan con el mismo esquema de extracción de características, y la red RBF entrenada predice la consigna de pitch para accionar el actuador en lazo cerrado. No se realiza reentrenamiento online.

2.1. Generación de datos, extracción de características y preprocesamiento de datos

Las simulaciones utilizan el aerogenerador de referencia IEA-15-240-RWT (Allen et al., 2020) en OpenFAST, es decir, una turbina eólica de 15 MW marina. Se usa un conjunto de datos que corresponden al denominado caso de carga DLC1.1, con un tiempo de muestreo de Δt = 0.025 s y condiciones de viento por encima de la velocidad nominal, donde el CPC está activo al ser la región de operación de potencia máxima. Se descartan los primeros 100 s para eliminar transitorios de arranque. Las variables registradas incluyen la velocidad del generador ω_{gen}, la potencia del generador P_{gen}, la velocidad del viento v y los ángulos de paso de las palas β_1, β_2, β_3. El ángulo de pitch colectivo se define como $\beta_{CPC} = (\beta_1+\beta_2+\beta_3)/3$.

Una ventana deslizante multiescala (L = 30 s, adelanto de 0.1 s) permite extraer características de cinco variables: error de velocidad del generador $e_\omega = \omega_{rated} - \omega_{gen}$, error de potencia $e_P = P_{rated} - P_{gen}$, β_{CPC}, v, y ω_{gen}. Para cada una, se calculan una serie de características estadísticas (valor actual, media, pendiente, integral, desviación estándar) en subventanas adaptadas (Tabla 1), alineadas a la derecha en el instante t_k. El objetivo es β_{CPC} en t_k + 0.1 s. Esto produce un vector de características $\mathbf{X}(t)$ de 14 dimensiones, que captura diferentes escalas temporales del sistema.

Todos los datos DLC se fusionan y filtran para eliminar muestras no válidas o valores de paso fuera de, intervalo [0°, 30°]. El conjunto de datos se divide en conjunto de entrenamiento (66.7 %), validación (16.6 %) y prueba (16.7 %), para evitar fugas temporales, con estandarización basada en los datos de entrenamiento.

2.2. Red de función de base radial para la emulación del CPC

Se emplea una red RBF de una sola salida. La capa oculta contiene K = 500 unidades gaussianas con una dispersión común σ = 5.0. Los centros $c_j \in \mathbf{R}^{14}$ se obtienen mediante agrupamiento k-means sobre 150,000 muestras de entrenamiento seleccionadas aleatoriamente. Para una entrada $\mathbf{X}$, la activación de la j-ésima unidad es:

$$\phi_j(\mathbf{X}) = \exp\left(-\frac{\left\|\mathrm{X} - c_j\right\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1}$$

La matriz de diseño $\mathbf{\Phi}$ incluye una columna de sesgo. Los pesos de salida $\boldsymbol{W}$ se resuelven mediante regresión *ridge*:

$$\boldsymbol{W} = (\mathbf{\Phi}^T\mathbf{\Phi} + \lambda I)^{-1}\mathbf{\Phi}^T y \tag{2}$$

con λ = 0.1.

El ángulo de paso predicho es:

$$\hat{\beta} = \sum_{j=1}^{K} w_j \phi_j(\mathbf{X}) + w_{bias} \tag{3}$$

seguido de desnormalización. Los hiperparámetros (K, σ) se ajustaron sobre el conjunto de validación.

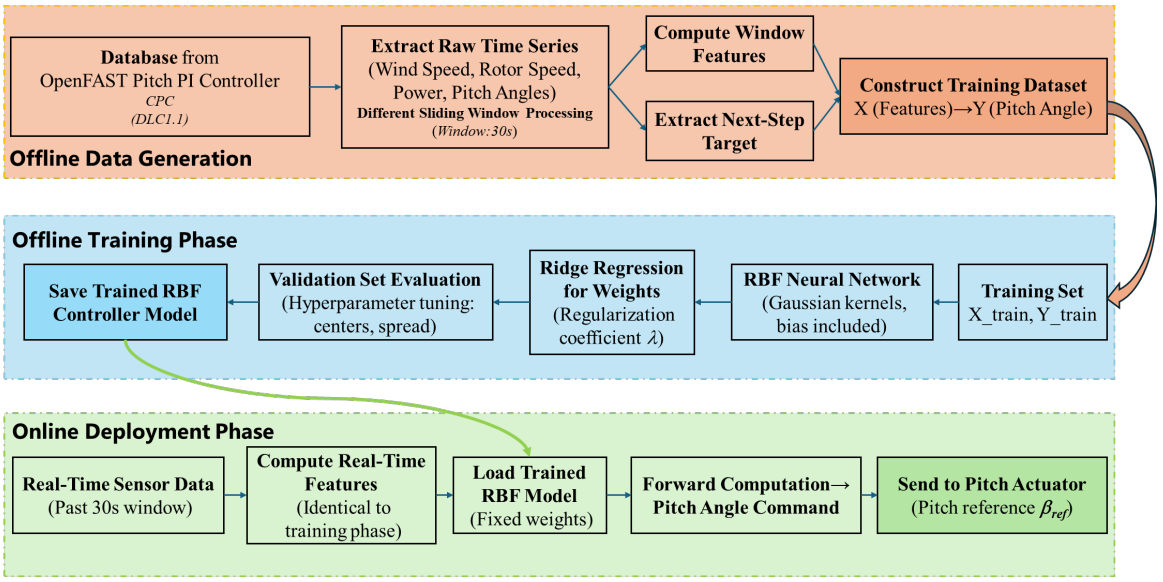


Figura 1. Marco general del enfoque propuesto: fase de entrenamiento offline (arriba) y despliegue online (abajo).

Table 1 Configuración de características multiescala

Cantidad básica	Estadísticos (longitud de ventana en segundos)
Error de velocidad del generador	actual (0 s), media (30 s), pendiente (1.5 s), integral (15 s), desv. estándar (6 s)
Error de potencia	actual (0 s), integral (10 s)
Señal CPC	media (30 s), pendiente (0.5 s)
Velocidad del viento	actual (0 s), desv. estándar (30 s), pendiente (2 s)
Velocidad del generador	actual (0 s), desv. estándar (6 s)

2.3. Esquema de control en lazo cerrado online

En la operación en lazo cerrado (Fig. 2), un búfer circular almacena los últimos 30 s de datos de sensores. El bloque discontinuo representa el controlador CPC temporal basado en RBF, que comprende la extracción de características multiescala y la red RBF entrenada. Cada 0.1s, las 14 características se actualizan y se introducen en la RBF, que produce la consigna de pitch β_{ref}. Esta consigna se filtra luego a través de un modelo de actuador de primer orden con restricciones de velocidad y saturación antes de ser aplicada al modelo de turbina de OpenFAST.

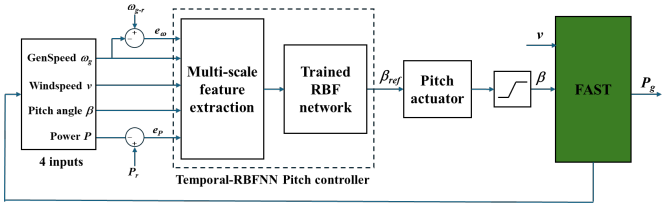


Figura 2. Esquema de control en lazo cerrado de la fase de despliegue online.

3. RESULTADOS DE SIMULACIÓN Y DISCUSIÓN

3.1. Entrenamiento y validación del modelo

El procedimiento de agrupamiento *k*-means convergió en menos de 300 iteraciones por réplica. Los pesos de salida se calcularon mediante regresión *ridge*. Toda la fase de entrenamiento requirió aproximadamente 50 s. Los valores de RMSE normalizados fueron 0.0764 (entrenamiento) y 0.0746 (validación), lo que indica que no hay un sobreajuste sustancial.

Las métricas de validación desnormalizadas se resumen en la Tabla 2. El emulador alcanza un R^2 de 0.9953 y una correlación de Pearson de 0.9977, demostrando que más del 99.5 % de la varianza en la consigna de paso es capturada. El RMSE diferencial (0.080°) es sustancialmente menor que el RMSE bruto (0.384°), lo que confirma un seguimiento temporal suave sin introducir fluctuaciones espurias de alta frecuencia.

Tabla 2 Métricas de rendimiento del emulador RBF en el conjunto de validación

RMSE	MAE	R^2	ρ	RMSE diferencial
0.384°	0.302°	0.9953	0.9977	0.080°

La Figura 3 muestra el diagrama de dispersión de los ángulos de paso predichos frente a los reales para el conjunto de validación. Los puntos se agrupan alrededor de la línea diagonal ideal, y no se observa sesgo sistemático en todo el rango operativo (los ángulos de paso reales abarcan desde aproximadamente 2.8° hasta 24.5°). El agrupamiento ajustado de puntos a lo largo de la diagonal en todo el rango operativo indica que los errores de predicción son uniformemente pequeños, corroborando la robustez de las características de ventana multiescala y la arquitectura RBF.

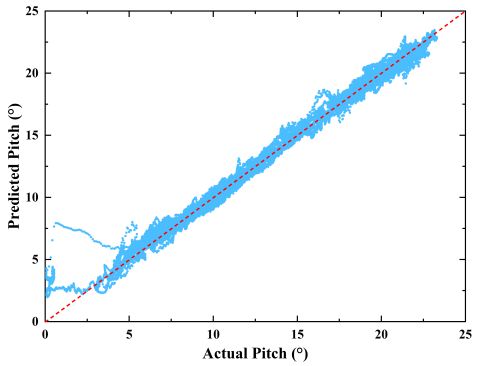


Figura 3. Diagrama de dispersión de los ángulos de paso colectivo predichos por la RBF frente a los reales en el conjunto de validación. La línea roja discontinua indica una predicción perfecta.

Para confirmar la generalización a datos no vistos, el modelo entrenado se evaluó en un conjunto de prueba independiente. Las métricas obtenidas son consistentes con los resultados de validación: RMSE = 0.475°, MAE = 0.325°, R^2 = 0.9926 y RMSE diferencial = 0.080°. La diferencia insignificante entre el RMSE de validación y de prueba confirma que el modelo no se sobreajusta a los perfiles de viento particulares utilizados durante el entrenamiento.

3.2. Validación dinámica en lazo cerrado

Una simulación en lazo cerrado de 700 s bajo viento turbulento con el caso de carga DLC1.1 (media 22 m/s, intensidad de turbulencia 2.5 %) evalúa el emulador RBF frente al controlador PI de ganancia programada de referencia. Los primeros 100 s, correspondientes a transitorios de arranque, se descartan, quedando 600 s de operación por encima de la velocidad nominal muestreados a 40 Hz para su comparación.

La Figura 4 muestra la velocidad del viento, el ángulo de paso, la velocidad del generador y la potencia. El perfil de viento incluye rampas y ráfagas por encima de 20 m/s, cubriendo un amplio rango operativo. El ángulo de pitch obtenido con la RBF sigue de cerca el de referencia, con pequeñas desviaciones (0.2°–0.5°) durante transitorios rápidos y un comportamiento ligeramente más suave (desviación estándar 1.447° frente a 1.458°). Esto no afecta la regulación: la velocidad del generador permanece cerca de 7.56 rpm y la potencia cerca de 15 MW, con desviaciones transitorias similares (≈ ±0.5 MW).

La Tabla 3 confirma este buen comportamiento. El pitch medio difiere en menos de 0.5 % (19.683° frente a 19.605°), mientras que la velocidad media es 7.536 vs. 7.568 rpm, y la potencia es 14.95 MW vs. 15.02 MW; las diferencias se consideran despreciables. Aunque la variabilidad de la RBF es ligeramente mayor, todos los rangos permanecen dentro de los límites de referencia, sin observarse inestabilidad ni acción de control excesiva.

En resumen, la evidencia combinada de las superposiciones en el dominio del tiempo de la Figura 4 y el resumen estadístico de la Tabla 3 demuestra que la red RBF entrenada replica fielmente el comportamiento en lazo cerrado del controlador CPC nativo de OpenFAST. El emulador conserva el punto de operación medio, la respuesta dinámica a las fluctuaciones del viento y la dispersión general de las variables clave de la turbina. La varianza ligeramente reducida del paso sugiere que el controlador RBF podría incluso ofrecer un beneficio marginal en términos de desgaste del actuador, sin comprometer la regulación de velocidad o potencia.

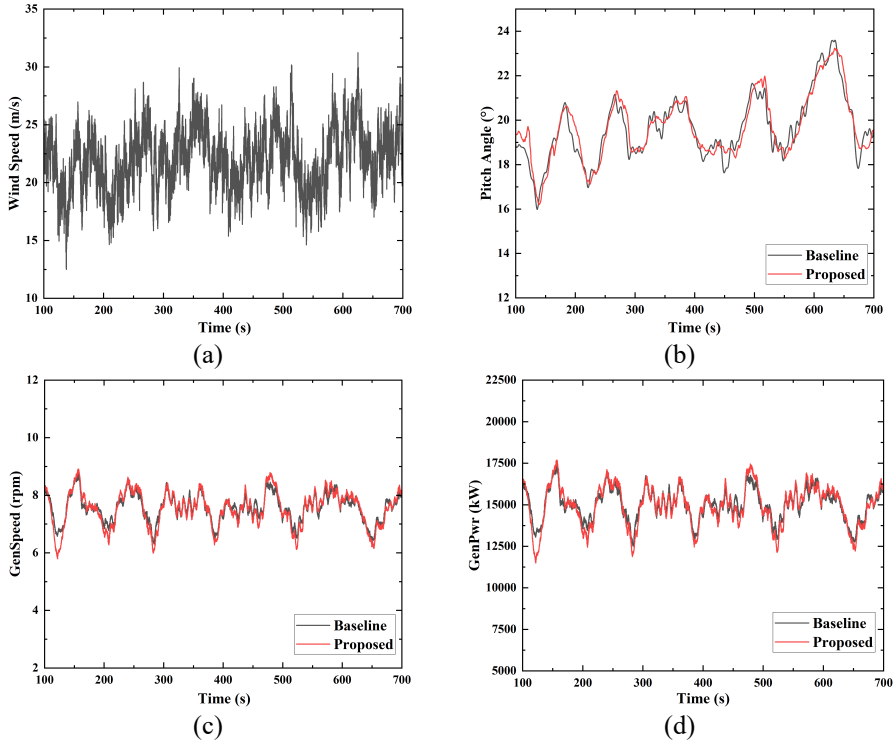


Figura 4. Comparación en lazo cerrado del controlador RBF propuesto (línea roja) frente al controlador PI de ganancia programada de OpenFAST (línea gris oscuro) durante la aplicación de viento turbulento durante 600 segundos (caso de carga DLC1.1, media 22 m/s, TI = 2.5 %). (a) Velocidad del viento a la altura del buje. (b) Ángulo de paso colectivo. (c) Velocidad del generador. (d) Potencia del generador. El transitorio inicial de 100 segundos ha sido omitido del registro mostrado.

Tabla 3. Estadísticos descriptivos de las respuestas en lazo cerrado durante el intervalo post-transitorio de 600 segundos (viento turbulento, media 22 m/s, TI = 2.5 %).

Variable	Controlador	Media	Desv. estándar	Mínimo	Máximo
Ángulo de pala	Referencia	19.605	1.458	15.980	23.600
(°)	Propuesto	19.683	1.447	16.203	23.237
Velocidad del generador	Referencia	7.658	0.468	6.305	8.745
(rpm)	Propuesto	7.536	0.609	5.790	8.915
Potencia del generador	Referencia	15016	928	12510	17350
(kW)	Propuesto	14952	1208	11488	17688

Estos resultados confirman que el sustituto propuesto es adecuado para simulaciones iterativas rápidas, prototipado preliminar de control o escenarios de migración de plataforma donde el controlador original de OpenFAST no es directamente accesible.

3.3. Generalización a condiciones de viento no entrenadas

Para evaluar si el emulador RBF generaliza más allá de los datos usados para el entrenamiento, el modelo entrenado exclusivamente con el caso de carga DLC1.1 se probó en datos de otros dos casos de carga: DLC1.3 (turbulencia extrema) y DLC1.6 (ráfaga operativa extrema), que se omitieron por completo del entrenamiento. Se aplicaron los mismos parámetros de preprocesamiento y estandarización usados para DLC1.1. La Tabla 4 resume las métricas de predicción en los tres casos de carga.

Tabla 4. Rendimiento predictivo del emulador RBF en los casos de carga entrenado (DLC1.1) y no entrenados (DLC1.3, DLC1.6).

Caso de carga	RMSE	MAE	R^2	ρ
DLC1.1	0.475	0.325	0.9926	0.9963
DLC1.3	0.796	0.524	0.9792	0.9904
DLC1.6	0.694	0.515	0.9834	0.9919

A pesar del moderado aumento del RMSE en los casos de carga no entrenados, los valores de R^2 se mantienen por encima de 0.97 y los coeficientes de correlación de Pearson superan 0.99 en todos los casos. Los valores de MAE (0.52° tanto para DLC1.3 como para DLC1.6) son sustancialmente menores que los correspondientes RMSE, lo que indica que los errores de predicción son pequeños para la mayoría de las ventanas y que el RMSE global es debido, principalmente, a un subconjunto de eventos de viento altamente transitorios. Esto es consistente con la naturaleza de turbulencia extrema y ráfagas, donde la consigna de pitch varía más rápidamente y con mayor amplitud que en operación normal. Estos resultados indican que el emulador RBF captura la lógica de control subyacente del controlador CPC en lugar de memorizar patrones específicos del viento.

4. Conclusiones y trabajos futuros

Este artículo presenta una red de función de base radial (RBF) con ventana deslizante temporal para emular el controlador de pitch colectivo integrado en OpenFAST de una turbina eólica de 15 MW.

Se desarrolló un marco de extracción de características multiescala, en el que se calculan cantidades estadísticas en longitudes de ventana adaptadas individualmente, produciendo una representación de entrada compacta de 14 dimensiones que tiene en cuenta las distintas constantes de tiempo de la turbulencia del viento y la dinámica del generador.

La red RBF, entrenada exclusivamente con datos de simulación de OpenFAST para un caso de carga de diseño específico, DLC1.1, y desplegada sin reentrenamiento online, logró un RMSE en el conjunto de prueba de 0.475° y un R^2 de 0.9926. La validación en lazo cerrado bajo un perfil de viento turbulento de 600 segundos (media 22 m/s) demostró que el controlador RBF conserva los valores de velocidad del generador, potencia y ángulo de pitch dentro del 0.5 % del obtenido con el regulador PI de referencia, sin retraso de fase apreciable ni oscilaciones espurias. La varianza del paso es ligeramente reducida (1.447° frente a 1.458°), lo que sugiere además un beneficio marginal para el desgaste del actuador.

Estos resultados confirman que el modelo subrogado propuesto ofrece una alternativa de alta fidelidad y eficiente computacionalmente a la lógica CPC nativa de OpenFAST, adecuada para simulación iterativa rápida, prototipado de control y migración de plataforma. Las pruebas preliminares en datos de casos de carga extremos no vistos anteriormente, DLC1.3 y DLC1.6, indican además que el emulador es capaz de generalizar a condiciones de viento no entrenadas, con valores de R^2 superiores a 0.97, lo que sugiere que captura la dinámica intrínseca del controlador CPC en lugar de correlaciones específicas de cada caso.

El trabajo futuro extenderá el marco aquí propuesto al control de pitch individual (IPC) utilizando una arquitectura RBF de múltiples salidas, y explorará la integración de estrategias de control avanzadas —como el aprendizaje por refuerzo profundo, enfoques de lógica difusa (Serrano et al., 2022) o métodos híbridos basados en redes neuronales (Sierra-García & Santos, 2021)— para mejorar el rendimiento de la regulación de paso más allá de la lógica PI original, utilizando el emulador actual como referencia confiable.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España bajo los proyectos MCI/AEI/FEDER número PID2021-123543OB-C21 y PID2024-155653OB-C21.

Referencias

Allen, C., Viscelli, A., Dagher, H., Goupee, A., Gaertner, E., Abbas, N., Hall, M., & Barter, G. (2020). Definition of the UMaine VolturnUS-S Reference Platform Developed for the IEA Wind 15-Megawatt Offshore Reference Wind Turbine (NREL/TP--5000-76773). National Renewable Energy Laboratory (NREL), Golden, CO (United States); Univ. of Maine, Orono, ME (United States). https://doi.org/10.2172/1660012

Bai, D., Wang, B., Tan, J., & Wang, W. (2025). Research on Pitch Control for Floating Wind Turbines. 2025 44th Chinese Control Conference (CCC), 629–633. https://doi.org/10.23919/CCC64809.2025.11179773

Espinoza, V., Ormaza, C., Vidal, Y., & Tutivén, C. (2025). Optimizing Collective Pitch Control in Wind Turbines Using Deep Reinforcement Learning and OpenFAST Simulation*. IFAC-PapersOnLine, 1st IFAC Workshop on Smart Energy System for Efficient and Sustainable Smart Grids and Smart Cities - SENSYS 2025, 59(9), 151–156. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.08.128

IEC 61400-1:2019. (n.d.). Retrieved September 18, 2025, from https://webstore.iec.ch/en/publication/26423

Jeong, M., Loth, E., Qin, C., Phadnis, M., Pusch, M., & Pao, L. (2025). Operational Pitch Actuation Dynamics for Offshore Wind Turbines Ranging from 5 to 50 MW. Wind Energy, 28(2), e2975. https://doi.org/10.1002/we.2975

Kane, M. B. (2020). Machine Learning Control for Floating Offshore Wind Turbine Individual Blade Pitch Control. 2020 American Control Conference (ACC), 237–241. https://doi.org/10.23919/ACC45564.2020.9147912

Mohsin, K., Odeh, M., Ngo, T., & Das, T. (2023). Load Reduction of Wind Turbines Using Integrated Torque, Collective Pitch, and Individual Pitch Control Actions*. 2023 American Control Conference (ACC), 1505–1510. https://doi.org/10.23919/ACC55779.2023.10156361

Muñoz-Palomeque, E., Sierra-García, J. E., & Santos Peñas, M. (2024). Técnicas de control inteligente para el seguimiento del punto de máxima potencia en turbinas eólicas. https://doi.org/10.4995/riai.2024.21097

Serrano, C., Sierra-Garcia, J.-E., & Santos, M. (2022). Hybrid Optimized Fuzzy Pitch Controller of a Floating Wind Turbine with Fatigue Analysis. Journal of Marine Science and Engineering, 10(11), 1769. https://doi.org/10.3390/jmse10111769

Sierra-García, J. E., & Santos, M. (2021). Lookup Table and Neural Network Hybrid Strategy for Wind Turbine Pitch Control. Sustainability, 13(6), 3235. https://doi.org/10.3390/su13063235

Stetco, A., Dinmohammadi, F., Zhao, X., Robu, V., Flynn, D., Barnes, M., Keane, J., & Nenadic, G. (2019). Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review. Renewable Energy, 133, 620–635. https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.10.047

Velino, J., Kang, S., & Kane, M. B. (2022). Machine Learning Control for Floating Offshore Wind Turbine Individual Blade Pitch Control. Journal of Computing in Civil Engineering, 36(6), 04022034. https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0001043