

Comparación entre control borroso y PID sintonizado mediante algoritmos genéticos del ángulo de pala en turbinas eólicas

Sanz Martínez de Salinas, D.^{a,*}, García-Pérez, L.^a, Santos Peñas, M.^b

^aDpto. de Arquitectura de Computadores y Automática, Facultad de C.C. Físicas, Universidad Complutense, Plaza de las Ciencias 1, 28040 Madrid, Spain.

^bInstituto de Ingeniería del Conocimiento, Facultad de Informática, UCM, 28040-Madrid, Spain

To cite this article: Sanz, D., García-Pérez, L., Santos, M. 2025. Comparación entre control borroso y PID sintonizado mediante algoritmos genéticos del ángulo de pala en turbinas eólicas. XX Simposio CEA de Control Inteligente, Huelva (Spain), 2025.

Resumen

La producción de energía eólica es un sector en crecimiento a escala global desde hace más de cinco décadas. Las turbinas eólicas son sistemas complejos, que presentan una gran no linealidad, de modo que es necesario el desarrollo de sistemas de control eficiente con los que se pueda ajustar la producción de potencia. En este trabajo se presenta una comparación de un controlador PID sintonizado mediante algoritmos genéticos y un controlador borroso del ángulo de las palas de un aerogenerador, probando como las técnicas inteligentes mejoran el control de estos sistemas frente a controladores convencionales.

Palabras clave: Energías renovables, turbina eólica, ángulo de *pitch*, controlador PID, algoritmos genéticos, control borroso.

Comparison between fuzzy control and optimized PID by genetic algorithms of blade angle in wind turbines

Abstract

Wind power generation is a growing sector on a global scale for more than five decades. Wind turbines are complex systems, which present a high non-linearity, so it is necessary to develop efficient control systems with which power production can be adjusted. This paper presents a comparison of a PID controller tuned using genetic algorithms and a fuzzy controller for the angle of the blades of a wind turbine, proving how intelligent techniques improve the control of these systems compared to conventional controllers.

Keywords: Renewable energies, wind turbine, pitch angle, PID regulator, genetic algorithms, fuzzy control.

1. Introducción

El ritmo acelerado de crecimiento y desarrollo del sector de las energías renovables responde a la urgente necesidad de alcanzar una producción energética sostenible que contribuya a mitigar la crisis medioambiental global. Entre las diferentes fuentes renovables, la energía eólica ha experimentado un crecimiento notable en las últimas décadas, consolidándose como una tecnología clave en la transición energética (IEA, 2024). En el año 2000 se generaron 748 GW de potencia del viento a escala global. En 2012 se duplicó la producción a 1,470 GW. En 2023 el 30,3 % de toda la potencia generada a nivel mundial procede de fuentes renovables (REN21, 2024). Este crecimiento implica nuevos desafíos tecnológicos, particularmente en el

ámbito del control, ya que las turbinas eólicas son sistemas altamente no lineales y sujetos a condiciones ambientales variables.

Uno de los aspectos críticos para el rendimiento y la seguridad de los aerogeneradores es el control del ángulo de *pitch* de las palas. Esta variable permite regular la potencia capturada del viento, especialmente en la región de operación a potencia nominal, donde mantener una generación constante es fundamental a pesar de las fluctuaciones en la velocidad del viento.

En este contexto, el desarrollo de técnicas de control inteligente se presenta como una alternativa prometedora frente a los enfoques convencionales. Este tipo de técnicas permite abordar sistemas complejos sin depender estrictamente de modelos matemáticos precisos, lo cual es especialmente útil en entor-

* Autor para correspondencia: liagar05@ucm.es

nos con alta incertidumbre o dinámica no lineal (Hassan et al., 2025), (Serrano et al., 2022), (Muñoz-Palomeque et al., 2024).

Entre estas técnicas, el uso de algoritmos genéticos (AG) resulta particularmente atractivo para la sintonía automática de los parámetros del controlador PID (Guediri et al., 2025). Los AG son métodos de optimización inspirados en la evolución natural que permiten encontrar soluciones adecuadas en espacios de búsqueda amplios o mal definidos, sin requerir derivadas ni conocimiento explícito del modelo interno. Esto los convierte en una herramienta eficaz para ajustar las ganancias del controlador en sistemas donde la identificación de modelos precisos es costosa o poco práctica.

Por otro lado, la lógica difusa permite incorporar conocimiento experto en forma de reglas lingüísticas, lo que proporciona robustez ante incertidumbres y variaciones del entorno (Santos et al., 1996). A diferencia de los controladores clásicos, un controlador borroso (Fuzzy Logic Controller, FLC) no depende de una formulación exacta del sistema, sino que toma decisiones basadas en conceptos cualitativos (como “velocidad alta” o “error pequeño”), lo que le confiere una mayor capacidad de adaptación y flexibilidad.

En este trabajo se contribuye en este campo con la propuesta de controladores inteligentes, en concreto un controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) sintonizado con Algoritmos Genéticos (AG) y un control borroso, que se comparan con un PI y un PID para el control del ángulo de las palas (pitch) de una turbina IEA 15 MW RWT.

La estructura del trabajo es la siguiente. En la sección 2 se presenta el contexto el problema. En las secciones 3, 4 y 5 se describen y comparan los controladores diseñados: PID, PID sintonizado con AG y controlador borroso, para el ángulo de pitch de la turbina. Por último, se presentan en 6 las conclusiones y las líneas de trabajo futuro.

2. Contexto del problema.

El modelo usado en este trabajo es de una turbina *onshore* de tres palas, velocidad variable y 15 MW de potencia nominal. Dicho modelo fue proporcionado por el Grupo Temático de Ingeniería de Control del Comité Español de Automática (CEA) para el Concurso de Ingeniería de Control de 2024. El objetivo es controlar la turbina en la zona de trabajo de potencia nominal, región 3 de la figura 1, para mantener la generación de potencia en su valor nominal, independientemente del la variación de velocidad del viento. Por debajo de la velocidad de corte, región 1, no se activa la turbina, y por encima de la velocidad de corte 2, se desconecta pues supone riesgos para la seguridad estructural. La región 2 es de control del torque y la 3 de control de pitch.

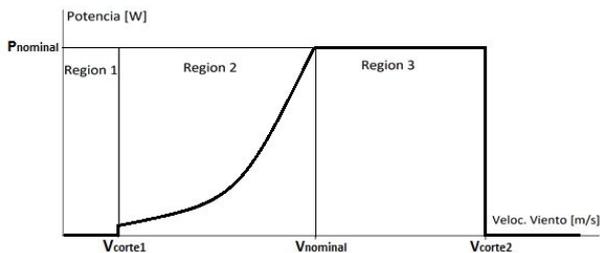


Figura 1: Regiones de operación de un aerogenerador

Se pretende controlar dicha turbina ante un perfil de viento variable. El perfil de viento utilizado (figura 2), fue generado utilizando OpenFast (NREL, 2024), software de simulación de turbinas realistas desarrollado por el *National Renewable Energy Laboratory* (NREL).

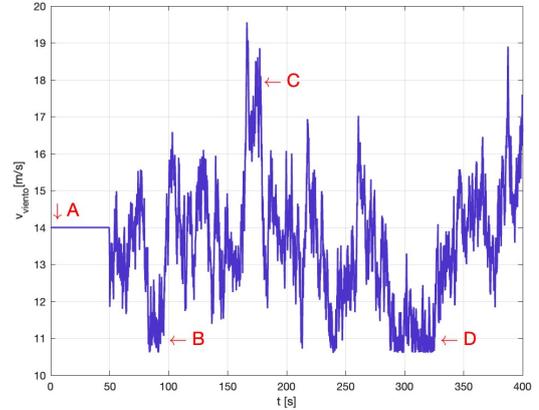


Figura 2: Perfil de viento utilizado para las simulaciones. Las flechas rojas señalan las zonas de interés: A es la zona de velocidad constante utilizada para inicializar el modelo, B y D son zonas de baja velocidad de viento y C es una zona de alta velocidad.

2.1. Función de mérito

Para determinar de forma cuantitativa cómo de eficiente es cada controlador se describe una función de mérito (1). Esta función entrega un valor que se buscará minimizar, dependiendo de una serie de variables que demuestran globalmente el comportamiento de la generación de potencia de la turbina y su ajuste con el valor de referencia.

$$J = w_1 \cdot R_1 + w_2 \cdot R_2 + w_3 \cdot R_3 + w_4 \cdot R_4 \quad (1)$$

Donde $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$. Los pesos w_i no se conocen, lo que contribuye a conferirle al problema de la optimización del sistema su carácter de 'caja negra', pues al no saber cómo influye cada uno de estos pesos en el resultado final, no se puede identificar exactamente cuál es el origen de las mejoras o de los defectos en las simulaciones sucesivas.

Las variables R_i son directamente proporcionales a los errores cuadráticos medios de la velocidad angular, de la potencia generada, del momento de torsión del eje y de la velocidad de cambio del ángulo de *pitch*, respectivamente.

Estos errores medios se calculan a partir de la diferencia entre los valores obtenidos por la simulación y el valor nominal correspondiente a cada caso, de la siguiente manera:

$$RMSE(x) = \sqrt{\frac{1}{(t_{fin} - t_0)} \int_{t_0}^{t_{fin}} (x_{nom} - x(t))^2 dt} \quad (2)$$

Por último, los datos utilizados para calcular los $RMSE(x)$ se toman a partir de los 100 segundos, cuando la turbina ha entrado en la zona de viento variable y los resultados pueden empezar a considerarse como representativos del comportamiento general del aerogenerador. El objetivo del trabajo es optimizar los controladores propuestos de modo que reduzcan el valor de la función de mérito.

3. Controlador PI y controlador PID

El punto de partida para el diseño de controladores inteligentes en este trabajo es el controlador proporcional-integral (PI). Este realimenta el sistema a partir del error, definido como la diferencia entre la variable del aerogenerador en estudio, en este caso el ángulo de pitch de las palas, y el valor de referencia que en nuestro caso será la velocidad de rotación de las palas. La señal obtenida a partir de un controlador PI se puede representar como una función de el error, de la siguiente manera:

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \cdot I(e(t)) \quad (3)$$

Donde $I(e(t))$ es la integral del error en el tiempo;

$$I(e(t)) = \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (4)$$

Y K_p (ganancia proporcional) y K_i (ganancia integral) son coeficientes que permiten ajustar la medida en que la acción proporcional y la acción integral afectan a la señal. El desafío con este tipo de controladores consiste en encontrar los coeficientes K_p y K_i que ajustan mejor la variable a la referencia.

3.1. Resultados del controlador PI

Inicialmente se toman los coeficientes del controlador PI proporcionado en el concurso de Ingeniería de Control de CEA: $K_{p,0} = -6$, $K_{i,0} = -0,6$. Aplicando el controlador PI con estos coeficientes al modelo de simulación de la turbina se obtienen los resultados representados en la figura 3. Se aprecia cómo la velocidad angular ω tiende a oscilar alrededor del valor consigna, ω_{nom} . Se observa también la similitud que presentan tanto la evolución de ω como de β con el perfil de viento entrante.

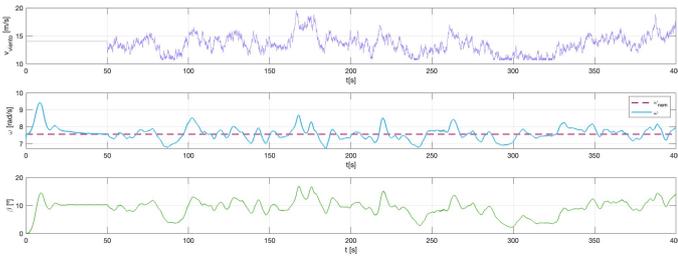


Figura 3: Resultados de la simulación con el controlador PI con $K_p = -6$ y $K_i = -0,6$

Se comprueba cómo en las zonas de viento variables, B, C y D, el controlador no es capaz de hacer que la turbina recupere rápidamente la velocidad angular nominal, y queda por debajo o por encima durante un prolongado periodo de tiempo, siguiendo la velocidad del viento. Tras ejecutar la simulación, la función de mérito con el PI devuelve el valor siguiente:

$$J_{PI} = 0,5206$$

Este es el valor que se tomará como referencia para futuras comparaciones, buscando obtener valores inferiores con los diferentes controladores propuestos.

3.2. Controlador PID

Se añade la acción derivativa al regulador PI anterior (3), quedando la ecuación del PID de la siguiente manera:

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \cdot I(e(t)) + K_d \cdot \dot{e}(t) \quad (5)$$

Esta acción predictiva del regulador PID hace que el sistema sea sensible a altas frecuencias, pues amplifica las rápidas oscilaciones, lo que hay que tener en consideración.

Utilizando un valor inicial arbitrario para la ganancia; $K_d = -3$ se ejecuta de nuevo la simulación. Con el valor de la función de mérito se comprueba que únicamente con la inclusión de la acción derivativa se ha conseguido mejorar ligeramente la respuesta del sistema.

$$J_{PID} = 0,4905$$

Analizando la figura 4 se puede observar que el mejor comportamiento conseguido por el control PID es a costa más oscilaciones en la señal de control. En este gráfico, la velocidad angular frente a la nominal. En el medio, la señal de control (el ángulo de pitch). En el inferior, la comparación entre la velocidad angular del sistema controlado con un PI (en rojo) y el PID (en morado) frente a la nominal (azul punteada).

Se aprecia cómo con el controlador PID la velocidad angular se desvía menos del valor de referencia que con el PI (los valores obtenidos para los coeficientes R_i de (1) son menores que sin acción derivativa). Es decir, la acción derivativa ayuda a predecir los cambios en el comportamiento de la señal. Se puede apreciar este fenómeno en cualquiera de las zonas de interés (B-D); la línea correspondiente al modelo con el controlador PID detiene su crecimiento ligeramente antes que la del controlador PI. Sin embargo en las recuperaciones, es decir, cuando la línea se acerca de nuevo al valor nominal después de un pico o un valle, el comportamiento de los dos controles es prácticamente idéntico.

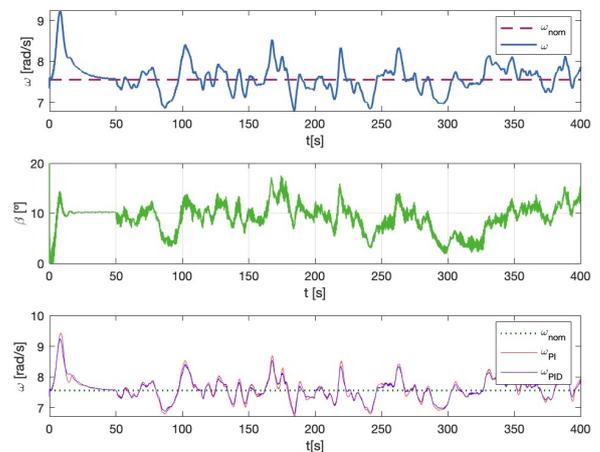


Figura 4: Resultados de la simulación del sistema con el controlador PID, con ganancias $K_p = -6$, $K_i = -0,6$ y $K_d = -3$.

4. Sintonía de las ganancias del controlador PID mediante algoritmos genéticos

Se ha comprobado mejora las respuesta del sistema con el controlador PID al cambiar las ganancias K_p , K_i y K_d . Se propone la búsqueda de unos valores específicos para conseguir la máxima eficiencia posible. Existen diferentes posibles soluciones al problema de sintonización de ganancias para controladores PID, sin conocer explícitamente los límites del mismo o las funciones de transferencia del sistema. Métodos como el de Ziegler-Nichols (Ziegler and Nichols, 2022), o de optimización por enjambre de partículas (*Particle Swarm Optimization*, PSO (Zambrano-Bigiarini et al., 2013)) permiten alcanzar este objetivo. En este caso, el método empleado es una de optimización mediante una técnica heurística, los algoritmos genéticos (AG). En este trabajo se optimiza la función de mérito 1, de forma que se minimizan los errores relativos al comportamiento de la turbina eólica.

Los algoritmos genéticos se pueden utilizar para optimizar una función (Civelek et al., 2016). Son un método de optimización iterativo con el siguiente procedimiento: se parte de una población de individuos inicializados aleatoriamente (en este caso, un individuo está compuesto de tres cromosomas que corresponden a los valores para los parámetros de sintonía K_p , K_i y K_d). Se evalúan los individuos con una función de coste a minimizar. Estos individuos codifican soluciones al problema que se quiere optimizar.

Para el desarrollo de este trabajo, debido al tiempo requerido para cada iteración de la simulación y las prestaciones del ordenador utilizado para ejecutar el algoritmo, se tuvo que usar un tamaño limitado de población. Por esto se modificó el algoritmo para adecuarlo a las condiciones de trabajo. Esta modificación es denominada algoritmo genético aleatorio y reduce el tiempo de resolución, tratando de incrementar las posibilidades de encontrar mutaciones favorables, a costa de reducir la precisión con la que se obtienen los resultados. En este nuevo mecanismo se fija una cantidad de generaciones y de individuos de acuerdo al tiempo esperado de finalización del algoritmo y del número de individuos “progenitores”.

Para determinar estos valores se establece 12.5 horas como cota superior para el tiempo total de simulación. Se restringe también el número de individuos de la población, de modo que el tiempo total de simulación quede por debajo de la cota establecida. En la figura 5, se muestra el diagrama de flujo del algoritmo utilizado comparado con un algoritmo genético convencional. Considerando estas restricciones se determina que, siendo G el número de generaciones e I el número de individuos, el producto entre ambas debe cumplir la siguiente relación:

$$G \cdot I \leq 150 \quad (6)$$

Dado el reducido número de individuos en cada generación, el cruce debe realizarse entre un número de “progenitores” también pequeño. El número de individuos resultantes de cruces será entonces:

$$h = p^g - p \quad (7)$$

Siendo h el número de individuos resultantes del cruce, p el número de “progenitores” y g la cantidad de cromosomas, en

este caso $g = 3$ que corresponden a las ganancias del PID que se quiere sintonizar.

Finalmente, para cumplir con las condiciones definidas en 6 y 7, se confeccionan los siguientes modos de trabajo:

- **Modo 30 individuos** $I = 30$, $G = 5$ y $p = 3$
- **Modo 10 individuos** $I = 10$, $G = 12$ y $p = 2$

Un último cambio realizado respecto al algoritmo convencional es que se fija el porcentaje de mutación en los individuos que no se originan del cruce de los “progenitores” en un 100%, de modo que los cromosomas de los individuos que no fueron seleccionados para el cruce se cambian por valores aleatorios, incrementando entonces la probabilidad de encontrar un valor que minimice la función de coste.

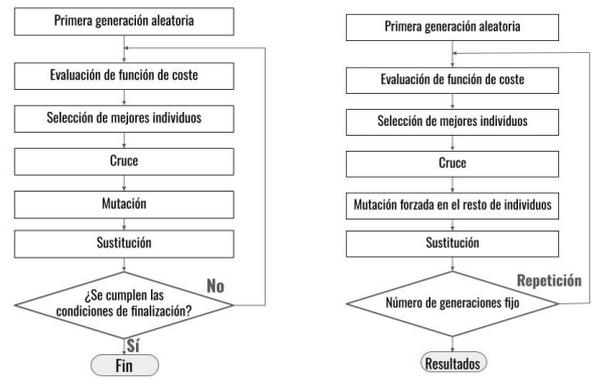


Figura 5: Diagrama de flujo del AG. A la izquierda, el AG convencional; a la derecha, el AG modificado o aleatorio.

Después de ejecutar el AG modificado para los dos modos de trabajo se obtienen, respectivamente, los siguientes coeficientes:

- **Modo 30 individuos:** $K_p = -7,7198$, $K_i = -0,9329$, $K_d = -3,8910$
- **Modo 10 individuos:** $K_p = -7,3059$, $K_i = -0,6465$, $K_d = -3,3326$

Una vez evaluada la función de mérito con los valores obtenidos con el AG se comprueba como estos parámetros han mejorado la respuesta del sistema.

$$J_{PID-GEN10} = 0,4754, \quad J_{PID-GEN30} = 0,4745$$

Finalmente, se compara la velocidad angular de la turbina con cada uno de los controladores estudiados hasta este punto. Como bien reflejan las diferencias entre los valores de la función de mérito obtenidos para los distintos controladores, la variación entre el controlador PI por defecto y el modelo con el controlador PID sin optimizar es mucho más significativa que la variación entre el primer modelo y el del controlador PID sintonizado. Esto se observa en la figura 6, donde las líneas correspondientes a los controladores PID alcanzan consistentemente valores máximos de magnitud menor que los de la línea correspondiente al controlador PI .

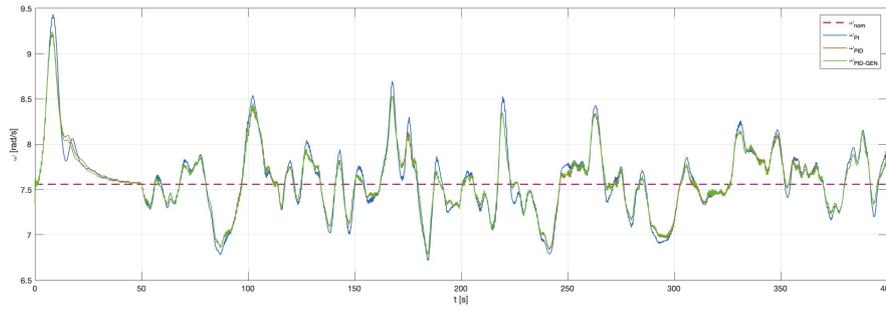


Figura 6: Comparación de la evolución de la ω obtenida con el controlador PI , PID y PID sintonizado con AG.

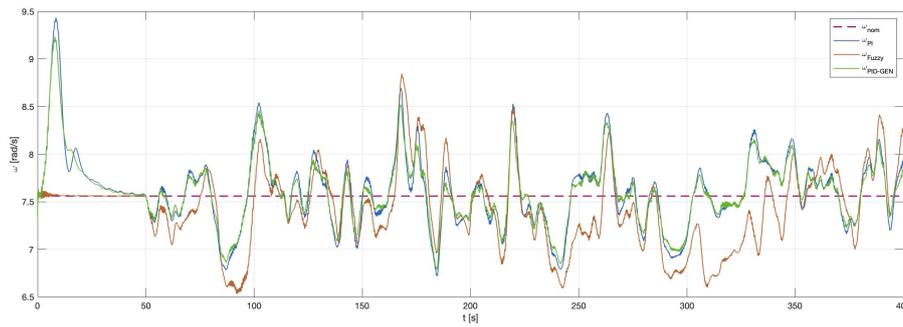


Figura 7: Comparación de la velocidad angular de la turbina para los controladores: PI (azul), PID sintonizado con AG (verde) y el fuzzy-PID (naranja).

Este fenómeno se aprecia de manera indiscutible en las zonas B y D, donde se observa cómo los controladores con acción derivativa son capaces de contrarrestar de manera más eficaz las baja velocidad del viento. La mejoría que supone el control PID sintonizado con AG sobre el PID no se aprecia de forma clara en la figura por las dimensiones de los ejes, pero se conoce la mejora gracias a la función de mérito.

5. Controlador borroso

Un sistema de control *Fuzzy* (FLC) es aquel que utiliza lógica borrosa (*fuzzy logic*) para, gracias al previo diseño de reglas y funciones de pertenencia adecuadas, controlar un sistema mediante variables lingüísticas. Las variables lingüísticas son representadas por conjunto fuzzy, que llevan asociadas funciones de pertenencia con una etiqueta lingüística en un dominio. El conjunto de reglas, que expresa el conocimiento experto sobre el comportamiento del sistema, permite calcular el valor fuzzy de la variable de salida, expresada como un cierto grado de pertenencia a cada uno de los conjuntos borrosos que definen esta acción de control en nuestro caso. Finalmente, con el proceso de *defuzzification* permite obtener un resultado final analógico, derivado de los valores fuzzy calculados, siendo este resultado la señal de salida del controlador (Cox, 1994).

En el caso del controlador borroso empleado con la turbina eólica, la estructura utilizada es modificada para facilitar la sintonía. Para las variables lingüísticas, que en este caso son el error $e(t)$, la integral y la derivada del mismo, se aumenta el rango máximo que pueden alcanzar los conjuntos borrosos correspondientes (figura 9), de modo que no sea necesario normalizar las variables a la unidad para poder operar con el controlador.

Estos rangos son los que se observan para el error, la derivada y la integral del mismo con el controlador $PID-GEN$, de forma que se mantengan los valores de entrada dentro de los límites que se espera que alcancen al realizarse el control.

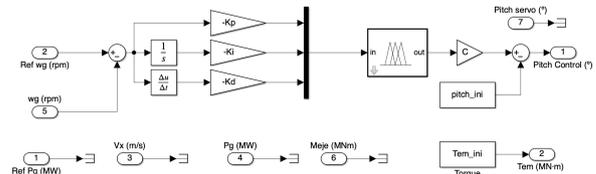


Figura 8: Modelo de *Simulink* para el controlador PID borroso.

Adicionalmente se añaden unas ganancias a cada una de las entradas y a la salida del bloque del controlador *fuzzy*. Al hacer esto, se pueden realizar ligeros ajustes y correcciones a las señales de entrada directamente, sin tener que cambiar los parámetros del controlador borroso.

Por último, la señal de salida es, en este caso, la variación angular que se aplica a un valor base para el ángulo de *pitch*, en lugar de ser directamente el valor del ángulo de giro de las palas que se envía al modelo de la turbina. Por ello se suma a dicha señal de salida el valor del *pitch* inicial proporcionado, β_{ini} .

Finalmente, como se aprecia en la figura 8, las ganancias que acompañan al error, la integral y la derivada se toman con su valor negativo, pues según han sido diseñadas las funciones de pertenencia, las variables lingüísticas utilizadas siguen una lógica lineal positiva, de modo que las funciones de pertenencia “N” están asociadas con valores negativos, y las “P” con valores positivos.

Las funciones de pertenencia asociadas a los diferentes conjuntos borrosos son diseñadas de modo que se ajusten a los valores obtenidos durante las simulaciones. En la figura 9 pueden verse las variables fuzzy de entrada: *Error*, *Integral* y *Derivada* y la de salida *Variación de β* .

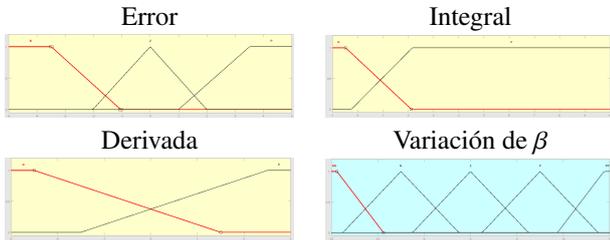


Figura 9: Funciones de pertenencia para las variables lingüísticas del controlador PID borroso: las tres entradas, en amarillo, y la salida, en azul.

Por último, se presentan las reglas que rigen el PID-FLC. Se aprecia que no se enuncian todas las reglas posibles ya que en casos en los que el error y la integral se oponen se ignora el valor de la componente derivativa:

1. If (Error is Z) then (pitch is Z) (1)
2. If (Error is N) and (Integral is N) and (Derivada is N) then (pitch is PP) (1)
3. If (Error is N) and (Integral is N) and (Derivada is P) then (pitch is P) (1)
4. If (Error is N) and (Integral is P) then (pitch is P) (1)
5. If (Error is P) and (Integral is N) then (pitch is N) (1)
6. If (Error is P) and (Integral is P) and (Derivada is N) then (pitch is NN) (1)
7. If (Error is P) and (Integral is P) and (Derivada is P) then (pitch is NN) (1)

Finalmente, tras realizar una optimización utilizando AG para las ganancias del FLC, se obtienen los siguientes valores, donde C es la ganancia para la acción de control:

$$K_p = -3,88892, K_i = -0,0606, K_d = -3,9293, C = 0,48$$

La función de mérito devuelve el siguiente valor:

$$J_{PID-FUZZY} = 0,6589$$

Este resultado queda plasmado en la figura 7. Se observa cómo la línea correspondiente al control borroso (naranja) presenta un comportamiento menos ajustado al valor nominal que las otras dos. Se aprecia claramente cómo el controlador borroso se adapta pobremente a los cambios bruscos de velocidad de viento. Esto se comprueba en las zonas de baja velocidad B y D, donde el controlador no es capaz de aumentar la velocidad angular de la turbina lo suficientemente rápido como para recuperar la estabilidad en el valor nominal. Esto puede deberse a su naturaleza más suave y que promedia para obtener la salida. Sin embargo, se puede comprobar cómo sí que es capaz de adaptarse bien a las zonas de alta velocidad, pues aún en los puntos que sobrepasa a los otros modelos, la diferencia es mínima comparada con la diferencia de las zonas de baja velocidad. Este fenómeno puede ser ocasionado por la existencia de un *offset* parásito, pues, por ejemplo entre los 250 y los 350 segundos se aprecia cómo los valores de la velocidad angular asociados al controlador borroso presentan una evolución semejante a los del controlador PID sintonizado con AG, pero una unidad de magnitud menor.

6. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se ha abordado el problema del control del ángulo de *pitch* de una turbina eólica. Tras realizar el estudio de los diferentes controladores propuestos para la simulación de la turbina IEA 15 MW RWT *onshore*, y obtener varios indicadores de la eficiencia de cada uno, se puede concluir que, para este caso, el controlador que mejores resultados proporciona es el PID sintonizado con algoritmos genéticos. En contraposición, el menos eficiente es el controlador borroso ($J_{FUZZY} = 0,6589$, $J_{PI} = 0,52$, $J_{PID} = 0,4905$, $J_{PID,AG} = 0,4745$). Existen varias líneas de mejora. En primer lugar se puede mejorar el rendimiento de controlador fuzzy, ajustando automáticamente las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos. Además, para mejorar el controlador borroso, se podrían añadir nuevas funciones de pertenencia para considerar casos más concretos, como por ejemplo un error negativo y positivo medios.

Otra línea futura de investigación podría ser la sintonía del controlador PID con otras técnicas evolutivas. Aunque esto puede aumentar el tiempo de ejecución de la simulación, incrementará la probabilidad de dar con combinaciones de valores para las ganancias que mejoren la eficiencia del controlador.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el proyecto PID2021-123543OB-C21 de MICIU/AEI/ y FEDER.

Referencias

- Civelek, Z., Çam, E., Lüy, M., Mamur, H., 2016. Proportional–integral–derivative parameter optimisation of blade pitch controller in wind turbines by a new intelligent genetic algorithm. *IET Renewable Power Generation* 10 (8), 1220–1228.
- Cox, E., 1994. *The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems*. AP Professional. URL: <https://books.google.es/books?id=MZAeAQAIAAJ>
- Guediri, M., Touil, S., Hettiri, M., Guediri, A., Ikhlef, N., Hocine, B., Guediri, A., 2025. Control of a doubly fed induction generator for variable speed wind energy conversion systems using fuzzy controllers optimized with a genetic algorithm. *Engineering, Technology & Applied Science Research* 15 (1), 19871–19877.
- Hassan, A., Ahmad, G., Shafiullah, M., Islam, A., Shafiul Alam, M., 2025. Review of the intelligent frameworks for pitch angle control in wind turbines. *IEEE Access* 13, 29864–29885.
- IEA, 2024. *Renewables 2024*. <https://www.iea.org/reports/renewables-2024>.
- 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. *Revista IAI* 21 (3), 193–204.
- NREL, 2024. *Openfast*. URL: <https://www.nrel.gov/wind/nwtc/openfast.html>
- REN21, 2024. *Renewables 2024*. *Global Status Report*, 35–77.
- Santos, M., Dormido, S., De La Cruz, J., 1996. Fuzzy-pid controllers vs. fuzzy-pi controllers. In: *Proceedings of IEEE 5th International Fuzzy Systems*. Vol. 3. IEEE, pp. 1598–1604.
- Serrano, C., Sierra-García, 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.
- Zambrano-Bigiarini, M., Clerc, M., Rojas, R., 2013. Standard particle swarm optimisation 2011 at cec-2013: A baseline for future pso improvements. In: *2013 IEEE congress on evolutionary computation*. IEEE, pp. 2337–2344.
- Ziegler, J. G., Nichols, N. B., 2022. Optimum Settings for Automatic Controllers. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers* 64 (8), 759–765.