

Comparación entre controladores de lógica difusa y ANFIS entrenado con MPC en sistemas de energía mareal

Fomento de la Cultura Científica, Tecnológica y de Innovación en Ciudades Inteligentes

Álvaro de la Cruz Álamo, Jesús Clavijo Camacho, Gabriel Gómez Ruiz, José Antonio Hernández Torres (1), María Reyes Sánchez Herrera.

Departamento Ingeniería Eléctrica

Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ETSI) Universidad de Huelva (UHU)

alvaro.dela.cruz@didp.uhu.es, jesus.clavijo@die.uhu.es, gabriel.gomez@diesia.uhu.es,

joseantonio.hernandez@dimme.uhu.es, reyes.sanchez@dfaie.uhu.es

Resumen- Este trabajo compara dos estrategias de gestión energética aplicadas a un sistema de generación eléctrica mediante corrientes mareales: un controlador basado en lógica difusa simple y un controlador neurodifuso entrenado a partir de un control predictivo basado en modelo. Ambos sistemas utilizan como entradas la potencia generada por la turbina, el estado de carga de la batería y el precio instantáneo de la electricidad para determinar la potencia óptima a inyectar a la red. Mientras que la lógica difusa emplea reglas fijas para mantener la operación dentro de límites seguros, el controlador neurodifuso incorpora la capacidad de anticipación frente a variaciones de marea y de mercado. Los resultados muestran que el controlador neurodifuso sigue con mayor fidelidad el perfil óptimo de potencia definido por el control predictivo, lo que se traduce en un incremento del beneficio económico respecto al controlador difuso simple.

Palabras Clave- Integración de energías renovables en infraestructuras urbanas, Control neurodifuso adaptativo, Gestión energética inteligente, Generación mareomotriz.

I. INTRODUCCIÓN

La integración de energías renovables en sistemas eléctricos aislados y conectados a red ha impulsado el desarrollo de estrategias avanzadas de gestión energética capaces de coordinar generación, almacenamiento y demanda bajo condiciones variables. En el caso de los sistemas mareomotrices, la naturaleza predecible pero fluctuante de la corriente y la necesidad de mantener un funcionamiento seguro del almacenamiento energético exigen controladores capaces de tomar decisiones ante incertidumbre, minimizar pérdidas y maximizar la rentabilidad del sistema [1]. Tradicionalmente, los sistemas de gestión energética basados en reglas o en lógica difusa han sido utilizados debido a su simplicidad, transparencia y facilidad de implementación [2], [3].

En los últimos años, los sistemas de almacenamiento han adquirido un papel central dentro de las microrredes renovables, no solo para garantizar estabilidad y continuidad de suministro, sino también para permitir estrategias de operación más flexibles. Estudios recientes sobre microrredes destacan que la gestión óptima del estado de carga (SOC) es clave para asegurar la fiabilidad y prolongar la vida útil del sistema [4]. Asimismo, el control predictivo basado en modelos se ha consolidado como una herramienta idónea para

sistemas energéticos complejos, ya que permite incorporar restricciones físicas, anticipar comportamientos futuros y optimizar decisiones a lo largo de un horizonte temporal [5]. No obstante, la implementación directa de controladores predictivos suele requerir modelos precisos y capacidades de cómputo elevadas, lo que limita su aplicación en dispositivos embebidos, controladores industriales o sistemas con requisitos de respuesta rápida [6].

Ante estas limitaciones, los modelos neurodifusos especialmente los sistemas ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) han surgido como una alternativa atractiva al combinar capacidades de aprendizaje propias de las redes neuronales con la estructura interpretable de los sistemas difusos. Su capacidad para aproximar el comportamiento de controladores óptimos sin requerir resolver problemas de optimización en tiempo real ha motivado su uso como aproximador del razonamiento de esquemas predictivos. Ejemplo de ello es el trabajo de Toub et al. [6], donde se desarrolla un ANFIS capaz de reproducir las decisiones de un controlador predictivo aplicado a un sistema MicroCSP integrado en un edificio, logrando un rendimiento energético comparable al MPC con una reducción drástica del coste computacional.

En este contexto, el presente trabajo se centra en comparar dos estrategias de gestión energética aplicadas a un sistema mareomotriz acoplado a un banco de baterías: (i) un controlador difuso simple basado en reglas heurísticas, y (ii) un controlador neurodifuso entrenado para imitar el comportamiento óptimo de un modelo predictivo. El objetivo es evaluar si el controlador neurodifuso es capaz de seguir con mayor fidelidad el perfil óptimo de potencia inyectada definido por el MPC y, en consecuencia, mejora el beneficio económico obtenido respecto a la estrategia difusa simple. A través de simulaciones basadas en perfiles reales de velocidad de corriente y precios horarios, se analiza la capacidad de ambos controladores para gestionar el estado de carga.

II. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

La presente investigación se enmarca en el proyecto “Experiencia piloto de aprovechamiento de corrientes mareales en las costas de Huelva (TidUtil)”, el cual consiste en la implementación de una planta piloto destinada al

aprovechamiento de la energía proveniente de las corrientes mareales en las aguas del río Odiel, en Huelva. Dicha instalación se ubica específicamente en el puerto deportivo Marina del Odiel, como se observa en la Fig. 1. Aunque los experimentos propuestos en esta investigación se desarrollan mediante simulaciones, estos podrán ser implementados y verificados posteriormente en la planta piloto.

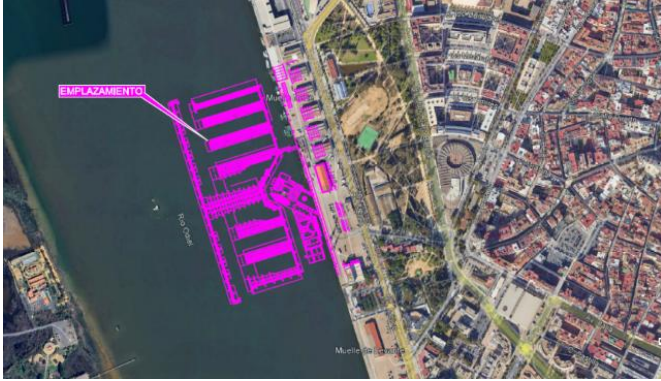


Fig. 1. Emplazamiento de la turbina mareal en las instalaciones del río Odiel en Huelva.

La instalación eléctrica del sistema constará de varias partes. La Fig. 2 presenta el esquema general de la instalación.

En primer lugar, la turbina mareal está acoplada a un generador síncrono de imanes permanentes (PMSG, Permanent Magnet Synchronous Generator), encargado de convertir la energía mecánica obtenida del movimiento del fluido en energía eléctrica en forma de corriente alterna. La salida del generador se conduce hacia un rectificador, cuya función es transformar dicha corriente alterna en corriente continua para su posterior procesamiento.

Posteriormente, la energía rectificada alimenta un convertidor DC/DC con control MPPT (Maximum Power Point Tracking), el cual ajusta el punto de operación del sistema para garantizar que la turbina trabaje en condiciones óptimas de generación. Este control maximiza el aprovechamiento energético de la corriente mareal al adaptar la carga eléctrica según las condiciones instantáneas de velocidad del flujo.

A la salida del convertidor, la energía puede seguir dos rutas principales. Por un lado, se dirige hacia un banco de baterías de ion-litio, encargado de almacenar el excedente de energía generada o suministrar energía al sistema cuando las condiciones de generación son insuficientes. Por otro lado, la energía se entrega a un inversor tipo “Grid Tied/Forming”, responsable de convertir la corriente continua en corriente alterna sincronizada con la red eléctrica.

Finalmente, la energía inyectada a la red fluye a través de la línea de conexión, integrándose en la infraestructura eléctrica existente. El comportamiento energético del sistema puede describirse mediante el balance de potencias mostrado en (1):

$$P_{Gen} + P_{Bat} - P_{Iny} = 0 \quad (2)$$

Donde P_{Gen} representa la potencia producida por el generador, P_{Bat} corresponde a la potencia intercambiada con el sistema de almacenamiento (positiva en carga y negativa en descarga) y P_{Iny} es la potencia entregada a la red.

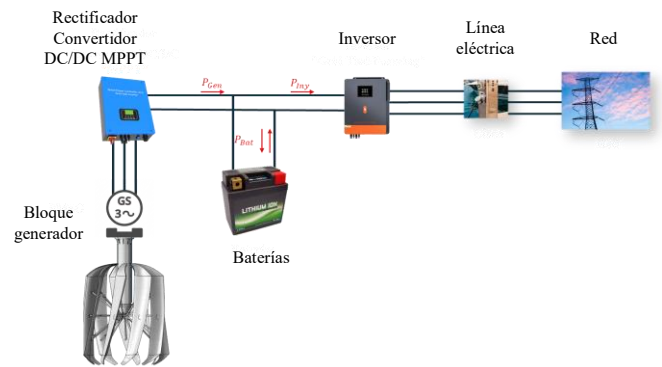


Fig. 2. Esquema general del sistema de conversión y gestión energética.

Es importante destacar que, cuando el inversor opera en su modo grid-tied, este tiene la capacidad de inyectar a la red eléctrica una potencia previamente establecida mediante una consigna de control. Dicho modo de operación resulta fundamental en sistemas híbridos o conectados a la red, ya que permite gestionar de manera precisa el flujo de energía hacia el sistema eléctrico.

En esta configuración, la batería desempeña un papel esencial al actuar como elemento estabilizador de la tensión en el bus de corriente continua (DC bus). Dado que se encuentra conectada de forma directa a dicho bus, la batería absorbe o suministra energía de acuerdo con las variaciones instantáneas de potencia. De esta forma, cuando la potencia generada por la fuente resulta insuficiente para alcanzar la consigna del inversor, la batería entrega la energía restante. Por el contrario, si la potencia generada excede la consigna establecida, la batería absorbe el excedente, manteniendo así la estabilidad del sistema.

III. SISTEMA EMS PROPUESTO

El Sistema de Gestión de Energía propuesto tiene como objetivo coordinar el flujo energético entre la turbina, el banco de baterías y la potencia inyectada a la red. Su función principal consiste en determinar, en cada instante, la potencia óptima que debe exportarse, teniendo en cuenta la variabilidad del recurso mareal y el comportamiento del mercado eléctrico. Para ello, el EMS emplea tres variables de entrada fundamentales: perfil de generación, precio de la electricidad y estado de carga de la batería. Su única salida es la potencia óptima exportada, variable que posteriormente ejecutan los actuadores del sistema, garantizando el cumplimiento del balance energético descrito en (1).

El perfil de potencia generada constituye la primera entrada del EMS y representa la potencia eléctrica disponible en cada instante según la velocidad del flujo mareal. En el estudio previo de la instalación mareomotriz del río Odiel, dicho perfil se obtuvo a partir de una campaña experimental de mediciones con un correntímetro acústico Doppler (ADCP), desplegado durante un ciclo completo de mareas vivas y muertas. El sensor registró la velocidad en diferentes profundidades, determinándose que el máximo potencial energético se concentraba a unos 1,5 metros bajo la superficie. Posteriormente, los valores de velocidad se transformaron en potencia utilizando la curva característica de la turbina.

La segunda entrada corresponde al perfil horario del precio de la electricidad, el cual influye directamente en la estrategia de operación, ya que determina cuándo resulta más rentable exportar energía a la red o acumularla en el banco de baterías.

Los precios se obtuvieron de la plataforma oficial Red Eléctrica de España (REE), descargándose registros horarios de precios en €/MWh. Para integrarlos en las simulaciones, estos valores se interpolaron y transformaron a €/kWh, repitiéndose cada valor seis veces para coincidir con el tiempo de muestreo del perfil de generación (10 minutos). Así se generó un perfil económico de alta resolución, coherente con el horizonte temporal del controlador y del modelo MPC.

El estado de carga constituye la tercera entrada del EMS y representa el nivel instantáneo de energía almacenada. Se trata de un parámetro crítico, ya que evita operar la batería fuera del rango seguro (20–80%), preservando su vida útil y garantizando la estabilidad del sistema.

El cálculo dinámico del SOC se realiza mediante integración de la corriente (método Coulomb counting), según la expresión (2)

$$SOC(t + \Delta t) = SOC(t) - \frac{I(t) \Delta t}{Q_c} \quad (2)$$

La corriente de la batería se determina resolviendo la ecuación cuadrática asociada al modelo (3).

$$P = VI = (E_0 - RI) I \quad (3)$$

IV. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados obtenidos para las dos estrategias de gestión energética evaluadas: el controlador difuso simple y el controlador neurodifuso entrenado mediante un esquema predictivo. El análisis se centra en tres aspectos fundamentales: flujo de potencia inyectada, operación de la batería y beneficio económico.

La Fig. 3 muestra el comportamiento del sistema cuando se emplea el controlador difuso simple. En el primer panel se representan la potencia generada y la potencia finalmente inyectada a red. Se observa que la estrategia difusa es capaz de seguir parcialmente las variaciones del recurso mareal, aunque su respuesta presenta discontinuidades frecuentes y una capacidad limitada para aprovechar los periodos de mayor producción.

El segundo panel recoge las acciones de carga y descarga de la batería. El controlador difuso tiende a activar ciclos repetitivos de muy baja potencia, lo que reduce la eficiencia global e introduce oscilaciones innecesarias en la operación. El tercer panel muestra el estado de carga, que oscila mayormente entre el 35 % y el 55 %, sin una tendencia clara a dirigirse hacia un SOC objetivo. Finalmente, el último panel presenta la evolución del precio de venta, el cual no es explotado eficazmente por el sistema difuso debido a la ausencia de un mecanismo anticipativo.

Como consecuencia, el beneficio económico total obtenido con el controlador difuso simple asciende a 23,22 €, valor que servirá como referencia para evaluar las mejoras introducidas mediante el controlador neurodifuso.

Con el objetivo de aproximar el comportamiento óptimo del esquema predictivo, se aplicó un procedimiento iterativo de entrenamiento ANFIS. La Tabla I muestra los resultados obtenidos en las 25 iteraciones consideradas.

En cada iteración se registró el ingreso total conseguido por el ANFIS al aplicar sus decisiones al modelo de planta, comparándolo con el ingreso de referencia generado por el

controlador predictivo, que asciende a 35,03 €. La última columna cuantifica el error relativo de cada iteración.

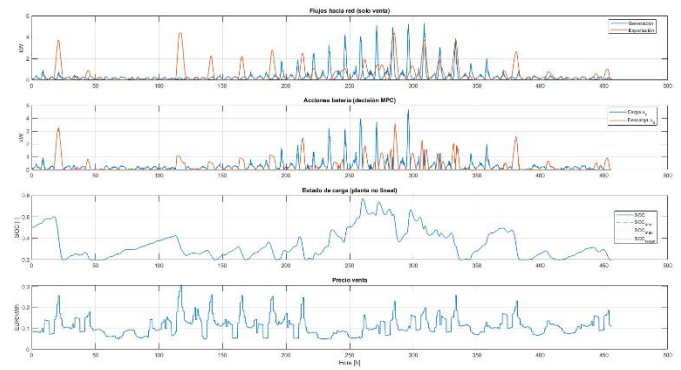


Fig. 3. Resultados del sistema con controlador difuso simple: potencia generada y exportada, acciones de la batería, evolución del SOC y precio de la electricidad.

Los resultados muestran un proceso de aprendizaje consistente, donde las primeras iteraciones presentan errores superiores al 40 %, mientras que a partir de la décima iteración el error cae sistemáticamente por debajo del 25 %. Las mejores iteraciones se sitúan entre la 10 y la 25, alcanzando errores mínimos cercanos al 22 %.

Tabla I. Ingresos obtenidos en cada iteración del entrenamiento ANFIS y comparación con el controlador predictivo.

Iteración	Ingreso ANFIS (€)	MPC (€)	Error(%)
1	19,96	35,03	43,02
2	24,06	35,03	31,32
3	26,07	35,03	25,58
4	25,23	35,03	27,98
5	25,94	35,03	25,95
6	25,39	35,03	27,52
7	26,56	35,03	24,18
8	26,04	35,03	25,66
9	26,17	35,03	25,29
10	26,88	35,03	23,27
11	27,25	35,03	22,21
12	26,53	35,03	24,26
13	26,37	35,03	24,72
14	26,66	35,03	23,89
15	26,56	35,03	24,18
16	26,21	35,03	25,18
17	27,2	35,03	22,35
18	26,18	35,03	25,26
19	27,02	35,03	22,87
20	26,75	35,03	23,64
21	26,41	35,03	24,61
22	26,08	35,03	25,55
23	24,18	35,03	30,97
24	26,09	35,03	25,52
25	26,7	35,03	23,78

La Figura 2 muestra los resultados correspondientes a la iteración con mejor desempeño ANFIS. En el primer panel puede observarse la comparación directa entre la potencia generada, la potencia exportada por el MPC y la potencia exportada por el ANFIS. La estrategia neurodifusa reproduce de forma convincente la forma general del perfil óptimo de exportación, logrando aproximar los picos principales y evitando exportaciones en periodos de baja rentabilidad. Aunque se observan pequeñas desviaciones, particularmente en fases de transición, la similitud global de ambos perfiles confirma que el ANFIS ha aprendido de manera efectiva las decisiones del MPC.

El segundo panel contiene las acciones de carga y descarga inferidas por el ANFIS. Se aprecia una alternancia de cargas y descargas más coherente con la evolución del SOC y con la disponibilidad del recurso, eliminando la dispersión de ciclos que aparecía con el controlador difuso simple. En general, el ANFIS actúa de forma más consistente, cargando la batería cuando el precio es bajo o la generación es alta, y descargándola cuando el valor económico es mayor.

Finalmente, el tercer panel compara la evolución del estado de carga para el MPC y para el ANFIS. Se observa que el ANFIS sigue la tendencia general marcada por el MPC, manteniéndose dentro de los márgenes permitidos y aproximándose al SOC objetivo en periodos de alta disponibilidad energética. Existen ligeros desplazamientos temporales respecto al MPC, lo cual es esperable en modelos aproximadores, pero la forma global del SOC es adecuadamente replicada.

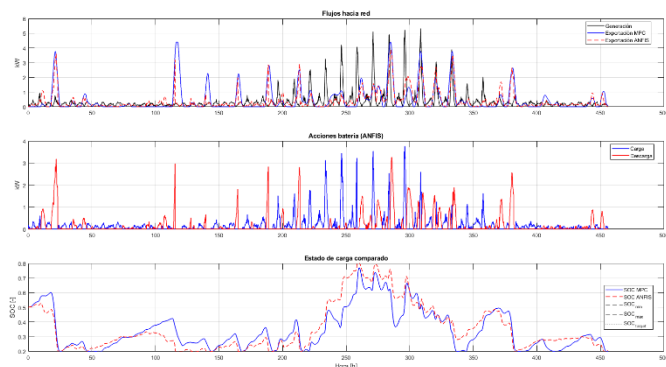


Fig. 4. Mejor iteración del ANFIS: comparación de la potencia exportada, acciones de carga/descarga y evolución del SOC frente al MPC.

En términos económicos, la mejor iteración ANFIS alcanza un ingreso de 27,25 €, lo que representa una mejora significativa respecto a los 23,22 € obtenidos por el sistema difuso simple. Aunque la cifra queda por debajo del ingreso óptimo del MPC, supone un incremento del 17,4 % respecto al sistema difuso, demostrando la efectividad del enfoque neurodifuso como aproximación del controlador predictivo.

V. CONCLUSIONES

Este trabajo ha comparado un controlador difuso simple con un controlador neurodifuso entrenado mediante un esquema predictivo aplicado a un sistema mareomotriz con batería. Los resultados indican que el enfoque difuso, aunque funcional, presenta limitaciones para adaptarse a la variabilidad de la generación y del precio de la electricidad, lo que conduce a decisiones menos eficientes y a un aprovechamiento económico reducido.

Por el contrario, el controlador neurodifuso muestra una mayor capacidad para reproducir el comportamiento óptimo del modelo predictivo, siguiendo con mayor precisión el perfil de exportación y gestionando el estado de carga de manera más coherente. Esto se traduce en un incremento notable del beneficio económico respecto al sistema difuso simple.

En conjunto, los resultados confirman que el uso de modelos neurodifusos entrenados a partir de estrategias predictivas constituye una alternativa eficaz y computacionalmente ligera para mejorar la gestión energética en sistemas renovables con almacenamiento.

AGRADECIMIENTOS

Los Proyecto del Plan Complementario de Ciencias Marinas. Código de expediente PCM_00024, cofinanciado por la Junta de Andalucía y por la Unión Europea a través de los fondos NextGenerationEU del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia.



Financiado por la Unión Europea NextGenerationEU



MINISTERIO DE CIENCIA, INNOVACIÓN Y UNIVERSIDADES



Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia



Junta de Andalucía
Consejería de Universidad, Investigación e Innovación

REFERENCIAS

- [1] S.-T. Kim, S. Bae, Y. C. Kang, y J.-W. Park, «Energy Management Based on the Photovoltaic HPCS With an Energy Storage Device», *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, n.º 7, pp. 4608-4617, jul. 2015, doi: 10.1109/TIE.2014.2370941.
- [2] D. Arcos-Aviles, J. Pascual, L. Marroyo, P. Sanchis, y F. Guinjoan, «Fuzzy Logic-Based Energy Management System Design for Residential Grid-Connected Microgrids», *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, n.º 2, pp. 530-543, mar. 2018, doi: 10.1109/TSG.2016.2555245.
- [3] M. Prathyush y E. A. Jasmin, «Fuzzy Logic Based Energy Management System Design for AC Microgrid», en *2018 Second International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT)*, Coimbatore: IEEE, abr. 2018, pp. 411-414. doi: 10.1109/ICICCT.2018.8473317.
- [4] J. Cohen, M. B. Kane, A. Marriott, F. Ollivierre, y K. Govertsen, «Economic Controls Co-Design of Hybrid Microgrids with Tidal/PV Generation and Lithium-Ion/Flow Battery Storage», *Energies*, vol. 16, n.º 6, p. 2761, mar. 2023, doi: 10.3390/en16062761.
- [5] S. Ghosh, Q. Zhou Sun, y I. Batarsch, «Grid-Tied Multi-Port PV Battery System with ANFIS based Model Predictive Control», en *2022 IEEE 13th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG)*, Kiel, Germany: IEEE, jun. 2022, pp. 1-6. doi: 10.1109/PEDG54999.2022.9923117.
- [6] M. Toub, M. Shahbakhti, R. D. Robinett, y G. Aniba, «MPC-trained ANFIS for Control of MicroCSP Integrated into a Building HVAC System», en *2019 American Control Conference (ACC)*, Philadelphia, PA, USA: IEEE, jul. 2019, pp. 241-246. doi: 10.23919/ACC.2019.8814736.