

Control difuso para la gestión energética de prosumidores en comunidades energéticas

A. Marcos Trujillo-Trujillo^a, Juan A. Méndez-Pérez^{a,*}, Santiago Torres-Álvarez^a, Jose M. Gonzalez-Cava^a, Alberto Hamilton-Castro^a

^aDepartamento de Ingeniería Informática y de Sistemas, Universidad de La Laguna (ULL). Camino San Francisco de Paula, 19. 38200 La Laguna (Tenerife), España.

To cite this article: A. Marcos Trujillo-Trujillo, Juan A. Méndez-Pérez, Santiago Torres-Álvarez, Jose M. Gonzalez-Cava, Alberto Hamilton-Castro. 2025. Fuzzy Control for Energy Management of Prosumers in Energy Communities. XX Simposio CEA de Control Inteligente, Huelva (Spain), 2025.

Resumen

Este artículo presenta un sistema de control difuso para la gestión energética de prosumidores en comunidades energéticas, el cual integra tres variables de entrada clave: estado de carga de la batería (SoC), diferencia entre demanda y generación renovable asignada, y coste de la energía. Mediante el control de la intensidad de corriente de la batería como variable de salida, el sistema optimiza los procesos de carga y descarga energética. Para evaluar su desempeño, se desarrolló un modelo de simulación en MATLAB que incorpora los elementos principales de una comunidad energética, probando el sistema bajo dos escenarios representativos: déficit energético sostenido y alternancia dinámica entre excedente y déficit. Los resultados obtenidos revelan que el controlador difuso supera a los sistemas basados en reglas con una reducción del 4 % en costes energéticos durante escenarios de déficit, mientras que en condiciones de alta variabilidad logra disminuir las pérdidas energéticas en un 86 %, priorizando eficazmente el aprovechamiento de recursos renovables locales y demostrando la efectividad del sistema propuesto para la gestión energética distribuida en comunidades energéticas.

Palabras clave: Sistemas de gestión de la energía y la distribución, Control difuso, Redes inteligentes, Control de los recursos energéticos renovables, Modelización y simulación de sistemas eléctricos.

Fuzzy Control for Energy Management of Prosumers in Energy Communities

Abstract

This article presents a fuzzy control system for energy management of prosumers in energy communities, which integrates three key input variables: battery state of charge (SoC), difference between demand and assigned renewable generation, and energy cost. By controlling battery current as the output variable, the system optimizes energy charging and discharging processes. To evaluate its performance, a MATLAB simulation model was developed incorporating the main elements of an energy community, testing the system under two representative scenarios: sustained energy deficit and dynamic alternation between surplus and deficit. The obtained results reveal that the fuzzy controller outperforms rule-based systems with a 4 % reduction in energy costs during deficit scenarios, while under high variability conditions it achieves an 86 % decrease in energy losses, effectively prioritizing the utilization of local renewable resources and demonstrating the effectiveness of the proposed system for distributed energy management in energy communities.

Keywords: Energy and Distribution Management Systems, Fuzzy Control, Smart grids, Control of renewable energy resources, Modeling and simulation of power systems.

1. Introducción

La gestión eficiente de la energía es uno de los pilares fundamentales en la transición hacia un sistema energético más sostenible, resiliente y descentralizado. En este contexto, las Comunidades Energéticas (CE) han emergido como un modelo innovador con un papel estratégico en la transformación del panorama energético europeo (Ahmed and Măgurean, 2024). Estas comunidades, conformadas por ciudadanos, pequeñas empresas y entidades locales, promueven nuevos enfoques en la producción, distribución y consumo de energía renovable, fomentando el autoconsumo y la participación activa de los usuarios en el sistema energético. Además, contribuyen a los objetivos europeos de eficiencia energética al impulsar un uso más racional y flexible de la energía, reduciendo así la presión sobre la infraestructura eléctrica existente (Teng et al., 2025).

No obstante, a pesar del potencial de las CE para mitigar la intermitencia de las fuentes renovables y promover el aprovechamiento energético local, su implementación conlleva diversos retos técnicos y operativos. Entre los más relevantes se encuentran la coordinación efectiva de los recursos energéticos distribuidos, la integración de tecnologías de almacenamiento y la adaptación a distintos perfiles de consumo (Elomari et al., 2024). Estas complejidades se ven acentuadas por la variabilidad de los precios energéticos y la necesidad de estrategias de control avanzadas, capaces de responder dinámicamente a contextos operativos cambiantes (Aghmadi and Mohammed, 2024). En este sentido, la flexibilidad de la demanda se ha consolidado como una herramienta clave para mejorar la eficiencia operativa, facilitar la integración de energías renovables y fomentar una participación más activa de los usuarios (Sangaré et al., 2023).

El funcionamiento de una comunidad energética requiere una toma de decisiones coordinada en múltiples niveles. La literatura propone arquitecturas de control jerárquicas, en las que un controlador global diseña estrategias a nivel comunitario para equilibrar la demanda entre los miembros, mientras que controladores locales implementan dichas estrategias adaptándolas a las condiciones particulares de cada prosumidor y su sistema de almacenamiento (Vivas et al., 2025). En este marco, los sistemas de almacenamiento de energía (BESS, por sus siglas en inglés) desempeñan un papel fundamental al permitir una gestión flexible de los flujos energéticos, contribuyendo tanto al equilibrio interno de la comunidad como a su interacción con la red eléctrica pública (Li et al., 2023).

Para hacer frente a estos desafíos, este trabajo propone un modelo de control orientado a gestionar la energía de cada prosumidor de manera individual. El controlador se basa en un enfoque de control difuso (Fuzzy), una metodología que ha demostrado ser eficaz en la gestión energética en diversos contextos (Assem et al., 2023; Riverón-Miranda et al., 2025). La lógica difusa ofrece una elevada robustez y un comportamiento suave, siendo especialmente adecuada para tratar con las incertidumbres y no linealidades inherentes a los sistemas energéticos híbridos (Nivolianiti et al., 2024). Los controladores lógicos difusos (Fuzzy Logic Controllers, FLC) operan a partir de reglas del tipo "si-entonces" (IF-THEN), lo que les permite tomar decisiones de control a partir de entradas imprecisas o lingüísticas, como el estado de carga de la batería o la potencia demandada por la carga.

El control difuso destaca, además, por su capacidad de integrar conocimiento experto en forma de reglas heurísticas, lo cual lo convierte en una herramienta especialmente útil en escenarios donde resulta complejo definir modelos matemáticos precisos del sistema. En este contexto, se ha diseñado un FLC que considera tanto el balance energético del prosumidor como el estado de su sistema de almacenamiento, permitiendo una operación eficiente y adaptativa frente a condiciones cambiantes de generación y demanda.

Para validar el funcionamiento del controlador, se ha desarrollado un modelo de comunidad energética que integra los principales elementos de una comunidad real, incluyendo perfiles de consumo y generación, sistemas de almacenamiento distribuidos y precios horarios de la energía. Este entorno de simulación permite evaluar el desempeño del sistema bajo distintos escenarios representativos, comparándolo con estrategias de control convencionales.

2. Metodología

El sistema de gestión energética propuesto se estructura mediante una arquitectura de control de dos niveles. En el nivel superior se encuentra el controlador global, cuya función es generar un perfil óptimo de potencia de red para el conjunto de la comunidad. Este perfil se diseña con el objetivo de minimizar los costes energéticos y cumplir con las restricciones técnicas a nivel global, garantizando al mismo tiempo que sea factible de implementar por cada uno de los miembros de la comunidad, en función de sus capacidades individuales.

En el nivel inferior operan los controladores locales, encargados de gestionar la energía por parte de cada prosumidor. Estos controladores ajustan su operación con el fin de seguir el perfil de potencia de red definido por el nivel superior, considerando las condiciones específicas de cada usuario.

Este trabajo se centra específicamente en el diseño, implementación y evaluación del controlador local, el cual se ha desarrollado utilizando un sistema basado en lógica difusa. La Figura 2 presenta la arquitectura general del sistema propuesto.

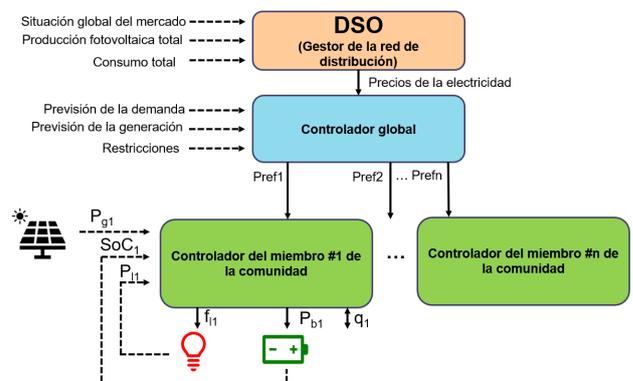


Figura 1: Arquitectura de control.

Por otro lado, para poder evaluar el funcionamiento del controlador se desarrolló un modelo de comunidad energética que permite simular los principales elementos que componen una comunidad energética. Para ello, se adoptó un enfoque modular

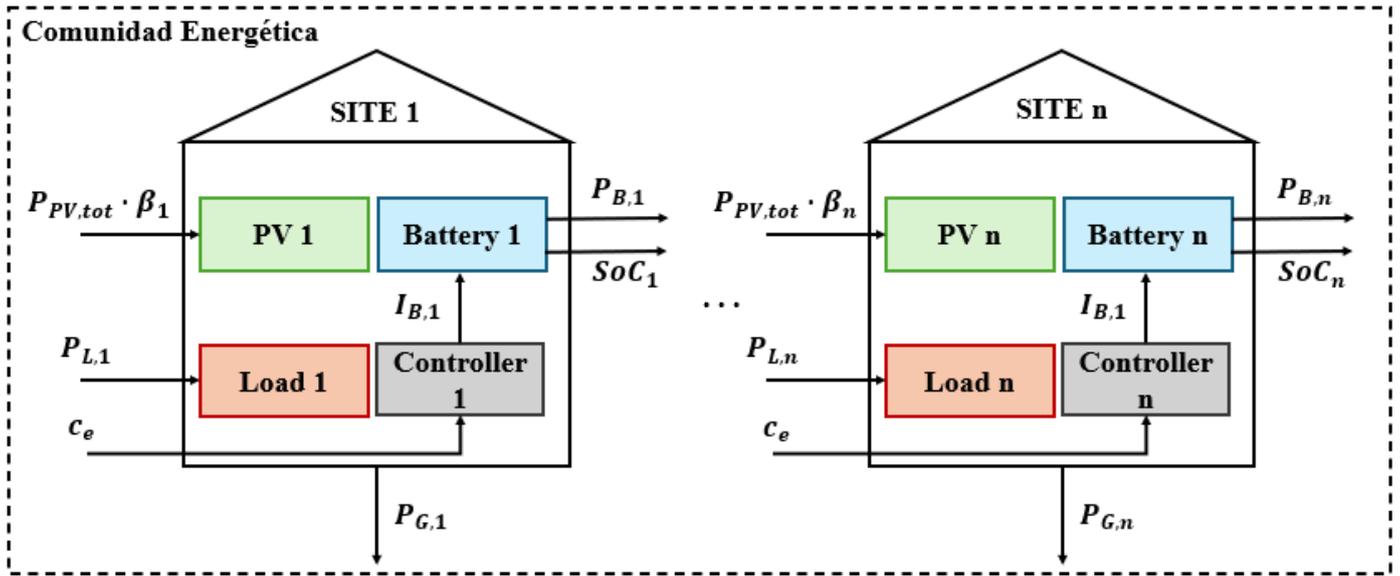


Figura 2: Modelo de simulación.

y orientado a objetos en el entorno de MATLAB®. La comunidad se estructuró a partir de cinco clases principales: Site, Battery, PV, Load y Controller. La interacción entre cada una de estas clases permite simular el comportamiento de una comunidad energética. La Figura 2 ilustra la arquitectura del modelo desarrollado

Donde $P_{PV,tot}$ representa la generación fotovoltaica total de la comunidad, $P_{L,i}$ es la potencia consumida por el miembro i , $P_{G,i}$ es la potencia demandada a la red por dicho miembro, $P_{B,i}$ corresponde a la potencia intercambiada con la batería, $I_{B,i}$ es la intensidad de corriente asociada al sistema de almacenamiento, y SoC_i indica el estado de carga de la batería. El parámetro β_i representa el coeficiente de reparto asignado a cada miembro, mientras que c_e denota el coste horario de la energía.

2.1. Sistema de gestión energética basada en Control Difuso

La estrategia de control propuesta a nivel local se basa en un sistema de lógica difusa, cuyo objetivo es gestionar el uso de la batería de cada prosumidor.

La Figura 3 muestra el esquema de un controlador difuso típico, compuesto por tres bloques fundamentales: fuzzificación, inferencia y defuzzificación. En la etapa de fuzzificación, las variables de entrada se transforman en conjuntos difusos. Posteriormente, el motor de inferencia aplica un conjunto de reglas heurísticas definidas. Finalmente, la salida del sistema difuso se obtiene mediante un proceso de defuzzificación.

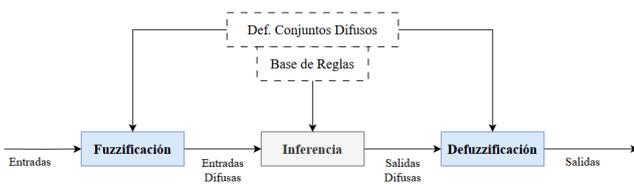


Figura 3: Esquema típico de un controlador difuso.

El sistema de control difuso diseñado considera tres variables de entrada: el estado de carga de la batería (SoC), la dife-

rencia entre la demanda del usuario y la generación renovable asignada (PVvsLoad), y el coste de la energía (Coste). Las dos primeras se describen mediante tres niveles lingüísticos (bajo, medio y alto; negativo, cero y positivo), mientras que el coste se clasifica en solo dos niveles (alto y bajo), tal como se ilustra en las Figuras 4,5 y 6 .

Mientras que la salida del sistema difuso es la intensidad de corriente de la batería (I_B), que actúa como señal de control para gestionar los procesos de carga y descarga (Figura 7).

A partir del valor de intensidad de batería obtenido como salida del sistema difuso, es posible calcular la potencia de la batería P_B y, en consecuencia, la potencia intercambiada con la red eléctrica por cada prosumidor. Este balance de potencia se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$P_G(t) = P_L(t) - \beta(t) \cdot P_{PV,tot}(t) + P_B(t) \quad (1)$$

Por otro lado, para poder actualizar el estado de carga de la batería en el siguiente instante se hace uso de la siguiente expresión:

$$SoC(t + 1) = SoC(t) + \begin{cases} \eta_c \cdot P_B(t) \cdot \Delta t / Q_b, & P_B(t) > 0 \\ \eta_d \cdot P_B(t) \cdot \Delta t / Q_b, & P_B(t) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

donde η_c y η_d representan las eficiencias de carga y descarga, Δt es el paso temporal de simulación, y Q_b es la capacidad de la batería.

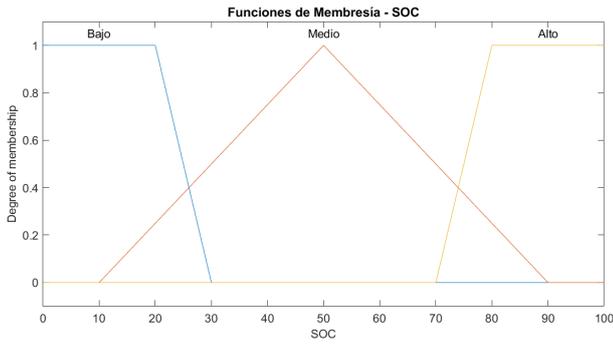


Figura 4: Función de membresía del estado de carga (SOC).

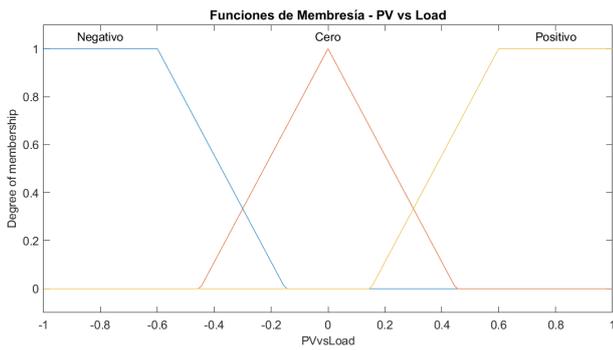


Figura 5: Función de membresía de la diferencia entre generación renovable asignada y la demanda (PV vs Load).

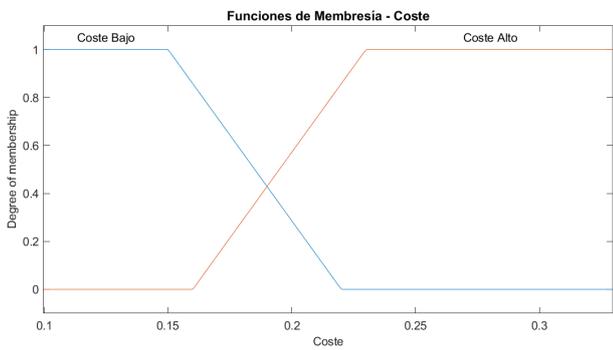


Figura 6: Función de membresía del coste de la energía.

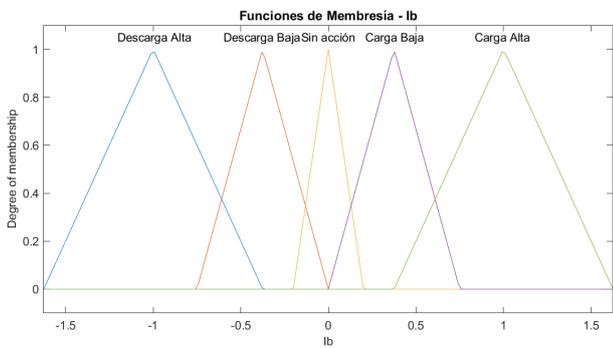


Figura 7: Función de membresía de la intensidad de la batería.

El controlador difuso se estructura según el enfoque clásico Mamdani de tipo 1, compuesto por los bloques de fuzzificación, inferencia y defuzzificación. En la etapa de inferencia se

definen 15 reglas heurísticas del tipo “si-entonces” (Tabla 1). Algunas reglas incluyen la notación NA (Not Applicable), lo que permite omitir una de las variables de entrada y generalizar la condición sobre todos sus posibles valores.

La defuzzificación se realiza mediante el método del centroide, obteniendo como salida una única intensidad de batería I_B en cada instante de tiempo, utilizada para determinar la potencia de la batería, el estado de carga en el instante siguiente y el intercambio de energía con la red.

2.2. Escenarios de simulación

Con el objetivo de evaluar el desempeño del sistema de control difuso, se definieron dos escenarios. El primer escenario, ilustrado en la Figura 8, simula una situación de déficit energético sostenido a lo largo de una semana.

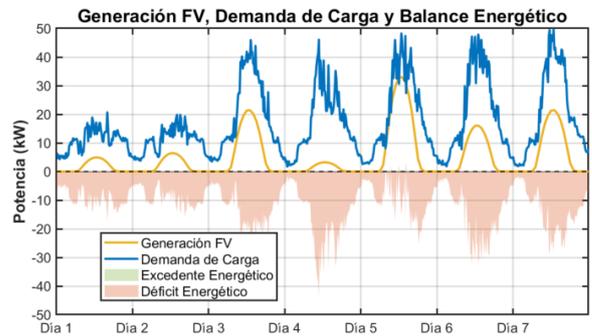


Figura 8: Escenario de simulación 1.

En contraste, el segundo escenario, mostrado en la Figura 9, presenta una situación dinámica en la que se alternan periodos de excedente de energía fotovoltaica con momentos de déficit energético.

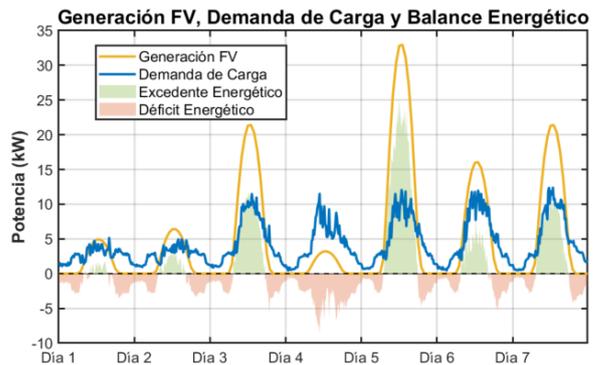


Figura 9: Escenario de simulación 2.

Para contextualizar y valorar los resultados obtenidos, se comparó el rendimiento del sistema difuso con un sistema basado en control por reglas (Rule-Based System). El sistema basado en reglas implementa una lógica determinista que actúa únicamente en función de la situación energética instantánea del prosumidor. No considera precios de la energía ni planificación futura. La estrategia toma decisiones en cada paso temporal siguiendo un conjunto de reglas definidas por las condiciones mostradas en el Algoritmo 1.

Tabla 1: Reglas de inferencias.

Rule No.	IF SoC	AND $PVvsLoad$	AND $Coste$	THEN I_B	Weight
1	Bajo	NA	Bajo	Carga Alta	1
2	Bajo	Positivo	Alto	Carga Baja	1
3	Bajo	Negativo	Alto	Sin acción	1
4	Medio	Positivo	Bajo	Carga Alta	1
5	Medio	Positivo	Alto	Carga Baja	1
6	Medio	Negativo	Bajo	Carga Baja	1
7	Medio	Negativo	Alto	Descarga Baja	1
8	Alto	Positivo	NA	Sin acción	1
9	Alto	Negativo	Bajo	Sin acción	1
10	Alto	Negativo	Alto	Descarga Alta	1
11	Bajo	Cero	Alto	Sin acción	1
12	Medio	Cero	Bajo	Carga Baja	1
13	Medio	Cero	Alto	Sin acción	1
14	Alto	Cero	Bajo	Sin acción	1
15	Alto	Cero	Alto	Sin acción	1

Algoritmo 1: Control basado en reglas (RBS)

Input: $P_L, P_{PV,tot}, \beta, SoC, SoC_{min}, SoC_{max}, I_{b,min}, I_{b,max}, I_{surplus}, I_{charge}, I_{discharge}$

Output: I_b

```

1 if  $P_L \leq \beta \cdot P_{PV,tot}$  then
  // Excedente de energía
2   if  $SoC < SoC_{max}$  then
3      $I_b \leftarrow \min(I_{surplus}, I_{charge}, I_{b,max})$ ;
4   else
5      $I_b \leftarrow 0$ ;
6   end
7 else
  // Déficit de energía
8   if  $SoC > SoC_{min}$  then
9      $I_b \leftarrow \max(I_{surplus}, I_{discharge}, I_{b,min})$ ;
10  else
11     $I_b \leftarrow 0$ ;
12  end
13 end
14 return  $I_b$ 

```

3. Resultados y discusión

En esta sección se analizan los resultados obtenidos por el sistema de control difuso en comparación con el sistema basado en reglas (RBS), bajo los dos escenarios previamente definidos. Para ello, se emplean tres indicadores clave de desempeño: el coste total de la energía consumida (C_{tot}), la energía total demandada a la red (E_{grid}) y la energía no utilizada o desperdiciada (E_{loss}).

El cálculo del coste total energético asociado al uso de la red cada instante de tiempo viene del producto entre la energía importada desde la red, el precio horario de la electricidad y la duración del intervalo. Solo se consideran los valores positivos de la potencia neta intercambiada con la red (es decir, aquellos instantes en los que se importa energía). La expresión empleada se observa en la ecuación 3

$$C_E(t) = \max(P_g(t), 0) \cdot c_e(t) \cdot \Delta t \quad (3)$$

Donde:

- C_E el coste que supone la energía demandada (en €).
- c_e el coste horario de la energía (en €/kWh).

El coste total acumulado ($C_{E,tot}$) se obtiene como la suma de los costes individuales en cada instante de tiempo:

$$C_{E,tot} = \sum_{t=1}^T C_E(t) \quad (4)$$

3.1. Escenario 1: Déficit energético

La Tabla 2 presenta los resultados para ambos sistemas. Se observa que el sistema de control difuso logra reducir el coste total en comparación con el sistema RBS, aunque a costa de una mayor dependencia de la red eléctrica.

Tabla 2: Resultados del Escenario 1.

Sistema	C_{tot} (€)	E_{grid} (kWh)	E_{loss} (kWh)
C. Difuso	366.83	2043.01	0
RBS	381.81	1990.70	0

3.2. Escenario 2: Variabilidad energética

El segundo escenario plantea una alternancia entre periodos de excedente y déficit energético. Como se muestra en la Tabla 3, el sistema difuso prioriza el aprovechamiento de la energía renovable, reduciendo significativamente la pérdida energética en comparación con el sistema RBS. Sin embargo, esto implica un coste ligeramente superior y una mayor energía extraída de la red. Este comportamiento refleja una estrategia más equilibrada por parte del sistema difuso, que sacrifica ligeramente el coste a cambio de una mejor utilización de la energía disponible.

Tabla 3: Resultados del Escenario 2.

Sistema	C_{tot} (€)	E_{grid} (kWh)	E_{loss} (kWh)
C. Difuso	54.68	275.02	302.89
RBS	35.59	176.47	2172.81

Agradecimientos

Este trabajo cuenta con el apoyo del proyecto Sustainable Atlantic Communities (SAComm) EAPA 0019/2022 cofinanciado por la Union Europea a través de la convocatoria Interreg Espacio Atlántico. Agradecemos su apoyo a nuestra investigación.

Referencias

- Aghmadi, A., Mohammed, O. A., 1 2024. Operation and coordinated energy management in multi-microgrids for improved and resilient distributed energy resource integration in power systems. *Electronics (Switzerland)* 13 (2).
DOI: 10.3390/electronics13020358
- Ahmed, S., Măgurean, A. M., 9 2024. Renewable energy communities: Towards a new sustainable model of energy production and sharing. *Energy Strategy Reviews* 55.
DOI: 10.1016/j.esr.2024.101522
- Assem, H., Azib, T., Bouchafaa, F., Laarouci, C., Belhaouas, N., Arab, A. H., 2023. Adaptive fuzzy logic-based control and management of photovoltaic systems with battery storage. *International Transactions on Electrical Energy Systems*.
DOI: 10.1155/2023/9065061
- Elomari, Y., Mateu, C., Marín-Genescà, M., Boer, D., 3 2024. A data-driven framework for designing a renewable energy community based on the integration of machine learning model with life cycle assessment and life cycle cost parameters. *Applied Energy* 358.
DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.122619
- Li, F., Wang, D., Liu, D., Yang, S., Sun, K., Liu, Z., Yu, H., Qin, J., 6 2023. A comprehensive review on energy storage system optimal planning and benefit evaluation methods in smart grids.
DOI: 10.3390/su15129584
- Nivolianiti, E., Karnavas, Y. L., Charpentier, J. F., 10 2024. Fuzzy logic-based energy management strategy for hybrid fuel cell electric ship power and propulsion system. *Journal of Marine Science and Engineering* 12 (10).
DOI: 10.3390/jmse12101813
- Riverón-Miranda, I., Gómez-González, J. F., Méndez-Pérez, J. A., 2 2025. An intelligent energy management for an on-grid hybrid energy system cost reduction. *Journal of Energy Storage* 110.
DOI: 10.1016/j.est.2024.115053
- Sangaré, M., Bourreau, E., Fortz, B., Pachurka, A., Poss, M., 12 2023. Loads scheduling for demand response in energy communities. *Computers and Operations Research* 160.
DOI: 10.1016/j.cor.2023.106358
- Teng, Q., Wang, X., Hussain, N., Hussain, S., 2 2025. Maximizing economic and sustainable energy transition: An integrated framework for renewable energy communities. *Energy* 317.
DOI: 10.1016/j.energy.2025.134544
- Vivas, F. J., Pajares, A., Blasco, X., Herrero, J. M., Segura, F., Andújar, J. M., 4 2025. A novel energy management system based on two-level hierarchical economic model predictive control for use in microgrid control. *Energy Conversion and Management: X* 26.
DOI: 10.1016/j.ecmx.2025.101027