

Clasificador borroso de condiciones ambientales para la operación de seguidores solares

Peñaloza-López, M. A.^{a,*}, Palomino-Resendiz, S. I.^b, Flores-Hernández, D. A.^a, Chicaiza, W. D.^c, Escaño, J. M.^c

^aInstituto Politécnico Nacional, UPIITA, Av. Instituto Politécnico Nacional 2580, La Laguna Ticoman, Gustavo A. Madero, 07340, Ciudad de México, México.

^bInstituto Politécnico Nacional, ESIME Zacatenco, Unidad Profesional Adolfo López Mateos, Av. Luis Enrique Erro S/N, Gustavo A. Madero, Zacatenco, Ciudad de México, C. P. 07738, México.

^cDepartamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla, Escuela Técnica Superior de Ingeniería, Camino de los Descubrimientos s/n, 41092, Sevilla, España.

To cite this article: Peñaloza-López, M. A., Palomino-Resendiz, S. I., Flores-Hernández, D. A., Chicaiza, W. D., Escaño, J. M. 2025. Fuzzy classifier of environmental conditions for solar trackers operation. XX Simposio CEA de Control Inteligente, Huelva (Spain), 2025.

Resumen

En este trabajo se diseña un clasificador borroso basado en la medición de parámetros ambientales para aplicaciones en la gestión de operación de un seguidor solar. La construcción de las reglas de inferencia se realiza con base en el comportamiento histórico del clima de la Ciudad de México, el cual es extraído de bases de datos de acceso libre. Se considera la humedad relativa, la presión atmosférica y la temperatura como variables indicadoras para un pronóstico de lluvia. Para esta última, su duración se asocia con la cantidad de lluvia registrada (en *mm*) para cada día. La operación del seguidor solar se gestiona relacionando el pronóstico de lluvia con periodos de desactivación discretos que van desde 0 hasta 90 minutos. El funcionamiento del sistema propuesto se verifica desarrollando una metodología experimental que incluye la medición de los parámetros ambientales a través de sensores y la programación del clasificador borroso en una tarjeta de desarrollo STM32-NUCLEO-F446RE. Para esto se emplea la *Fuzzy Logic Toolbox* de *Matlab*, así como el *toolbox Waijung* para programar la tarjeta directamente desde el entorno de *Simulink*. Los resultados obtenidos muestran que el sistema propuesto es capaz de mantener la operación del seguidor solar cuando se presenta un clima soleado y despejado, o bien, desactivar el seguimiento de trayectoria cuando se presentan periodos con clima lluvioso, lo cual es relevante para garantizar la rentabilidad de la operación de un seguidor solar en términos de producción de energía.

Palabras clave: Energía renovable, Control inteligente, Predicción, Sistemas borrosos, Sistemas energéticos.

Fuzzy classifier of environmental conditions for solar trackers operation

Abstract

This work presents the design of a fuzzy classifier based on the measurement of environmental parameters for operational management applications in a solar tracking system. The inference rules are constructed using historical weather behavior data from Mexico City, obtained from open-access databases. Relative humidity, atmospheric pressure, and temperature are considered as indicator variables associated with rainfall forecasting. For the latter, its duration is linked to the recorded rainfall amount (in *mm*) available in the same databases. The operation of the solar tracker is managed by associating the rain forecast with discrete deactivation periods ranging from 0 to 90 minutes. The functionality of the proposed system is validated through an experimental methodology that includes the measurement of environmental parameters using sensors and the implementation of the fuzzy classifier on an STM32-NUCLEO-F446RE development board. The Fuzzy Logic Toolbox from Matlab is used for classifier design, and the Waijung toolbox is used to program the board directly from the Simulink environment. The results show that the proposed system can maintain solar tracking operation under clear and sunny weather conditions and deactivate the tracking during rainy periods, which is relevant to ensuring the profitability of solar tracker operation in terms of energy production.

Keywords: Renewable energy, Intelligent control, Forecasting, Fuzzy systems, Energy systems.

1. Introducción

La energía solar es una fuente de energía renovable que en las últimas décadas ha recibido particular atención como consecuencia del esfuerzo a nivel mundial por reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y mitigar el cambio climático (Schmela et al., 2023). Tan solo en México, su aportación a la red eléctrica paso de 2,176 GWh en 2018 a los 18,147 GWh en 2023, lo que representa un incremento de más de 8 veces en solo 5 años, esto según datos que figuran en el Balance Nacional de Energía (Secretaría de Energía, 2024). Es innegable la importancia que tiene la energía solar (junto al resto de las energías renovables) como medio para conseguir una transición energética que reemplace a los métodos convencionales basados en combustibles fósiles.

La forma más simple para producir energía eléctrica a partir de la solar es mediante paneles fotovoltaicos (PV) instalados con una orientación fija. Las ventajas que presenta esta alternativa están relacionadas con un consumo de energía nulo, así como un costo menor tanto para el mantenimiento como para la instalación, por lo que comunmente se opta por esta configuración tanto en las alternativas comerciales para inmuebles como en los denominados campos solares (Tsoutsos et al., 2005). Sin embargo, es importante tomar en cuenta que, a pesar de las mejoras que ha tenido esta tecnología, la eficiencia de los PV sigue siendo baja, apenas por encima del 20 % (Said and Ahmad, 2025), además, al instalarse con una orientación fija, su producción de energía es baja durante los periodos matutino y vespertino (en los cuales los rayos solares no inciden directamente sobre su superficie), por lo tanto, el desarrollo de plantas fotovoltaicas con capacidades equiparables a la de las centrales convencionales, es decir, del orden de los cientos de MW, requiere el despliegue a gran escala de estos dispositivos. Esto supone una considerable modificación del entorno, abarcando superficies que van desde las 100 hasta las 500 hectáreas (Secretaría de Energía, 2024). Además, se estima que para 2050 habrá alrededor de 80 millones de toneladas de desechos asociados a los PV, esto considerando su tiempo de vida promedio y el porcentaje de los materiales que se pueden reciclar (Unión Española Fotovoltaica, 2020). Ante esta problemática, los seguidores solares (SS) se presentan como una alternativa para incrementar la cantidad de energía que puede producir un PV, esto al orientarlo directamente al Sol durante todo el día. De esta manera la superficie de captación por unidad de potencia disminuye y, en consecuencia, también disminuye la cantidad de PV necesarios para una capacidad dada, esto siempre y cuando existan condiciones de clima soleado y despejado.

De forma general, un SS es un dispositivo electromecánico que se mueve reproduciendo en su efector final la trayectoria solar, y cuando se utiliza para orientar un PV puede incrementar su producción de energía entre un 18 % y 48 % respecto a instalaciones fijas (Angulo-Calderón et al., 2022). No obstante, es importante considerar que cada movimiento que desarrolla consume cierta energía, por lo tanto, la rentabilidad de su operación depende de que produzca más energía de la que consume por sí mismo y que, además, la energía restante sea superior a la que produciría un PV con orientación fija bajo las mismas condiciones. Esto puede abordarse desde dos enfoques distintos dependiendo de las condiciones climáticas. Cuando se tiene un clima soleado y despejado, la estrategia de control para el

seguimiento de la trayectoria solar afecta directamente el desempeño del SS pues es la encargada de gobernar su movimiento buscando, fundamentalmente, mantener el PV en un régimen de producción alto, pero empleando para ello el menor esfuerzo de control posible. Como ejemplo de esto se tiene el trabajo de (Peñaloza López, 2024), en donde se analiza el desempeño de un SS operando con una estrategia de control bajo un esquema de búsqueda de extremos (*Extremum Seeking Control*), el cual está basado en el seguimiento del punto de máxima potencia desarrollada por el PV (*Maximum Power Point Tracking*, MPPT), y se compara con un PV fijo bajo las mismas condiciones. Los resultados numéricos para un día con clima soleado y despejado se muestran en la Tabla 1, de la cual puede calcularse que el uso del SS incrementa la energía disponible en un 27 % respecto al PV con orientación fija.

Tabla 1: Resultados de (Peñaloza López, 2024) para un día soleado.

Sistema	Energía acumulada	Energía consumida	Energía disponible
SS	250.2 Wh	21 Wh	229.2 Wh
PV fijo	179.4 Wh	No aplica	179.4 Wh

Por otro lado, cuando las condiciones son adversas (climas nublados o lluviosos) la irradiancia solar disminuye y, aunque existen estrategias de control que tratan de buscar el mejor paso de luz incluso bajo estas condiciones (Belhachat and Larbes, 2018), en general, la producción del PV es baja independientemente de su orientación, por lo tanto, mantener el seguimiento de trayectoria puede comprometer la rentabilidad de la operación. Los resultados reportados en (Peñaloza López, 2024) también incluyen resultados bajo estas condiciones, los cuales pueden verse en la Tabla 2 y en la grafica de la Figura 1. En términos generales, la producción de ambos sistemas es muy próxima, sin embargo, al considerar el consumo del SS, la energía restante es incluso inferior a la del PV fijo. Por lo anterior, es evidente que la operación del SS debe ser gestionada con base en las condiciones climáticas de modo que se suspenda el seguimiento de trayectoria cuando no represente un beneficio considerable en términos de producción energética respecto a una configuración con orientación fija.

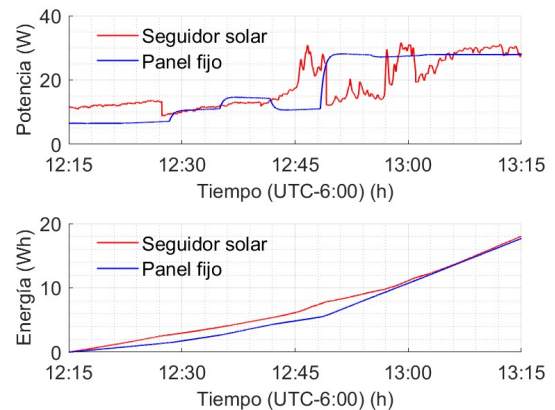


Figura 1: Producción de energía de un SS contra un PV. Adaptada de (Peñaloza López, 2024).

Tabla 2: Resultados de (Peñaloza López, 2024) en un periodo nublado.

Sistema	Energía acumulada	Energía consumida	Energía disponible
SS	18.02 Wh	3.1 Wh	14.92 Wh
PV fijo	17.68 Wh	No aplica	17.68 Wh

Existen propuestas para este tipo de sistemas, como la presentada en (Palomino-Resendiz et al., 2023a), en la cual se definen umbrales de activación basados en la medición y comparación de la temperatura, la luminosidad y la irradiancia solar. Esta solución resulta simple y funcional, al menos bajo condiciones climáticas favorables o adversas moderadas, sin embargo, su rigidez lógica, así como su incapacidad para considerar las tendencias de las condiciones climáticas, la vuelve susceptible frente a cambios drásticos (muy comunes, por ejemplo, durante los días parcialmente nublados), o bien, puede sugerir periodos prolongados de desactivación con la consecuente pérdida de producción de energía.

En este contexto, la integración de métodos para la predicción del clima se presenta como una alternativa para desarrollar sistemas de gestión de operación más sofisticados, a través de los cuales sea posible anticipar las variaciones en las condiciones ambientales y adaptar la operación del SS con base en los pronósticos futuros. De esta manera la viabilidad de la operación del SS es evaluada considerando un horizonte temporal más amplio, lo que permite identificar y aprovechar incluso los periodos parcialmente nublados, y descartar aquellos con pronósticos de climas densamente nublados o lluviosos, asociados con una baja producción de energía.

Dado que el clima es un sistema complejo cuyos procesos aún no se comprenden completamente, su predicción puede requerir el uso de estaciones especializadas para la medición de parámetros ambientales, así como sistemas de procesamiento de alta gama (McGuffie and Henderson-Sellers, 2014). Esto, de acuerdo con las propuestas de (Palomino-Resendiz et al., 2023b) y (Flores-Hernández et al., 2019), quienes establecen metodologías para el diseño y la selección de controladores para sistemas inteligentes (SS), podría representar un compromiso en la factibilidad de su implementación al incrementar considerablemente los costos de operación y desarrollo.

En este contexto, cobran relevancia trabajos como los de (Agboola et al., 2013), (Janarthanan et al., 2021) y (Zahran et al., 2023), donde se emplean clasificadores basados en lógica borrosa para generar pronósticos de lluvia. En dichos estudios, se realizan mediciones de variables como la temperatura, la velocidad del viento, la humedad y la presión atmosférica, que posteriormente son procesadas mediante reglas de inferencia derivadas del comportamiento climático histórico de una región específica. Esta información, por lo general, se encuentra disponible en bases de datos de libre acceso.

En atención a lo expuesto, este trabajo propone el desarrollo de un clasificador basado en lógica borrosa para el pronóstico de lluvia y condiciones climáticas adversas. Dicho clasificador se emplea para gestionar la operación de un sistema inteligente (SS) existente, con el objetivo de mejorar su eficiencia energética y preservar la integridad de sus componentes mecánicos. Esto se logra mediante la generación de rutinas de operación que

incorporan periodos de desactivación coherentes con las condiciones climáticas previstas para cada día.

2. Algoritmo clasificador de condiciones climáticas

La selección de las variables involucradas en el clasificador borroso, así como la construcción de las reglas de inferencia dependen del comportamiento climático histórico de la región donde busca implementarse. Por lo tanto, estos datos fueron obtenidos al consultar las bases de datos del clima de la Ciudad de México de acceso libre (consultar <https://www.tiempo3.com> y <https://www.meteored.mx>). Se consideró un periodo de un año (del 7 de mayo del 2023 al 7 de mayo del 2024) y se tomaron los datos de temperatura, presión atmosférica y humedad (variables de entrada, asociadas al pronóstico), así como de la cantidad de lluvia y el tipo de clima predominante en cada día.

A partir de esta información se generó la Tabla 3 que muestra el promedio de cada variable para todos los días con el mismo tipo de clima, desplegadas en orden creciente. Es importante mencionar que el tipo de clima en la Tabla se expresa siguiendo los siguientes acrónimos: D, Despejado; PN, Parcialmente Nublado; LMI, Lluvia Moderada a Intervalos; ILLTR, Intervalos de Lluvias Ligeras con Tormenta en la Región; CC, Cielo Cubierto; LLI, Lluvias Ligeras a Intervalos; LP, Ligeras Precipitaciones; LI, Llovizna a Intervalos; N, Neblina; NM, Neblina Moderada; NU, Nublado; PLM, Periodos de Lluvia Moderada; LL, Lluvias Ligeras; CTA, Cielos Tormentosos en las Aproximaciones; LFM, Lluvias Fuertes o Moderadas; y LTFMR, Lluvias con Tormentas Fuertes o Moderadas en la Región.

Tabla 3: Comportamiento promedio por clima: humedad relativa, presión atmosférica, y temperaturas mínima y máxima.

Humedad (%)		Presión (hPa)		Temp. mín. (°C)		Temp. máx. (°C)	
Clima	HR	Clima	P	Clima	Tmin	Clima	Tmax
D	35.4	LLI	1022.5	N	10.2	LLI	14.0
PN	35.7	LTFMR	1023.0	NU	10.7	LL	22.0
LTFMR	39.0	PN	1024.6	LLI	11.0	LI	22.7
CC	44.0	D	1024.7	LL	11.0	LP	23.4
CTA	48.3	CC	1025.3	NM	11.7	CC	24.1
NU	49.3	LMI	1025.6	LI	12.3	NU	24.5
N	51.8	PLM	1025.9	CC	12.5	NM	24.6
LMI	52.5	N	1026.1	LP	12.6	LMI	24.6
PLM	55.5	NU	1026.3	ILLTR	12.6	N	24.7
ILLTR	55.9	LP	1026.4	D	12.9	D	25.1
LFM	58.0	LFM	1026.5	LMI	13.0	ILLTR	25.1
NM	58.7	ILLTR	1026.7	CTA	13.3	PN	25.6
LI	59.7	NM	1026.8	PLM	13.5	PLM	26.8
LP	61.3	LI	1026.8	PN	14.1	CTA	27.0
LLI	65.0	LL	1027.0	LTFMR	16.0	LFM	28.0
LL	65.0	CTA	1027.7	LMF	16.0	LTFMR	29.0

Tabla 4: Clasificación de las variables de entrada.

Clasificación	Humedad (%)	Presión atmosférica (hPa)	Temperatura (°C)
Alta	> 52	> 1026.5	> 22.5
Media	35–52	1024–1026.5	16.5–22.5
Baja	< 35	< 1024	< 16.5

Con base en esto se asignaron los intervalos correspondientes a cada variable de entrada para clasificarlas, según su magnitud, como Baja (B), Media (M) o Alta (A) (ver Tabla 4) y, a su vez, generar las 27 combinaciones que se observan en la Tabla 5, la cual, además, muestra la cantidad de lluvia promedio registrada en los días que cumplen con cada combinación. De

esta manera, el planteamiento de la disposición combinatoria y el promedio de la cantidad de lluvia, permite establecer un conjunto de reglas de inferencia para determinar el periodo de desactivación del SS en cada caso, esto fundamentado en la relación existente entre el promedio de la cantidad de lluvia y la duración de la misma.

En la literatura se mencionan periodos lluviosos en el orden de los minutos hasta incluso varios días (García, 1974). Sin embargo, para efectos prácticos pueden descartarse las condiciones extremas como lluvias torrenciales o huracanes, eventos en los cuales es evidente la necesidad de desactivar un SS incluso como un protocolo de seguridad. Por lo tanto, se plantea una relación lineal entre la cantidad de lluvia (de 0 a 7.42 mm) y un tiempo de lluvia máximo de 90 minutos, el cual se eligió de forma heurística al analizar la duración de las lluvias registradas en las bases de datos. A su vez, este intervalo se clasifica en cinco categorías: Bajo, Medio-Bajo, Medio, Medio-Alto y Alto. Esto puede interpretarse como la propuesta de salida del clasificador, es decir, se trata de las variables lingüísticas que conforman al conjunto conclusión, de tal forma que la Tabla 5 corresponde a la matriz de reglas de inferencia borrosa.

Con lo propuesto hasta este momento, es posible expresar cada variable como un conjunto borroso al plantear las funciones de pertenencia considerando la naturaleza de cada variable y los intervalos en que se clasifican, lo que puede observarse en las Figuras 2 a 4. Asimismo, el conjunto conclusión puede verse en la Figura 5 cuyo universo de discurso ha sido acotado entre 0 y 1, esto para asociarlo con un periodo de desactivación desde nulo hasta total.

Tabla 5: Promedio de lluvia correspondiente a cada combinación de las condiciones climáticas. Datos de la Ciudad de México entre el 7 de mayo del 2023 y el 7 de mayo del 2024.

Humedad	Presión	Temperatura	Lluvia promedio (mm)
Bajo	Bajo	Bajo	Bajo (0,00)
Bajo	Bajo	Medio	Bajo (0,00)
Bajo	Bajo	Alto	Bajo (0,34)
Bajo	Medio	Bajo	Bajo (0,03)
Bajo	Medio	Medio	Bajo (0,03)
Bajo	Medio	Alto	Bajo (0,18)
Bajo	Alto	Bajo	Bajo (0,40)
Bajo	Alto	Medio	Bajo (0,00)
Bajo	Alto	Alto	Bajo (0,20)
Medio	Bajo	Bajo	Bajo (0,00)
Medio	Bajo	Medio	Medio (3,44)
Medio	Bajo	Alto	Medio bajo (1,28)
Medio	Medio	Bajo	Bajo (0,01)
Medio	Medio	Medio	Medio (2,68)
Medio	Medio	Alto	Bajo (0,97)
Medio	Alto	Bajo	Bajo (0,34)
Medio	Alto	Medio	Medio bajo (2,02)
Medio	Alto	Alto	Medio bajo (2,20)
Alto	Bajo	Bajo	Medio (2,63)
Alto	Bajo	Medio	Medio bajo (0,60)
Alto	Bajo	Alto	Medio (2,44)
Alto	Medio	Bajo	Bajo (0,71)
Alto	Medio	Medio	Alto (6,52)
Alto	Medio	Alto	Medio bajo (2,20)
Alto	Alto	Bajo	Medio (2,68)
Alto	Alto	Medio	Alto (7,42)
Alto	Alto	Alto	Medio alto (5,21)

3. Integración del clasificador borroso al SS

El clasificador borroso se desarrolla a través del *Fuzzy Logic Toolbox* de *Matlab*, con el cual se configura un clasificador tipo Mamdani, por lo que la interpretación de las reglas de inferencia resulta del cálculo del centroide. La adquisición de las

señales de humedad, presión y temperatura se hace a través de sensores y una tarjeta *Arduino uno* que funciona como una tarjeta de adquisición de datos.

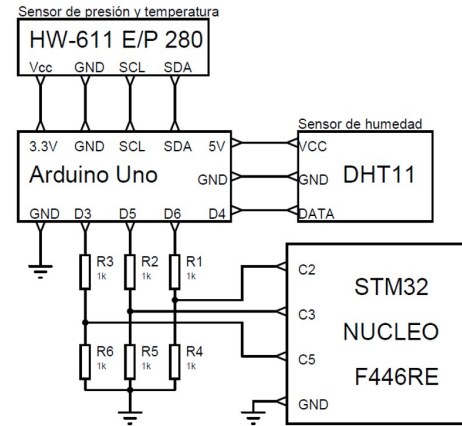


Figura 6: Esquemático de conexión con los sensores.

Esta se conecta con una tarjeta de desarrollo STM32-NUCLEO-F446RE (ver Figura 6), en la cual se programa el clasificador borroso directamente desde *Simulink* gracias al uso del *toolbox Waijung*. En la Figura 7 se observa el modelo de *Simulink* en el que el clasificador borroso recibe las señales de los sensores (filtradas previamente para eliminar el ruido y los efectos debidos a la modulación por ancho de pulso del *Arduino*). Los bloques adicionales son requisito para el uso de *Waijung* ya que permiten seleccionar el tipo de tarjeta, leer las entradas analógicas y configurar la comunicación serial con una computadora para la visualización de datos. Posteriormente, el clasificador borroso se conecta con una estructura de condicionales (ver Figura 8) que asocia su salida con periodos de desactivación discretos que van desde 0 hasta 90 minutos.

4. Metodología experimental y resultados

Para verificar el funcionamiento del sistema de gestión de operación es necesario exponer sus elementos sensores a las condiciones climáticas y registrar tanto los valores de las mediciones como el tiempo de desactivación sugerido por el clasificador. Para este fin se estableció la comunicación serial por protocolo *UART* entre la tarjeta de desarrollo STM32-NUCLEO-F446RE y una computadora, la cual registró los datos necesarios a través de un algoritmo implementado en *Matlab*. Sin embargo, la observación del tipo de clima, así como su correspondiente registro debe realizarse de forma manual, o bien, consultarse a través de medios confiables dedicados a este propósito, por ejemplo el Servicio Meteorológico Nacional. En la Figura 9 se observa la plataforma de pruebas utilizada, compuesta por el sistema de gestión de operación (las placas de desarrollo y los sensores) y un prototipo de SS de dos ejes.

La prueba de funcionamiento se llevó a cabo el día 25 de mayo del 2024 desde las 8:00 a.m. hasta las 6:00 p.m. en el norte de la Ciudad de México. El clima para este día fue predominantemente soleado y despejado y, por lo tanto, con tiempos de desactivación nulos. Sin embargo alrededor de las 5:00 p.m. se presentó un repentino periodo de lluvia vespertina cuya duración observada fue de 23 minutos. El clasificador, en respuesta,

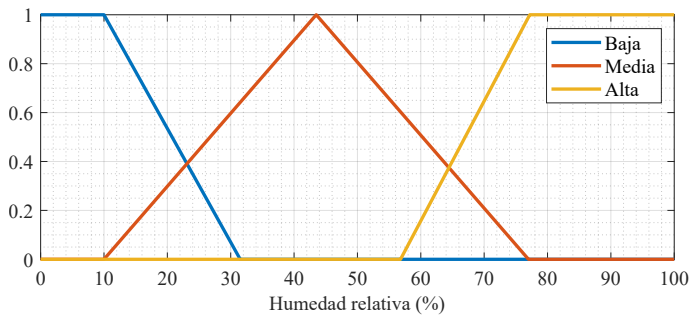


Figura 2: Conjunto borroso para variable de humedad.

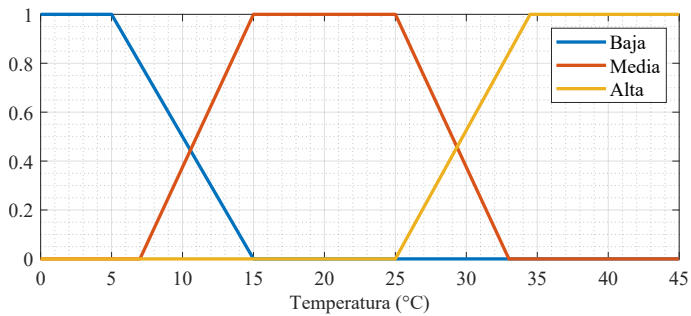


Figura 4: Conjunto borroso para variable de temperatura.

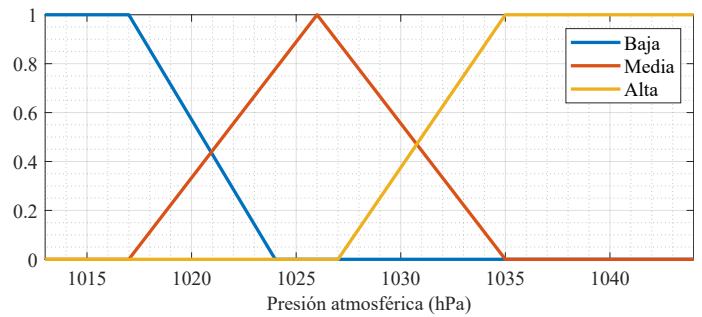


Figura 3: Conjunto borroso para variable de presión.

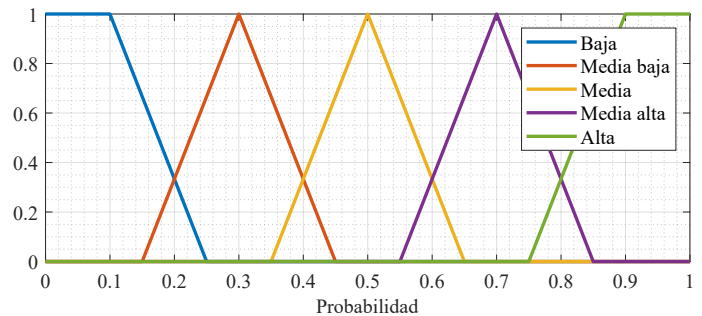


Figura 5: Conjunto conclusión.

sugirió un tiempo de desactivación de entre 18 y 36 minutos casi inmediatamente después del comienzo de la lluvia. Esto puede observarse en la Figura 10 donde se han graficado superpuestos los periodos de desactivación y lluvia.

5. Conclusiones

El sistema de gestión de operación propuesto sugirió tiempos de desactivación nulos cuando la operación del SS era conveniente, es decir, cuando se presentaba un clima predominantemente soleado y, por lo tanto, un régimen de producción alto del PV. Además, al presentarse un periodo de lluvia el clasificador fue capaz de estimar la duración del mismo con un error de aproximadamente 9 minutos por encima del valor real. Esto representa un error de alineación de solo 2,25 ° debido al movimiento aparente del Sol en el cielo. Por lo tanto, puede concluirse que el sistema de gestión de operación es capaz de generar rutinas de desactivación con base en las condiciones climáticas, lo cual contribuye a preservar la rentabilidad de un SS. Sin embargo, es importante mencionar que, debido a la dependencia del clima para la realización de pruebas, así como a la ausencia de lluvias durante la experimentación, no ha sido posible enriquecer esta investigación con más resultados experimentales que reafirmen las conclusiones presentadas.

Agradecimientos

Esta investigación estuvo parcialmente financiada por el Instituto Politécnico Nacional - Secretaría de Investigación y Posgrado (SIP-20250023 y SIP-20251300), la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (Convocatoria

Ciencia de Frontera 2023 CF-2023-I-1635) y el Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores.

Referencias

- Agboola, H. A., Arome, J. G., Aliyu, E., Boniface, K. A., 2013. Development of a fuzzy logic based rainfall prediction model. *International Journal of Engineering and Technology* 3.
- Angulo-Calderón, M., Salgado-Tránsito, I., Trejo-Zúñiga, I., Paredes-Orta, C., Kesthkar, S., Díaz-Ponce, A., Jan. 2022. Development and Accuracy Assessment of a High-Precision Dual-Axis Pre-Commercial Solar Tracker for Concentrating Photovoltaic Modules. *Applied Sciences* 12 (5), 2625, number: 5 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute. DOI: 10.3390/app12052625
- Belhachat, F., Larbes, C., Sep. 2018. A review of global maximum power point tracking techniques of photovoltaic system under partial shading conditions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 92, 513–553. DOI: 10.1016/j.rser.2018.04.094
- Flores-Hernández, D. A., Palomino-Resendiz, S. I., Luviano-Juárez, A., Lozada-Castillo, N., Gutiérrez-Frías, O., 2019. A Heuristic Approach for Tracking Error and Energy Consumption Minimization in Solar Tracking Systems. *IEEE Access* 7, 52755–52768. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2912317
- García, E., Jan. 1974. Distribución de la precipitación en la República Mexicana. *Investigaciones Geográficas*. DOI: 10.14350/rig.58875
- Janarthanan, R., Balamurali, R., Annapoorani, A., Vimala, V., Jan. 2021. Prediction of rainfall using fuzzy logic. *Materials Today: Proceedings* 37, 959–963. DOI: 10.1016/j.matpr.2020.06.179
- McGuffie, K., Henderson-Sellers, A., Apr. 2014. *The Climate Modelling Primer*. John Wiley & Sons.
- Palomino-Resendiz, S. I., Flores-Hernández, D. A., Cantera-Cantera, L. A., Lozada-Castillo, N., Luviano-Juárez, A., Nov. 2023a. Design and implementation of Model-Based Predictive Control for two-axis Solar Tracker. *Solar Energy* 265, 112080. DOI: 10.1016/j.solener.2023.112080
- Palomino-Resendiz, S. I., Ortiz-Martínez, F. A., Paramo-Ortega, I. V., González-Lira, J. M., Flores-Hernández, D. A., 2023b. Optimal Selection

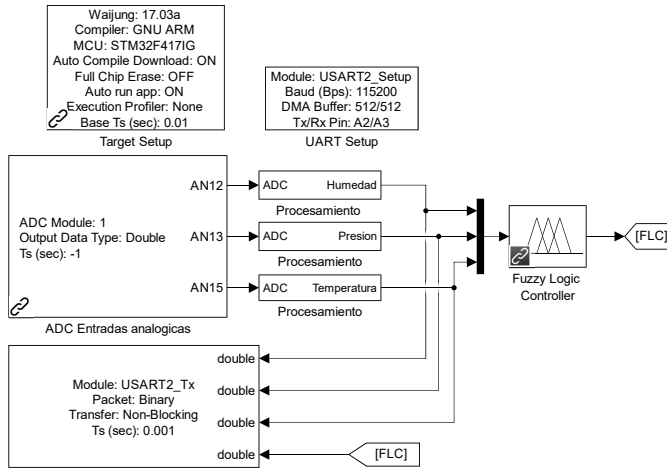


Figura 7: Clasificador borroso en modelo de Simulink.

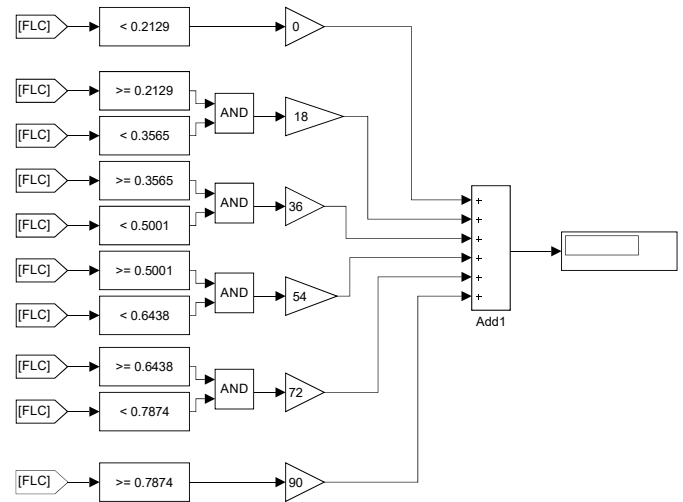


Figura 8: Estructura de condicionales.

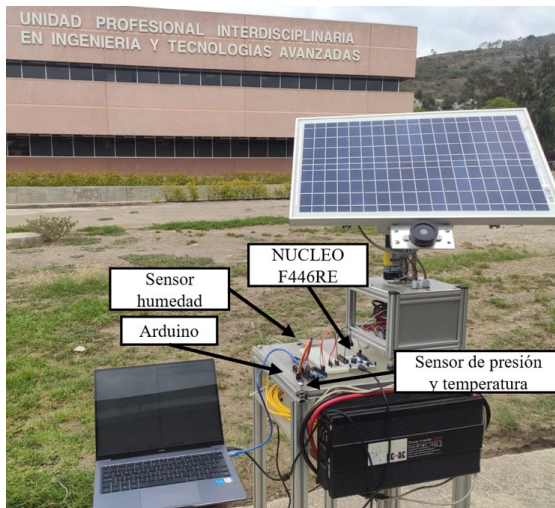


Figura 9: Plataforma experimental para pruebas del clasificador borroso.

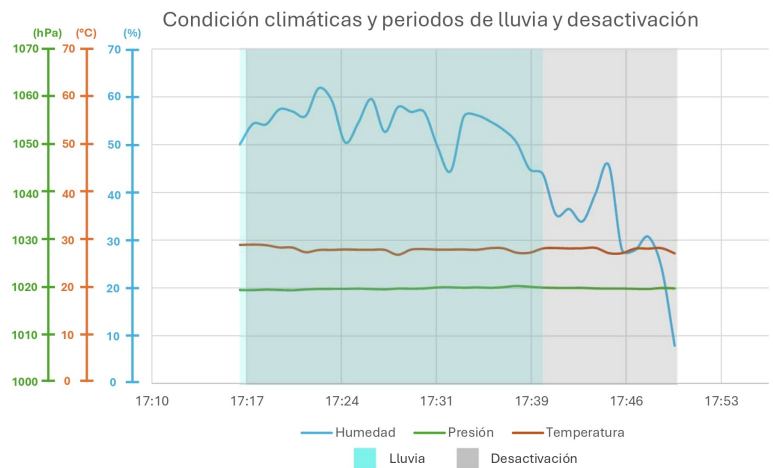


Figura 10: Superposición de los periodos de desactivación y lluvia.

of the Control Strategy for Dual-Axis Solar Tracking Systems. IEEE Access 11, 56561–56573.

DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3283336

Peñaloza López, M. A., 2024. Desarrollo e implementación de una estrategia de control no convencional basada en esquemas de optimización para aplicaciones de seguimiento solar. Ph.D. thesis, Instituto Politécnico Nacional.

Said, Z., Ahmad, F. F., Jul. 2025. Maximizing solar photovoltaic efficiency with Mist Cooled sandwich bifacial panels under extreme hot climate conditions. Energy Conversion and Management 335, 119865.

DOI: 10.1016/j.enconman.2025.119865

Schmela, M., Rossi, R., Lits, C., Chunduri, S. K., Shah, A., Muthyal, R., Moghe, P., Kalam, S., Jamkhedkar, A., Goel, S., Saratchandra, P., Jun. 2023. Advancements in solar technology, markets, and investments – A summary of the 2022 ISA World Solar Reports. Solar Compass 6, 100045.

DOI: 10.1016/j.solcom.2023.100045

Secretaría de Energía, 2024. Balance Nacional de Energía.

URL: <http://www.gob.mx/sener/articulos/balance-nacional-de-energia-296106>

Tsoutsos, T., Frantzeskaki, N., Gekas, V., 2005. Environmental impacts from the solar energy technologies. Energy policy 33 (3), 289–296.

Unión Española Fotovoltaica, 2020. Analisis del estado del arte del reciclaje de paneles fotovoltaicos.

URL: <https://www.unef.es>

Zahran, B., Ayyoub, B., Abu-Ain, W., Wael, H., Sulieman, A.-H., 2023. A fuzzy based model for rainfall prediction. International Journal of Data and Network Science 7.

DOI: 10.5267/j.ijdns.2022.12.001