

Diseño de un sistema de gestión operación de seguidores solares basado en un clasificador difuso de parámetros ambientales

Design of a solar tracker operation management system based on a fuzzy classifier of environmental parameters

Marco A. Peñaloza-López ^b, Sergio I. Palomino-Resendiz ^{a,*}, Diego A. Flores-Hernández ^b, Cesar U. Sólis-Cervantes ^a,
Roberto L. Palomino-Resendiz ^c

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

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

^cInstituto Politécnico Nacional - CMP+L. Av. Acueducto S/N, 07340 Ciudad de México, Ciudad de México.

Resumen

Este trabajo propone el diseño de un sistema enfocado en mejorar el proceso de gestión de operación y desactivación de un seguidor solar basado en lógica difusa. Lo anterior debido a que los seguidores solares usualmente se desactivan ante condiciones climáticas adversas siguiendo un principio de operación que se rige por comparaciones simples entre umbrales y parámetros asociados a las condiciones climáticas y, en consecuencia, se pierde de vista la energía disponible. Para validar la propuesta se realizó un procedimiento experimental que consta de dos etapas. La primera, se refiere a la prueba y ajuste del clasificador en un ambiente de simulación empleando escenarios que reproducen eventos registrados en bases de datos climáticas de la CDMX, así como su integración en un seguidor solar existente, y luego en la segunda etapa, se provee un análisis comparando los periodos de desactivación obtenidos con las condiciones reales. Finalmente se brindan conclusiones y propuestas de trabajo a futuro.

Palabras Clave: Seguidor solar, Clasificador Difuso, Energía solar, Gestión de operación, Pronóstico climático.

Abstract

This work proposes the design of a system focused on improving the operation and deactivation management process of a solar tracker based on fuzzy logic. This is because solar trackers are usually deactivated under adverse weather conditions following an operating principle that is governed by simple comparisons between thresholds and parameters associated with weather conditions and, consequently, the available energy is lost sight of. To validate the proposal, an experimental procedure consisting of two stages was carried out. The first refers to the testing and adjustment of the classifier in a simulation environment using scenarios that reproduce events recorded in CDMX climate databases, as well as its integration into an existing solar tracker, and then in the second stage, an analysis is provided comparing the deactivation periods obtained with real conditions. Finally, conclusions and proposals for future work are provided.

Keywords: Solar tracker, Fuzzy classifier, Solar energy, Operation management, Weather forecast.

1. Introducción

La energía solar es una alternativa sustentable y sostenible. En las últimas décadas, se ha demostrado que bajo su uso se logra reducir de forma significativa los efectos negativos implicados con la utilización de fuentes de energía convencionales

(obtenidas bajo la transformación de combustibles fósiles) durante el desarrollo de procesos productivos, así como en la realización de tareas vinculadas con actividades de la vida cotidiana (Kanoglu *et al.*, 2021).

El aprovechamiento de la energía solar se da bajo el desarrollo de procesos de captación y conversión de la radiación so-

* Autor para correspondencia: spalominor@ipn.mx

Correo electrónico: mpenalozal1500@alumno.ipn.mx (Marco Antonio Peñaloza-López), spalominor@ipn.mx (Sergio Isai Palomino-Resendiz), dfloreshe@ipn.mx (Diego Alonso Flores-Hernández), csolis@ipn.mx (Cesar Ulises Sólis-Cervantes) y rpalominor@ipn.mx (Roberto Luis Palomino-Resendiz).

Historial del manuscrito: recibido el 20/06/2024, última versión-revisada recibida el 16/10/2024, aceptado el 7/10/2024, publicado el 30/11/2024. **DOI:** <https://doi.org/10.29057/icbi.v12iEspecial4.13283>



lar. Esto, a través del uso de dispositivos especializados (de tipo óptico como lentes y/o espejos, o bien, paneles fotovoltaicos) para producir energía térmica y/o energía eléctrica. En general, los dispositivos operan bajo la simple exposición de su superficie de captación a la radiación solar (Sultan y Efsan, 2018; Leutz y Suzuki, 2012). No obstante, es importante mencionar que su capacidad de producción está directamente relacionada con la precisión con la que se apunta su superficie de captación hacia el sol, así como con las condiciones ambientales. Por ello, para garantizar su mejor desempeño es común recurrir al uso de sistemas denominados seguidores solares (SS) que desarrollan las tareas de apuntamiento de forma automática. Lo anterior, bajo la manipulación de mecanismos que permiten reproducir la trayectoria solar de cada día (Prinsloo y Dobson, 2015).

Los SS se clasifican principalmente conforme a su capacidad de movilidad y grado de automatización. Aunque también, pueden involucrarse sub-clasificaciones relacionadas con el tipo de mecanismos que los componen, las leyes de control que los gobiernan, la instrumentación y/o elementos de medición que emplean, el tipo de sistema de gestión de trayectorias solares, entre otras cosas (Fuentes-Morales *et al.*, 2020).

Un SS permite producir entre 18 a 45 % más de energía en comparación con un sistema fijo. Esto, particularmente para sistemas que utilizan paneles fotovoltaicos, mientras que, para sistemas que emplean dispositivos ópticos su función se centra en garantizar su correcta operación, la cual está asociada a un régimen de producción máxima de energía (Palomino-Resendiz *et al.*, 2023a,b). Es importante mencionar que lo anterior se da principalmente, ante condiciones de operación favorables (es decir, cielo soleado y despejado), por lo que, debe entenderse que a pesar de que en la literatura se han reportado grandes avances en el diseño y/o gestión de operación de los SS, aún se conservan ciertas deficiencias en su operación para condiciones climáticas adversas asociadas con cielo parcialmente nublado, nublado, condiciones de lluvia y/o alta contaminación, ya que en esos instantes la producción de energía es menor o nula. Lo que, en consecuencia, genera un compromiso en la rentabilidad de su aplicación, ya que en algunos casos el valor de energía que consume el SS puede superar de forma significativa la producción.

Un ejemplo de lo antes mencionado se tiene en el trabajo de (Peñaloza-López, 2024), donde se presenta una alternativa en la que se diseña e implementa un esquema de operación basado en el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT, por sus siglas en inglés) para un SS de dos ejes, que a su vez es gobernado por un controlador óptimo de tipo búsqueda de extremos (ESC, por sus siglas en inglés). Los resultados resaltan los beneficios de un seguimiento activo de la trayectoria solar en condiciones climáticas favorables, pero en el caso de condiciones climáticas adversas se tiene una producción de energía menor en comparación con un sistema fijo (ver Figura 1). Por otra parte, en la Figura se debe considerar que las curvas de producción de energía que se muestran corresponden a la energía proveniente del panel fotovoltaico que instrumenta cada sistema utilizado (es decir, un SS de dos ejes y un sistema fijo (SF)).

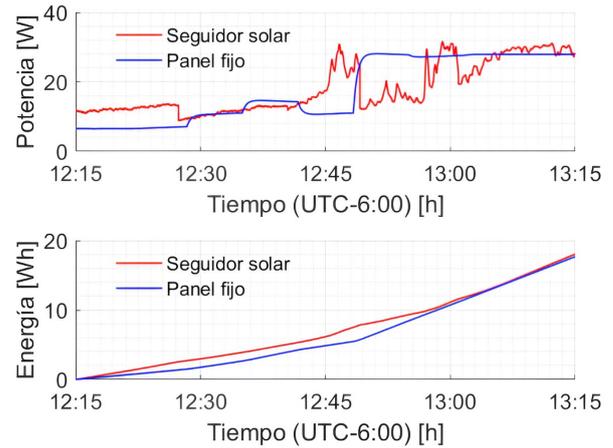


Figura 1: Producción de energía de SS de dos ejes y sistema Fijo ante condiciones climáticas adversas. Figura adaptada de (Peñaloza-López, 2024).

Otra forma de interpretar la Figura 1 es que, en su contenido se aprecia que el SS produce más potencia como resultado del desempeño del algoritmo de MPPT que lo gobierna. Sin embargo, en términos reales la cantidad de energía acumulada es similar al caso del SF. Por lo que, puede establecerse que es innecesario mantener una operación continua en esos momentos, ya que al final se debe restar el consumo propio del SS, lo que resulta incluso en un total de energía disponible menor para el SS con respecto al SF. En la literatura, el seguimiento ante condiciones adversas se define como seguimiento de punto global de máxima potencia (o bien, GMPPT por sus siglas en inglés). Tal que, el principio básico de funcionamiento del algoritmo se basa en localizar el mejor paso de radiación solar directa mediante la medición y procesamiento de variables como irradiancia, corriente, luminosidad, entre otras. Esto, sin importar las condiciones climáticas (Devireddy *et al.*, 2022), aunque cabe aclarar que, en este caso, diferentes orientaciones pueden llegar a tener el mismo grado de importancia y por ello el SS debe asistirse de un sistema que gestione su operación mediante la ejecución de rutinas de activación y/o de desactivación para evitar procesos de búsqueda excesivos.

En trabajos como (Belhachat y Larbes, 2018) y (Kermadi *et al.*, 2020) se presentan revisiones de diversas propuestas de GMPPT desarrolladas en las últimas décadas para minimizar pérdidas de producción en condiciones de operación adversas moderadas (nubosidad parcial). En los algoritmos analizados es evidente que los esfuerzos y avances se centran en evitar barridos excesivos durante el proceso de búsqueda (mismo que se mantiene activo en todo momento), así como evitar caídas en el valor de producción (como ocurre en el periodo comprendido entre las 12:45 y las 13:00 horas de la 1). Las mejoras de funcionamiento se logran mediante la integración de esquemas avanzados de optimización en los algoritmos de control. En general, cada propuesta logra su cometido, pero es importante mencionar que no deja en claro cómo se gestiona la operación del SS, ya que en condiciones climáticas adversas graves los movimientos del SS pueden ser bastante significativos y contar con un consumo de energía excesivo.

Para esclarecer lo anterior puede utilizarse la Figura 2 que muestra la dinámica del error de seguimiento de la trayectoria

solar obtenida durante la experimentación que dio origen a la Figura 1, en la que cabe mencionar que las curvas corresponden a los valores de salida de un sensor Solar MEMS que se orienta de la misma forma que el panel fotovoltaico mientras que opera el SS (ver Figura 3). De la Figura, puede notarse que para el periodo comprendido entre las 12:40 y 13:15 se desarrollaron movimientos bastante agresivos y de gran amplitud. Esto como resultado de un mal funcionamiento del MPPT, ya que, debido a las condiciones ambientales, se convirtió en GMPPT donde usualmente se tienen condiciones adversas y los valores de irradiancia son bajos y pueden repetirse en cualquier orientación. Entonces, para los fines del algoritmo, cualquier posición puede definirse como el máximo global. Cabe aclarar que en el periodo de las 12:15 a 12:40 no se tienen datos de posicionamiento del Solar MEMS porque este requiere un valor mínimo de $350 \frac{W}{m^2}$ para operar, lo cual se comprueba en la tercera curva contenida en la misma Figura, que es proveniente de un pirheliómetro instalado en el SS.

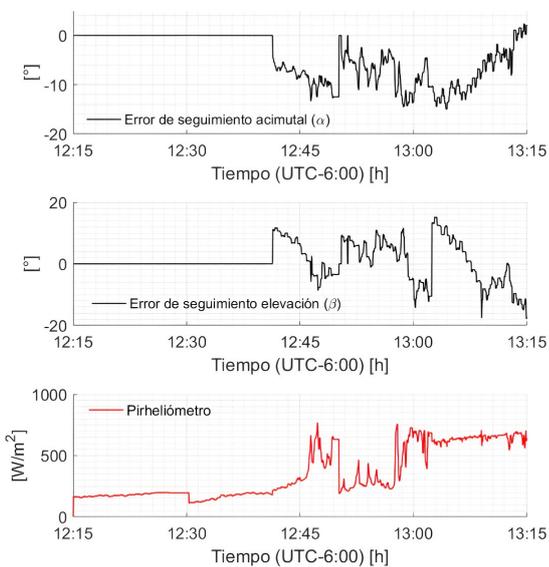


Figura 2: Error de seguimiento de trayectoria de SS ante condiciones climáticas adversas. Figura a daptada de (Peñaloza-López, 2024).



Figura 3: SS y SF empleados en caso de estudio de (Peñaloza-López, 2024).

uso de sistemas de gestión de operación, los cuales determinan los periodos factibles de funcionamiento del SS. Es decir, lograr que la operación no comprometa la rentabilidad a pesar de la garantía del cumplimiento del MPPT o GMPPT. Un ejemplo de lo anterior es la propuesta que se presenta en (Palomino-Resendiz et al., 2023a), la cual se basa en la adquisición y comparación simple de variables como temperatura, luminosidad e irradiancia con umbrales de activación, en la que es importante mencionar que, si bien se cuenta con un desempeño funcional ante condiciones climáticas favorables y adversas moderadas, también es susceptible a cambios drásticos, o bien, a la presencia de condiciones climáticas irregulares asociadas a la presencia de niveles altos de contaminación (como las que se presentan en la CDMX), ya que las lecturas pueden interpretarse de forma equivocada y/o sugerir comportamientos lejanos de la realidad. Y por consecuencia, llevar a periodos prolongados de desactivación del SS, además de pérdidas de producción de energía.

Para evitar la problemática expuesta, podría recurrirse al uso de métodos especializados con fines de predicción del clima o el cálculo de probabilidad de lluvia como los que se muestran en (Ignacio y Emilia, 2021) y (McGuffie y Sellers, 1990). Sin embargo, de acuerdo con las propuestas de ((Palomino-Resendiz et al., 2023b) y (Flores-Hernández et al., 2019) que establecen metodologías para el diseño y selección de controladores de SS, podría suponerse un compromiso en la factibilidad de su uso, ya que los métodos implican el uso de sistemas y/o estaciones especializadas para la medición de parámetros ambientales, así como sistemas de procesamiento de gama alta dada su complejidad. Lo mismo ocurre si se considera que el sistema cuente con la capacidad de conectividad con sitios dedicados al monitoreo y pronóstico del clima, además de que eso puede incrementar los costos de desarrollo y operación del SS.

Entonces, dado lo anterior, se vuelve evidente la relevancia de las propuestas contenidas en trabajos como (Zahran, 2023), (Janarthanan et al., 2021) y (Agboola et al., 2013), las cuales se asocian a sistemas predictores de lluvia basados en la operación de clasificadores asistidos con lógica difusa. De ese modo, pueden utilizarse variables que implican una adquisición y procesamiento simple (como temperatura, presión barométrica, humedad, velocidad del viento, entre otras), y ante inferencias (que inclusive contemplan casos especiales) generar pronósticos, las cuales derivan del análisis del comportamiento climático histórico de un lugar, que usualmente se encuentra contenido en bases de datos de libre acceso. Cabe mencionar que este tipo predictores puede verse mejorado ante el uso de Redes Neuronales Artificiales u otro tipo de método de optimización como se muestra en los trabajos de (Helen et al., 2016), (Dotse et al., 2024) y (Pham et al., 2024). Sin embargo, como se ha mencionado eso puede suponer un aumento de la complejidad en la operación del sistema, implicar mayores recursos de procesamiento, elevar los costos, y usar herramientas especializadas o funciones reservadas, lo cual representa una dependencia de los servicios o hardware que solo los proveedores y fabricantes pueden brindar (Palomino-Resendiz et al., 2023b). Además, como parte del funcionamiento de los algoritmos, debe tomarse en cuenta requerimientos asociados a su correcta configuración y/o sintonización, como periodos prolongados de entrenamiento.

Una alternativa para disminuir estos efectos es a través del

Es por ello, que en este trabajo se propone el diseño e im-

plementación de un sistema de gestión de operación para un SS existente basado en predicciones de lluvia y/o condiciones climáticas adversas mediante lógica difusa. Lo anterior con el objetivo de gestionar rutinas de operación que permitan desactivar el SS por periodos congruentes, los cuales están asociados a las condiciones climáticas y/o ambientales, y así evitar un consumo de energía y desgaste de componentes en instantes en que sea innecesario operar el SS. El resto del trabajo se presenta de la siguiente manera: La Sección 2 muestra el diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación y predicción de condiciones climáticas. Luego, la Sección 3 proporciona una breve descripción del proceso de instrumentación, programación e integración del clasificador al SS, así como la formalización del sistema de gestión de operación. Por otra parte, en la Sección 4 se presenta el desarrollo de una metodología experimental que permite probar y validar la propuesta. Finalmente, se presenta un análisis de los resultados obtenidos y se brindan conclusiones. Adicionalmente, también se mencionan las propuestas de trabajo futuro.

2. Algoritmo clasificador de condiciones climáticas

Para desarrollar el algoritmo clasificador basado en lógica difusa, es indispensable contar con la selección adecuada de variables y reglas de inferencia asociadas al comportamiento climático. Por ello, se recurrió al análisis e interpretación de bases de datos (consultar <https://www.tiempo3.com> y <https://www.meteored.mx>) del clima de la CDMX. Esto en el periodo comprendido entre el 7 de mayo del 2023 y el 7 de mayo del 2024. Donde, es fácil apreciar que variables como humedad, presión y temperatura permiten determinar y relacionar en función de su dinámica y combinación el valor de lluvia obtenido. Además, dichas variables, pueden contener de forma indirecta la dinámica de otros aspectos importantes, como la velocidad del viento o irradiancia solar. En la Tabla 1 se sintetiza lo antes mencionado, su contenido muestra la correlación que existe entre las variables (bajo una configuración combinatoria) y el valor promedio de lluvia obtenido. Cabe mencionar que la disposición combinatoria de las variables deriva de un análisis estadístico de repetición de sus valores que se dividen en tres categorías (Bajo, Medio y Alto), respectivamente (ver Tabla 2). Es importante mencionar que, los valores en que se clasifican las variables en la Tabla 2, se obtienen de las Tablas 3, 4, 5 y 6; cuyo contenido de cada una muestra el promedio de todos los datos de cada variable de interés en orden creciente, así como su correspondencia cada tipo de clima. Además, en las Tablas se tienen 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, Nebli- na; NM, Nebli- na 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.

Así, a partir de la configuración combinatoria y el valor del promedio de lluvia obtenido, se puede proponer una nueva clasificación en la que se logren inferir periodos de desactivación

para el SS. Esto, debido a que existe una relación entre valor del promedio de lluvia obtenido y el tiempo en que se desarrolla dicha condición. Es decir, en función del valor promedio de lluvia obtenido, se puede inferir el tiempo de lluvia en cada día. En la literatura los tiempos de duración de lluvia cuentan con duraciones que van de minutos hasta días (consultar, (García, 1974)). Pero, para fines prácticos, y omitiendo condiciones de lluvias torrenciales hasta huracanes, así como no perder de vista la tarea principal, que es desactivar el SS por periodos congruentes ante presencia de lluvia, se propone una relación lineal (cantidad-tiempo) entre el valor mínimo y máximo (0 a 7.42 mm) del promedio de lluvia obtenido y un periodo de lluvia que va de 0 a 90 minutos, el cual se eligió de forma heurística al analizar la duración de las lluvias registradas en las bases de datos. También, en esta relación se propone una división que clasifica el tiempo de desactivación como: Bajo, Medio-Bajo, Medio, Medio-Alto y Alto.

Tabla 1: Base de datos del comportamiento estadístico y de repetición del clima de la CDMX para el periodo comprendido entre el 7 de mayo del 2023 al 7 de mayo del 2024. En la Tabla B=Bajo, M=medio y A= Alto, mientras que H, P y T se asocian directamente con la variable que representan.

Humedad	Presión	Temperatura	Lluvia promedio [mm]
HB	PB	TB	0.00
HB	PB	TM	0.00
HB	PB	TA	0.34
HB	PM	TB	0.03
HB	PM	TM	0.03
HB	PM	TA	0.18
HB	PA	TB	0.40
HB	PA	TM	0.00
HB	PA	TA	0.20
HM	PB	TB	0.00
HM	PB	TM	3.44
HM	PB	TA	1.28
HM	PM	TB	0.01
HM	PM	TM	2.68
HM	PM	TA	0.97
HM	PA	TB	0.34
HM	PA	TM	2.02
HM	PA	TA	2.20
HA	PB	TB	2.63
HA	PB	TM	0.60
HA	PB	TA	2.44
HA	PM	TB	0.71
HA	PM	TM	6.52
HA	PM	TA	2.20
HA	PA	TB	2.68
HA	PA	TM	7.42
HA	PA	TA	5.21

Tabla 2: Definición de intervalos de cada variable de interés.

Clasificación	Humedad	Presión	Temperatura
	[%]	atmosferica [hPa]	[°C]
Alta	> 52	> 1026,5	> 22,5
Media	35 – 52	1024 – 1026,5	16,5 – 22,5
Baja	< 35	< 1024	< 16,5

Tabla 3: Comportamiento promedio de Humedad relativa (HR).

Clima	HR [%]
D	35.4
PN	35.7
LTFMR	39.0
CC	44.0
CTA	48.3
NU	49.3
N	51.8
LMI	52.5
PLM	55.5
ILLTR	55.9
LFM	58.0
NM	58.7
LI	59.7
LP	61.3
LLI	65.0
LL	65.0

Tabla 6: Comportamiento promedio de temperatura máxima (TMax).

Clima	TMax [°C]
LLI	14.0
LL	22.0
LI	22.7
LP	23.4
CC	24.1
NU	24.5
NM	24.6
LMI	24.6
N	24.7
D	25.1
ILLTR	25.1
PN	25.6
PLM	26.8
CTA	27.0
LFM	28.0
LTFMR	29.0

Tabla 4: Comportamiento promedio de presión atmosférica (PA).

Clima	PA [hPa]
LLI	1022.5
LTFMR	1023.0
PN	1024.6
D	1024.7
CC	1025.3
LMI	1025.6
PLM	1025.9
N	1026.1
NU	1026.3
LP	1026.4
LFM	1026.5
ILLTR	1026.7
NM	1026.8
LI	1026.8
LL	1027.0
CTA	1027.7

Tabla 5: Comportamiento promedio de temperatura mínima (TMin).

Clima	TMin [°C]
N	10.2
NU	10.7
LLI	11.0
LL	11.0
NM	11.7
LI	12.3
CC	12.5
LP	12.6
ILLTR	12.6
D	12.9
LMI	13.0
CTA	13.3
PLM	13.5
PN	14.1
LTFMR	16.0
LMF	16.0

Lo anterior, puede verse al mismo tiempo como la propuesta de salida del clasificador, es decir se trata de las variables lingüísticas que pertenecen al conjunto conclusión. Y cabe mencionar, que se propone una mayor cantidad de variables lingüísticas para evitar que asignen periodos de desactivación que no correspondan con el comportamiento obtenido, ya que como puede notarse en la Tabla 7 (una reinterpretación de la Tabla 1) existen casos donde las combinaciones a pesar de contar con valores que sugerirían una tendencia creciente del periodo de desactivación, en la realidad no tuvieron la respuesta esperada de lluvia. Es decir, esto tiene una equivalencia con un comportamiento no lineal, pero que está acotado en un comportamiento coherente. En otras palabras, cuando las condiciones sugieren que debe haber lluvia, esta se hace presente. Por ello, el grado de dificultad del problema se reduce a contar con un mayor número de clasificaciones (funciones de pertenencia parcial) de salida para las combinaciones de humedad media a alta, con presión y/o temperatura para valores medios a altos, respectivamente (Gadjiev *et al.*, 2019)). Así, en términos generales, la Tabla 7 puede verse como la matriz de reglas de inferencia difusa.

Así, a partir de la información obtenida es posible expresar cada variable como un conjunto difuso. En el que el universo de discurso de cada variable se asocia con su naturaleza, y sus variables lingüísticas se ajustan a los intervalos en que se clasifican (ver Figuras 4, 5 y 6). Mientras que, por otra parte, en el conjunto conclusión (ver Figura 7, aunque se conserva la idea del número de variables lingüísticas propuestas, puede notarse que el universo de discurso se acota entre 0 y 1. Esto, debido a que se considera que el resultado corresponderá con un valor porcentual del periodo de desactivación. El desarrollo del clasificador difuso viene a través del uso y programación del Fuzzy Logic Toolbox® de Matlab®, el cual se asiste de un clasificador tipo Mamdani, por lo que la interpretación de las reglas de inferencia resulta del cálculo del centroide. De ese modo es posible probar y validar el funcionamiento del clasificador a través de un modelo desarrollado en Simulink®, y luego mediante el uso del toolbox de Waijung transportarlo al SS prototipo sin ningún cambio.

Tabla 7: Matriz de reglas de inferencia difusa.

Humedad	Presión	Temperatura	Lluvia promedio [mm]
HB	PB	TB	Bajo
HB	PB	TM	Bajo
HB	PB	TA	Bajo
HB	PM	TB	Bajo
HB	PM	TM	Bajo
HB	PM	TA	Bajo
HB	PA	TB	Bajo
HB	PA	TM	Bajo
HB	PA	TA	Bajo
HM	PB	TB	Bajo
HM	PB	TM	Medio
HM	PB	TA	Medio bajo
HM	PM	TB	Bajo
HM	PM	TM	Medio
HM	PM	TA	Bajo
HM	PA	TB	Bajo
HM	PA	TM	Medio bajo
HM	PA	TA	Medio Bajo
HA	PB	TB	Medio
HA	PB	TM	Medio bajo
HA	PB	TA	Medio
HA	PM	TB	Bajo
HA	PM	TM	Alto
HA	PM	TA	Medio bajo
HA	PA	TB	Medio
HA	PA	TM	Alto
HA	PA	TA	Medio alto

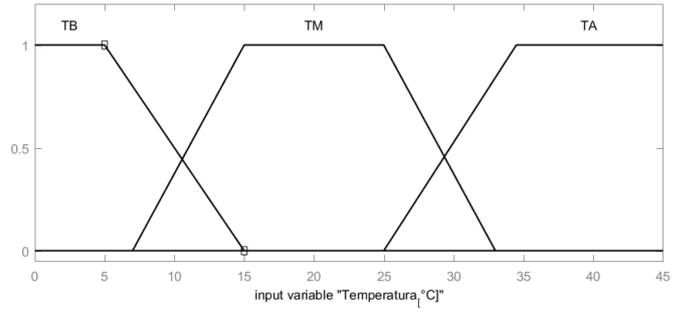


Figura 6: Conjunto difuso de variable de Temperatura.

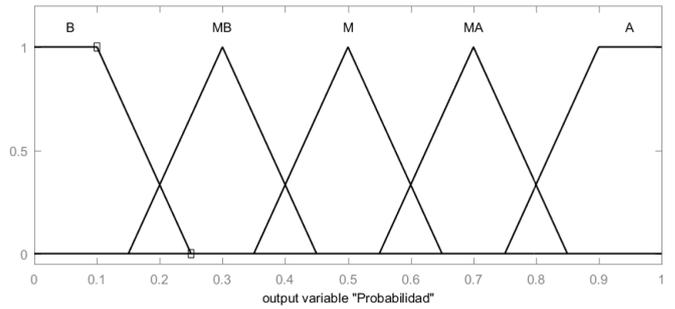


Figura 7: Conjunto conclusión.

En la Figura 8 se presentan las dos estructuras principales que lo componen. Es decir, el clasificador difuso cuyas entradas son proporcionadas por 3 controles deslizantes, asociados a las variables de humedad, presión y temperatura, debidamente configurados en el intervalo correspondiente, mientras que la segunda es una estructura que consiste en una serie de condicionales dedicados a proporcionar el tiempo de desactivación correspondiente en función de la salida.

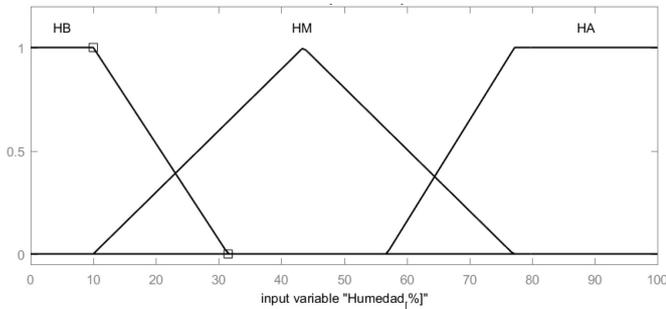


Figura 4: Conjunto difuso de variable de humedad.

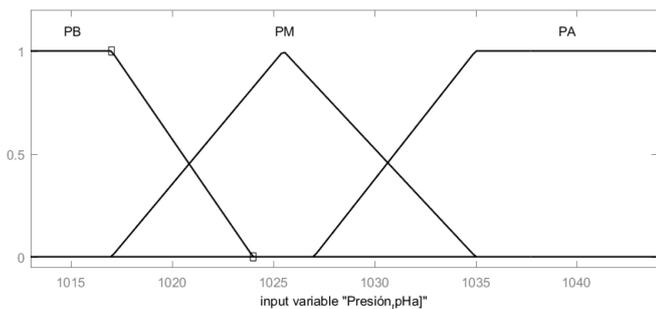


Figura 5: Conjunto difuso de variable de presión atmosférica.

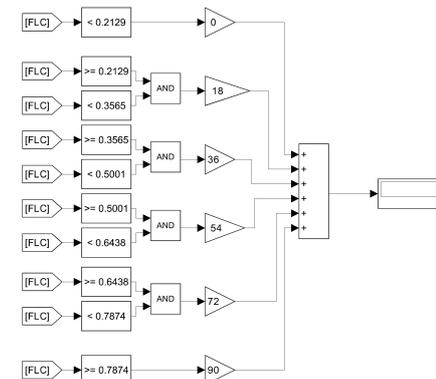
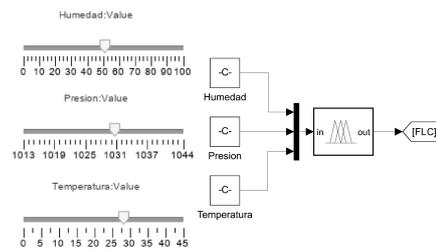


Figura 8: Modelo en Simulink® del clasificador difuso.

3. Integración del clasificador difuso al SS

3.1. Programación e integración del clasificador difuso al SS

El conveniente uso del software Matlab/Simulink® para el diseño y simulación del clasificador difuso permitió extender el modelo en diagrama de bloques de la Figura 8 hasta una implementación en físico. Esto debido a que se cuenta con el Toolbox Waijung para la generación del código C desde un modelo en Simulink® y la programación de placas de desarrollo compatibles, en este caso la STM32-Nucleo-F446RE. De esta forma es posible utilizar sensores y señales reales en lugar de controles deslizantes y visualizar la capacidad de respuesta del clasificador difuso para ocasionar de forma automática la desactivación de un SS cuando las condiciones climáticas así lo indiquen. No obstante, es necesario incluir algunos bloques pertenecientes al blockset de Waijung específicamente para acceder a las entradas analógicas, configurar la comunicación serial para el registro de datos en una computadora e indicar el modelo de la placa de desarrollo. Además, también es importante incluir bloques de procesamiento de las señales adquiridas a través de los sensores tanto para realizar un escalamiento como para eliminar el ruido que pueda estar presente. El diagrama a bloques de la Figura 8 muestra las modificaciones y los bloques añadidos para la implementación del clasificador difuso en la placa de desarrollo referida previamente. Sin embargo, debe tomarse en cuenta que en las figuras no se muestran los bloques correspondientes a la operación del SS.

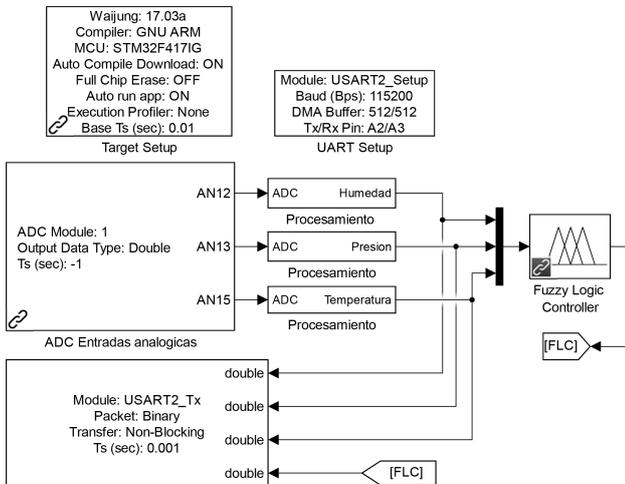


Figura 9: Modelo en Simulink® con bloques de Waijung para la programación de la placa de desarrollo.

3.2. Instrumentación para la medición de las condiciones climáticas

El uso de sensores para la medición de humedad, presión y temperatura es fundamental para el funcionamiento del clasificador difuso dado que son el medio para conocer las condiciones climáticas en todo momento y determinar el correspondiente tiempo de desactivación de la operación del SS, por lo tanto, se utilizó el sensor MH-RD para la medición de humedad, la cual es proporcionada a través de una señal analógica. No obstante, para el caso de la presión atmosférica y la temperatura se utilizó el sensor HW-611 E/P 280, el cual no entrega directamente una señal analógica, sino que requiere un protocolo de

comunicación I2C para proporcionar su medición. En consecuencia, se utilizó una placa de desarrollo Arduino Uno, para la cual se cuenta con la librería Adafruit BMP280 que permite fácilmente obtener la medición del sensor HW-611 E/P 280. De esta manera, el circuito de conexión resultante es el que se muestra en la Figura 10, donde se observa que se utilizan las salidas con modulación por ancho de pulso (PWM) del Arduino Uno para proporcionar las señales analógicas a la placa de desarrollo STM32-NUCLEO-F446RE. Con esta configuración se asigna exclusivamente la función de adquisición de señales a la placa Arduino Uno, lo que resulta más práctico en términos de compatibilidad con los sensores. Por otro lado, la STM32 se utiliza para el procesamiento de la lógica difusa y la comunicación serial con la computadora, priorizando así la dedicación de los recursos de procesamiento de esta tarjeta para la función principal del sistema propuesto. Vale la pena aclarar que la conexión con la computadora permite el registro y visualización de las señales, sin embargo, su uso no es indispensable para el funcionamiento del sistema de gestión de operación ya que en ella no se realizan tareas de procesamiento. Adicionalmente, también es necesario mencionar que los divisores de voltaje utilizados permiten disminuir la magnitud máxima de las señales PWM, de tal forma que no sobrepasen el límite de los 3.3 V con el que operan los pines C2, C3 y C5.

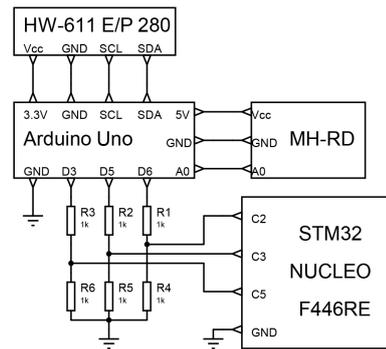


Figura 10: Circuito de conexión para medición de las condiciones climáticas.

3.3. Desarrollo de la metodología experimental

Para verificar el correcto funcionamiento del sistema de gestión de operación propuesto fue necesario exponer sus elementos sensores a las condiciones climáticas tanto adecuadas para la operación de un SS como con características asociadas a un pronóstico de lluvia y asegurar que los periodos de desactivación generados (si es que se presentan) son coherentes tanto con las condiciones climáticas observadas como con la duración de los periodos de desactivación. Esto necesariamente conlleva un continuo registro de las variables de entrada y salida del clasificador difuso, así como de las condiciones climáticas observadas. Derivado de esto, se estableció una metodología experimental auxiliada de un algoritmo programado en Matlab® para el registro periódico de las mediciones de humedad, presión y temperatura, así como el tiempo de desactivación calculado a través del clasificador difuso. Esto se logra gracias a la comunicación serial entre la placa de desarrollo y una computadora. No obstante, la observación de las condiciones climáticas y su correspondiente registro deben 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 11 se observa la plataforma de pruebas utilizada, compuesta por el sistema de gestión de operación (con las placas de desarrollo y los sensores) y un SS de dos ejes.

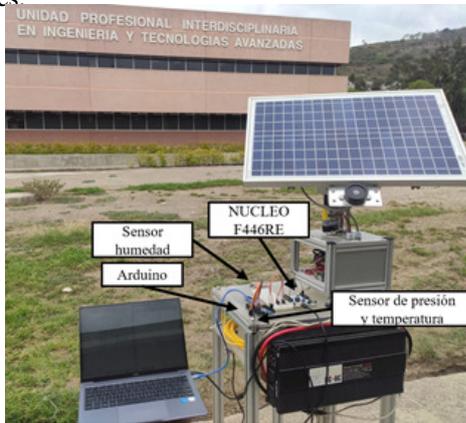


Figura 11: SS instrumentado para prueba de sistema clasificador.

4. Resultados

A través de la metodología experimental propuesta se puso a prueba el desempeño del sistema de gestión de operación desde las 8:00 a.m. hasta las 6:00 p.m. del día 25 de mayo del 2024, periodo en el cual el clima predominante fue soleado y despejado y, por lo tanto, con tiempos de desactivación nulos. No obstante, también se presentó un breve periodo de lluvia vespertina alrededor de las 5:00 p.m. el cual ocasionó prontamente la desactivación de la operación del SS. La duración de este periodo de lluvia fue estimada por el clasificador difuso entre 18 y 36 minutos ocasionando así la desactivación del SS durante 32 minutos, sin embargo, la observación indicó que la duración real del periodo de lluvia fue aproximadamente de 23 minutos. Esto puede apreciarse en la Figura 12 donde se han graficado superpuestos los periodos de desactivación y lluvia. 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 un mayor número de resultados experimentales, sin embargo, se ha buscado sustentar las conclusiones reportadas con base en la congruencia de los resultados obtenidos en el entorno de simulación y los obtenidos durante la única prueba experimental, lo cual, a su vez, es coherente con el análisis del comportamiento climático histórico de la CDMX.

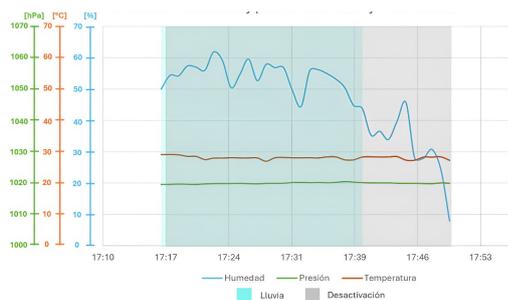


Figura 12: Condiciones climáticas y periodos superpuestos de lluvia y desactivación.

Conclusiones

El sistema de gestión de operación propuesto consiguió suspender la operación de un SS cuando después de un día mayormente soleado y despejado se presentó un breve periodo de lluvia. Además, el clasificador difuso tuvo la capacidad de estimar acertadamente un intervalo coherente respecto a la duración del clima lluvioso, no obstante, esta fue superada por el tiempo de desactivación del SS en un 39 %, es decir, 9 minutos. Lo anterior puede aparentar ser un error que compromete el desempeño del sistema, sin embargo, si se considera la tasa de cambio de la posición del Sol en el cielo, puede traducirse en un error de alineamiento de tan solo 2.25° . Por lo tanto, es adecuado concluir en que el sistema de gestión de operación permite preservar la rentabilidad de un sistema SS cuando el tipo de clima no satisface sus condiciones mínimas de operación. No obstante, también sería adecuado reafirmar la robustez de esta conclusión mediante pruebas con periodos de lluvia o nublados de mayor duración, por lo tanto, como trabajo futuro se propone la adecuación de los elementos tanto del SS como del sistema de gestión de operación, así como la integración de señales de reloj en tiempo real, de forma tal que sea posible mantener la operación ininterrumpida del sistema en conjunto durante periodos significativamente largos, con lo cual se verificaría no solo el desempeño del sistema de gestión de operación, sino también los efectos que este tenga sobre la rentabilidad del SS en términos de su producción energética neta.

Agradecimientos

Los autores agradecen al Instituto Politécnico Nacional-Secretaría de Investigación y Posgrado bajo los proyectos SIP 20240618, 20241043, 20241103, 20241454 y 20241721, el Consejo Nacional de Humanidades, Ciencia y Tecnología (CF-2023-I-1635) y el Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores de México.

Referencias

- Agboola, A., Gabriel, A., Aliyu, E., y Alese, B. (2013). Development of a fuzzy logic based rainfall prediction model. *International journal of Engineering and Technology*, 3(4):427–435.
- Belhachat, F. y Larbes, C. (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.
- Devireddy, S. R., Porpandiselvi, S., y Salvi, B. (2022). A gmppt algorithm for pv systems using current reference and pi curve under partial shading conditions. En *2022 IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid, and Renewable Energy (PESGRE)*, pp. 1–6. IEEE.
- Dotse, S.-Q., Larbi, I., Limantol, A. M., y De Silva, L. C. (2024). A review of the application of hybrid machine learning models to improve rainfall prediction. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10(1):19–44.
- Flores-Hernández, D. A., Palomino-Resendiz, S. I., Luviano-Juárez, A., Lozada-Castillo, N., y Gutierrez-Frias, O. (2019). A heuristic approach for tracking error and energy consumption minimization in solar tracking systems. *IEEE Access*, 7:52755–52768.
- Fuentes-Morales, R. F., Diaz-Ponce, A., Peña-Cruz, M. I., Rodrigo, P. M., Valentín-Coronado, L. M., Martell-Chavez, F., y Pineda-Arellano, C. A. (2020). Control algorithms applied to active solar tracking systems: A review. *Solar Energy*, 212:203–219.
- Gadjiev, D., Kochetkov, I., y Rustanov, A. (2019). The convex fuzzy sets and their applications with application to the modeling with fuzzy convex membership functions. En *Energy Management of Municipal Transportation Facilities and Transport*, pp. 276–284. Springer.

- García, E. (1974). Distribución de la precipitación en la república mexicana. *Investigaciones geográficas*, (5):7–20.
- Helen, A. A., Helen, A., OB, A., y FS, O. (2016). Comparative analysis of rainfall prediction models using neural network and fuzzy logic. *Int. J. Soft Comput. Eng*, 5(6):4–7.
- Ignacio, Z. L. y Emilia, C. D. A. (2021). *Meteorología y Climatología*. Editorial UNED.
- Janarthanan, R., Balamurali, R., Annapoorani, A., y Vimala, V. (2021). Prediction of rainfall using fuzzy logic. *Materials Today: Proceedings*, 37:959–963.
- Kanoglu, M., Cengel, Y., y Cimbala, J. (2021). Fundamentals and applications of renewable energy. *TIDEE: TERI Information Digest on Energy and Environment*, 20(2):278–278.
- Kermadi, M., Salam, Z., Eltamaly, A. M., Ahmed, J., Mekhilef, S., Larbes, C., y Berkouk, E. M. (2020). Recent developments of mppt techniques for pv systems under partial shading conditions: a critical review and performance evaluation. *IET Renewable Power Generation*, 14(17):3401–3417.
- Leutz, R. y Suzuki, A. (2012). *Nonimaging Fresnel lenses: design and performance of solar concentrators*, volumen 83. Springer.
- McGuffie, K. y Sellers, A. H. (1990). *Introducción a los modelos climáticos*.
- Palomino-Resendiz, S., Flores-Hernández, D., Cantera-Cantera, L., Lozada-Castillo, N., y Luviano-Juárez, A. (2023a). Design and implementation of model-based predictive control for two-axis solar tracker. *Solar Energy*, 265:112080.
- Palomino-Resendiz, S. I., Ortiz-Martínez, F. A., Paramo-Ortega, I. V., González-Lira, J. M., y Flores-Hernández, D. A. (2023b). Optimal selection of the control strategy for dual-axis solar tracking systems. *IEEE Access*, 11:56561–56573.
- Peñaloza-López, M. (2024). Desarrollo e implementación de una estrategia de control no convencional basada en esquemas de optimización para aplicaciones de seguimiento solar.
- Pham, B. T., Bui, K.-T. T., Prakash, I., y Ly, H.-B. (2024). Hybrid artificial intelligence models based on adaptive neuro fuzzy inference system and metaheuristic optimization algorithms for prediction of daily rainfall. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 134:103563.
- Prinsloo, G. y Dobson, R. (2015). Solar tracking. *Stellenbosch: SolarBoo7s. ISBN 978Y0Y620Y61576Y1*, pp. 1–542.
- Sultan, S. M. y Efzan, M. E. (2018). Review on recent photovoltaic/thermal (pv/t) technology advances and applications. *Solar energy*, 173:939–954.
- Zahran, B. (2023). A fuzzy based model for rainfall prediction. *International Journal of Data and Network Science*, 7(1):97–106.