

# Control de posición angular para panel solar basado en redes neuronales y control inteligente

Angular position control for solar panel based on neural networks and intelligent control

<sup>a</sup>Diana Yaziel Ortiz-Muñoz, <sup>b</sup>David Luviano-Cruz, <sup>c</sup>Luz Angelica García-Villalba, <sup>d</sup>Luis Asunción Pérez-Domínguez, <sup>e</sup>Luis Alberto Rodríguez-Picón

-  a. Ingeniero Mecatrónico, l216921@alumnos.uacj.mx, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Ciudad Juárez, México
-  b. Doctor en Ciencias de Ingeniería, david.luviano@uacj.mx, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Ciudad Juárez, México
-  c. Doctor en Ciencias de Ingeniería, lugarcia@uacj.mx, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Ciudad Juárez, México
-  d. Magister en automatización, Luis.dominguez@uacj.mx, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Ciudad Juárez, México
-  e. Doctor en Ciencias de Ingeniería, Luis.picon@uacj.mx, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Ciudad Juárez, México

Recibido: Junio 1 de 2021 Aceptado: Octubre 8 de 2021

**Forma de citar:** D.Y. Ortiz-Muñoz, D. Luviano-Cruz, L.A. García-Villalba, L.A. Perez-Domínguez, L.A. Rodríguez-Picón, "Control de posición angular para panel solar basado en redes neuronales y control inteligente", *Mundo Fesc*, vol. 11, S4, pp. 110-123, 2021

## Resumen

---

En ciudad Juárez Chihuahua México se presenta más de 300 días soleados al año, lo que conlleva que la fuente de energía solar sea una forma viable de transformación de energía. Por lo que se presenta una propuesta de controlador inteligente para la posición angular de un panel solar, en donde la señal de referencia del controlador se obtiene de la salida de una red neuronal multicapa previamente entrenada con datos de ubicación del sol. Los datos de entrenamiento fueron obtenidos de la base de datos del INEGI en México y de otros repositorios de acceso abierto. Además, se muestra el diseño mecánico y su integración de las piezas que integral el panel solar. El controlador en lazo cerrado diseñado hace uso de un PID con la intención de volver robusta ante perturbaciones externas al sistema. Lo que permite minimizar el efecto de variables dinámicas no modeladas que podrían afectar el desempeño del sistema del panel-actuador. Los resultados experimentales muestran una respuesta sub amortiguada de la salida controlada en esta transitorio y en error cero en estado estacionario. La propuesta de diseño demuestra un seguimiento de la posición de referencia solar adecuado, la cual puede ser implementada a bajo costo.

**Palabras clave:** Control PID, Redes Neuronales, Panel Solar, Control Inteligente

---

Autor para correspondencia:

\*Correo electrónico: al216921@alumnos.uacj.mx



## Abstract

---

In Ciudad Juarez Chihuahua Mexico there are more than 300 sunny days a year, which means that the solar energy source is a viable form of energy transformation. Therefore, an intelligent controller proposal for the angular position of a solar panel is presented, where the controller's reference signal is obtained from the output of a multilayer neural network previously trained with sun location data. The training data was obtained from the INEGI database in Mexico and from other open access repositories. In addition, the mechanical design and its integration of the parts that make up the solar panel are shown. The closed loop controller designed makes use of a PID with the intention of becoming robust against external disturbances to the system. This allows minimizing the effect of non-modeled dynamic variables that could affect the performance of the panel-actuator system. The experimental results show an underdamped response of the controlled output at this transient and zero error at steady state. The design proposal demonstrates adequate solar reference position tracking, which can be implemented at low cost.

**Keywords:** PID Control, Neural Networks, Solar Panel, Intelligent Control

## Introducción

La ciencia y tecnología debe de estar orientada hacia la solución de problemas que se encuentren en la industria y en general en la sociedad, lo anterior con la finalidad de aumentar la calidad de vida de la población. Por lo que es un deber lograr soluciones asequibles y de fácil acceso, con la intención de democratizar las tecnologías. Uno de los principales problemas contemporáneos que se tienen a nivel mundial es el calentamiento global el cual provoca un aumento en el nivel del mar de aproximadamente 5 mm por año [1].

Diversos países en la XVI conferencia sobre el cambio climático celebrada en Cancún se comprometieron a continuar con los lineamientos emergidos en el protocolo de Kioto de 1997, por lo que los esfuerzos en incentivar la producción, generación y desarrollo de las energías renovables debe de ser de gran importancia [2]. Una de las fuentes de energía renovable que ha tenido un desarrollo positivo ha sido la energía solar, el cual se define como la generación de energía eléctrica a partir de la recepción de los rayos solares por medio de paneles fotovoltaicos.

Este enfoque de energía renovable ha

mostrado su gran versatilidad en lugares en donde la distribución de energía eléctrica convencional no está disponible. En México si una casa, rancho, predio o construcción necesita la instalación de energía de baja tensión hasta la posición de su mufa, la Comisión Federal de electricidad CFE, le pide al usuario final la firma de un contrato el cual solicita que este instale los postes hasta su domicilio si no se cuenta con red eléctrica existente [3].

Esta instalación tendrá un costo que dependerá de la distancia entre el lugar donde se requiere el servicio y el lugar donde se encuentra la línea de media tensión, los costos de instalación pueden variar desde los 2500 hasta los 10 000 dólares [4].

En específico en Cd. Juárez Chihuahua México, existen comunidades en las cuales no cuentan con energía eléctrica o esta no presenta la confiabilidad necesaria, lo que implica una falta de calidad de vida en la población y procesos de producción no óptimo, por lo que se debe de proponer una fuente de energía sustentable y de bajo costo. En virtud que las energías renovables son el futuro de la humanidad es necesario presentar soluciones basadas en esta

filosofía. Debido a las condiciones que ofrece el medio ambiente en Cd. Juárez donde el 80 por ciento de los días de un año son soleados, la energía Solar es una opción naturalmente viable [5].

Existen en el mercado muchas opciones para generar energía solar, sin embargo, estas son caras en su instalación y mantenimiento, por lo que muchos usuarios prefieren un esquema de arrendamiento del equipo lo cual le garantiza mantenimiento y actualización, no obstante, estos esquemas son amortizables en un periodo aproximado de 7 años [6]. Lo anterior deja en una clara desventaja al usuario doméstico con ingreso promedio y a los pequeños productores del campo, por lo que es necesario brindar opciones de generación de energía Solar de bajo costo y fácil construcción.

En la actualidad, los sistemas de paneles solares se utilizan en muchos campos de la vida, especialmente para la generación y almacenamiento de energía eléctrica, en donde el rendimiento obtenido por los paneles depende de la cantidad de radiación solar recibida por el sistema, esta radiación solar recibida varía en función con el ángulo de los rayos del sol que inciden sobre la superficie del panel [7].

La mayoría de los controles utilizados en estos sistemas se basan en estrategias clásicas como controladores PID [8], sin embargo, existe áreas de oportunidad en donde es posible utilizar una estrategia complementaria de control, en nuestro caso propondremos el uso de una red neuronal multicapa como un aproximador no lineal de los ángulos de orientación del panel. En donde los datos de entrada de la red neuronal son la hora y las coordenadas geográficas donde se localiza el panel y la salida de la red será los grados de acimut en donde se encuentra posicionado el sol, el cual se puede considerar como la señal de

referencia de la posición que deben de seguir los servomotores.

Anteriormente se han presentado algunas estrategias de control, donde una de las principales características de la planta es que su fuente de energía primaria proviene de la radiación solar en conjunto con un controlador PID robusto, las ganancias son ajustadas por medio de un regulador cuadrático LQR [9], las condiciones atmosféricas como la cobertura de nubes, la humedad y la transparencia del aire son factores son variables que afectan significativamente en la dinámica del sistema [10].

Las anteriores variables descritas corresponden a diferentes condiciones de operación del sistema, por ello es difícil obtener un rendimiento de control satisfactorio en todo el rango operativo con un controlador lineal fijo obtenido a partir de la linealización del sistema alrededor de un determinado punto de operación [11], también se han implementado estrategias a partir de un usuario experto mediante la estrategia de control difuso bajo condiciones variables de temperatura e insolación implementado a un sistema de bombeo de agua [12]. Se han realizado numerosos estudios experimentales y teóricos con el objetivo de averiguar cómo los diferentes parámetros operativos afectan a cada uno de los dispositivos fotovoltaicos, sin embargo, su implementación en los paneles solares aumenta el costo de construcción y operación [13].

Las redes neuronales artificiales se pueden utilizar como un aproximador en donde mediante la técnica de aprendizaje supervisado puede realizar una generalización si se le brinda un conjunto de datos de entrada y un conjunto de datos de salida u objetivos como datos de entrenamiento [14]. Estas características

hacen de la red neuronal una herramienta poderosa e inteligente para modelar, predecir y optimizar el rendimiento de diferentes sistemas de ingeniería, sean lineales o no lineales.

Para solucionar la problemática antes mencionada se propone en este artículo el diseño, construcción y control de un panel solar con dos grados de libertad. Manteniendo bajos costos mediante el uso de mecanizado de engranajes, los dos grados de libertad que se le proporcionan al panel permite un mejor aprovechamiento de los rayos solares permitiendo que estos sean siempre perpendiculares a la superficie del panel usando un mecanismo. El eje de rotación de los seguidores es típicamente alineado a lo largo de un verdadero meridiano norte, y es posible alinearlos en cualquier dirección cardinal con un correcto algoritmo de seguimiento. Además, se propone una estrategia de control inteligente basada en una red neuronal entrenada en donde su salida será la posición de referencia que deben seguir los motores, se utiliza un controlador proporcional en donde la ganancia es sintonizada por medio del lugar de las raíces.

## Materiales y métodos

Los datos recabados para el entrenamiento de la red neuronal corresponden a la ubicación geográfica de ciudad Juárez Chihuahua México, en donde el promedio de días soleados al año es aproximadamente 340. Un panel solar puede recibir un 40% adicional de rayos solares en días despejados que en días nublados [15]. Para aprovechar al máximo la eficiencia de los paneles solares, estos deben tener su superficie de manera normal a la dirección de los rayos solares. Para la presente propuesta se tiene la hipótesis que la posición del panel solar es fija y que solo podemos variar dos grados de libertad en su orientación. La metodología

propuesta se muestra en la figura 1.

### Diseño de la red neuronal artificial

Una red neuronal artificial utiliza la técnica de aprendizaje supervisado, el cual consiste en aprender una función que mapea una entrada en una salida basada en ejemplos de pares entradas-salidas, los datos de entradas y salida pueden ser escalares o vectores, generalmente a los datos de entradas se les conoce como labels o etiquetas y a los datos de salida como objetivos o targets. Una vez entrenada la red neuronal, la función aprendida podrá generalizar a partir de los datos de entrenamiento, datos de entrada que no se hayan observado anteriormente [16].

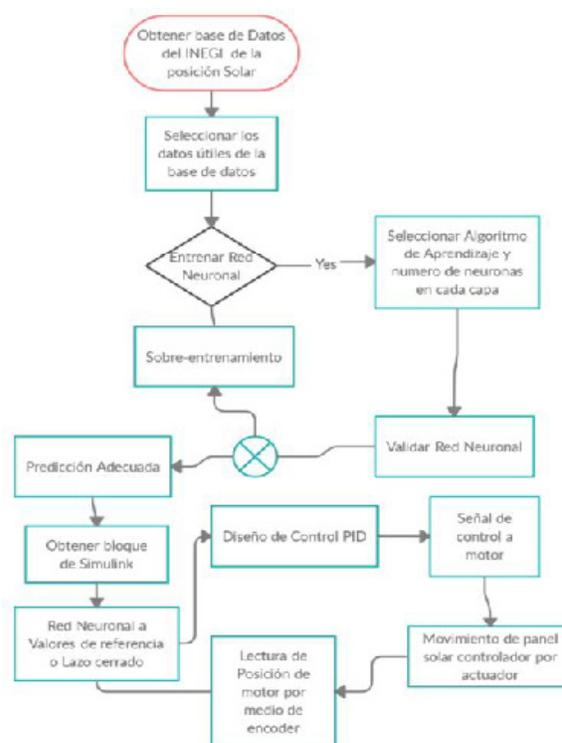


Figura 1. Metodología propuesta

Para la etapa de entrenamiento se toman los datos que proporciona el INEGI, el cual es un organismo federal descentralizado del gobierno mexicano que ofrece datos estadísticos de libre acceso. Como en cualquier proyecto de aprendizaje máquina,

el primer paso es el entendimiento de los datos con los cuales se están trabajando, por lo que nos dimos a la tarea de inspeccionar algunos ejemplos y realizar visualizaciones de los datos presentados como se muestra en la figura 2.

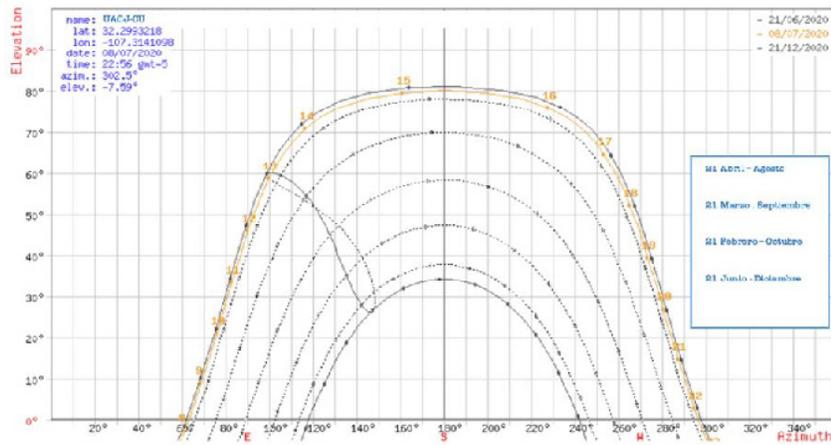


Figura 2. visualización de datos de entrenamiento

La mayoría de conjunto de datos para entrenamiento requiere algún tipo de preparación antes de la extracción de características (datos de entrada a la red) como eliminar valores atípicos, tendencias de datos y normalizar valores, sin embargo, en la base de datos usada en este proyecto, solo eliminamos datos concernientes a la ubicación geográfica, debido a que el experimento siempre se desarrolla en ciudad Juárez.

En una etapa adicional se procedió a la extracción de características a partir del conjunto de datos de entrenamiento, aquí es donde se convierte los datos brutos en información que es adecuado de procesar por los algoritmos de aprendizaje usados típicamente en redes neuronales. Aquí se eliminaron datos redundantes lo que facilita la generalización del algoritmo y evita el sobreajuste o sobre entrenamiento de la red neuronal, lo que provocaría interpolación o extrapolación en lugar de generalización. Ya que un modelo con una gran cantidad de características o datos de entrada exige mas capacidad computacional durante el entrenamiento y produce sobreajuste, seleccionamos el mínimo número de características necesarias que captura la

esencia de los datos, por lo que para las características tomamos la hora local de ciudad Juárez como datos de entrada y como datos objetivo los ángulos de elevación y de acimut que nos caracteriza la posición del sol.

Para desarrollar el modelo de aprendizaje, los datos de entrada-salida son capturados en una tabla en donde cada columna representa una característica como se muestra en la Tabla I. Los datos recabados son para el mes de junio.

Tabla I. Datos de entada-salida para entrenamiento

Hora	Elevación	Acimut
08:10	-0.833	62.63
09:00	8.87	69.07
10:00	20.96	76.11
11:00	33.41	82.97
12:00	46.06	90.42
13:00	58.67	99.96
14:00	70.74	116.43
15:00	79.54	161.2
16:00	75.83	228.18
17:00	64.63	253.52
18:00	52.17	265.35
19:00	39.5	273.52
20:00	26.92	280.54
21:00	14.63	287.42
22:00	2.8	294.76
22:20	-0.833	297.28

En la siguiente etapa del diseño de la red neuronal dividimos los datos en conjuntos de entrenamiento y validación, ya que el conjunto de datos es pequeño seleccionamos la validación cruzada [17], ya que nos permite maximizar los datos de entrenamiento y podemos obtener un modelo que generalice de mejor manera. Por lo que seleccionamos:

- 70% de datos para entrenamiento
- 15% validación
- 15% para prueba

El algoritmo seleccionado para el entrenamiento fue Levenberg-Marquardt ya utiliza poca memoria, ofrece rápida velocidad de entrenamiento y predicción, además, requiere de mínimos ajustes [18]. El algoritmo seleccionado es adecuado para problemas con un número pequeño de datos. Para la capa oculta se usaron 4 neuronales con una función de activación sigmoide y para la capa de salida 2 neuronas con una función de activación lineal como lo muestra la figura 3.

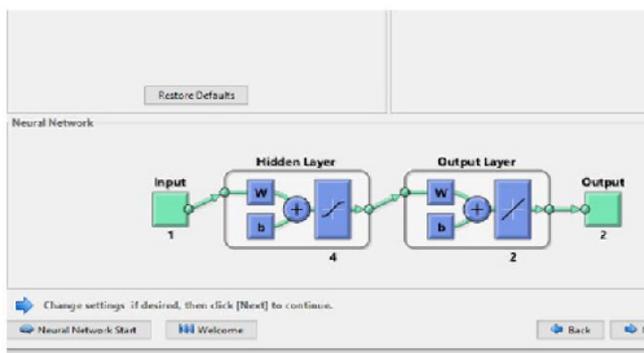


Figura 3. Configuración de la red neuronal en Matlab (autoría propia).

### Entrenamiento de red neuronal en Matlab

La implementación y programación de la red neuronal fue realizado en Matlab [19], usando específicamente el machine learning toolbox, la cual ofrece un ambiente amigable y una interfaz de fácil uso para el usuario final. Se importó la base de datos desde Excel a Matlab como lo muestra la figura 4, lo cual nos permite tener los datos de entrenamiento en forma matricial.

```

Editor - C:\Users\DD\Desktop\Datos_NN\datos_red_nn.m
EDITOR PUBLISH VIEW
datos_red_nn.m x +
1 - entradas=[8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 22.5]';
2
3 - salidas=[-0.33 62.63;0.87 69.07; 20.96 76.11; 33.41 82.97;...
4 46.06 90.42; 58.67 99.96; 70.74 116.43; 79.54 161.2; 75.83 228.18;...
5 64.63 253.52;52.17 265.35; 39.5 273.82; 26.92 280.54; 14.63 287.42;...
6 2.8 294.76;-0.833 297.28];

```

Figura 4. Entrada de datos Matlab

Dentro del toolbox de machine learning seleccionamos la herramienta nnstart la cual nos ofrece el menú para seleccionar los parámetros de diseño que fueron descritos en los párrafos anteriores. En el se seleccionan el número de neuronas en capa intermedia, el algoritmo de aprendizaje, el conjunto de datos para entrenamiento y validación, como lo muestra la figura 5.

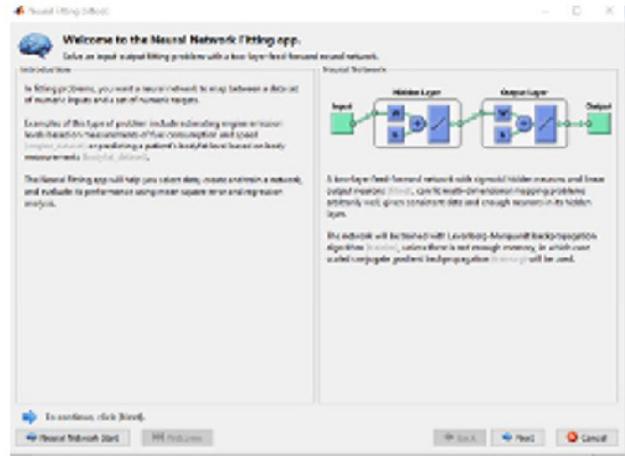


Figura 5. Interface machine learning toolbox

Seleccionamos el algoritmo de entrenamiento Levenberg-Marquardt en la interfaz de Matlab, y se procede al entrenamiento, después de 38 épocas de iteraciones se obtiene la convergencia de los parámetros de la red neuronal. En este punto, para mejorar el desempeño del modelo se realizaron modificaciones durante el proceso tales como sintonizar el modelo de los parámetros, modificar los datos de entrenamiento, sin embargo, el mejor desempeño que se encontró fue con los parámetros comentados en los anteriores párrafos.

### ***Integración Arduino-simulink con motor a pasos***

Para la integración de la red neuronal

diseñada con el equipo de experimentación de procedió a desarrollar una plataforma integrada por un circuito de control en lazo cerrado, en donde la tarjeta Arduino [20], tendrá la función de tarjeta de adquisición de datos, además como puertos de salida y entrada de señales. El algoritmo de control se desarrolló en Matlab simulink, para ello, primero obtuvimos el bloque de simulink de la red neuronal diseñada en las secciones anteriores, como se muestra en la figura 6. Esto permite tener generalizaciones acerca de los grados de altitud y acimut de la posición del sol, los cuales se usaran como señales de referencia en las estrategias de control en lazo cerrado, donde la señal manipulada será la posición de 2 motores a pasos.

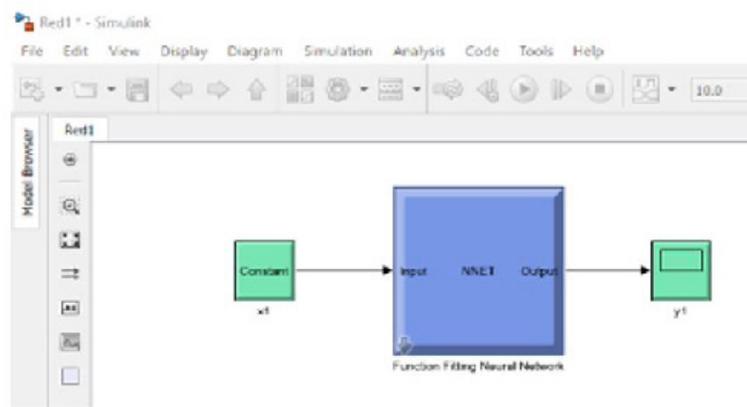


Figura 6. Bloque de red neuronal en simulink

El circuito electrónico implementado se muestra en la figura 7 y figura 8.

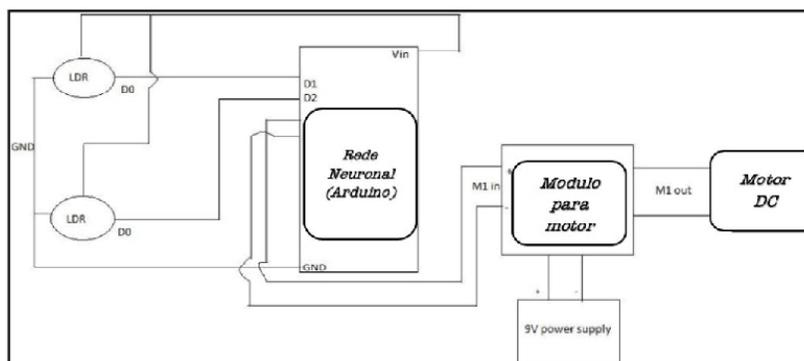


Figura 7. Esquema de integración.

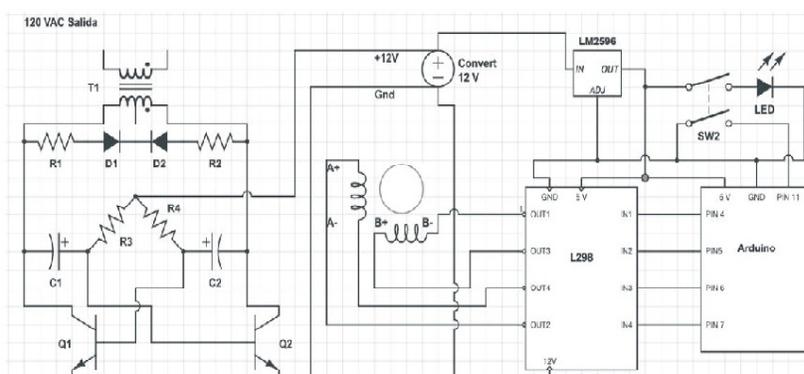


Figura 8. Circuito electrónico completo.

**Sintonización del Controlador mediante lugar de las raíces**

La respuesta de un sistema dinámico se encuentra fuertemente influenciado por la localización de los polos del sistema en lazo cerrado, la estabilidad absoluta del mismo se determina si todos los polos en lazo cerrado tienen parte real negativa o se encuentran en el semiplano izquierdo del plano completo. Una vez asegurada la estabilidad absoluta, es necesario lograr que la respuesta transitoria del sistema cuente con las especificaciones deseadas de sobre elongación, tiempo de levantamiento, tiempo de asentamiento etc. [21]. Por lo que es importante implementar una estrategia de control en lazo cerrado adecuada, en este artículo se utilizó el enfoque basado en el lugar de las raíces en donde a partir de la localización de los

polos en lazo abierto se logre calcular las ganancias de un controlador PID.

Sea la función de transferencia del sistema electromecánico del panel solar:

$$G(s) = \frac{3.4}{s^2 + 2.1s + 3.4}$$

El sistema en lazo abierto tiene un factor de amortiguamiento  $\ell = 0.5774$ , se busca que en lazo cerrado el sistema tenga un factor de amortiguamiento de  $\ell = 0.4$  para garantizar una respuesta transitoria sub amortiguada, el cual ofrezca tiempos de levantamiento y de asentamiento rápidos, por lo que los polos requeridos en lazo cerrado para el sistema electromecánico son:

$$s = -1 \pm 2.3j$$

Mediante la técnica del lugar de las raíces se encuentra que la ganancia proporcional adecuada es  $K_p = 3.1431$ , se utilizó el control toolbox de Matlab para realizar el análisis, como lo muestra la figura 8. Las ganancias integral y derivativa fueron sintonizadas a prueba y error quedando con los valores  $K_i = 1.2$   $K_d = 0.2$

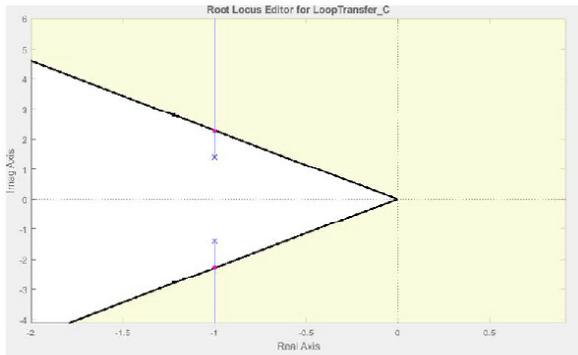


Figura 9. Localización de las raíces del sistema.

### Diseño mecánico del acoplamiento motor-Panel solar

Para actuar el panel solar en los dos grados de libertad con la intención de realizar el seguimiento de la posición del sol, se desarrolló un mecanismo integrado por engrane y una cremallera. El diseño mecánico se realizó en el programa solidworks [23], así como los análisis de esfuerzos mecánicos. Los parámetros del engrane propuesto se muestra en la Tabla II, en la figura 10 se muestra el diseño final.

Tabla II. Parámetros de engrane propuesto

Parámetro mecánico	Valor numérico
Angulo de flanco	$\alpha - 20^\circ$
$h_a$ altura de cabeza de diente	4.79 mm.
$h_f$ altura del ancho de diente	6.51 mm.
altura total del diente	11.29 mm.
Cespacio libre de fondo	1.25 mm.
$p$ paso circular	15.7473 mm.
$a$ ancho de espacio	7.8736 mm.
$r$ Radio de cabeza	80 mm
Diámetro primitivo	150.65 mm
Numero de dientes	30
Modulo	5.01 mm
Espesor de diente	7.6578 mm
Ancho de cara	20 mm

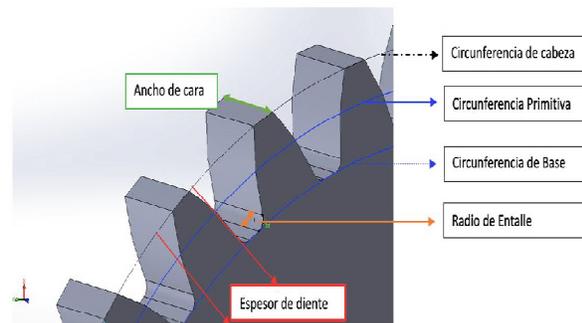


Figura 10. Diseño final de engrane

La curva más comúnmente utilizada para perfiles de dientes de engranajes es la evolvente de un círculo. Esta curva involuta es la trayectoria trazada por un punto en una línea cuando la línea rueda sin deslizarse sobre la circunferencia de un círculo. También se puede definir como una ruta trazada por el extremo de una cuerda que originalmente está envuelta en un círculo cuando la cuerda se desenvuelve del círculo. El círculo del que se deriva la involuta se llama círculo base, como lo muestra la figura 11.

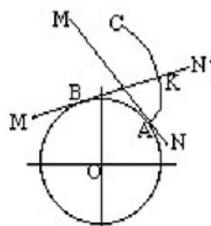


Figura 11. Envolvente de engrane

El diseño final de engrane y cremallera se presenta en la figura 12 y figura 13.

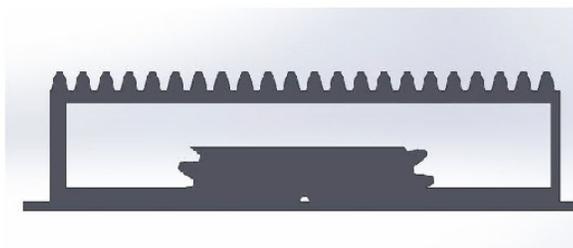


Figura 12. Cremallera

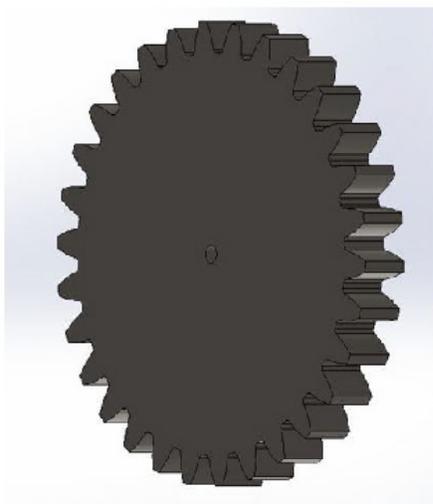


Figura 13. Engrane (autoría propia)

## Resultados y discusión

La generalización ofrecida por la red neuronal propuesta en donde los datos de salida son el Angulo de elevación y acimut que servirá como valor de referencia para el controlador PID muestran un desempeño favorable. Los resultados de generalización se muestran en la Tabla III y en la figura 14

Tabla III. Error de generalización de red neuronal

	Muestras	Error medio cuadrático	Correlación
Entrenamiento	12	0.345	0.99
Validación	2	0.498	0.99
Prueba	2	0.169	0.99

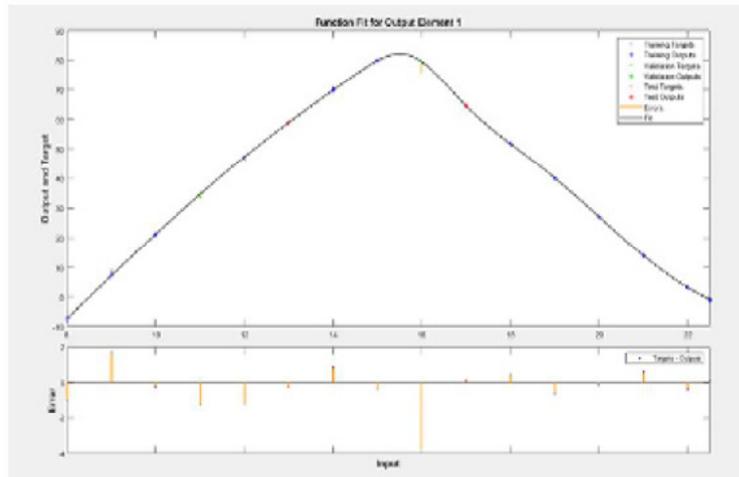


Figura 14. Ajuste no lineal de red neuronal

La respuesta en estado transitorio del sistema electromecánico ante una entrada escalón muestra una forma sub amortiguada, lo que ofrece una respuesta rápida en tiempo de levantamiento y una sobre elongación menor al 5%. Las graficas de la salida del sistema el cual es la posición angular de los motores de paso se muestra en la figura 15. El desempeño de la acción de control se ve fuertemente afectada por dinámicas no lineales tales como fricción y temperatura del mecanismo.

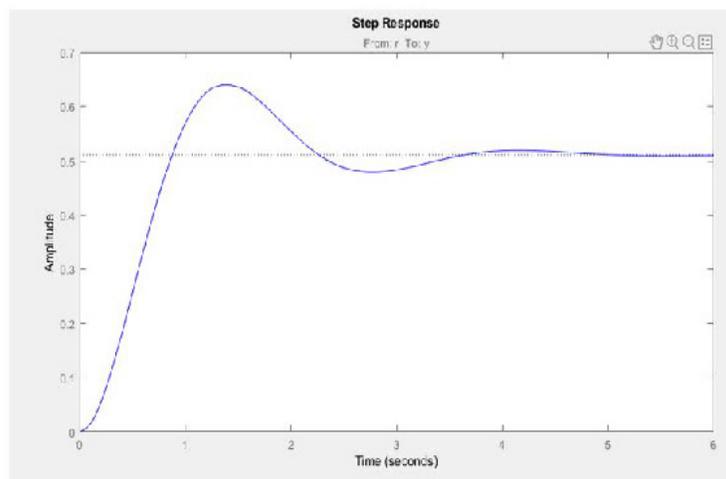


Figura 15. Respuesta transitoria al escalón unitario de la salida del sistema (posición angular)

Los análisis de esfuerzos mecánicos al diseño del engrane muestra que este se desempeña dentro de los límites seguros de operación figura 16, el material propuesto para su elaboración es acero al carbón, sin embargo, su desempeño podría mejorar con el uso de materiales

diferentes.

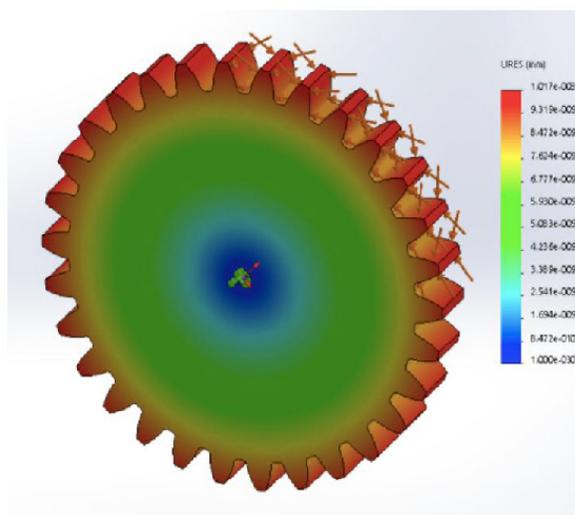


Figura 16. análisis de esfuerzos mecánicos al engrane

El diseño final del mecanismo para permite la actuación en los dos grados de libertad ofrece una resistencia mecánica adecuada, la propuesta se muestra en la figura 17.

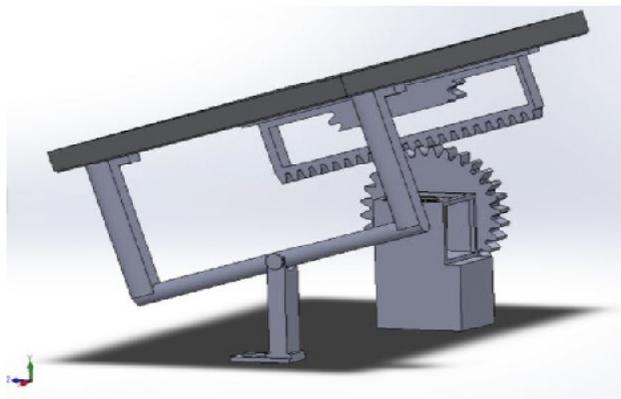


Figura 17. Integración final de mecanismos

## Conclusiones

La estrategia de control propuesta combina un controlador clásico PID y la generalización que ofrece la red neuronal, los datos de salida que ofrece la red neuronal una vez entrenada se utilizaron como valor de señal de referencia para el control en lazo cerrado del PID. Se utilizó el método del lugar de las raíces para diseñar un controlador PID que garantiza un comportamiento de la respuesta transitoria sub amortiguada. Sin embargo,

ante perturbaciones no contempladas tales como fricción se necesita un ajuste de las ganancias del control PID.

La integración del control PID, red neuronal, motor a pasos y etapa de potencia fue realizada en Matlab simulink y usando la plataforma Arduino como tarjeta de adquisición de datos. Lo que ofrece un diseño accesible y de bajo costo.

En la parte de diseño mecánico, la propuesta

mecánica del engrane y cremallera como elemento actuador, mostro que estos se desempeñan en la zona de esfuerzos seguros donde se evita la falla por fractura o fluencia, sin embargo, quedó pendiente realizar análisis de fatiga sobre los elementos diseñados.

En el trabajo a futuro, falta implementar los diseños de manera experimental, lo cual no fue posible por las restricciones sanitarias derivadas del COVID-19, sin embargo, una vez que se reanuden las actividades presenciales en los centros de investigación, se procederá a la validación experimental.

### Agradecimientos

Los autores expresamos la valiosa colaboración de la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez en la realización de la presente investigación.

### Referencias

- [1] M. Caballero, S. Lozano, B. Ortega. "Efecto invernadero, calentamiento global y cambio climático: una perspectiva desde las ciencias de la tierra". *Revista digital universitaria*, vol. 8, no. 10, pp. 1-11, 2007
- [2] F. Ballester, J. Díaz, J. M. Moreno. "Cambio climático y salud pública: escenarios después de la entrada en vigor del Protocolo de Kioto". *Gaceta Sanitaria*, vol. 20, pp. 160-174, 2006
- [3] Comisión federal de electricidad (CFE), [www.cfe.mx](http://www.cfe.mx), 2021
- [4] R. Hernández. "Diseño, selección, instalación y puesta en marcha de un sistema fotovoltaico para el hotel mesón san Sebastián con conexión a red de cfe", Centro de Investigación en materiales avanzados, 2017.
- [5] R. E. P. Blanco, J. C. P. Gutiérrez, J. R. Dávila. "Estudio de la radiación solar incidente en la región de Ciudad Juárez". *Ciencia en la frontera*, 21,2009. <http://bva.colech.edu.mx/xmlui/handle/1/1811>
- [6] C. C. R. Chávez, T. C. Picasso, G. Padilla. *Financiamiento al campo para proyectos de energía solar fotovoltaica*. Ciudad Juárez, Chihuahua, México: El Colegio de Chihuahua, 2017. [En línea]. Disponible en: [https://www.researchgate.net/profile/Esmeralda\\_Cervantes\\_Rendon/publication/329544726\\_El\\_Valle\\_de\\_Juarez\\_su\\_historia\\_economia\\_y\\_ambiente\\_para\\_el\\_uso\\_de\\_energia\\_fotovoltaica/links/5c0ef1104585157ac1b90e2e/El-Valle-de-Juarez-su-historia-economia-y-ambiente-para-el-uso-de-energia-fotovoltaica.pdf#page=107](https://www.researchgate.net/profile/Esmeralda_Cervantes_Rendon/publication/329544726_El_Valle_de_Juarez_su_historia_economia_y_ambiente_para_el_uso_de_energia_fotovoltaica/links/5c0ef1104585157ac1b90e2e/El-Valle-de-Juarez-su-historia-economia-y-ambiente-para-el-uso-de-energia-fotovoltaica.pdf#page=107)
- [7] D. Hoyos, M. Gea, C. Cadena, R. Echazú. "Diseño y construcción de seguidores solares". *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, vol. 12, pp. 71-77, 2008
- [8] S. Sheikh, A. Javed, M. Anas, F. Ahmed. "Solar based smart irrigation system using PID controller". *In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 414, no. 1, p. 012040, 2018
- [9] S. D. Hanwate, Y.V. Hote. "Design of PID controller for sun tracker system using QRAWCP approach". *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 11, no. 1, pp. 133-145, 2018.
- [10] E. Díaz-Dorado, A. Suárez-García, C.J. Carrillo, J. Cidrás. "Optimal distribution for photovoltaic solar trackers to minimize power losses caused by shadows". *Renewable energy*, vol. 36, no. 6, pp. 1826-1835, 2011

- [11] X. Lu, Q. Zhang, J. Hu. "A linear piezoelectric actuator based solar panel cleaning system". *Energy*, vol. 60, pp. 401-406, 2013
- [12] M. Algazar, H. Abd El-Halim, M.E.E. Salem. "Maximum power point tracking using fuzzy logic control". *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 39, no. 1, pp. 21-28. 2012
- [13] H. Salim, F. Sultan, R. Jawad, R. "Comparison between PID and artificial neural networks to control of boiler for steam power plant", *Journal of engineering sciencies*, vol. 6, no. 1, 2019
- [14] M. Hadjab, S. Berrah, A. Hamza. "Neural network for modeling solar panel". *International journal of energy*, vol. 6, no. 1, pp. 9-16. 2012
- [15]A. Gaytán-Mascorro, Y.I. Chew-Madinaveitia, D.G. Reta-Sánchez , J.D.J. Espinoza-Arellano, I.R. Juárez. "Uso de injertos en hortalizas". *Memoria de la XXV Semana Internacional de Agronomía. Facultad de Agronomía y Zootecnia-Universidad de Juárez del Estado de Durango*, vol. 37-52. 2013
- [16] S. S Haykin Neural networks and learning machines/Simon Haykin. 2009
- [17] R. Setiono. "Feedforward neural network construction using cross validation", *Neural Computation*, vol. 13, no. 12, pp. 2865-2877, 2001
- [18] H. Yu, B.M. "Wilamowski. Levenberg-marquardt training", *Industrial electronics handbook*, vol. 5, no. 12, pp. 1. 2011
- [19]Mathworks Inc. <https://la.mathworks.com>
- [20]Arduino trademark. <https://www.arduino.cc>
- [21]K. Ogata. Ingeniería de control moderna. Pearson Educación. 2003