

Development of a fuzzy PID control system with neural networks for temperature control of potato (*Solanum tuberosum*) cultivation in greenhouses

Alexander Azañero Pacheco¹; Miguel Ángel Contreras Chavarri²; Edward Russel Sanchez Penadillo³
^{1,2,3}Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U19308404@utp.edu.pe, 1625809@utp.edu.pe, E10173@utp.edu.pe

Abstract– *Precise temperature control is crucial for potato (*Solanum tuberosum*) cultivation in greenhouses, but conventional PID controllers are ineffective in the face of nonlinear dynamics and system disturbances. This work developed a fuzzy PID control system assisted by neural networks (ANFIS) to regulate the temperature in a simulated greenhouse, considering the conditions for potato cultivation. Following the VDI 2206 methodology and using MATLAB/Simulink, a first-order model of the greenhouse, was derived, and three control strategies were designed: classical PID, fuzzy PID, and ANFIS, the latter trained with data from the fuzzy PID model. System validation compared performance using standard metrics in step response and disturbance response. The results demonstrated that the ANFIS controller was superior, achieving a settling time of 126.34 s and maintaining the maximum deviation from external disturbances below 0.2 °C (specifically 0.15 °C), thus validating the main hypothesis. This performance significantly outperformed the classical PID controller ($t_s = 1053.3$ s, $Desv = 0.71$ °C) and the fuzzy PID controller ($t_s = 224.94$ s, $Desv = 0.71$ °C), showing a faster, more accurate, and more stable response. Although the neuro-fuzzy controller required greater computational effort, its performance demonstrated a considerable improvement in the speed and robustness of the system, establishing it as an effective solution for optimizing thermal stability in greenhouses used for potato cultivation.*

Keywords: *fuzzy PID control, neural networks, ANFIS, greenhouses, temperature control.*

Desarrollo de un sistema de control PID difuso con redes neuronales para el control de temperatura del cultivo de papa (*Solanum tuberosum*) en invernaderos

Alexander Azañero Pacheco¹; Miguel Ángel Contreras Chavarri²; Edward Russel Sanchez Penadillo³
^{1,2,3}Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U19308404@utp.edu.pe, 1625809@utp.edu.pe, E10173@utp.edu.pe

Resumen– El control preciso de la temperatura es crucial para el cultivo de papa (*Solanum tuberosum*) en invernaderos, pero los controladores PID convencionales son ineficaces ante la dinámica no lineal y las perturbaciones del sistema. Este trabajo desarrolló un sistema de control PID difuso asistido por redes neuronales (ANFIS) para regular la temperatura en un invernadero simulado, considerando las condiciones para el cultivo de papa. Siguiendo la metodología VDI 2206 y utilizando MATLAB/Simulink, se derivó un modelo de primer orden del invernadero y se diseñaron tres estrategias de control: PID clásico, PID difuso y ANFIS, este último entrenado con datos del PID difuso. La validación del sistema comparó el desempeño mediante métricas estándar en respuesta al escalón y ante perturbaciones. Los resultados demostraron que el controlador ANFIS fue superior, logrando un tiempo de establecimiento de 126.34 s y manteniendo la desviación máxima ante perturbaciones externas por debajo de 0.2 °C (específicamente 0.15 °C), validando la hipótesis principal. Este rendimiento superó significativamente al PID clásico ($t_s=1053.3$ s, $Desv=0.71$ °C) y al PID difuso ($t_s=224.94$ s, $Desv=0.71$ °C) mostrando una respuesta más rápida, precisa y estable. Aunque el controlador neuro difuso requirió un mayor esfuerzo de cálculo, su desempeño evidenció una mejora considerable en la velocidad y la robustez del sistema, consolidándose como una solución eficaz para optimizar la estabilidad térmica en invernaderos destinados al cultivo de papa.

Palabras clave: control PID difuso, redes neuronales, ANFIS, invernaderos, control de temperatura.

I. INTRODUCCIÓN

La creciente demanda de alimentos ha impulsado la optimización de cultivos de alto valor económico, como la papa (*Solanum tuberosum*). Este tubérculo, un pilar en la seguridad alimentaria global, es altamente sensible a las variaciones de temperatura, un factor crítico que impacta directamente su rendimiento y calidad. El rendimiento se ve severamente afectado cuando las temperaturas diurnas superan los 30°C o las nocturnas exceden los 20°C [1]. Para mitigar esta sensibilidad y proteger los cultivos de condiciones adversas, la agricultura moderna emplea invernaderos, estructuras que permiten crear microclimas controlados [2], [3]. Sin embargo, el ambiente de un invernadero es un sistema complejo, no lineal y multivariable, fuertemente influenciado por perturbaciones externas impredecibles como la radiación

solar o la temperatura ambiente [4], [5]. Esta naturaleza dinámica provoca que los sistemas de control climático tradicionales, como los controladores Proporcional-Integral-Derivativo (PID) convencionales, sean a menudo ineficaces. Su simplicidad los ha hecho fundamentales en la industria para la regulación de procesos lineales, por ejemplo, en el control de temperatura en intercambiadores de calor [6]. Aunque los PID son simples y ampliamente utilizados, presentan limitaciones significativas al enfrentar sistemas con dinámicas no lineales y parámetros variantes en el tiempo [2], [3].

Para superar estas deficiencias, han surgido estrategias de control inteligente como una alternativa prometedora. Por un lado, la Lógica Difusa (FLC) ha demostrado ser una solución robusta, capaz de manejar la incertidumbre y emular el razonamiento humano sin requerir un modelo matemático preciso del sistema [7]. Esta capacidad de gestionar la incertidumbre y la ambigüedad inherentes a sistemas complejos lo hace particularmente útil en entornos donde las relaciones entre variables son imprecisas, permitiendo construir controladores basados en la experiencia de operadores humanos [8]. Por otro lado, las Redes Neuronales Artificiales (ANN) ofrecen potentes capacidades de autoaprendizaje y adaptación, siendo eficaces para modelar y controlar sistemas no lineales complejos [4].

La integración de estas tecnologías en arquitecturas híbridas, como los sistemas de inferencia neuro-difusos (ANFIS), capitaliza las fortalezas de ambas: combinan la capacidad de razonamiento de la lógica difusa con el poder de aprendizaje y optimización de las redes neuronales [9], [10]. Estos sistemas híbridos han demostrado ser la vanguardia en el control de invernaderos, ofreciendo una alta precisión y autonomía. A pesar de los avances, la literatura carece de estudios enfocados en la aplicación específica de un control PID difuso optimizado con redes neuronales para la regulación de temperatura en el cultivo de papa.

El presente trabajo de investigación se centra en llenar dicho vacío mediante el diseño y la simulación de un sistema de control PID difuso asistido por una arquitectura de redes neuronales (ANFIS) para la gestión precisa de la temperatura en un invernadero destinado al cultivo de papa. El objetivo es evaluar la eficacia de este enfoque híbrido, comparando su desempeño en términos de velocidad de respuesta, precisión y robustez frente a perturbaciones, en contraste con las estrategias de control PID clásico y PID difuso.

II. METODOLOGÍA

El desarrollo de un sistema de control PID difuso con redes neuronales para el control de temperatura del cultivo de papa (*Solanum tuberosum*) en invernaderos se llevó a cabo siguiendo la metodología VDI 2206, ya que se alinea con el diseño y la simulación de sistemas de control complejos. Para ello, se han definido cinco etapas principales: requerimiento, diseño, programación, integración y validación, asegurando un desarrollo organizado y una evaluación rigurosa del controlador propuesto en un entorno simulado [11].

A. Requerimientos

Para la simulación, se seleccionó un invernadero de tipo túnel con un volumen de 160 m. La forma arqueada de su cubierta optimiza la captación de la luz solar y mejora la circulación natural del aire, factores beneficiosos para el cultivo que constituyen una base ideal sobre la cual un sistema de control automatizado puede demostrar mejoras significativas [12]. Este tipo de invernadero, clasificado junto con los Quonset y Gótico, se valora por su facilidad de construcción y buena captación de luz, en contraste con estructuras más complejas como las de tipo Venlo o Parral, usadas en agricultura de alta tecnología [13]. La variable controlada es la Temperatura Interna y la perturbación es la Temperatura Ambiente Externa. La herramienta de simulación seleccionada fue MATLAB/Simulink.

El factor crítico es la temperatura del cultivo de papa (*Solanum tuberosum*). El estrés térmico severo ocurre por encima de 25°C, siendo el rango óptimo para la tuberización el presentado en la Tabla I.

TABLA I
RANGOS DE TEMPERATURA DE CULTIVO DE PAPA (°C).

Etiqueta	Intervalo	Descripción
Baja	[0 - 17]	Temp. Subóptima.
Óptima	[18 - 22]	Rango ideal.
Precaución	[23 - 25]	Zona de transición a estrés térmico.
Alta	[> 25]	Estrés térmico severo.

El modelo matemático de la planta se derivó de la ley de conservación de la energía. El balance de energía del aire dentro del invernadero se expresa en la siguiente ecuación diferencial, similar a la utilizada por Belkadi et al [7]:

$$\rho \cdot V \cdot C_p \cdot \frac{dT_{in}(t)}{dt} = \sum Q(t)$$

Donde ρ es la densidad del aire, V el volumen y C_p el calor específico. El flujo neto de calor $Q(t)$ se simplifica a la entrada de control $u(t)$ y las pérdidas de calor hacia el exterior $Q_{perdida}$. Esta pérdida es proporcional a la diferencia de temperaturas:

$$Q_{perdida}(t) = U \cdot A \cdot (T_{in}(t) - T_{out}(t))$$

Donde U es el coeficiente global de transferencia de calor y A el área superficial. Sustituyendo en el balance, se obtiene la ecuación diferencial del sistema:

$$\rho V C_p \frac{dT_{in}(t)}{dt} = u(t) - UA(T_{in}(t) - T_{out}(t))$$

Reordenando la ecuación se obtiene la forma estándar de una ecuación diferencial lineal de primer orden:

$$\frac{\rho V C_p}{UA} \frac{dT_{in}(t)}{dt} + T_{in}(t) = \frac{1}{UA} u(t) + T_{out}(t)$$

Aplicando la transformada de Laplace, se obtiene la forma canónica $G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{K}{\tau s + 1}$ donde se identifican la constante de tiempo (τ) y la ganancia estática (K):

$$\tau = \frac{\rho V C_p}{UA} (s), K = \frac{1}{UA}$$

Calculando los valores:

$$\tau = \frac{(1.2)(160)(1006)}{(6)(136)} = 237 \text{ segundos}$$

$$K = \frac{1}{(6)(136)} = 0.00122 \text{ K/W}$$

Dado que la salida del controlador es una señal normalizada (± 100) y se asume una potencia de actuador de 10,000 W, la ganancia efectiva vista por el controlador se escala:

$$K_{control} = K \cdot \frac{10000W}{100\%} = 0.00122 \cdot 100 = 0.122$$

La función de transferencia final de la planta es:

$$G(s) = \frac{0.122}{237s + 1}$$

B. Diseño del sistema

El diseño del sistema se centró en tres arquitecturas: un PID clásico como base de referencia, un PID difuso sintonizado manualmente y un controlador neuro-difuso (ANFIS). El diagrama de flujo general para el controlador difuso propuesto se muestra en la Fig. 1. El sistema compara el Setpoint con la Salida (temperatura real) para generar un error, el cual es procesado por el controlador PID y el controlador FUZZY para actuar sobre la planta, considerando el efecto de la perturbación.

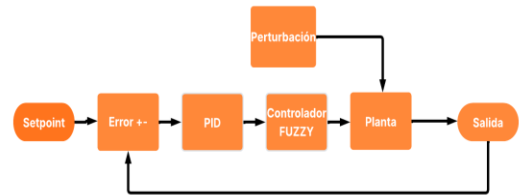


Fig. 1 Diagrama de flujo del sistema.

Para establecer una base de comparación robusta, se diseñó un controlador PID clásico. Utilizando la función de transferencia de la planta $G(s)$, se empleó la herramienta PID Tuner de MATLAB. Como base analítica para verificar los resultados, los parámetros también se calcularon teóricamente usando el método de Control por Modelo Interno (IMC), un enfoque robusto para la sintonía de controladores PID [14]. Se sintonizó un controlador de tipo Proporcional-Integral (PI), optimizado para una respuesta rápida y sin sobre impulso (overshoot). Los parámetros finales obtenidos se detallan en la Tabla II.

Parámetro	Símbolo	Valor obtenido
Ganancia proporcional	kp	24.28
Ganancia integral	ki	0.1025
Ganancia derivada	kd	0

Se diseñó un controlador PID difuso de tipo Mamdani. Este controlador utiliza tres variables de entrada (error, derivada del error e integral del error) y una de salida (Acción de control térmico (u)).

La lógica del controlador se codificó en una base de reglas tridimensional de 3x3x3, resultando en un total de 27 reglas "SI... ENTONCES..." que cubren todas las combinaciones de las entradas.

Las funciones de membresía para cada variable de entrada y salida se definieron con formas trapezoidales y triangulares. A continuación, tenemos la Tabla 3 para la entrada del error

TABLA III
PARÁMETROS DE MEMBRESÍA PARA LA ENTRADA ERROR (E).

Etiqueta	Intervalo (°C de error)	Forma
Negativo (N)	[-20, -20, -1, 0]	Trapezoidal
Cero (Z)	[-1, 0, 1]	Triangular
Positivo (P)	[0, 1, 20, 20]	Trapezoidal

Ahora en la tabla IV observaremos los rangos para la derivada del error

Etiqueta	Intervalo (°C de error)	Forma
Negativo (N)	[-1, -1, -0.5, 0]	Trapezoidal
Cero (Z)	[-0.5, 0, 0.5]	Triangular
Positivo (P)	[0, 0.5, 1, 1]	Trapezoidal

En la siguiente tabla V se muestran los rangos aplicados para la integral de error

Etiqueta	Intervalo (°C de error)	Forma
Negativo (N)	[-10, -10, -2, 0]	Trapezoidal
Cero (Z)	[-2, 0, 2]	Triangular
Positivo (P)	[0, 2, 10, 10]	Trapezoidal

Y por último tenemos la tabla VI en la cual se observan los rangos de la salida de acción, el cual servirá para controlar el actuador

TABLA VI
PARÁMETROS DE MEMBRESÍA PARA LA SALIDA ACCIÓN CONTROL.

Etiqueta	Intervalo (°C de error)	Forma
Enfriar (N)	[-100, -100, -80, -30]	Trapezoidal
Mantener (Z)	[-70, 0, 70]	Triangular
Calentar (P)	[30, 80, 100, 100]	Trapezoidal

C. Programación

La programación del sistema se realizó en MATLAB/Simulink. Se construyó un entorno de simulación en lazo cerrado (Fig. 2) que implementa el diagrama de bloques del sistema. Los componentes principales son:

- **Bloque Transfer Fcn:** Representa la planta del invernadero con la función de transferencia $G(s) = \frac{0.122}{237s+1}$
- **Bloques Step y Constant:** Definen el Setpoint (referencia) y la PerturbacionTempExterior.
- **Bloques Sum, Derivative e Integrator:** Se utilizan para calcular las tres señales de entrada del controlador: el error, la derivada del error y la integral del error.
- **Bloque Fuzzy Logic Controller:** Es el núcleo del sistema, cargado con el archivo .fis que contiene la lógica de control.

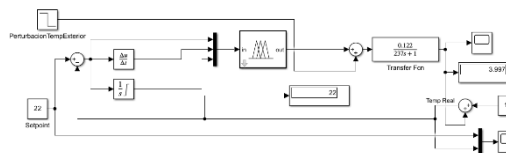


Fig. 2 Controlador PID FUZZY en Simulink.

El núcleo del controlador se programó usando la herramienta Fuzzy Logic Designer de MATLAB. Se configuró un sistema de inferencia tipo Mamdani con tres entradas (Error, Derivada_Error, Integral_Error) y una salida (Accion_Control). Posteriormente, se implementaron las funciones de membresía definidas en la etapa de diseño. La base de conocimiento se programó introduciendo la matriz tridimensional de 27 reglas difusas "SI-ENTONCES" en el Editor de Reglas (Fig. 3). El sistema completo se guardó como un archivo .fis para su integración en el modelo de Simulink.

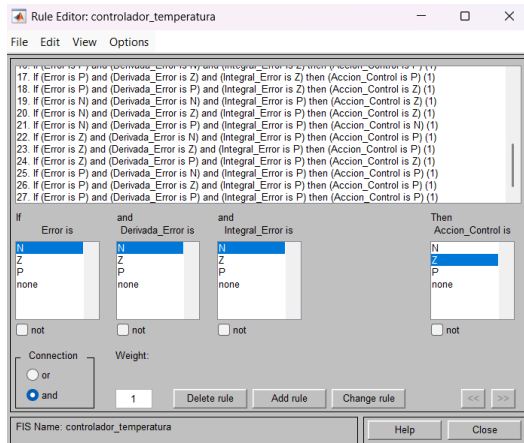


Fig. 3 Matriz de 27 reglas en el editor de reglas.

D. Integración

La fase de integración comenzó con la verificación estructural del modelo en Simulink. Se realizó una inspección visual para confirmar la correcta implementación del lazo de retroalimentación negativa (la señal Temp Real restándose del Setpoint) y la conexión coherente de las tres señales de entrada a los puertos del bloque Fuzzy Logic Controller. A continuación, en la figura 4 se muestra la verificación realizada

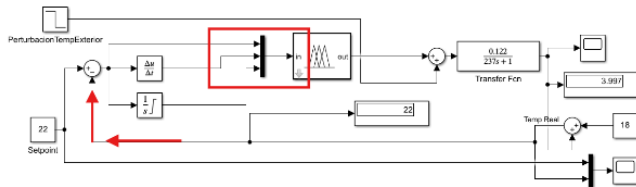


Fig. 4 Verificación de conexiones del lazo cerrado.

Una vez verificada la estructura, se ejecutaron pruebas de simulación iniciales para evaluar el comportamiento del controlador PID difuso:

- **Prueba 1 (Éxito):** Se configuró un Setpoint de 24°C con una condición inicial de 15°C. El sistema funcionó de manera robusta y estable, alcanzando el setpoint con precisión y un sobreimpulso mínimo, validando la funcionalidad básica.
- **Prueba 2 (Fallo):** Se realizó una prueba más exigente con un Setpoint de 35°C y una condición inicial de 15°C (error inicial de 20°C). En este escenario, el sistema falló en converger, estabilizándose cerca de los 24°C y manifestando un considerable error en estado estacionario.

El análisis de este fallo determinó que, ante errores de gran magnitud, el mecanismo de integración del controlador alcanzaba su límite de saturación (anti-windup). Esta saturación impedía que la lógica difusa generara una acción de control lo suficientemente fuerte para continuar corrigiendo el error. En la siguiente figura 5 podemos ver el resultado fallido.

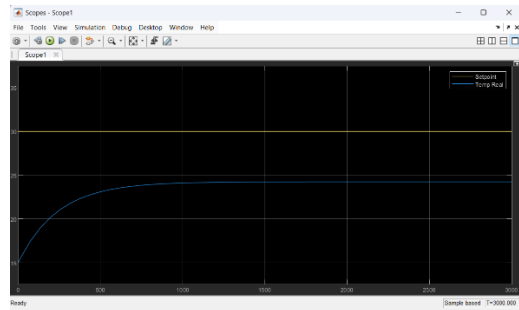


Fig. 5 Prueba 2 (fallo) PID FUZZY con error de magnitud

Para solucionar el fallo de saturación, se optó por una estrategia de sintonización final. En lugar de reajustar las 27 reglas, se introdujo un único bloque de Ganancia (Gain) a la salida del controlador difuso, actuando como un amplificador de la acción de control.

Mediante pruebas se estableció que un valor de ganancia de 3 proporcionaba el balance óptimo. Con este ajuste, el sistema fue capaz de manejar el error inicial grande, alcanzar el setpoint de forma precisa y, crucialmente, hacerlo con una respuesta suave y sin sobreimpulso. Este ajuste completó la fase de integración, dejando el controlador listo para la validación. En la figura 6 se observa el resultado de la prueba.

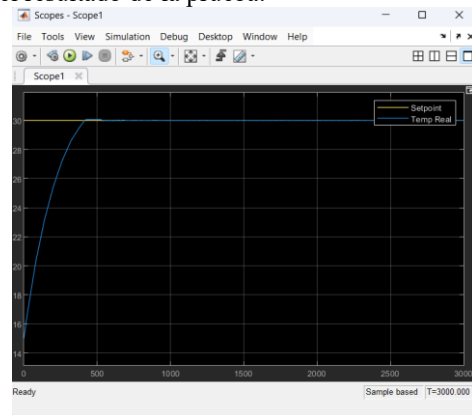


Fig. 6 Resultado PID difuso con ganancia

E. Validación

En la fase final, se realizó una validación cuantitativa y comparativa de las tres estrategias de control diseñadas: PID clásico, PID difuso y el controlador neuro difuso (ANFIS). Todos los controladores fueron sometidos a dos pruebas estandarizadas: una respuesta al escalón (cambio de Setpoint de 14°C a 20°C) y una prueba de rechazo de perturbaciones (aplicando una perturbación de -30 en t=750s).

Resultados Individuales

- **Controlador PID Clásico:** Mostró un comportamiento muy estable (GM=Infinito, PM=90.1°) y sin sobreimpulso (%OS=0.39%), pero fue extremadamente lento, con un tiempo de establecimiento (ts) de 1053.3 s. En la prueba de perturbación, permitió una desviación máxima de 0.71 °C.

- **Controlador PID Difuso:** Demostró una velocidad de respuesta muy superior al PID clásico, con un ts de 224.94 s. Sin embargo, su capacidad de rechazo de perturbaciones fue idéntica, con una desviación máxima de 0.71 °C.
- **Controlador PID neuro difuso (ANFIS):** Este controlador se generó entrenando una arquitectura ANFIS con los datos de entrada-salida (error, derivada, acción de control) del controlador PID difuso sintonizado. El ANFIS demostró ser el más rápido, con un ts de solo 126.34s, y exhibió una robustez sobresaliente, limitando la desviación por perturbación a solo 0.15 °C.

La comparación directa de las métricas en la tabla y las respuestas gráficas confirma la superioridad de la estrategia Neuro-Difusa.

TABLA VII
COMPARATIVA DE MÉTRICAS FINALES

Categoría	Métrica	PID Clásico	PID-Difuso	ANFIS (Neuro-Difuso)
Precisión	Integral of Squared Error (ISE)	1443	2286	597.5
	Integral of Absolute Error (IAE)	482.1	647.3	325.3
	Integral of Time-weighted Absolute Error (ITAE)	39180	59140	42080
Desempeño temporal	tr	85.48 s	135.25 s	60.17 s
	ts ($\pm 5\%$)	1053.3 s	224.94 s	126.34 s
	%OS	0.39%	0.81%	1.61%
Robustez	Gain Margin (GM)	Infinito (dB)	N/A	N/A
	Phase Margin (PM)	90.1°	N/A	N/A
Respuesta a perturbaciones	Desviación máxima	0.71°C	0.71°C	0.15°C
Energía	Esfuerzo de control	81470	80370	138300

El análisis comparativo de las métricas de la Tabla VII y las respuestas gráficas de la Fig. 7 demuestra la clara superioridad de la estrategia Neuro-Difusa. En términos de velocidad, el controlador ANFIS es, por un margen significativo, el más rápido, con un tiempo de establecimiento de solo 126.34 segundos, siendo ocho veces más rápido que el PID Clásico

(1053.3 s) y casi el doble de rápido que el PID-Difuso (224.94 s). Esta diferencia se aprecia visualmente en la Fig. 7, donde la respuesta del ANFIS (línea verde) alcanza el setpoint mucho antes que la del PID Clásico (línea azul)

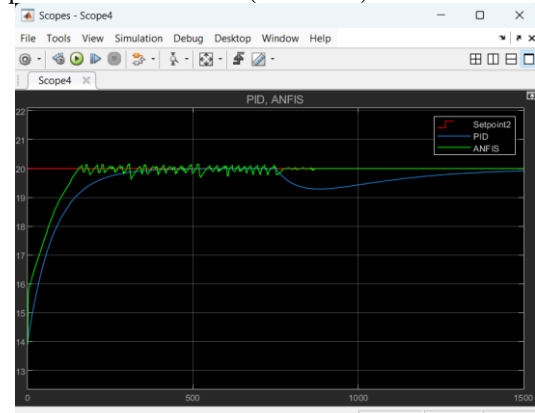


Fig. 7 Comparación de respuesta PID (azul) vs ANFIS (verde)

La validación comparativa confirmó la superioridad del controlador Neuro-Difuso (ANFIS). Este demostró una robustez excepcional, limitando la desviación máxima por perturbaciones a solo 0.15 °C. Esto representa una mejora de casi el 80% sobre el PID Clásico y el PID-Difuso, que permitieron 0.71 °C, validando así la hipótesis principal del proyecto. En términos de precisión, ANFIS también fue superior, obteniendo los valores más bajos en los índices de error ISE e IAE.

En conclusión, la validación demuestra que el controlador ANFIS es la solución de mayor rendimiento global. Su velocidad de respuesta excepcional, combinada con la mayor precisión y una robustez sobresaliente ante perturbaciones, lo posiciona como el controlador más avanzado y adecuado para la dinámica compleja y no lineal del invernadero, siendo el único compromiso su mayor esfuerzo de control (eficiencia energética).

III. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Resultado de Requerimiento

En esta etapa se definieron los parámetros fundamentales del sistema de simulación. Se estableció el modelo de la planta como un invernadero tipo túnel ($V=160 \text{ m}^3$) con la función de transferencia $G(s)=0.122/(237s+1)$. Basado en la literatura, se determinó el rango de temperatura óptima para el cultivo de papa en $[18-22]^\circ\text{C}$. Se seleccionó MATLAB/Simulink como el software de simulación, junto con un sensor tipo DHT22 y actuadores eléctricos (calefactor y ventilador). Finalmente, se definieron las métricas cuantitativas para la validación: ISE, IAE, ITAE, tiempo de establecimiento (ts), sobreimpulso (%OS) y desviación máxima ante perturbaciones.

Resultado de Diseño

Se obtuvieron los parámetros de las tres arquitecturas de control. Para el PID clásico, se sintonizó un controlador PI mediante PID Tuner ($K_p = 24.28$, $K_i = 0.1025$). Para el PID

Difuso, se diseñó un controlador Mamdani con 3 entradas (error, derivada, integral), 1 salida (acción de control) y 27 reglas. El PID neuro difuso (ANFIS) se diseñó mediante aprendizaje supervisado, utilizando un conjunto de datos capturados de la simulación del PID difuso controlado.

Resultado de Programación

Los diseños se implementaron digitalmente en MATLAB. El resultado principal fue un modelo funcional en Simulink que integra el bloque de la planta G(s) y los bloques de control (PID, PID difuso o ANFIS). La lógica difusa, incluyendo las 27 reglas y las funciones de membresía, se programó en el Fuzzy Logic Designer y se guardó como un archivo .fis para ser ejecutado por Simulink.

Resultado de Integración

Durante las pruebas del PID-Difuso, el sistema funcionó establemente ante errores pequeños, pero falló en converger ante errores de gran magnitud. El análisis determinó que el fallo se debía a la saturación (anti-windup) del mecanismo de integración del controlador. Este problema crítico se solucionó introduciendo un bloque de Ganancia con valor de 3 a la salida del controlador difuso, permitiendo al sistema corregir errores grandes de forma estable.

Resultado de Validación

La validación cuantitativa comparó los tres controladores bajo pruebas idénticas de respuesta al escalón y rechazo de perturbaciones. Los resultados finales se consolidan en la Tabla VIII.

TABLA VIII
RESULTADO FINALES

Cate goría	Métrica	PID Clásic o	PID- Difuso	Neurodi fuso	Unida d	Mejor
Preci sión	ISE	1443	2286	597.5	-	ANFIS
	IAE	482.1	647.3	325.3	-	ANFIS
	ITAE	39180	59140	42080	-	PID Clásico
Dese mpe ño Tem p.	tr	85.48	135.25	60.17	segun dos	ANFIS
	ts (±5%)	1053.3	224.94	126.34	segun dos	ANFIS
	%OS	0.39%	0.81%	1.61%	%	PID Clásico

La validación comparativa confirmó la superioridad del controlador neuro difuso (ANFIS). Este demostró una robustez excepcional, limitando la desviación máxima por perturbaciones a solo 0.15 °C. Esto representa una mejora de casi el 80% sobre el PID clásico y el PID difuso, que permitieron 0.71 °C, validando así la hipótesis principal del proyecto. En términos de precisión, ANFIS también fue superior, obteniendo los valores más bajos en los índices de error ISE e IAE.

En conclusión, el controlador ANFIS presento el mejor desempeño global, con menor error (ISE e IAE), un menor tiempo de establecimiento (ts= 126.34 s) y menor desviación

ante perturbaciones (0.15 °C), en comparación con el PID clásico y el PID difuso (0.71 °C) lo que evidencia su mayor precisión y robustez ante perturbaciones, posicionándolo como la alternativa más adecuada en sistemas no lineales, a costa de un mayor esfuerzo de control.

Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio proporcionan una validación cuantitativa de la eficacia de diferentes estrategias de control para la regulación de temperatura en un invernadero simulado destinado al cultivo de papa. El objetivo principal fue desarrollar un controlador neuro difuso (ANFIS) para el control de la temperatura, el cual fue comparado con un controlador PID clásico y un PID difuso sintonizado manualmente para determinar la solución más adecuada frente a la dinámica compleja y no lineal del sistema.

Los hallazgos en este estudio son consistentes, el controlador PID clásico, aunque estable y predecible gracias a la sintonización sistemática con PID Tuner, mostró limitaciones significativas. Su tiempo de establecimiento fue notablemente largo (1053.3 s), indicando una respuesta lenta. Esto es consistente con las observaciones de Jia, quien reportó un error máximo de 3.6°C para un PID tradicional en el control de temperatura de un invernadero, subrayando su rendimiento deficiente en estos sistemas no lineales [2]. De manera similar, Wang et al. reportaron un error medio de 0.8460 y un error estándar de 1.8480 para un PID convencional en un experimento, valores considerablemente más altos que los logrados con enfoques adaptativos [4]. Aunque la robustez teórica del PID Clásico en nuestro estudio fue alta (GM=Infinito, PM=90.1°), su capacidad real para rechazar perturbaciones fue moderada, permitiendo una desviación máxima de 0.71 °C, lo que evidencia sus limitaciones prácticas en entornos dinámicos.

La implementación del controlador PID-Difuso representó una mejora considerable en la velocidad de respuesta, logrando un tiempo de establecimiento de 224.94 s, casi cinco veces más rápido que el PID clásico. Este resultado se alinea parcialmente con los hallazgos de Dipali et al. [10] quienes, aunque encontraron que su controlador FIS (Fuzzy Inference System) era más rápido (ts=19.91 s) que el nuestro, también reportaron un sobreimpulso similar (9.46% vs 0.81%), indicando un comportamiento dinámico comparable. Por otro lado, Dong et al. [15] reportaron un tiempo de subida (Tr) de 16.08 s y un sobreimpulso (Mp) de 5.27% para un Fuzzy PID optimizado con GWO, valores que difieren de nuestro Tr=135.25 s y %OS=0.81%, posiblemente debido a las diferencias en la planta y el método de optimización. Sin embargo, el proceso de diseño en nuestro estudio también reflejó la necesidad de ajuste manual (la ganancia de 3), confirmando la dependencia de la experiencia del diseñador, una limitación conocida de este enfoque. Además, su dificultad para eliminar completamente el error estacionario bajo perturbación constante sugiere una robustez inferior a la de los enfoques adaptativos.

El controlador Neuro-Difuso (ANFIS) emergió como la solución de mayor rendimiento global, validando la efectividad

sobre sistemas híbridos que combinan lógica difusa y redes neuronales. Sus métricas fueron consistentemente superiores: fue el más rápido ($t_s = 126.34$ s) y el más preciso (menores $ISE=597.5$ e $IAE=325.3$). Este tiempo de establecimiento, aunque más lento que el reportado por Dipali et al.[10] para su ANFIS ($t_s=37.06$ s), representa una mejora drástica frente a nuestro PID Clásico y PID-Difuso. La precisión alcanzada es comparable a la reportada por Jia[2], cuyo sistema FNN mantuvo el error de temperatura por debajo de 1°C , y superior a la del PID clásico en su estudio (error máx 3.6°C). Crucialmente, el ANFIS fue el más robusto ante perturbaciones, limitando la desviación a solo 0.15°C . Este excelente rechazo de perturbaciones supera significativamente al PID Clásico y PID-Difuso (0.71°C) y se alinea con la alta precisión lograda por Huang et al.[16] con su SNPID, que alcanzó una precisión de $\pm 1^\circ\text{C}$ en un entorno real y un RMSE de 0.734 (comparado con 1.594 del PID tradicional). Asimismo, el error medio de 0.2967 y el error estándar de 1.3342 reportados por Wang et al.[4] para su control adaptativo con RBF son indicativos de una estabilidad y precisión similares a las logradas por nuestro controlador ANFIS.

En conclusión, estos hallazgos encontrados en el entorno de simulación confirman que los controladores híbridos como la arquitectura Neuro-Difusa (ANFIS) son más adecuados para sistemas no lineales y variables como los invernaderos, donde se requiere un control preciso y robusto para cultivos sensibles como la papa. Futuras investigaciones deberían enfocarse en la implementación y validación de este controlador ANFIS en un invernadero físico experimental, así como en la exploración de estrategias para optimizar su eficiencia energética.

IV. CONCLUSIONES

En el presente trabajo de investigación, se desarrolló exitosamente un sistema de control PID difuso con redes neuronales para el control de temperatura del cultivo de papa (*Solanum tuberosum*) en invernaderos. Se demostró que el sistema ANFIS es capaz de mantener la desviación máxima causada por perturbaciones externas por debajo de 0.2°C , logrando un valor específico de 0.15°C en las pruebas. Esta alta efectividad en el rechazo de perturbaciones asegura condiciones más estables y cercanas a las óptimas para el cultivo en el entorno simulado, evidenciando la superioridad de este enfoque en comparación con las estrategias de control PID clásico y PID difuso también evaluadas.

Asimismo, se definieron de manera exhaustiva los requerimientos técnicos y funcionales que sirvieron como base para el desarrollo del sistema de control. Mediante el análisis de las necesidades del cultivo y las características del entorno, se especificaron las variables críticas (temperatura interna y externa), los rangos operativos óptimos (18°C - 22°C), se seleccionaron los componentes de hardware y software adecuados (sensor DHT22, actuadores eléctricos, MATLAB/Simulink) y se derivó un modelo matemático representativo de la planta.

Posteriormente, el diseño de las arquitecturas de control se llevó a cabo satisfactoriamente, abordando las necesidades de regulación frente a las variaciones de temperatura. Se obtuvo un controlador PID clásico de referencia mediante un proceso de sintonización sistemático ($K_p=24.28$, $K_i=0.1025$). Se diseñó un controlador PID-Difuso tipo Mamdani, estructurando su base de conocimiento con 27 reglas lingüísticas y definiendo las funciones de membresía para sus tres entradas y una salida. Asimismo, se estableció el procedimiento de diseño para el controlador ANFIS basado en aprendizaje supervisado a partir de datos de simulación. Estos diseños proporcionaron las bases lógicas y paramétricas para los controladores evaluados.

En la fase de programación, el sistema de control se realizó eficazmente utilizando las herramientas proporcionadas por MATLAB y Simulink. Se construyó el modelo de simulación en lazo cerrado que integra la dinámica de la planta y los bloques de control. Se implementó la lógica del controlador PID-Difuso en el Fuzzy Logic Designer, codificando las funciones de membresía, la base de 27 reglas y el mecanismo de inferencia, lo cual resultó en un archivo .fis funcional. Esta implementación en software permitió simular la respuesta del sistema ante variaciones de temperatura.

Durante la etapa de integración, se ensamblaron y verificaron los componentes programados dentro del entorno de Simulink, asegurando la coherencia estructural y funcional del lazo de control PID-Difuso. Las pruebas de simulación iniciales fueron cruciales para identificar una limitación operativa del controlador difuso manual bajo errores de gran magnitud, la cual fue resuelta mediante la incorporación estratégica de una ganancia de salida. Esta integración y ajuste iterativo permitieron optimizar el desempeño del sistema en el entorno simulado.

Finalmente, la validación cuantitativa del sistema, realizada mediante simulaciones comparativas bajo escenarios estandarizados de seguimiento de referencia y rechazo de perturbaciones, permitió una evaluación rigurosa del desempeño de las estrategias de control desarrolladas. Los resultados demostraron concluyentemente la superioridad del controlador PID neuro difuso (ANFIS). Este controlador no solo fue el más rápido, logrando un tiempo de establecimiento de 126.34 segundos (frente a 224.94s del PID difuso y 1053.3s del PID clásico), sino que también alcanzó la mayor precisión, como indican sus menores índices de error integral ($ISE=597.5$, $IAE=325.3$). De manera crucial, el ANFIS exhibió una robustez sobresaliente, limitando la desviación máxima de temperatura ante perturbaciones a solo 0.15°C , en contraste con los 0.71°C de los otros dos controladores, validando así la hipótesis principal del estudio. Si bien el PID-Difuso representó una mejora en velocidad respecto al PID Clásico, su robustez fue comparable y requirió ajuste manual. Es importante notar que el rendimiento superior del ANFIS implicó un mayor esfuerzo de control (138,300), sugiriendo un posible compromiso con la eficiencia energética. En conjunto, estos hallazgos comprobaron la eficacia del control neuro-difuso para mantener

condiciones óptimas de temperatura en la simulación del invernadero.

Translated J. Magn. Japan, vol. 2, pp. 740-741, August 1987 [*Digest 9th Annual Conf. Magnetism Japan*, p. 301, 1982].
 [18] M. Young, *The Technical Writer's Handbook*, Mill Valley, CA: University Science, 1989.

REFERENCIAS

- [1] S. Gautam, D. C. Scheuring, J. W. Koym, and M. I. Vales, "Assessing heat tolerance in potatoes: Responses to stressful Texas field locations and controlled contrasting greenhouse conditions," *Front Plant Sci*, vol. 15, p. 1364244, May 2024, doi: 10.3389/FPLS.2024.1364244/BIBTEX.
- [2] Y. Jia, "Design of an Intelligent Greenhouse Remote Control System Based on a Fuzzy Neural Network," *International Journal of Automation Technology*, vol. 15, no. 2, pp. 243–248, Mar. 2021, doi: 10.20965/ijat.2021.p0243.
- [3] H. Guan, "Greenhouse environmental monitoring and control system based on improved fuzzy PID and neural network algorithms," *Journal of Intelligent Systems*, vol. 34, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.1515/JISYS-2024-0079.
- [4] Y. Wang, Y. Lu, and R. Xiao, "Application of nonlinear adaptive control in temperature of chinese solar greenhouses," *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 13, Jul. 2021, doi: 10.3390/ELECTRONICS10131582.
- [5] C. E. Lachouri, K. Mansouri, and M. M. Lafifi, "Greenhouse Climate Modeling Using Fuzzy Neural Network Machine Learning Technique," *Revue d'Intelligence Artificielle*, vol. 36, no. 6, pp. 925–930, Dec. 2022, doi: 10.18280/RIA.360614.
- [6] J. G. Álvarez, J. M. Armero, C. A. Urrutia, J. G. Álvarez, J. M. Armero, and C. A. Urrutia, "CONTROL DE TEMPERATURA EN INTERCAMBIADORES DE CALOR TIPO CORAZA-TUBO: UNA REVISIÓN REALIZADA A LA INDUSTRIA," *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 14, no. 27, pp. 41–49, 2020, doi: 10.31908/19098367.0005.
- [7] A. Belkadi, · Nizar Sghaier, · Islem, B. Hassine, · Dhafer Mezghani, and · Abdelkader Mami, "Comparative study for enhanced temperature control in smart greenhouses," *Discover Electronics 2024 1:1*, vol. 1, no. 1, pp. 1–25, May 2024, doi: 10.1007/S44291-024-00001-6.
- [8] J. Riahi, H. Nasri, A. Mami, and S. Vergura, "Effectiveness of the Fuzzy Logic Control to Manage the Microclimate Inside a Smart Insulated Greenhouse," *Smart Cities 2024*, Vol. 7, Pages 1304-1329, vol. 7, no. 3, pp. 1304–1329, Jun. 2024, doi: 10.3390/SMARTCITIES7030055.
- [9] H. Oubehar, A. Selmani, A. Ed-Dahhak, A. Lachhab, M. E. H. Archidi, and B. Bouchikhi, "ANFIS-based climate controller for computerized greenhouse system," *Advances in Science, Technology and Engineering Systems*, vol. 5, no. 1, pp. 8–12, 2020, doi: 10.25046/AJ050102.
- [10] D. Dipali, T. Subramanian, and G. S. Kumaran, "A Novel Approach for an Outdoor Oyster Mushroom Cultivation using a Smart IoT-based Adaptive Neuro Fuzzy Controller," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 5, pp. 973–981, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.01405101.
- [11] I. Graessler and J. Hentze, "The new V-Model of VDI 2206 and its validation das Neue V-Modell der VDI 2206 und seine Validierung," *At-Automatisierungstechnik*, vol. 68, no. 5, pp. 312–324, May 2020, doi: 10.1515/AUTO-2020-0015/MACHINEREADABLECITATION/RIS.
- [12] A. Castañeda-Miranda and V. M. Castaño, "Smart frost control in greenhouses by neural networks models," *Comput Electron Agric*, vol. 137, pp. 102–114, May 2017, doi: 10.1016/J.COMPAG.2017.03.024.
- [13] A. Ashok and E. Sujitha, "Greenhouse structures, construction and design," *Int J Chem Stud*, vol. 40, no. 1, pp. 40–45, 2020, doi: 10.22271/chemi.2021.v9.i1a.11417.
- [14] R. Vilanova, S. Alcántara, and C. Pedret, "Sintonía de controladores PID: un enfoque analítico basado en el moldeo de la función de sensibilidad," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, vol. 18, no. 4, pp. 313–326, Sep. 2021, doi: 10.4995/RIAI.2021.15422.
- [15] yinghui Dong, Z. Ma, J. Ma, S. Li, B. Ding, and J. Zhang, "Optimization of parameters of fuzzy PID controller using grey wolf algorithm," p. 122, Nov. 2024, doi: 10.1117/12.3049213.
- [16] S. Huang, H. Xiang, C. Leng, T. Dai, and G. He, "Intelligent Regulation of Temperature and Humidity in Vegetable Greenhouses Based on Single Neuron PID Algorithm," *Electronics (Switzerland)*, vol. 13, no. 11, Jun. 2024, doi: 10.3390/ELECTRONICS13112083.
- [17] Y. Yorozu, M. Hirano, K. Oka, and Y. Tagawa, "Electron spectroscopy studies on magneto-optical media and plastic substrate interface," *IEEE*