

Modelo matemático por identificación paramétrica y diseño de controlador difuso en la sección de enfriamiento de una planta de calentamiento-enfriamiento de fluidos

Mathematical model by parametric identification and fuzzy controller design in the cooling section of a fluid heating-cooling plant

Jhonny Ortiz-Mata^{1*}

 <https://orcid.org/0000-0003-0466-4093>

José L. Saquinala-Brito¹

 <https://orcid.org/0000-0003-2080-2548>

Alberto León-Batallas¹

 <https://orcid.org/0000-0001-6643-4694>

Recibido 25 de abril de 2023, aceptado 28 de julio de 2023

Received: April 25, 2023 Accepted: July 28, 2023

RESUMEN

En la mayoría de procesos industriales se requiere conocer la dinámica del proceso para lograr mejor ajuste y precisión de los controladores, muchas veces la obtención de los modelos mediante la solución de ecuaciones, resulta complejo realizar. Con el desarrollo de la tecnología se pueden obtener datos en tiempo real del proceso, los métodos de identificación son de gran ayuda para la obtención de modelos matemáticos de forma experimental, razón por la cual, es necesario que los estudiantes de ingeniería realicen prácticas en este campo. Con el propósito de tener un equipo para prácticas de control automático e instrumentación, se diseña y construye una planta de calentamiento-enfriamiento de fluidos. El modelo fue obtenido a partir de datos de entrada-salida mediante técnicas de identificación paramétrica, se realizaron pruebas con modelos ARX, ARMAX, OE y BJ, la selección del modelo se realizó mediante porcentaje de similitud, respuesta al escalón y análisis residual. Los mejores resultados se obtuvieron con el modelo BJ 22321, alcanzando porcentaje de similitud de 81,71%, para la selección del modelo también se consideró la parsimonia, es decir, la que tenga menor número de polos y ceros. Para el ajuste del controlador se utilizó la sintonía IMC-PID. Se probó la respuesta con diferentes controladores y se seleccionó el PID-Difuso con 25 reglas, con este controlador se obtiene un sobre nivel porcentual de 10% y tiempo de estabilización de 200 segundos.

Palabras clave: Box Jenkin, control PID, lógica difusa, modelo paramétrico.

ABSTRACT

In most industrial processes, it is required to know the dynamics of the process to achieve better adjustment and precision of the controllers; often, obtaining models by solving equations is complex to perform. With the development of technology, data can be obtained in real-time from the process. Identification methods are of great help in obtaining mathematical models experimentally, which is why engineering students must carry out practices in this countryside. A fluid heating-cooling plant is designed and built to have equipment for automatic control and instrumentation practices. The model was obtained from input-output data using parametric identification techniques; tests were carried out with ARX, ARMAX,

¹ Universidad Estatal de Milagro. Facultad de Ciencias e Ingeniería. Milagro, Ecuador.
E-mail: jortizm2@unemi.edu.ec; jsaquinalab@unemi.edu.ec; aleonb2@unemi.edu.ec

* Autor de correspondencia Jhonny Ortiz-Mata: jortizm2@unemi.edu.ec

OE, and BJ models, and the model was selected using similarity percentage, step response, and residual analysis. The best results were obtained with the BJ 22321 model, reaching a similarity percentage of 81.71%, for the model selection, parsimony was also considered, i.e., the one with the lowest number of poles and zeros. For the adjustment of the controller, the IMC-PID tuning was used. The response was tested with different controllers, and the PID-Fuzzy with 25 rules was selected; with this controller, a 10% surplus level percentage and a stabilization time of 200 seconds are obtained.

Keywords: Box Jenkin, PID control, Fuzzy logic, parametric models.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de la industria 4.0 ha traído consigo tecnologías como IoT, Inteligencia Artificial, Big Data, computación en la nube, robótica, entre otros. Esto conlleva a que los sistemas sean más precisos en cuanto a monitoreo y control de variables de proceso, una de las variables físicas que más se mide en los procesos industriales es la temperatura. En varios de estos procesos, el control de temperatura es crítico y debe ser preciso.

Los estudiantes de Ingeniería Industrial deben estar familiarizados con los procesos que se llevan a cabo en la industria y se requiere que hagan prácticas de automatización y control. Con el propósito de asemejar a un proceso industrial se diseña y construye una planta de enfriamiento-calentamiento de fluidos para obtener el modelo matemático del proceso y control de temperatura en un prototipo de torre de enfriamiento.

Puede que plantear y resolver las ecuaciones del proceso no resulte fácil y se requiera la simulación o la obtención de modelos de caja negra en base a datos de entrada-salida del proceso, para resolver este problema se recurre a la identificación de sistemas. Por ello, es necesario conocer los métodos para realizar el modelamiento y los parámetros físicos que se consideran en las torres de enfriamiento.

Para el modelado de una torre de enfriamiento en [1], se plantean ecuaciones que gobiernan el impulso, la energía cinética, las turbulencias y la tasa de disipación, también se consideran los factores externos como la temperatura ambiente y la temperatura del agua circulante [2]. En [3] se obtiene un modelo híbrido para la torre de enfriamiento, el modelo consta de una parte mecánica del intercambiador de calor de placas que describe la relación entre la temperatura de entrada y salida del

agua de la torre de enfriamiento, la velocidad de flujo de agua, caudal y temperatura del fluido a enfriar. La otra parte corresponde al modelo híbrido que es una función red neuronal de base radial (RRBFNN) que se utiliza para corregir el modelo mecánico, la ventaja del modelo híbrido es la velocidad de convergencia y buena aproximación global.

En una torre de enfriamiento se debe considerar la cantidad de agua de reposición requerida en función de la temperatura de bulbo seco atmosférico [4], humedad relativa y temperatura de agua de reposición. La optimización en la operación de los sistemas de enfriamiento es importante dado los altos costes de energía [5], para ello se realiza un análisis de sensibilidad, con variables de decisión continuas y discretas. Un aspecto que mejora del rendimiento de la capacidad de enfriamiento de una torre es utilizar un sistema de enfriamiento por aspersión para pre-enfriar el aire de entrada de una manera rentable y disminuir el consumo de agua [6].

La identificación del modelo matemático se puede realizar con la metodología de Takagi-Sugeno a partir de datos de entrada-salida [7]. El modelo obtenido se compara con modelos paramétricos ARX, OE y ARMAX, utilizando índices de rendimiento RSME (Root Mean Square). La identificación de sistemas dinámicos lineales SISO en presencia de perturbaciones de ruido se estudia con el enfoque Box-Jenkins usando modelos de ruido no paramétrico [8].

El presente trabajo se basa en la obtención del modelo matemático para la sección de enfriamiento de un prototipo de planta de procesos de calentamiento-enfriamiento de fluidos, utilizando técnicas de identificación paramétrica ARX, ARMAX, OE y BJ. Primero se realiza el análisis teórico del sistema en base a ecuaciones de balance de energía para determinar parámetros de operación, luego

se diseña una señal de entrada a la planta para obtener la dinámica del proceso, se registran los datos de entrada-salida. El 70% de los datos son para estimación y el 30% para validación. La selección del modelo se realiza en base a criterios de parsimonia, respuesta al escalón, análisis de correlación y respuesta de frecuencia. Luego de obtener el modelo, se diseña el controlador utilizando la regla de sintonía ICM-PID, la estrategia de control a implementar es la de PID con lógica difusa, las pruebas determinaron que el controlador PID-Difuso es más eficiente comparado con un PID.

La implementación de controladores difusos en procesos industriales no es nueva. Uno de los criterios para determinar el rendimiento de un controlador difuso, es el tiempo de levantamiento hasta alcanzar el valor de referencia y el porcentaje de sobre-levantamiento. En [9] se diseñan varios controladores difusos, acoplando el controlador PI (FLC-PI) y el controlador PID (FLC-PID) para controlar la velocidad de un motor ultrasónico de onda progresiva. Otro ejemplo en la industria, es el control con lógica difusa para el proceso de neutralización del PH [10], mediante un controlador adaptativo.

La herramienta Matlab/Simulink se utiliza en varios trabajos para el diseño de controladores difusos, por ejemplo, en [11] se aplica para mantener una ubicación y comportamiento específico de un robot, el controlador difuso produce valores de velocidad

lineal y angular de la trayectoria de seguimiento. En [12] se analizan diferentes topologías de lógica difusa para el control de velocidad de un motor de inducción y [13] el control de par directo con lógica difusa en un motor síncrono. En el trabajo [14], se diseña un programa en MATLAB con lógica difusa en un sistema MISO para el control de seguimiento solar de un panel fotovoltaico.

A continuación, se describe los componentes de la planta de tratamiento térmico, los parámetros de operación lineal de la etapa de enfriamiento, la obtención del modelo matemático utilizando técnicas de identificación paramétrica y por último el diseño e implementación del controlador PID con lógica difusa.

DESARROLLO

Descripción de la planta

La planta de calentamiento-enfriamiento de fluidos tiene dos secciones: una de calentamiento de un fluido viscoso (glicerina) y otra de enfriamiento, en ambas etapas existe un intercambiador de calor de placas. En la Figura 1 se muestra el diagrama P&ID de la planta.

El tanque 1 contiene agua con etilenglicol y dos resistencias eléctricas de 3000W C/U que son accionadas por medio de control de pulsos de un relé de estado sólido, las bombas centrífugas P01 y P02 permiten la circulación del fluido caliente

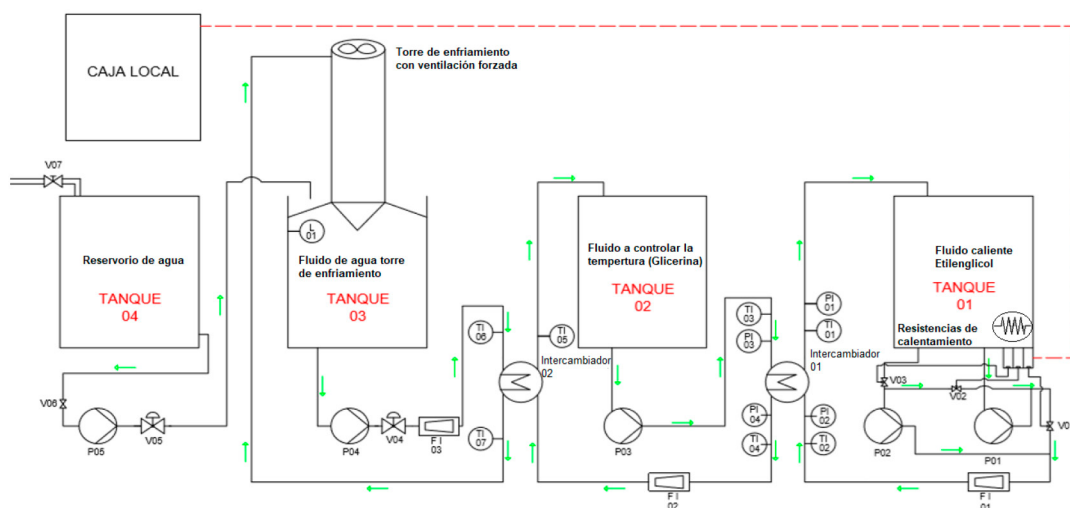


Figura 1. Esquema de la planta de tratamiento térmico.

a través del intercambiador de calor de placas 01. Ambas bombas son controladas por variadores de frecuencia. El Logo SIEMENS está programado para que accione de forma individual 3 electro válvulas neumáticas que configuran el paso de fluidos en serie o en paralelo.

El tanque 2 contiene el fluido del proceso a controlar la temperatura (Glicerina), este fluido circula a través de los intercambiadores de calor 1 y 2 mediante la bomba P03 controlada por un variador de frecuencia. Cuando están energizadas las resistencias del tanque 1, la Glicerina se calienta a través del intercambiador de calor 1 y cuando está energizado el ventilador de la torre de enfriamiento, la Glicerina se enfría a través del intercambiador de calor 2.

El tanque 3 contiene agua, que mediante la bomba P04 con accionamiento “ON/OFF” permite que circule el agua a través de la torre de enfriamiento. La torre de enfriamiento tiene dos actuadores: una válvula para regular el flujo de agua a través del intercambiador de calor 2 y un ventilador en la parte superior de la torre con control de velocidad PWM. El PLC Micrologix 1000 y el sensor de nivel de ultrasonido se utilizan para el control de nivel de agua en el tanque 3 y compensar las pérdidas por evaporación.

El tanque 4 es un reservorio de agua a temperatura ambiente, están instaladas una bomba P05 y electroválvula que son accionadas por el PLC Micrologix para mantener el nivel de agua en el tanque 3.

La planta opera a la temperatura ambiente del interior del Laboratorio de Termofluidos de la Universidad Estatal de Milagro (UNEMI) Figura 2.

Componentes de la planta

Para medir las variables de proceso, se instalaron sensores de presión y temperatura, que están ubicados en la entrada y salida de los dos intercambiadores de calor. En los tanques 1, 2 y 3 se miden la velocidad de circulación de los líquidos. Los datos se obtienen mediante tarjetas NI USB 6009. Los equipos instalados en la planta se detallan en la Tabla 1.

Ecuaciones de balance de energía

Se requiere calcular el flujo de aire en la torre de enfriamiento para reducir la temperatura del agua de 60 °C a 50 °C. Es necesario considerar algunos valores del ambiente como temperatura y humedad, así como el calor específico del aire y agua, también se consideran otras constantes que intervienen en el proceso de balance de energía.

- Flujo de agua en intercambiador de calor 2 y torre de enfriamiento $\dot{v} = 32 L / min$.

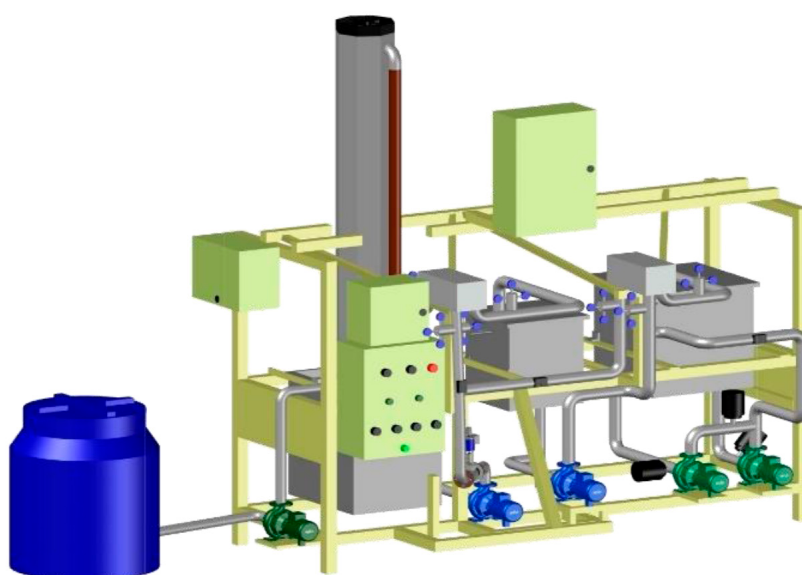


Figura 2. Planta de tratamiento térmico.

Tabla 1. Equipos instalados en la planta de tratamiento térmico.

Elemento	Cantidad
Sensores de temperatura RDT, PT100 y display	7
Transmisores de temperatura para PT100	7
Intercambiador de calor de placas	2
Tanques con recubrimiento térmico	3
Tanque plástico	1
Sensores de flujo Keyence	3
Válvula reguladora de flujo	1
Bomba Hidráulica (Monoblock) 0.55 kW	2
Motor bomba 3.6 kW	1
Motor Bomba ½ Hp	1
Ventilador 12 Vdc, 2250 rpm y 1730CFM	1
Tarjetas de adquisición de datos DAQ USB 6009	2
Válvulas electro-neumáticas ON/OFF	3
Logo SIEMENS	1
Fuentes de voltaje DC de 12 V	2
Fuentes de voltaje DC de 24 V	1
Variador de frecuencia	3
Tarjeta electrónica para convertir de 4-20 mA a 0-5V	1
Sensores de presión	7
Resistencia eléctrica 3000 W C/U 220 V	2
Panel de fuerza	1
Panel de control	3
PLC Micrologix 1000 Serial 1761 L20AWA	1
Sensor de nivel de ultrasonido	1
Relé de estado sólido	2

- Temperatura de entrada y salida agua en torre de enfriamiento; $T_{in_w} = 60^\circ\text{C}$ y $T_{out_w} = 50^\circ\text{C}$.
- Densidad del agua a 60°C es $\rho_w = 983,2 \text{ kg/m}^3$.
- Densidad del aire a 25°C es $\rho_a = 1,2 \text{ kg/m}^3$.
- Calor específico del agua a 60°C es $C_{pw} = 4,183 \text{ KJ/kgK}$.
- Temperatura de entrada y salida del aire en torre de enfriamiento; $T_{in_a} = 27^\circ\text{C}$ y $T_{out_a} = 35^\circ\text{C}$.
- Calor específico del aire a 25°C es $C_{pa} = 1,01 \text{ kJ/kgK}$.
- Calor específico del aire seco es $C_{pa_s} = 0,24 \text{ kcal/kg } ^\circ\text{C}$.
- Calor específico del vapor es $C_{pv} = 0,45 \text{ kcal/kg } ^\circ\text{C}$.
- Calor latente es $L_v = 597,33 \text{ kcal/kg}$.
- Humedad relativa a 27°C es $\gamma_R = 78,3\%$.
- Humedad absoluta del aire saturado a 35°C es $y'_s = 0,0548 \frac{\text{kg vapor de agua}}{\text{kg de aire seco}}$.
- Presión atmosférica es $P_o = 101,3 \text{ kPa}$.

- Presión de saturación del agua a 27°C es $P_{sat} = 3,5 \text{ kPa}$.
- Masa molecular del aire es $M_{m_aire} = 28,97 \text{ g/mol}$.
- Masa molecular del agua es $M_{m_agua} = 18,02 \text{ g/mol}$.

Para el cálculo del flujo másico se utiliza la ecuación (1):

$$q_w = \rho_w * v_w \quad (1)$$

Al evaluar se obtiene:

$$q_w = 0,524 \frac{\text{kg}}{\text{s}}$$

La cantidad de calor que cede el agua enfriada se calcula con la ecuación (2):

$$\Delta Q_w = c_{pw} * q_w * (T_{out_w} - T_{in_w}) \quad (2)$$

Al sustituir los datos se obtiene la cantidad de calor que pierde el agua cuando la temperatura disminuye de 60° hasta 50° .

$$\Delta Q_w = 21,918 \frac{kJ}{s} = 91,748 \frac{kcal}{s}$$

Aproximando la interacción agua-aire como un sistema aislado, la cantidad de calor cedido por el agua debe ser absorbida por el aire. El gas está formado por una parte seca y otra con vapor, por lo que su entalpia (energía por unidad de masa) viene dada por:

$$H_a = H_{aire_seco} + H_{vapor}$$

$$H_a = c_{pa_s} * T + (c_{pv} * T + L_v) * Y' \quad (3)$$

Usamos la ecuación (3) tanto para la entrada como en la salida del aire en la torre de enfriamiento. Donde Y' es la humedad absoluta. Por tanto, el cambio de entalpia se define en la ecuación (4):

$$\Delta H_a = c_{pa_s} (T_{out_a} - T_{in_a}) +$$

$$c_{pv} (T_{out_a} Y'_{out_a} - T_{in_a} Y'_{in_a}) +$$

$$L_v (Y'_{out_a} - Y'_{in_a}) \quad (4)$$

Para determinar la humedad absoluta del aire a la entrada, ecuación (5), primero se calcula la presión parcial del vapor agua (P_{ent_v}) con ayuda de la humedad relativa del ambiente y de la presión de saturación en $T = 27^\circ C$.

$$Y'_R = 100 \left(\frac{P_{in_v}}{P_{sat}} \right)$$

$$P_{in_v} = 2,740 kPa \quad (5)$$

Aplicando la ecuación (6) tanto para el aire como para el vapor se obtiene la humedad absoluta, la cual se define como la relación entre la masa (kg) de vapor de agua con la masa de aire seco Y'

$$\left[\frac{kg \text{ de vapor}}{kg \text{ de aire seco}} \right].$$

$$PV = \frac{m}{M} RT$$

$$Y' = \frac{P_{in_v} * M_{m_agua}}{P_{aire_seco} * M_{m_aire}} \quad (6)$$

$$P_{aire_seco} = P_0 - P_{in_v}$$

Al remplazar los valores, se obtiene:

$$Y'_{in_a} = 0,0173 \frac{kg \text{ vapor de agua}}{kg \text{ de aire seco}}$$

Tomando la humedad absoluta:

$$\left(Y'_{out_a} = 0,0548 \frac{kg \text{ vapor de agua}}{kg \text{ de aire seco}} \right) \text{ cuando el aire}$$

se satura a $35^\circ C$, la entalpia del aire da:

$$\Delta H_a = 24,973 \frac{kcal}{kg}$$

De acuerdo al balance de energía, se tiene la ecuación (7):

$$\Delta Q_w = q_a * \Delta H_a$$

$$q_a = \frac{91,748 \frac{kcal}{s}}{24,973 \frac{kcal}{s}} = 3,674 \frac{kg}{s} \quad (7)$$

El flujo másico está en función de la temperatura de entrada del aire y la temperatura ambiente, a menor temperatura ambiente, menor consumo de potencia. Con la ecuación (1) se calcula el flujo de aire.

$$v_a = \frac{q_a}{\rho_a}$$

$$v_a = 3,062 \frac{m^3}{s}$$

Variables de interés en la sección de enfriamiento

A continuación, se definen las variables controladas, variables manipuladas y actuadores para el proceso de enfriamiento de la glicerina, esto permite definir si el sistema es SISO o MIMO, información que es muy útil tanto para la obtención del modelo matemático como el diseño del controlador de temperatura.

Variables Controladas:

- Temperatura del agua tanque 3.
- Temperatura del producto a enfriar (Glicerina) inicialmente a $60^\circ C$

Variables Manipuladas:

- Flujo (Glicerina).
- Flujo de agua a través del intercambiador de calor 2 y torre.
- Flujo de aire por ventilación forzada.

Actuadores:

- Válvula control de flujo a través del intercambiador de calor 2.
- Tarjeta de control velocidad PWM del ventilador.

METODOLOGÍA

Métodos Paramétricos

Los modelos paramétricos son descritos mediante una estructura y un número finito de parámetros que relacionan las señales de interés del Sistema [15], la estructura de los modelos paramétricos se muestra en la ecuación (8).

$$A(z)y(t) = \frac{B(z)}{F(z)}\mu(t-nk) + \frac{C(z)}{D(z)}r(t) \quad (8)$$

Las ecuaciones de los modelos paramétricos a estimar con la herramienta “ident” de Matlab se presentan en las ecuaciones (9) a (12):

Modelo ARX

$$A(z)y(t) = B(z)\mu(t-nk) + r(t) \quad (9)$$

Modelo ARMAX

$$A(z)y(t) = B(z)\mu(t-nk) + C(z)r(t) \quad (10)$$

Modelo OE (Output error)

$$y(t) = \frac{B(z)}{F(z)}\mu(t-nk) + r(t) \quad (11)$$

Modelo BJ (Box-Jenkins)

$$y(t) = \frac{B(z)}{F(z)}\mu(t-nk) + \frac{C(z)}{D(z)}r(t) \quad (12)$$

Método de sintonización del controlador

Uno de los criterios de sintonización se basa en tomar la función de la integral del error cuadrático del controlador como función objetivo y minimizar dicha función [16].

Para encontrar las ganancias del controlador PID se utilizan las reglas de sintonía IMC-PID propuesto por [16] en la Tabla 2.

El parámetro λ representa la velocidad de ajuste del controlador, a menor valor de lambda la velocidad de respuesta aumenta, es decir es inversamente proporcional a la velocidad de ajuste. Según [16] es recomendable utilizar $\lambda > 2\tau$.

La forma general del controlador PID corresponde a la ecuación (13):

Tabla 2. Parámetros de sintonización IMC-PID.

Modelo	KK_c	T_i	T_D	T_F
$\frac{K(-\beta s + 1)}{\tau s + 1}$	$\frac{\tau}{\beta + \lambda}$	τ	–	–
$\frac{k(-\beta s + 1)}{\tau s^2 + 2\xi\tau s + 1}$	$\frac{2\xi\tau}{\beta + \lambda}$	$2\xi\tau$	$\frac{\tau}{2\xi}$	–
$\frac{K(-\beta s + 1)}{\tau^2 s^2 + 2\xi\tau s + 1}$	$\frac{2\xi\tau}{2\beta + \lambda}$	$2\xi\tau$	$\frac{\tau}{2\xi}$	$\frac{\beta\lambda}{2\beta + \lambda}$

Fuente: [16].

$$c(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_D s \right) \left(\frac{1}{T_F s + 1} \right) \quad (13)$$

Toma de datos Matlab®-Simulink®

El programa de Simulink de la Figura 3, contiene los datos provenientes de los sensores de temperatura, flujo y presión, también se puede controlar manualmente la frecuencia de los variadores, la velocidad del ventilador y el porcentaje de apertura de la válvula de control de flujo a través del intercambiador 2.

Para determinar el aporte de enfriamiento se realizaron 7 pruebas experimentales descritas en la Tabla 3, a fin de determinar que actuador tiene mayor aporte en el enfriamiento del líquido a través de la torre y así dejar fijo uno y realizar variaciones en el de mayor aporte para trabajar con un sistema SISO.

Con los datos obtenidos se determinó que el ventilador es el de mayor aporte en el enfriamiento por lo que se varía el ciclo de PWM entre 0 y 100%, la válvula de control flujo a través del intercambiador 2 permanecerá constante con apertura del 30%. De esta forma, la planta opera linealmente y el sistema es SISO.

RESULTADOS

Modelo por identificación

Para obtener el modelo por identificación, se recomienda utilizar señales de entrada que varían en amplitud y frecuencia, afín de mejorar la estimación de parámetros del modelo y captar toda la dinámica de la planta, una entrada tipo escalón, no permitiría

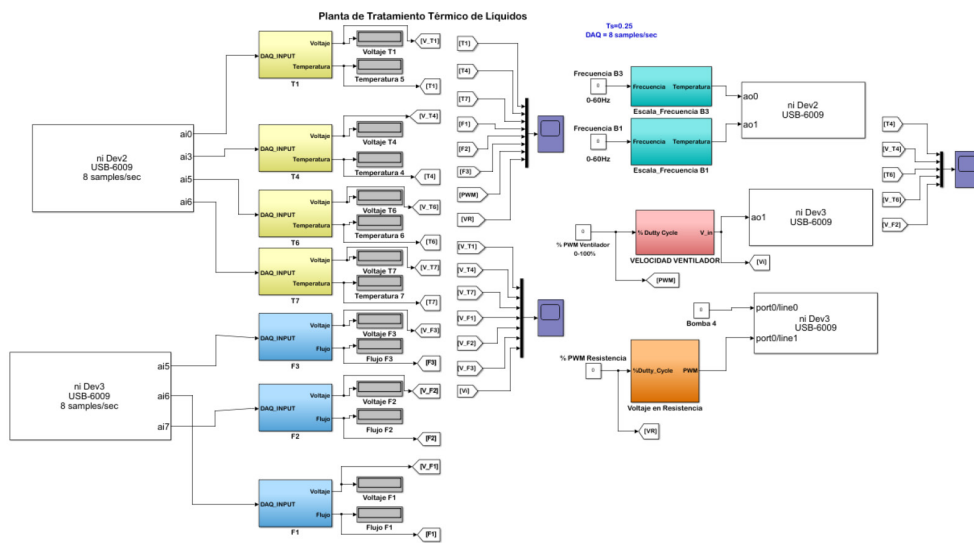


Figura 3. Diagrama de bloques en Simulink® para adquisición de datos.

Tabla 3. Medición de variables en la sección de enfriamiento.

	Prueba 1	Prueba 2	Prueba 3	Prueba 4	Prueba 5	Prueba 6	Prueba 7
% Apertura de la válvula	50	50	50	30	40	70	30
Flujo de agua (L/min)	77,5	77,5	77,5	53,6	66,8	82,7	51,4
% PWM ventilador	60	80	100	50	50	50	100
Temperatura inicial del producto °C	60,9	60,6	60,7	60,7	60,53	60,8	60,7
Temperatura final del producto °C	40,13	40,18	40	40,73	43,17	43,68	40,04
Tiempo (min-seg)	22:48	11:03	13:10	20:05	18:23	17:40	13:38
Temperatura Ambiente (°C)	28	27	27	27,6	28,5	28,8	29,5

aquello y se considera como una entrada hostil con la planta [18]. Como alternativa se deben utilizar señales “amigables con la planta”, que tengan las siguientes características:

- Ser lo más breve posible.
- No llevar a los actuadores al límite.
- Ocasionar interrupciones mínimas de las variables controladas del proceso.

Las señales que cumplen esta condición en términos de autocorrelación y densidad espectral de potencia son: binarias pseudo aleatorias PRBS, aleatoria binaria RBS y Multisenso.

Para la obtención del modelo por identificación se diseña una señal de entrada multipaso, con variaciones en frecuencia y amplitud y se registran los datos de variación de la temperatura del producto (glicerina) tal como se muestra en la Figura 4.

El 70% de los datos se utilizan para estimar el modelo y el 30% para validación. Para reducir el ruido de las señales de los sensores se instalaron tarjetas electrónicas con filtros capacitivos y en el programa se colocaron bloques para promediar las señales de entrada del proceso. La identificación del modelo paramétrico se realiza con la herramienta “ident” de MATLAB®, las pruebas se realizaron con los modelos ARX, ARMAX y BJ, la Tabla 4 muestra los resultados de las dos mejores estimaciones de cada modelo paramétrico.

En la Figura 5 se aprecia la respuesta de distintos modelos Box Jenkins en base a similitud con el modelo real, respuesta al escalón, autocorrelación, correlación cruzada y respuesta de frecuencia, los modelos BJ en comparación con los modelos ARX y ARMAX, son los que más se asemejan a la planta en ganancia y dinámica.

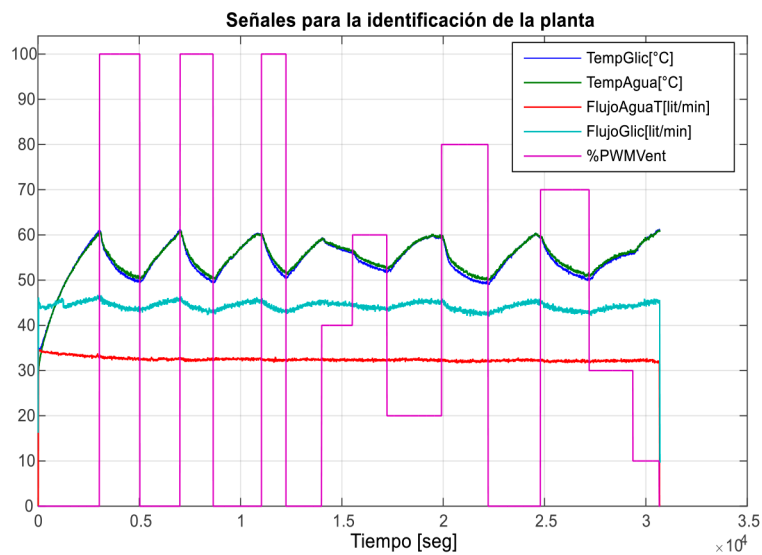


Figura 4. Datos entrada-salida para identificación del modelo.

Tabla 4. Resultados de la identificación paramétrica.

Modelo	% Similitud	Número de Polos	Número de Ceros	Autocorrelación y Correlación Cruzada
AMX1210	53,55	1	1	Fuera de intervalos de confianza
AMX 1110	53,43	1	1	Fuera de intervalos de confianza
ARX321	40,4	3	1	Fuera de intervalos de confianza
ARX221	40,38	2	2	Fuera de intervalos de confianza
BJ32331	82,14	2	2	Dentro del 95% de confianza
BJ22321	81,71	2	1	Dentro del 95% de confianza

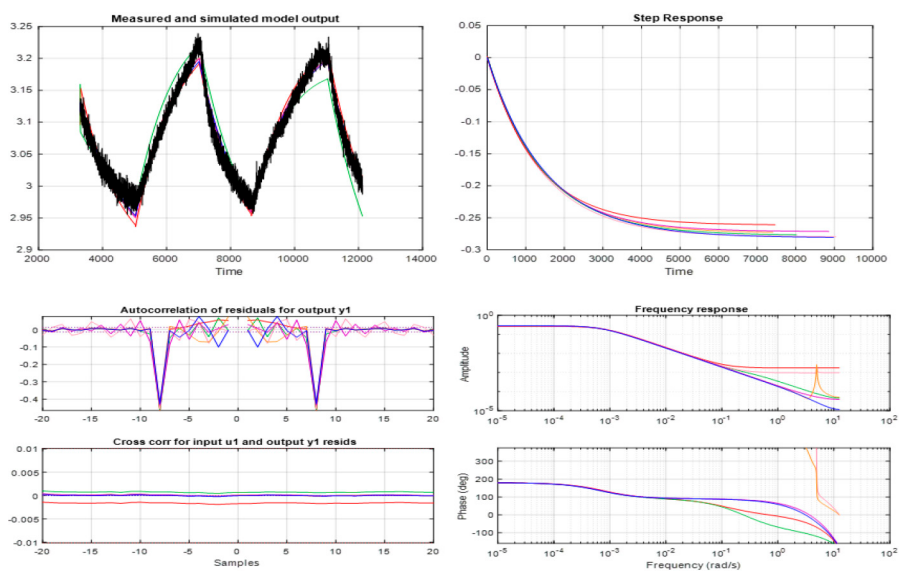


Figura 5. Respuesta de la identificación paramétrica Modelo BJ.

El modelo Box Jenkins de mejor ajuste basado en los parámetros de la Tabla 3, es el BJ22321. Los polinomios en tiempo discreto se describen en las ecuaciones (14) a (17).

$$B(z) = 9,744e^{-6}z^{-1} - 1,002e^{-5}z^{-2} \quad (14)$$

$$C(z) = 1 - 0,7514z^{-1} + 0,0654z^{-2} \quad (15)$$

$$D(z) = 1 - 2,663z^{-1} + 2,381z^{-2} - 0,7177z^{-3} \quad (16)$$

$$F(z) = 1 - 1,993z^{-1} + 0,9928z^{-2} \quad (17)$$

Para el modelo BJ descrito en la ecuación (12), se consideran los polinomios B y F y se convierte a tiempo continuo para obtener la función de transferencia del modelo en ecuación (18):

$$G_{bj}(s) = \frac{3,9669e^{-5}(s-0,111)}{(s+0,02809)(s+0,000925)} \quad (18)$$

Ajuste de parámetros del controlador PID

La función de transferencia de la ecuación (18) se puede escribir como la ecuación (19) para obtener las ganancias del controlador con los parámetros que se encuentran en la Tabla 2.

$$G_{bj}(s) = \frac{0,1695(-9,007s+1)}{38491,11s^2 + 1116,628s + 1} \quad (19)$$

Los valores obtenidos para las ganancias del controlador PID basado en la regla de sintonía IMC-PID se muestran en la Tabla 5.

Tabla 5. Valores obtenidos de la sintonía IMC-PID.

Controlador	KK_c	T_i	T_D	T_F
$\frac{K(-\beta s + 1)}{\tau^2 s^2 + 2\zeta\tau s + 1}$	5,441	32,135	1116,628	34,471

Diseño del controlador difuso

Un sistema de control difuso consta de cuatro partes: fuzificación, base de reglas, mecanismo de inferencia y defuzificación [19]. El esquema del controlador difuso acoplado al modelo matemático de la torre de enfriamiento se presenta en la Figura 6.

Funciones de pertenencia

El número de funciones de pertenencia de las variables difusas están en valores impares 3, 5 y 7 que darían como resultado 9, 25 y 49 reglas respectivamente. En la investigación realizada por [20] se determinó que 25 reglas son suficientes para dar un buen control de temperatura en la glicerina y que si aumentaba el número de reglas, no había mayor cambio en la respuesta del controlador.

Se diseñan 3 controladores difusos con las siguientes características:

- FUZZY 3R: Variables de entrada con 3 etiquetas, variable de salida con 3 etiquetas, 9 reglas.
- FUZZY 5-5 R: Variables de entrada con 5 etiquetas, variable de salida con 5 etiquetas, 25 reglas.
- FUZZY 5-7R: Variables de entrada con 5 etiquetas, variable de salida con 7 etiquetas, 25 reglas.

Implementación del controlador difuso en el modelo estimado

La implementación del controlador en lazo cerrado de la Figura 7, se realiza en Simulink. La estructura del sistema en lazo cerrado incorpora: el modelo

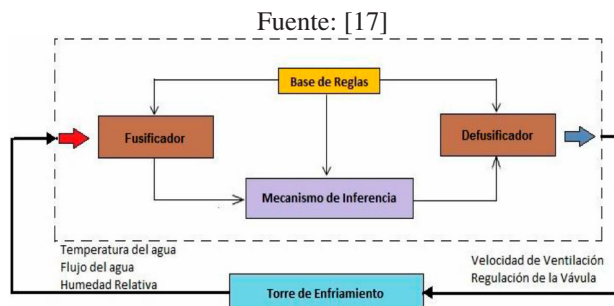


Figura 6. Esquema del controlador difuso.

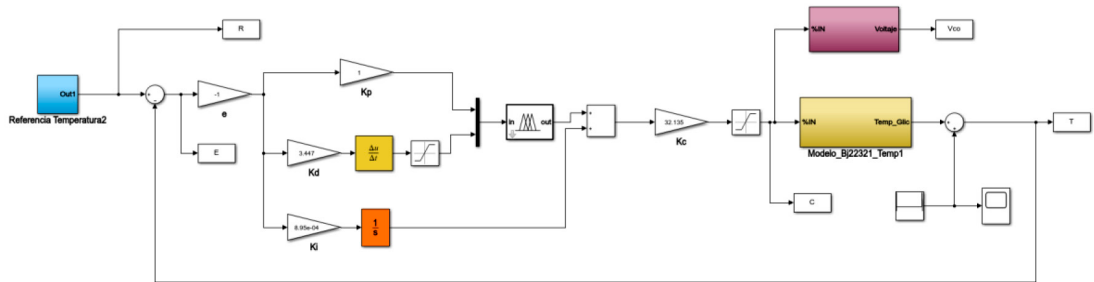


Figura 7. Control PID-Difuso para el modelo estimado BJ.

estimado en la ecuación (15), el controlador difuso y las ganancias del PID tal como propone [20]. Se implementa el modelo residual para observar un comportamiento más real a la planta.

Pruebas de los controladores

En la Figura 8 se muestran diferentes pruebas con controlares PI, PID y la combinación de controladores PID con lógica difusa con diferentes números de etiquetas y reglas. Los tiempos de estabilización son menores cuando se combina el control PID con lógica difusa. De los tres controladores Fuzzy, el mejor fue el FUZZY 5-7 R ya que presenta menor porcentaje de sobre-levantamiento y menor tiempo de estabilización.

Para la prueba del controlador PID-Difuso, se pone como referencia una señal para aumentar y disminuir la temperatura, esta señal corresponde

gráfica de color rojo y la respuesta del controlador difuso gráfica de color azul de la Figura 9.

CONCLUSIONES

En este trabajo se analizó sólo el comportamiento de la etapa de enfriamiento, para ello se realizaron pruebas con el propósito de determinar el aporte de los actuadores en el enfriamiento del fluido cuya temperatura requiere ser controlada, en las pruebas se pudo constatar que el equipo de mayor aporte en el enfriamiento es el ventilador.

Las técnicas de identificación son muy útiles ya que existen procesos donde no es sencillo plantear o resolver las ecuaciones del sistema, tampoco se puede parar la planta para realizar pruebas. Estas pruebas se pueden realizar con el modelo estimado y así ajustar el controlador y observar el

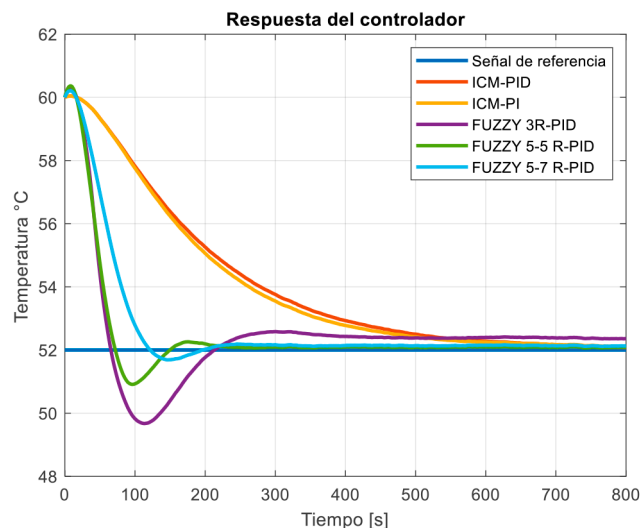


Figura 8. Prueba de controladores en el modelo BJ.

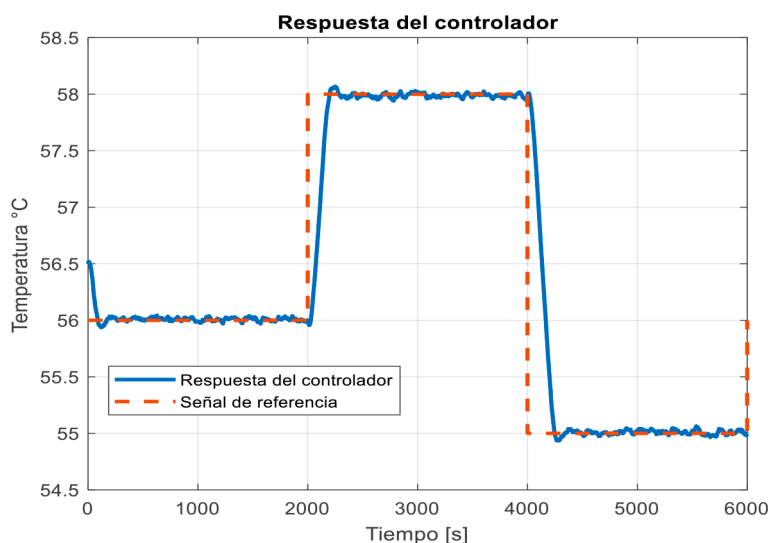


Figura 9. Respuesta PID-Difuso modelo BJ

comportamiento que tendría el sistema. Una vez probado ya se puede implementar en el proceso de forma segura y evitando pérdidas económicas o riesgos al personal.

Con los parámetros de operación lineal de la planta, se realizó la adquisición de datos en Simulink del modelo SISO y se realizaron pruebas con varios modelos paramétricos como ARX, ARMAX, OE, Box Jenkin y basándose en los criterios del porcentaje de similitud, respuesta de frecuencia, respuesta al escalón y análisis residual se obtuvo un modelo viable que mejor se ajusta el sistema real, dicho modelo fue el BJ22321, un modelo de segundo orden. Luego se realizó la validación experimental con la planta en funcionamiento.

Se implementó un sistema difuso para el control de temperatura del producto (glicerina) en la fase de enfriamiento, el controlador difuso tiene 25 reglas y es un sistema inverso. Ya con el sistema difuso y el modelo de la planta identificada se realizó el ajuste de las ganancias para el controlador PID y se comprobó el desempeño del controlador ante cambios en la referencia.

REFERENCIAS

- [1] W. Wang, H. Zhang, P. Liu, Z. Li, J. Lv, and W. Ni, "The cooling performance of a natural draft dry cooling tower under crosswind and an enclosure approach to cooling efficiency enhancement," *Applied Energy*, vol. 186, Part 3, pp. 336-346, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.02.007.
- [2] N. Da-Peng, T. Xiang-Yan, and J. Ming-Xing, "Research on Modeling and Parameter Identification of Circulating Cooling Water System," in *2020 2nd International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI)*, Shenyang, China, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/IAI50351.2020.9262164.
- [3] Y. Guo, F. Wang, M. Jia, and D. Niu, "Hybrid modeling method for predicting the cooling water outlet temperature in plate heat exchanger," in *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, Yinchuan, China, 2016, pp. 1194-1197, doi: 10.1109/CCDC.2016.7531165.
- [4] A. Ayoub, B. Gjorgiev, and G. Sansavini, "Cooling towers performance in a changing climate: Techno-economic modeling and design optimization," *Energy*, vol. 160, pp. 1133-1143, 2018, doi: 10.1016/j.energy.2018.07.080.
- [5] D. Zhang, P.B. Luh, J. Fan, and S. Gupta, "Chiller Plant Operation Optimization with Input and Model Uncertainties," in *2018 IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Munich, Germany, Aug. 2018, pp. 8-13, 2018, doi: 10.1109/COASE.2018.8560368.

- [6] Y. Sun, Z. Guan, H. Gurgenci, J. Wang, P. Dong, and K. Hooman, "Spray cooling system design and optimization for cooling performance enhancement of natural draft dry cooling tower in concentrated solar power plants," *Energy*, vol. 168, pp. 273-284, 2019, doi: 10.1016/j.energy.2018.11.111.
- [7] H.A. Millan and E. Barrios, "Identification of a nonlinear MIMO system using fuzzy and parametric models," *2016 IEEE Colombian Conference on Robotics and Automation (CCRA)*, Bogota, Colombia, 2016, pp. 1-6, doi: 10.1109/CCRA.2016.7811410.
- [8] J. Schoukens, Y. Rolain, G. Vandersteen, and R. Pintelon, "User friendly Box-Jenkins identification using nonparametric noise models," in *2011 50th IEEE Conference on Decision and European Control Conference, Orlando, FL, USA, 2011*, pp. 2148-2153, doi: 10.1109/CDC.2011.6160204.
- [9] A. Gencer, "Analysis of Speed/Position Controller Based on Several Types of a Fuzzy Logic for Travelling Wave Ultrasonic Motor," in *2019 1st Global Power, Energy and Communication Conference (GPECOM), Nevsehir, Turkey, 2019*, pp. 170-174, doi: 10.1109/GPECOM.2019.8778619.
- [10] R. Muthu and E. El Kanzi, "Fuzzy logic control of a pH neutralization process," in *10th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, 2003. ICECS 2003. Proceedings of the 2003, Sharjah, United Arab Emirates, 2003*, pp. 1066-1069, vol. 3, doi: 10.1109/ICECS.2003.1301694.
- [11] F. Cuevas, O. Castillo and P. Cortes-Antonio, "Towards an Adaptive Control Strategy Based on Type-2 Fuzzy Logic for Autonomous Mobile Robots," *2019 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, New Orleans, LA, USA, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/FUZZ-IEEE.2019.8858801.
- [12] A. Kushwaha and M. Gopal, "Fuzzy logic controller performance in vector control of induction machine," in *2017 IEEE International Conference on Technological Advancements in Power and Energy (TAP Energy), Kollam, India, 2017*, pp. 1-5, 2018, doi: 10.1109/TAPENERGY.2017.8397343.
- [13] A.M. Omara, M. Sleptsov, and A.A.Z. Diab, "Cascaded fuzzy logic based direct torque control of interior permanent magnet synchronous motor for variable speed electric drive systems," *2018 25th International Workshop on Electric Drives: Optimization in Control of Electric Drives (IWED), Moscow, Russia, 2018*, pp. 1-6, doi: 10.1109/IWED.2018.8321386.
- [14] L. Vinh Thang, Z. Myo-Naing, N. Xuan-Cuong, L. Dinh-Hieu, and S. Anatolii, "Research of Solar Tracking Controller for PV Panel Based on Fuzzy Logic Control," in *2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus), St. Petersburg, Moscow, Russia, 2021*, pp. 2696-2699, doi: 10.1109/ElConRus51938.2021.9396105.
- [15] P.M.J. Van den Hof, "System Identification - Data-Driven Modelling of Dynamic Systems," *Lecture Notes*, no. February, p. 305, 2020. [Online]. Available: http://www.publications.pvandenhof.nl/5SMB0/ManuscrSysid_Febr2020.pdf
- [16] B. Doicin, M. Popescu, and C. Patrascioiu, "PID controller optimal tuning," in *2016 8th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI), Ploiesti, Romania, 2016*, pp. 1-4, doi: 10.1109/ECAI.2016.7861175.
- [17] J. Ortiz, "Diseño y análisis comparativo de un sistema de control de temperatura con lógica difusa vs control proporcional integral derivativo (PID) en un prototipo de una torre de enfriamiento en una planta de procesos," 2016. [En línea]. Disponible: <http://www.dspace.espol.edu.ec/xmlui/handle/123456789/38868>
- [18] D.E. Rivera, "Una metodología para la identificación integrada con el diseño de controladores IMC-PID," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, vol. 4, no. 4, pp. 5-18, 2007, doi: 10.1016/S1697-7912(07)70240-6.
- [19] P. Ponce-Cruz, A. Molina, and B. MacCleery, *Fuzzy Logic Type 1 and Type 2 Based on LabVIEW™ FPGA*, 1st ed. Switzerland: Springer Cham, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-26656-5.
- [20] Z. Yusuf, Z. Janin, and M.N. Taib, "Fuzzy Logic controller for glycerin bleaching temperature control," in *2010 6th International Colloquium on Signal Processing & its Applications*, Malacca, Malaysia, 2010, pp. 1-5, doi: 10.1109/CSPA.2010.5545295.