

การสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

DYNAMIC MODELING OF PLATE HEAT EXCHANGER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ธนยศ อริสริยวงศ์*

Tanayos Arisariyawong*

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University.

*Corresponding author, e-mail: Tanayos.Swu@gmail.com

Received: 3 December 2020; Revised: 15 June 2022; Accepted: 23 June 2022

บทคัดย่อ

อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นเป็นที่นิยมใช้ในอุตสาหกรรมอย่างมาก เนื่องจากมีประสิทธิภาพการถ่ายเทความร้อนที่ดีเมื่อเทียบกับขนาดของตัวอุปกรณ์ การหาแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นถือว่ามีความสำคัญอย่างยิ่งทั้งในด้านการออกแบบ และการทำนายผลการตอบสนอง งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการไหลของน้ำร้อนกับอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกเมื่อเทียบกับเวลา โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน จากผลการทดลองพบว่า ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยในช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราวของโครงข่ายประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่ายโอนเท่ากับ 0.0003 และ 0.0444 ตามลำดับ ส่วนค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยในช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัวของโครงข่ายประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่ายโอนเท่ากับ 0.0002 และ 0.0013 ตามลำดับ ซึ่งจะพบว่าแบบจำลองทางพลศาสตร์ที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการทำนายได้ดีกว่าทั้งในช่วงที่เป็นการตอบสนองแบบชั่วคราวและการตอบสนองในสภาวะคงตัว

คำสำคัญ: อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น โครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองทางพลศาสตร์

Abstract

Plate heat exchanger is very popular in the industry because of good heat transfer efficiency compared to its size. Dynamic modeling of plate heat exchanger is importance in terms of design and predicting the process response. This research presents the use of artificial neural network to construct a dynamic model of plate heat exchangers showing the relationship between hot water flow rate and outlet cold water temperature over time and compared the results with dynamic model in terms of transfer function. From the experimental results showed that the mean squared error during the transient response

of the neural network and the transfer function were 0.0003 and 0.0444, respectively. During steady state response the mean squared error of the neural network and the transfer function were 0.0002 and 0.0013, respectively. It was found that the dynamic model from artificial neural network gave better prediction results in both transient response and steady-state response.

Keywords: Plate Heat Exchanger, Artificial Neural Networks, Dynamic Modeling

บทนำ

อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น (Plate heat exchanger) เป็นอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนที่มีประสิทธิภาพการถ่ายเทความร้อนที่ดีมากเมื่อเทียบกับขนาดของตัวอุปกรณ์เอง [1] จึงมีการนำอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดนี้มาใช้กันอย่างกว้างขวางในอุตสาหกรรม เช่น อุตสาหกรรมทางด้านเคมีและพลังงาน เป็นต้น [2] เนื่องจากความสำคัญของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นในอุตสาหกรรม จึงมีการวิจัยและทดลองเพื่อสร้างแบบจำลองและหาค่าตัวแปรต่าง ๆ ที่เหมาะสมในการใช้งานของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดนี้ โดยเริ่มแรกจะพบว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นนั้นจะเน้นไปในลักษณะแบบจำลองเชิงสถิต (Static model) และพิจารณาเฉพาะในช่วงสถานะคงตัว (Steady state) เท่านั้น โดยใช้สมการการถ่ายเทความร้อน (Thermal transfer equation) และสมการสมดุลความร้อน (Thermal balance equation) [3-6] รวมถึงการใช้ระเบียบวิธีเชิงตัวเลข และการจำลองด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ [7-8] ซึ่งจากผลการทดลองจะพบว่าค่าที่ทำนายได้ยังไม่ถูกต้องแม่นยำนักเนื่องจากความซับซ้อนของกระบวนการถ่ายเทความร้อน ทำให้กระบวนการมีความไม่เป็นเชิงเส้นสูง อีกทั้งค่าพารามิเตอร์ที่นำมาใช้ในแบบจำลองก็เป็นค่าโดยประมาณเท่านั้น ต่อมาเริ่มมีการใช้วิธีการทางปัญญาประดิษฐ์มาสร้างแบบจำลองเพื่อแก้ปัญหาแบบจำลองที่ได้มาจากวิธีการจำลองทางกายภาพ ดังเช่น การใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network, ANN) ในการประมาณค่าอุณหภูมิของน้ำมันที่ออกจากอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดเชลล์และท่อ (Shell and tube heat exchanger) [9] ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถให้ผลการประมาณค่าได้ดีกว่าแบบจำลองที่สร้างจากสมการการถ่ายเทความร้อน การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายสมรรถนะทางความร้อนของระบบทำความเย็นโดยใช้ข้อมูลจากผู้ผลิตมาให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ [10] การทำนายค่าสมรรถนะทางความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบท่อมีครีบ (Fin-tube heat exchanger) โดยเปรียบเทียบกับการทำนายโดยใช้แบบจำลองที่สร้างด้วยวิธีประมาณค่าแบบถดถอยไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear regression model) [11] ซึ่งจากงานวิจัยที่ผ่านมาจะเน้นไปที่แบบจำลองเชิงสถิตทั้งหมด

เนื่องจากแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนมีความสำคัญอย่างมากในด้านการออกแบบ การทำนายผลการตอบสนอง และการออกแบบระบบควบคุม จึงมีการพัฒนาแบบจำลองทางพลศาสตร์ขึ้นมาเพื่อทำนายตัวแปรต่าง ๆ ดังเช่น การพัฒนาโมเดลสามมิติของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นโดยให้สามารถเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติของไหลได้ [12] การสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน [13] ซึ่งวิธีนี้ก็ยังคงอาศัยแบบจำลองทางกายภาพเป็นหลัก การพัฒนาแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนด้วยการเปลี่ยนแปลงอัตราการไหลของของไหล [14-15] ซึ่งพบว่าสามารถเขียนอยู่ในรูปสมการเชิงอนุพันธ์อันดับหนึ่งและอันดับสอง จะเห็นได้ว่างานวิจัยทางด้านแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนยังมีค่อนข้างน้อยและอาศัยแบบจำลองทางกายภาพเป็นหลัก ทำให้แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมาสามารถใช้งานได้ค่อนข้างจำกัดและมีความผิดพลาดสูงเมื่อตัวแปรที่เกี่ยวข้องมีค่าไม่แน่นอนหรือมีความไม่เป็นเชิงเส้น

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นเพื่อให้แบบจำลองที่ได้มีความแม่นยำสูง แม้วัดแปรที่เกี่ยวข้องมีค่าไม่แน่นอนหรือมีความไม่เป็นเชิงเส้น

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

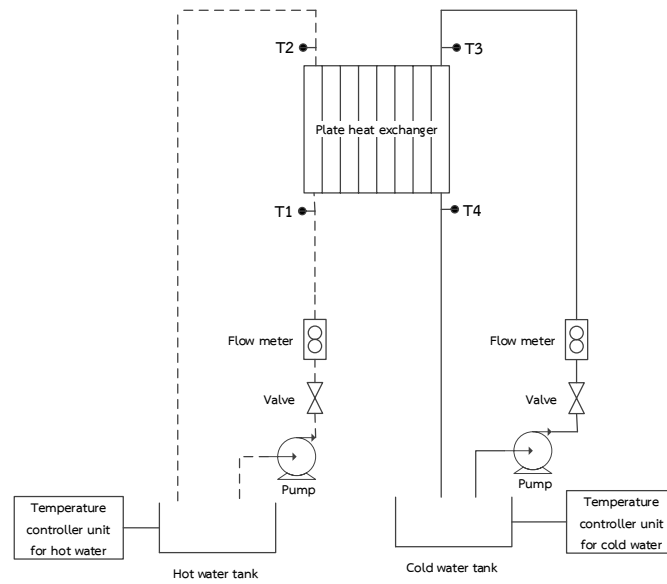
เพื่อสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีความแม่นยำสูง และเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลองที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน

วิธีดำเนินการวิจัย

อุปกรณ์ทดลอง

ไดอะแกรมของชุดทดลองที่ใช้สร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นแสดงได้ดังภาพที่ 1 การทำงานเริ่มจากน้ำในถังน้ำร้อน (Hot water tank) และถังน้ำเย็น (Cold water tank) จะถูกควบคุมอุณหภูมิให้คงที่ตามที่ต้องการได้จากชุดควบคุมอุณหภูมิ (Temperature controller unit) จากนั้นทั้งน้ำร้อนและน้ำเย็นจะถูกสูบจากถังด้วยปั๊มน้ำ (Pump) ผ่านไปยังวาล์ว (Valve) ที่ทำหน้าที่ควบคุมอัตราการไหลให้เป็นไปตามที่ต้องการ ซึ่งอัตราการไหลสามารถวัดได้จากอุปกรณ์วัดอัตราการไหล (Flow meter) จากนั้นทั้งน้ำร้อนและน้ำเย็นจะไหลเข้าสู่อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนในลักษณะไหลสวนทางกัน (Counter flow) และเซ็นเซอร์วัดอุณหภูมิแบบเทอร์โมคัปเปิล ชนิด T จะถูกติดตั้งจำนวน 4 จุด (T1 – T4) เพื่อวัดอุณหภูมิของน้ำร้อนและน้ำเย็นทั้งก่อนเข้าและออกจากอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อน โดยอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลองเป็นของบริษัท SWEP รุ่น B8 ซึ่งมีคุณสมบัติตามตารางที่ 1 และภาพที่ 2 และเก็บข้อมูลของอุณหภูมิทั้งหมดด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูล (Data logger) ของบริษัท YOKOGAWA รุ่น MW100 ซึ่งมีความละเอียดในการอ่านอุณหภูมิ 0.1 °C และความแม่นยำในการวัดเท่ากับ $\pm(0.05\% \text{ of reading value} + 0.5 \text{ } ^\circ\text{C})$

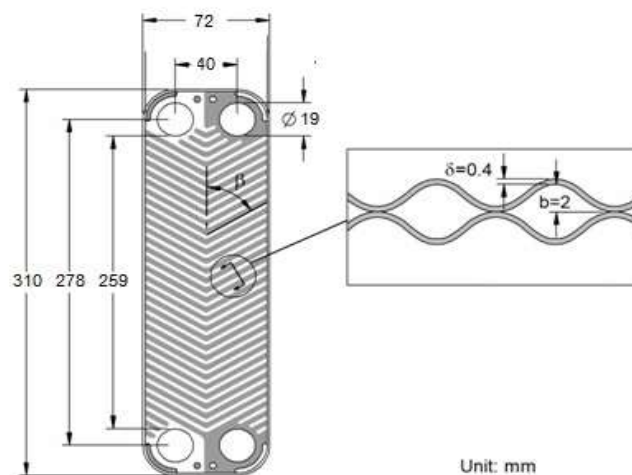
แบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่พัฒนาขึ้นนี้จะแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรขาเข้า (Input variable) คือ อัตราการไหลของน้ำร้อนกับ ตัวแปรขาออก (Output variable) คือ อุณหภูมิของน้ำเย็นขาออก เทียบกับเวลา



ภาพที่ 1 ไดอะแกรมการทำงานของชุดทดลอง

ตารางที่ 1 คุณสมบัติของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ในการทดลอง

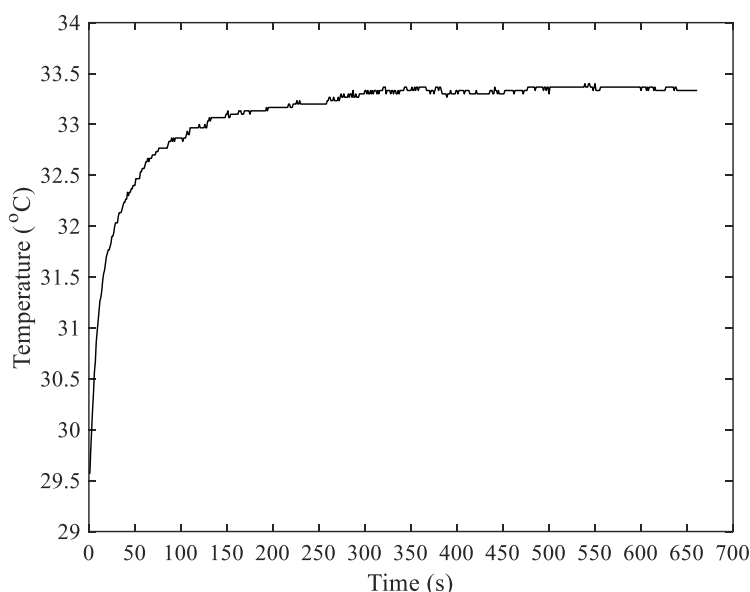
คุณสมบัติ	ข้อมูล
จำนวนแผ่นแลกเปลี่ยนความร้อน	30 แผ่น
ระยะห่างระหว่างช่องทางเข้าและออกของของไหล	278 mm
ความยาวของพื้นที่การถ่ายเทความร้อน	259 mm
ความกว้างของอุปกรณ์	72 mm
ช่องว่างระหว่างแผ่น	2 mm
ความหนาของแผ่น	0.4 mm
มุมเอียงของแผ่น (Chevron angle: β)	60°



ภาพที่ 2 หน้าตัดและมิติต่าง ๆ ของแผ่นภายในอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ในการทดลอง

ผลการตอบสนองของกระบวนการ

เพื่อให้ได้ข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ จึงจำเป็นต้องทราบผลการตอบสนองของกระบวนการจากการทดลอง ซึ่งทำได้โดยการป้อนสัญญาณขาเข้า (Input signal) แบบฟังก์ชันขั้นบันได (Step function) แล้วบันทึกสัญญาณขาออก (Output signal) ของระบบ จากนั้นนำสัญญาณขาเข้าและขาออกที่ได้มาวิเคราะห์หาแบบจำลองทางพลศาสตร์ต่อไป [16] โดยเริ่มต้นจะทำให้น้ำเย็นในถังมีอุณหภูมิคงที่ 25 °C และน้ำร้อนในถังมีอุณหภูมิคงที่ 35 °C จากนั้นสูบน้ำร้อนและน้ำเย็นเข้าไปที่อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น โดยกำหนดให้อัตราการไหลของน้ำร้อนเท่ากับ 100 L/h ส่วนอัตราการไหลของน้ำเย็นเท่ากับ 80 L/h จากนั้นรอจนกระทั่งอุณหภูมิของน้ำร้อนขาออกและน้ำเย็นขาออกคงที่ แสดงว่าตอนนี้กระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อนอยู่ในสภาวะคงตัวแล้ว จากนั้นหาผลการตอบสนองของกระบวนการโดยปรับอัตราการไหลของน้ำร้อนซึ่งเป็นตัวแปรขาเข้าของกระบวนการไปเป็น 600 L/h แบบทันทีทันใด แล้วบันทึกอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกซึ่งเป็นตัวแปรขาออกของกระบวนการ ผลการตอบสนองของกระบวนการสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 3 ซึ่งจะพบว่าผลการตอบสนองแบ่งออกเป็นสองช่วงคือ ช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราว (Transient response) และช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัว (Steady-state response) โดยในช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราวอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกจะมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเมื่อเทียบกับเวลา และเกิดขึ้นในช่วงเวลา 0 - 350 วินาที ส่วนช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัวอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกจะเปลี่ยนแปลงน้อยมากหรือคงที่เมื่อเทียบกับเวลา และเกิดขึ้นตั้งแต่เวลาวินาทีที่ 351 เป็นต้นไป ข้อมูลที่ได้นี้จะนำไปสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นต่อไป



ภาพที่ 3 ผลการตอบสนองของกระบวนการเมื่อป้อนสัญญาณขาเข้าแบบฟังก์ชันขั้นบันได

ฟังก์ชันถ่ายโอนสำหรับแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น

จากผลการตอบสนองของระบบตามภาพที่ 3 จะพบว่าอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นสามารถเขียนเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในรูปของสมการเชิงอนุพันธ์อันดับหนึ่ง หรือเขียนเป็นฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ได้ดังสมการที่ 1

$$G(s) = \frac{T_{co}(s)}{Q_h(s)} = \frac{K_s}{\tau s + 1} \quad (1)$$

โดย

$G(s)$ คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ของกระบวนการ

$T_{co}(s)$ คือ อุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกในรูปผลการแปลงลาปลาซ

$Q_h(s)$ คือ อัตราการไหลของน้ำร้อนในรูปผลการแปลงลาปลาซ

K_s คือ ค่าเกนของกระบวนการ (System Gain) หาได้จากอัตราส่วนของตัวแปรขาออกกับตัวแปร

ขาเข้า

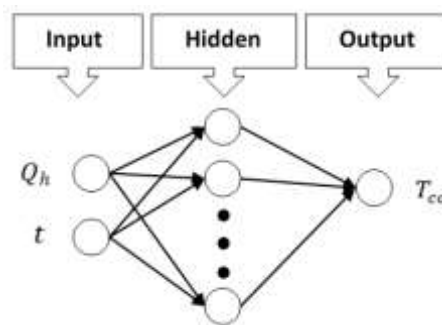
τ คือ ค่าคงที่ของเวลา (Time constant) หาได้จากเวลาที่ผลการตอบสนองของกระบวนการมีค่าเป็น 63.2% ของสภาวะคงตัว

จากภาพที่ 3 จะได้ว่า $K_s = 0.0062$ และ $\tau = 27$ s แทนค่าตัวแปรทั้งหมดลงในสมการที่ 1 จะได้ฟังก์ชันถ่ายโอนของแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นดังสมการที่ 2

$$G(s) = \frac{T_{co}(s)}{Q_h(s)} = \frac{0.0062}{27s + 1} \quad (2)$$

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network, ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมที่จะนำมาใช้สำหรับสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นในงานวิจัยครั้งนี้จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network) ที่มีหนึ่งชั้นซ่อน (Hidden Layer) โดยมีตัวแปรขาเข้า 2 ตัวแปร คือ อัตราการไหลของน้ำร้อน (Q_h) และเวลาที่ใช้ในการตอบสนอง (t) ส่วนตัวแปรขาออก คือ อุณหภูมิของน้ำเย็นขาออก (T_{co}) โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 4 และกำหนดให้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนเป็นฟังก์ชันแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Tangent sigmoid transfer function) และ ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นขาออก (Output layer) เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear transfer function)



ภาพที่ 4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์

การหาประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำการประเมินโดยวัดจากค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean squared error: MSE) และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient: R)

ตั้งสมการที่ (3) และ (4) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีจะให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ที่ต่ำ และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ใกล้เคียงหนึ่ง

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (3)$$

โดย

y_i คือ ค่าที่ได้จากการทดลอง

\bar{y}_i คือ ค่าที่ได้จากการทำนาย

N คือ จำนวนข้อมูล

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N \{(x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)\}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (4)$$

โดย

x_i, y_i คือ ค่าของชุดข้อมูล

\bar{x}_i, \bar{y}_i คือ ค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล

N คือ จำนวนข้อมูล

การหาโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม

เพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลผลการตอบสนองของระบบดังภาพที่ 2 จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) จำนวน 80 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมด และ ข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) จำนวน 20 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมด ส่วนการหาจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อน (Hidden layer) ที่เหมาะสมจะใช้วิธีลองผิดลองถูกโดยจะเพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้นทีละสอง และปรับค่าน้ำหนัก (Weights) และใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบแพร่กระจายกลับ (Backpropagation learning) ของ Levenberg-Marquardt (LMB) [17] กำหนดให้จำนวนรอบในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 1000 รอบ (Epoch) ทำซ้ำจำนวน 30 ครั้ง แล้วเลือกครั้งที่ให้ผลที่ดีที่สุดมาพิจารณา ส่วนเกณฑ์ในการเลือกโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดดูจากค่า MSE และ R ของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และข้อมูลสำหรับการทดสอบ ประกอบกัน ตารางที่ 2 แสดงถึงประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนต่างกัน ภาพที่ 5 เป็นกราฟแสดงถึงค่า MSE เมื่อเทียบกับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ภาพที่ 6 เป็นกราฟแสดงถึงค่า R เมื่อเทียบกับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

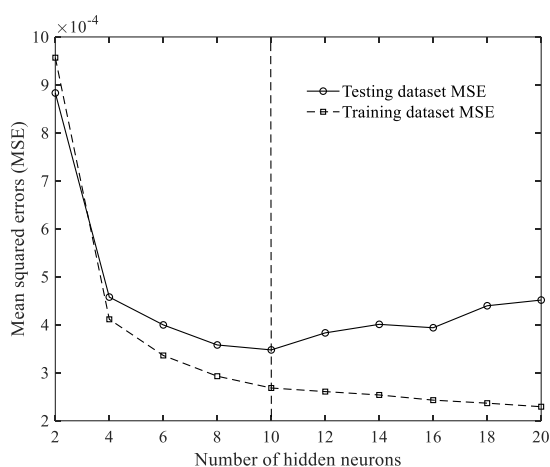
จากภาพที่ 5 จะพบว่าค่า MSE ของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) มีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้น ในขณะที่ค่า MSE ของข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) ก็มีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้นแต่จะลดลงถึงจุดหนึ่งแล้วก็จะเพิ่มขึ้น สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควร (Overfitting) ซึ่งจะส่งผลให้การทำนายมีความผิดพลาดสูง เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมรับข้อมูลที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อน ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควร จึงเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนโดยดูจากค่า MSE ของข้อมูลสำหรับการทดสอบเป็นหลักแล้วเลือกจำนวนนิวรอนที่ให้ค่า MSE น้อยที่สุด ซึ่งจะพบว่าจำนวนนิวรอนเท่ากับ 10 นั้นให้ค่า MSE น้อยที่สุด

จากภาพที่ 6 จะพบว่าค่า R ของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) มีแนวโน้มเข้าหาค่า 1 เมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้น ในขณะที่ค่า R ของข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) ก็มีแนวโน้มสูงขึ้นเมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้นแต่จะสูงขึ้นถึงจุดหนึ่งแล้วก็จะลดลง สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควร (Overfitting) เช่นเดียวกับกรณีค่า MSE ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควร จึงเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนโดยดูจากค่า R ของข้อมูลสำหรับการทดสอบเป็นหลักแล้วเลือกจำนวนนิวรอนที่ให้ค่า R มากที่สุด ซึ่งจะพบว่าจำนวนนิวรอนเท่ากับ 10 นั้นให้ค่า R มากที่สุด

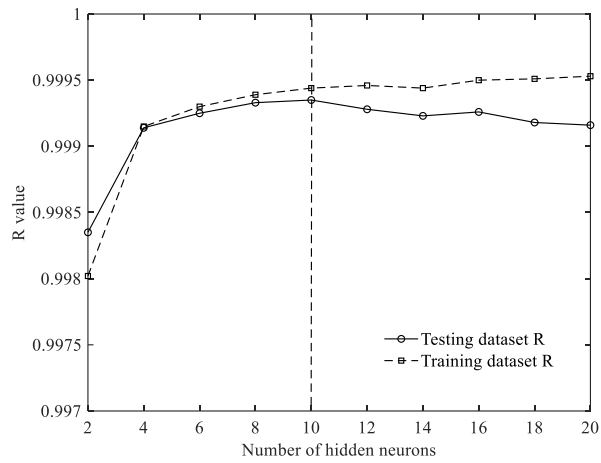
จากที่กล่าวมาข้างต้นจะพบว่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 จะทำให้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสมที่สุด ส่วนภาพที่ 7 และ 8 เป็นกราฟเปรียบเทียบค่าอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกระหว่างค่าที่ได้จากการทดลองและค่าที่ได้จากการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเหมาะสมที่สุดของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และข้อมูลสำหรับการทดสอบตามลำดับ

ตารางที่ 2 ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนต่างกัน

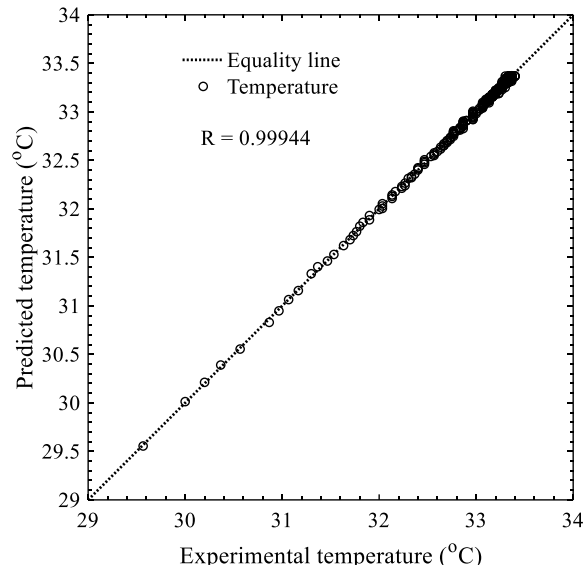
Hidden Neuron	MSE (All)	MSE (Train)	MSE (Test)	R (Train)	R (Test)	R (All)
2	0.0009421	0.0009568	0.0008832	0.99802	0.99835	0.99809
4	0.0004207	0.0004115	0.0004578	0.99915	0.99914	0.99915
6	0.0003488	0.0003361	0.0003998	0.99930	0.99925	0.99929
8	0.0003059	0.0002929	0.0003580	0.99939	0.99933	0.99938
10	0.0002842	0.0002683	0.0003477	0.99944	0.99935	0.99942
12	0.0002853	0.0002608	0.0003832	0.99946	0.99928	0.99942
14	0.0003111	0.0002538	0.0004010	0.99944	0.99923	0.99937
16	0.0002727	0.0002430	0.0003939	0.99950	0.99926	0.99945
18	0.0002773	0.0002367	0.0004397	0.99951	0.99918	0.99944
20	0.0002737	0.0002293	0.0004516	0.99953	0.99916	0.99945



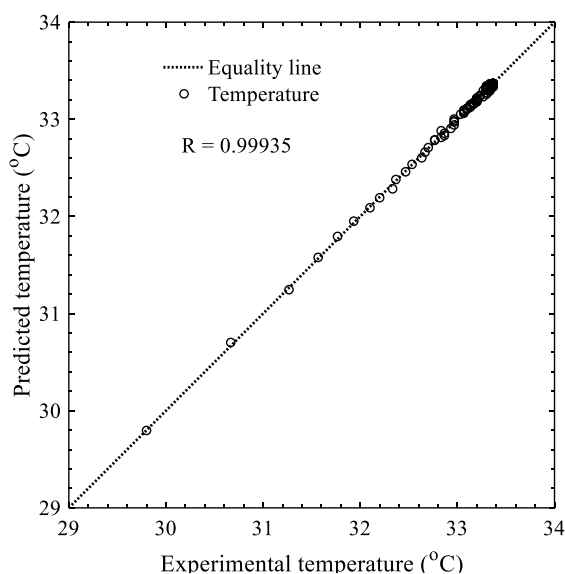
ภาพที่ 5 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE) กับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน



ภาพที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) กับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน



ภาพที่ 7 การเปรียบเทียบอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกที่ได้จากการทดลองและการทำนายของชุดข้อมูลการเรียนรู้

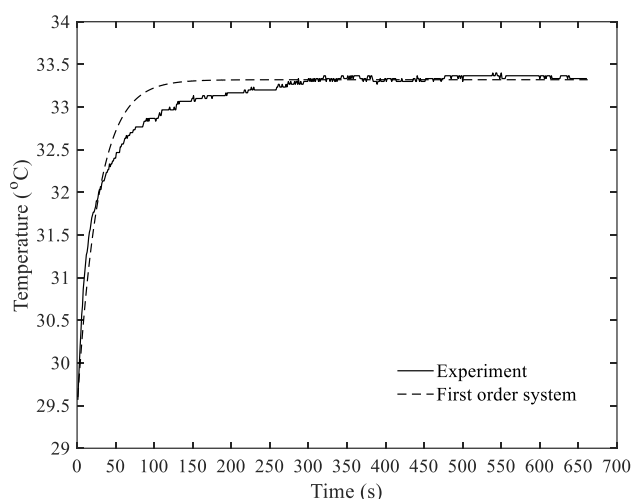


ภาพที่ 8 การเปรียบเทียบอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกที่ได้จากการทดลองและการทำนายของชุดข้อมูลการทดสอบ

ผลการวิจัย

ผลการทำนายเมื่อใช้แบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน

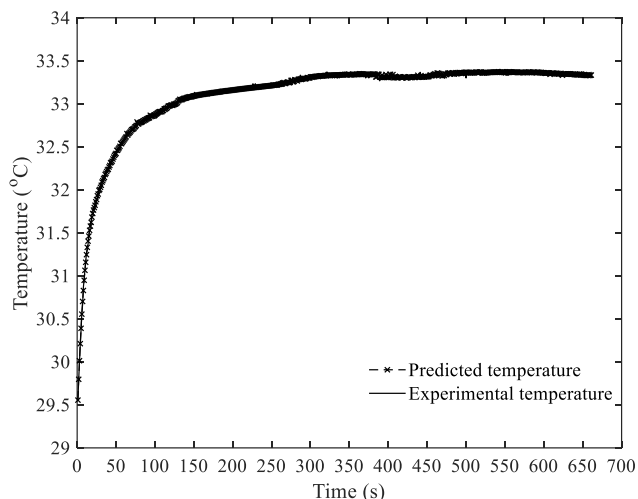
ผลการทำนายอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกเมื่อใช้แบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน ดังสมการที่ 2 เมื่อเทียบกับค่าที่ได้จากการทดลองกับอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นจริง สามารถแสดงได้ ดังภาพที่ 9 ซึ่งจะพบว่าผลการทำนายที่ได้มีค่าความผิดพลาดในช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราวค่อนข้างมาก ส่วนในช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัวให้ผลการทำนายค่อนข้างดี โดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยในช่วง การตอบสนองแบบชั่วคราวและการตอบสนองในสภาวะคงตัว เท่ากับ 0.0444 และ 0.0013 ตามลำดับ



ภาพที่ 9 การเปรียบเทียบอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกที่ได้จากแบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน กับค่าที่ได้จากการทดลอง

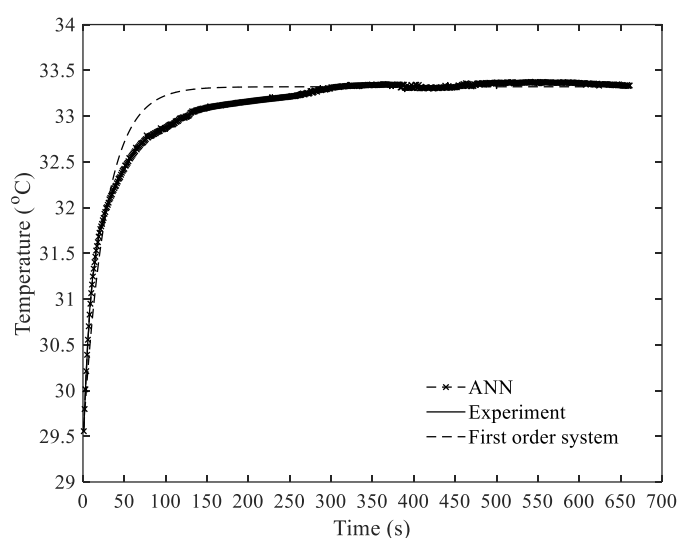
ผลการทำนายเมื่อใช้แบบจำลองทางพลศาสตร์ที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการทำนายอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกเมื่อใช้แบบจำลองทางพลศาสตร์ที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อเทียบกับค่าที่ได้จากการทดลองกับอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นจริง สามารถแสดงได้ดังภาพที่ 10 ซึ่งจะพบว่าผลการทำนายที่ได้มีค่าความถูกต้องดีมากทั้งในช่วงการตอบสนองแบบชั่วครู่และช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัว โดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยในช่วงการตอบสนองแบบชั่วครู่และการตอบสนองในสภาวะคงตัว เท่ากับ 0.0003 และ 0.0002 ตามลำดับ



ภาพที่ 10 การเปรียบเทียบอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกที่ได้จากแบบจำลองทางพลศาสตร์ที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่ได้จากการทดลอง

ส่วนภาพที่ 11 เป็นการเปรียบเทียบผลการทำนายอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกของแบบจำลองทางพลศาสตร์ทั้งสองแบบกับค่าที่ได้จากการทดลองกับอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นจริง ซึ่งจะพบว่าผลการทำนายที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าที่ถูกต้องมากกว่าแบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงการตอบสนองแบบชั่วครู่ ส่วนตารางที่ 3 แสดงค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของแบบจำลองทางพลศาสตร์ทั้งสองแบบ



ภาพที่ 11 การเปรียบเทียบอุณหภูมิของน้ำเย็นขาออกที่ได้จากแบบจำลองทางพลศาสตร์ทั้งสองแบบกับค่าที่ได้จากการทดลอง

ตารางที่ 3 ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของแบบจำลองทางพลศาสตร์

ชนิดของแบบจำลองทางพลศาสตร์	ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย	
	ช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราว	ช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัว
ฟังก์ชันถ่ายโอน	0.0444	0.0013
โครงข่ายประสาทเทียม	0.0003	0.0002

สรุปและอภิปรายผล

การสร้างแบบจำลองทางพลศาสตร์ของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นถือว่ามีความสำคัญอย่างยิ่งทั้งในด้านการออกแบบ และการทำนายผลการตอบสนอง แบบจำลองทางพลศาสตร์ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอนให้ผลการทำนายที่ดีเฉพาะในช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัวเท่านั้น ทั้งนี้เนื่องจากอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นมีโครงสร้างที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นสูง ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นจึงไม่สามารถให้ผลการทำนายที่ถูกต้องในช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราวได้ ในขณะที่แบบจำลองทางพลศาสตร์ที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการทำนายที่ถูกต้องมากกว่าทั้งในช่วงการตอบสนองแบบชั่วคราวและช่วงการตอบสนองในสภาวะคงตัว เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวและเรียนรู้ข้อมูลได้ด้วยตัวเองเช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ ทำให้สามารถนำมาใช้กับงานที่ข้อมูลมีความสัมพันธ์กันแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้เป็นอย่างดี

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากเงินรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ ประจำปีงบประมาณ 2562

เอกสารอ้างอิง

- [1] Wang, S., Wang, S., and Dong, Y. (2004). Dynamic properties modeling and simulation of plate heat exchanger based on MATLAB. *Computer Simulation*, 21(10), 44-47.
- [2] Lamb, B. R. (1982). Plate heat exchangers, a low cost route to heat recovery. *Journal of Heat Recovery Systems*, 2(3), 247-255.
- [3] Xu, Z., Wen, X., Zheng, J., Guo, J., and Huang, X. (2011). Cooling water fouling resistance prediction of plate heat exchanger based on partial least squares regression. *CIESC Journal*, 62(6), 1531-1536.
- [4] Zhang, G., Li, G., Li, W., Huang, T., and Ren, Y. (2013). Experimental and theoretical investigations about particulate fouling in plate heat exchangers. *Journal of Engineering Thermophysics*, 34(9), 1715-1718.
- [5] Zheng, R., Jiang, Y., and Fang, X. (2010). Analysis of relative heat transfer coefficient of plate heat exchangers under variable flow conditions. *Heating Ventilating & Air Conditioning*, 40(10), 85-88.
- [6] Gut, J. A. W., Fernandes, R., Pinto, J. M., Tadini, C. C. (2004). Thermal model validation of plate heat exchangers with generalized configurations. *Chemical Engineering Science*, 59(21), 4591-4600.
- [7] Zhang, J., Wen, Y., Zhao, L., Li, D., and Wang, Y. (2015). Heat transfer and flow analysis and corrugation parameters optimization of the plate heat exchanger based on computational fluid dynamics numerical simulation. *Journal of Mechanical Engineering*, 51(12), 137-145.
- [8] Wu, J., Xia, M., Ye, L., and Han, D. (2012). A numerical study and thermal resistance analysis of heat transfer enhancement in plate heat exchangers. *Journal of Engineering Thermophysics*, 33(11), 1963-1966.
- [9] Xie, G. N., Wang, Q. W., Zeng, M., and Luo, L. Q. (2007). Heat transfer analysis for shell-and-tube heat exchangers with experimental data by artificial neural network approach. *Applied Thermal Engineering*, 27(5-6), 1096-1104.
- [10] Pacheco-Vega, A., Sen, M., and McClain, R. L. (2000). Analysis of fin tube evaporator performance with limited experimental data using artificial neural networks. In *Proc. ASME Heat Transfer Division*. pp. 95-101. HTD.
- [11] Tan C. K., Ward J., Wilcox S. J., and Payne R. (2009). Artificial neural network modeling of the thermal performance of a compact heat exchanger. *Applied Thermal Engineering*, 29(17), 3609-3617.
- [12] Yang, C., Zhang, L., and Zhou, J. (2010). A distributed parameter model and its application in optimizing the plate-fin heat exchanger based on the minimum entropy generation. *International Journal of Thermal Sciences*, 49(8), 1427-1436.
- [13] Burns, A. J. (1981). *Dynamic system, measurement and control*. Bioresource Technology. ASME.
- [14] Ghanim, M. (1982). *Dynamics of plate heat exchanger* [Unpublished master's thesis]. University of Baghdad. Iraq.

- [15] Khan, A. R., Baker, N. S., and Wardle, A. P. (1988). The dynamic characteristics of a counter-current plate heat exchanger. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 31(6), 1269-1278.
- [16] Ramachandran, R., Lakshminarayanan, S., and Rangaiah, G. P. (2005). Process identification using open-loop and closed-loop step responses. *Journal of The Institution of Engineers*, 6(45), 1-13.
- [17] Haykin, S. (1994). *Neural networks, A Comprehensive Foundation*. New Jersey. Prentice Hall.