

การวิเคราะห์สมรรถนะเชิงความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

Artificial Neural Network Analysis of the Thermal Performance of a Plate Heat Exchanger

ธนยศ อริสริยวงศ์* สงกรานต์ วิริยะศาสตร์ และ ไพศาล นาพล

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

Tanayos Arisariyawong* Songkran Wiriyasart and Paisarn Naphon

Mechanical Engineering Department, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University

*Corresponding author Email: Tanayos.Swu@gmail.com

(Received: December 14, 2018; Accepted: March 5, 2019)

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์ค่าประสิทธิภาพและสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวมของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้น้ำเป็นสารทำงาน ในการทดลองกำหนดอุณหภูมิขาเข้าน้ำร้อนเฉลี่ย 40 - 50 องศาเซลเซียส อุณหภูมิขาเข้าน้ำเย็นเฉลี่ย 20 - 30 องศาเซลเซียส ใช้อัตราการไหลเชิงมวลของน้ำร้อนเฉลี่ย 0.0273 - 0.0444 กิโลกรัมต่อวินาที และ อัตราการไหลเชิงมวลของน้ำเย็นเฉลี่ย 0.0196 กิโลกรัมต่อวินาที การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โครงสร้างที่มีหนึ่งชั้นซ่อน โดยสอนแบบจำลองให้เกิดการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึมต่างๆเพื่อหาค่าที่ดีที่สุด จากการทดลองพบว่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 นิวรอน ด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ Levenberg-Marquardt backpropagation learning เป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด โดยให้ผลการทำนายที่มีค่า R ของค่าประสิทธิภาพและสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวมเท่ากับ 0.99631 และ 0.98469 ตามลำดับ

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม สมรรถนะเชิงความร้อน อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น

ABSTRACT

This paper proposes the use of artificial neural network (ANN) for the effectiveness and overall heat transfer coefficient using water as working fluid. The experiments are performed using the average inlet hot water temperature between 40 – 50 °C, the average inlet cold water temperature between 20 – 30 °C, the average mass flow rate of hot water between 0.0273 - 0.0444 kg/s and the average mass flow rate of cold water is 0.0196 kg/s. For the ANN model, a single hidden layer structure is chosen and various learning algorithms are applied to adjust errors for obtaining the optimal ANN model. From the experimental results show that the 5 hidden neurons and Levenberg-Marquardt backpropagation learning algorithms is the optimal ANN model. The predicted results are verified with the experimental data and gives R for effectiveness and overall heat transfer coefficient are equal to 0.99631 and 0.98469, respectively.

Keyword: Artificial neural network, Thermal performance, Plate heat exchanger.

1. บทนำ

อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น (Plate heat exchanger) คือ อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนที่มีประสิทธิภาพการถ่ายเทความร้อนที่ดีมากเมื่อเทียบกับขนาดของตัวอุปกรณ์เอง [1] จึงมีการนำอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดนี้มาใช้กันอย่างกว้างขวางในอุตสาหกรรม เช่น อุตสาหกรรมทางด้านเคมีและพลังงาน เป็นต้น [2] เนื่องจากความสำคัญของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นในอุตสาหกรรมจึงมีการวิจัยและทดลองเพื่อสร้างแบบจำลองและหาค่าตัวแปรต่างๆที่เหมาะสมในการใช้งานของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดนี้ เช่น การทำนายความต้านทานการถ่ายเทความร้อนที่เกิดจากความสกปรก (Fouling resistance) ที่เกิดขึ้นภายในอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นด้วยการทดลอง [3-4] การหาสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อน [5] การหาค่าที่เหมาะสมของตัวแปรต่างๆภายในอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นด้วยวิธีจำลองบนคอมพิวเตอร์ [6-7] และการสร้างแบบจำลองอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นด้วยวิธีตัวแปรสเตท [8] เป็นต้น ในการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายค่าตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นโดยส่วนใหญ่จะใช้สมการการถ่ายเทความร้อน (Thermal transfer equation) และ สมการสมดุลความร้อน (Thermal balance equation) เป็นหลักในการหาแบบจำลอง [9-11] ซึ่งจากผลการทดลองจะพบว่าค่าตัวแปรที่ทำนายได้ยังไม่ถูกต้องแม่นยำนักเนื่องจากความซับซ้อนของกระบวนการถ่ายเทความร้อนทำให้กระบวนการมีความไม่เป็นเชิงเส้นสูง อีกทั้งค่าพารามิเตอร์ที่นำมาใช้ในแบบจำลองก็เป็นค่าโดยประมาณเท่านั้น เพื่อแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้นจึงมีการนำเทคนิคระบบอัจฉริยะ (Intelligent system) มาใช้ในการสร้างแบบจำลองของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อน เช่น การใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural

network, ANN) ในการประมาณค่าอุณหภูมิของน้ำมันหลังจากออกจากอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดเชลล์และท่อ (Shell and tube heat exchanger) [12] ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถให้ผลการประมาณค่าได้ดีกว่าแบบจำลองที่สร้างจากสมการการถ่ายเทความร้อน การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายสมรรถนะทางความร้อนของระบบทำความเย็นโดยใช้ข้อมูลจากผู้ผลิตมาให้เป็นโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ [13] จากผลการทดลองพบว่าสามารถทำนายสมรรถนะทางความร้อนของระบบทำความเย็นได้อย่างถูกต้อง การใช้วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic algorithm - GA) เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของตัวแปรในอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น [14] ซึ่งวิธีเชิงพันธุกรรมจะเหมาะสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดจากกลุ่มข้อมูลที่มีอยู่ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ในการทำนายค่าที่จะเกิดขึ้นจากตัวแปรที่เกี่ยวข้อง การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าสมรรถนะทางความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบท่อมี่ครีบ (Fin-tube heat exchanger) โดยเปรียบเทียบกับการทำนายโดยใช้แบบจำลองด้วยวิธีประมาณค่าแบบถดถอยไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear regression model) [15] จากการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการทำนายที่ดีกว่าเป็นอย่างมาก รวมถึงมีการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้วิเคราะห์ทางด้านความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนชนิดอื่นๆ [16-20] แต่จากงานวิจัยที่ผ่านมาจะพบว่ายังขาดข้อมูลของการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการสร้างแบบจำลองของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นเพื่อวิเคราะห์ค่าสมรรถนะทางความร้อน

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์ค่าสมรรถนะทางความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น เพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่แม่นยำและเป็นข้อมูลสำหรับการออกแบบ

อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นต่อไปในอนาคตได้เป็นอย่างดี

2. ขุดทดลองและวิธีการทดลอง

ได้อะแกรมการทำงานของขุดทดลองสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1 โดยส่วนทำน้ำร้อนประกอบด้วยถังน้ำร้อนซึ่งน้ำถูกทำให้ร้อนด้วยฮีตเตอร์ (H2) และ ใช้ใบกวนเพื่อให้อุณหภูมิน้ำสม่ำเสมอ ควบคุมอัตราการไหลด้วยวาล์วควบคุมการไหลแบบไฟฟ้า (CVL) และ วัตต์อัตราการไหลด้วยอุปกรณ์วัดอัตราการไหลแบบสนามแม่เหล็ก (F1) เมื่อน้ำร้อนไหลผ่านอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลอง (PHE1) ซึ่งเป็นของบริษัท SWEP รุ่น B8 ก็จะไหลกลับมายังถังน้ำร้อนเดิม ส่วนทำน้ำเย็นประกอบด้วยถังน้ำเย็นที่ถูกทำให้เย็นด้วยการนำน้ำไปแลกเปลี่ยนความร้อนกับสารทำความเย็นที่อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น (PHE2) และ ควบคุมอุณหภูมิของน้ำเย็นด้วยฮีตเตอร์ (H1) ควบคุมอัตราการไหลของน้ำเย็นด้วยแชนด์วาล์ว (HV2) และ ทำการวัดอัตราการไหลของน้ำเย็นด้วยโรตاميเตอร์ (F2) หลังจากน้ำเย็นไหลผ่านผ่านอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลอง (PHE1) ก็จะไหลกลับมายังถังน้ำเย็นเดิม มีการติดตั้งเทอร์โมคัปเปิลชนิด T บริเวณทางเข้าออกของน้ำร้อนและน้ำเย็น (T1 – T4) ที่อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลอง (PHE1) โดยเก็บข้อมูลของอุณหภูมิทั้งหมดด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูล (Data logger) ของบริษัท YOKOGAWA รุ่น MW100 ซึ่งมีความละเอียดในการอ่านอุณหภูมิ 0.1 องศาเซลเซียส และ ความแม่นยำในการวัดเท่ากับ $\pm(0.05\% \text{ of rdg} + 0.5^{\circ}\text{C})$ ส่วนลักษณะและคุณสมบัติของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลอง (PHE1) สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2 และ ตารางที่ 1 ตามลำดับ

ในการทดลองกำหนดอุณหภูมิขาเข้าน้ำร้อนเฉลี่ยอยู่ที่ 40 - 50 องศาเซลเซียส อุณหภูมิขาเข้าน้ำเย็นเฉลี่ยอยู่ที่ 20 - 30 องศาเซลเซียส ใช้อัตราการไหลเชิงมวลของน้ำร้อนเฉลี่ยอยู่ที่ 0.0273 - 0.0444 กิโลกรัมต่อวินาที และ อัตราการไหลเชิงมวลของน้ำเย็นเฉลี่ยอยู่ที่ 0.0196

กิโลกรัมต่อวินาที โดยจะเก็บข้อมูลเมื่ออุณหภูมิขาออกของน้ำร้อนและน้ำเย็นเข้าสู่สภาวะคงตัว ส่วนรูปที่ 3 แสดงชุดทดลองที่ใช้ในงานวิจัยนี้

ตารางที่ 1 คุณสมบัติของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลอง

คุณสมบัติ	ข้อมูล
จำนวนแผ่นแลกเปลี่ยนความร้อน	30
ความยาวระหว่างช่องทางเข้าออก	278 mm
ความยาวสำหรับการถ่ายเทความร้อน	259 mm
ความกว้างของอุปกรณ์	72 mm
ช่องว่างระหว่างแผ่น	2 mm
ความหนาของแผ่น	0.4 mm
มุมเอียงของแผ่น (Chevron angle)	60°

3. การวิเคราะห์สมรรถนะเชิงความร้อน

สมรรถนะเชิงความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นในงานวิจัยนี้จะพิจารณาจากประสิทธิภาพ (Effectiveness) และ สัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวม (Overall heat transfer coefficient) ซึ่งสามารถหาได้ดังนี้

3.1 ประสิทธิภาพ (Effectiveness)

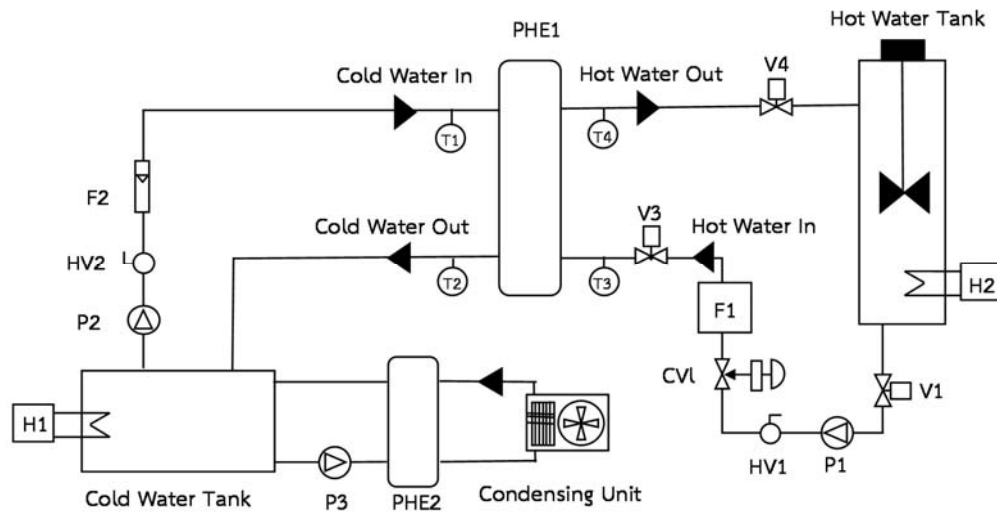
$$\varepsilon = \frac{Q_{avg}}{Q_{max}} \quad (1)$$

โดย

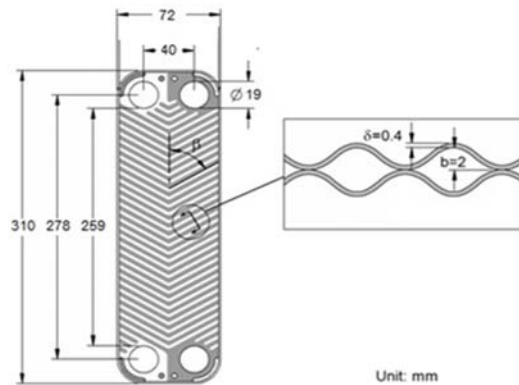
ε คือ ประสิทธิภาพ (Effectiveness)

Q_{avg} คือ อัตราการถ่ายเทความร้อนเฉลี่ยของน้ำร้อนและน้ำเย็น (W)

Q_{max} คือ อัตราการถ่ายเทความร้อนสูงสุด (W)



รูปที่ 1 ไดอะแกรมการทำงานของชุดทดลอง



รูปที่ 2 ลักษณะและขนาดของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่ใช้ทดลอง



รูปที่ 3 ชุดทดลองการวิเคราะห์สมรรถนะเชิงความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น

3.2 สัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวม (Overall heat transfer coefficient)

$$\frac{1}{UA} = \frac{\Delta T_{LMTD}}{Q_{avg}} \quad (2)$$

โดย

UA คือ สัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวม
(Overall heat transfer coefficient) ($W/^{\circ}C$)

ΔT_{LMTD} คือ ผลต่างของอุณหภูมิเฉลี่ยแบบ
ลอการิทึม ($^{\circ}C$)

ในการทดลองจะใช้อุณหภูมิของน้ำที่ไหลเข้าออก
อุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่น ณ สภาวะคงตัว
($T_1 - T_4$) มาคำนวณหาค่าตัวแปรในสมการที่ 1 และ 2

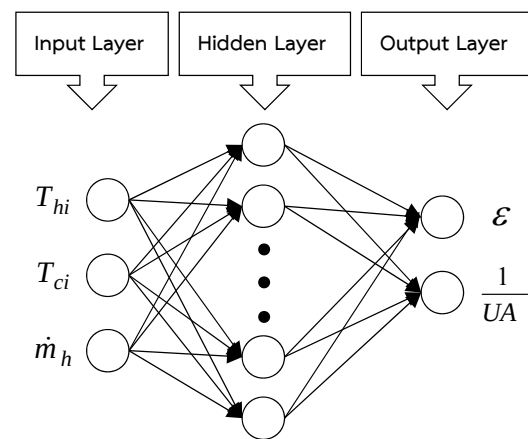
4. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากสมการที่ 1 และ 2 รวมถึงเงื่อนไขการทดลองจะ
พบว่าประสิทธิภาพและสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อน
รวม จะขึ้นอยู่กับ อุณหภูมิขาเข้าน้ำร้อน (T_{hi}) อุณหภูมิ
ขาเข้าน้ำเย็น (T_{ci}) และ อัตราการไหลเชิงมวลของน้ำ
ร้อน ($\dot{m}_h$) ดังนั้นจะสามารถสร้างแบบจำลองโครงข่าย
ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหนึ่งชั้นซ่อนสำหรับทำนาย
สมรรถนะเชิงความร้อนของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อน
แบบแผ่นได้ดังรูปที่ 4 โดยกำหนดให้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้น
ซ่อนเป็นฟังก์ชันแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Tangent sigmoid
transfer function) และ ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นขาออก
(Output Layer) เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear transfer
function)

4.1 กระบวนการสร้างแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียม

จากรูปที่ 4 ตัวแปรในชั้นขาเข้า (Input layer) ซึ่งมี
ข้อมูลจำนวน 3 ตัวแปร จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ
ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) จำนวน 80
เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมด และ ข้อมูลสำหรับการ
ทดสอบ (Testing data) จำนวน 20 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูล
ทั้งหมด ส่วนการหาจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อน
(Hidden layer) ที่เหมาะสมจะทดลองโดยใช้วิธีเพิ่ม

จำนวนนิวรอนชั้นที่ละหนึ่งและปรับค่าน้ำหนัก (Weights)
โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบแพร่กระจายกลับ
(Backpropagation learning) ต่อไปนี้ Levenberg-
Marquardt (LMB), Scaled conjugate gradient
(SCGB), Bayesian regulation (BRB) และ Resilient
(RB) [21] เพื่อเปรียบเทียบหาอัลกอริทึมที่ให้ผลการ
ทำนายดีที่สุด โดยแต่ละอัลกอริทึมจะทำซ้ำจำนวน 60
ครั้ง แล้วเลือกครั้งที่ให้ผลดีที่สุด



รูปที่ 4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

4.2 การหาประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียม

ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
สามารถทำการประเมินโดยวัดจากค่าความผิดพลาดกำลัง
สองเฉลี่ย (Mean squared error: MSE) และ ค่า
สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient: R)
ดังต่อไปนี้ [21]

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

โดย

y_i คือ ค่าที่ได้จากการทดลอง

$\bar{y}_i$ คือ ค่าที่ได้จากการทำนาย

N คือ จำนวนข้อมูล

และ

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

โดย

x_i, y_i คือ ค่าของชุดข้อมูล
 $\bar{x}_i, \bar{y}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล
 N คือ จำนวนข้อมูล

ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีจะให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ที่ต่ำ และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ใกล้เคียงหนึ่ง

5. ผลการทดลองและการวิเคราะห์

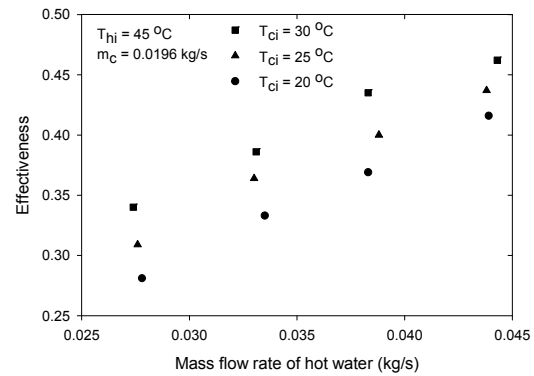
5.1 ผลการทดลองสมรรถนะเชิงความร้อน

เพื่อแสดงให้เห็นถึงผลกระทบของตัวแปรขาเข้าในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมต่อสมรรถนะเชิงความร้อน จึงขอยกตัวอย่างผลการทดลองกรณีอุณหภูมิขาเข้าน้ำร้อนเฉลี่ย 45 องศาเซลเซียส อุณหภูมิขาเข้าน้ำเย็นเฉลี่ย 20 - 30 องศาเซลเซียส และ อัตราการไหลเชิงมวลของน้ำเย็นเฉลี่ย 0.0196 กิโลกรัมต่อวินาที ดังรูปที่ 5-6 ซึ่งจะพบว่าประสิทธิภาพและการถ่ายเทความร้อนรวมจะเพิ่มขึ้นเมื่ออัตราการไหลเชิงมวลของน้ำร้อนเพิ่มขึ้นและอุณหภูมิขาเข้าน้ำเย็นสูงขึ้น ส่วนผลการทดลองในกรณีอื่นๆก็ให้ผลไปในทำนองเดียวกัน

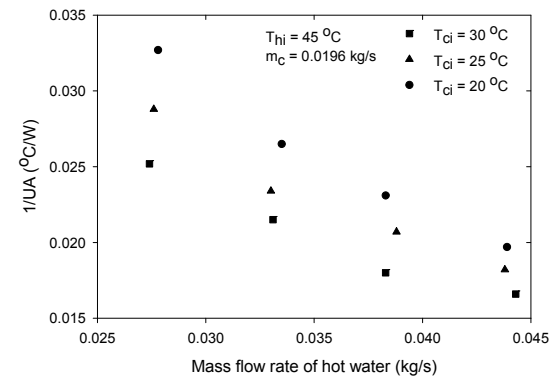
5.2 ผลการทดลองการหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการทดลองหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 7-8 ส่วนตารางที่

2 แสดงถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบต่างๆ เกณฑ์ในการเลือกแบบจำลองนั้นจะดูจากค่า MSE และ R ของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) และ ข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) ประกอบกัน



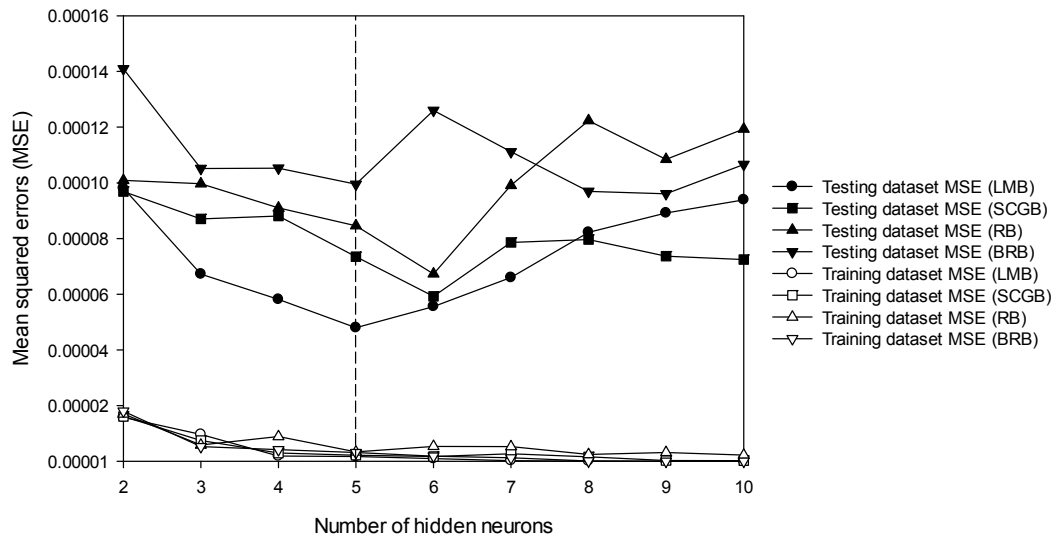
รูปที่ 5 ความสัมพันธ์ระหว่างประสิทธิภาพกับอัตราการไหลเชิงมวลของน้ำร้อน



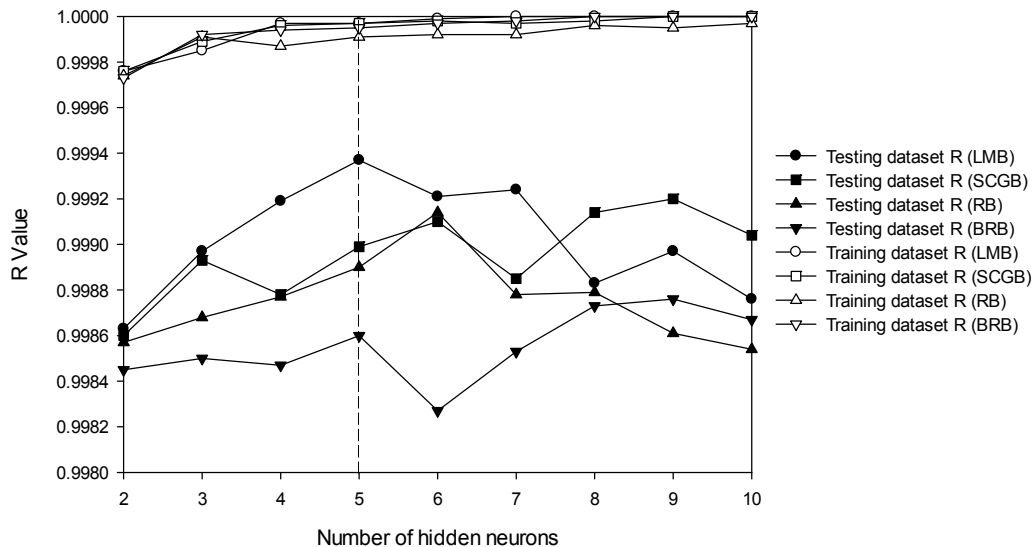
รูปที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างการถ่ายเทความร้อนรวมกับอัตราการไหลเชิงมวลของน้ำร้อน

ตารางที่ 2 ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบต่างๆ

Training Algorithm	Number of Hidden Neurons	MSE (All)	MSE (Train)	MSE (Test)	R (All)	R (Train)	R (Test)
LMB	5	0.0000110	0.000001700	0.0000480	0.99984	0.99997	0.99937
SCGB	6	0.0000132	0.000001681	0.0000592	0.99980	0.99998	0.99910
RB	6	0.0000177	0.000005366	0.0000673	0.99974	0.99992	0.99914
BRB	9	0.0000179	0.000000019	0.0000892	0.99972	1.00000	0.99876



รูปที่ 7 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE) กับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน



รูปที่ 8 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) กับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

จากรูปที่ 7 จะพบว่าค่า MSE ของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) ทุกอัลกอริทึมมีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้น ในขณะที่ค่า MSE ของข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) ทุกอัลกอริทึมก็มีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้นแต่จะลดลงถึงจุดหนึ่งแล้วก็จะเพิ่มขึ้น สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควรถ (Overfitting) ซึ่งจะส่งผลให้การทำนายมีความผิดพลาดสูงเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมรับข้อมูลที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อน ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควรถ จึงเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนโดยดูจากค่า MSE ของข้อมูลสำหรับการทดสอบเป็นหลักแล้วเลือกจำนวนนิวรอนที่ให้ค่า MSE น้อยที่สุดจากทุกอัลกอริทึม ซึ่งจะพบว่าอัลกอริทึม LMB ที่มีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 5 นั้นให้ค่า MSE น้อยที่สุด

จากรูปที่ 8 จะพบว่าค่า R ของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) ทุกอัลกอริทึมมีแนวโน้มเข้าหาค่า 1 เมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพิ่มมากขึ้น ในขณะที่ค่า R ของข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) ทุกอัลกอริทึมก็มีแนวโน้มสูงขึ้นเมื่อจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

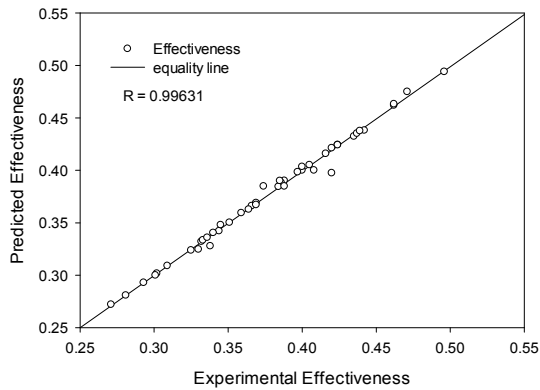
เพิ่มมากขึ้นแต่จะสูงขึ้นถึงจุดหนึ่งแล้วก็จะลดลง สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควรถ (Overfitting) เช่นเดียวกับกรณีค่า MSE ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดการเรียนรู้เกินขอบสมควรถ จึงเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนโดยดูจากค่า R ของข้อมูลสำหรับการทดสอบเป็นหลักแล้วเลือกจำนวนนิวรอนที่ให้ค่า R มากที่สุดจากทุกอัลกอริทึม ซึ่งจะพบว่าอัลกอริทึม LMB ที่มีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 5 นั้นให้ค่า R มากที่สุด

ข้อมูลเชิงตัวเลขของค่า MSE และ R ในทุกอัลกอริทึมสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 1 ซึ่งจะพบว่าอัลกอริทึมการเรียนรู้ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคือ LMB โดยใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5

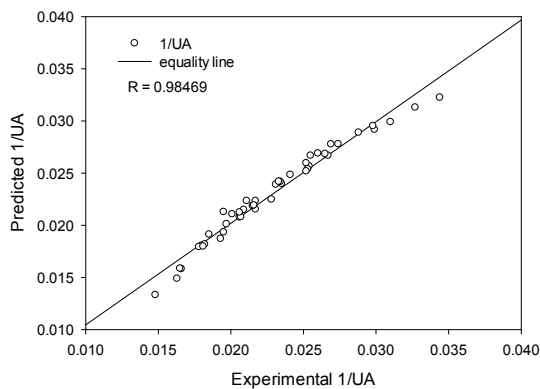
5.3 ผลการทำนายสมรรถนะเชิงความร้อน

เมื่อนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมาทำนายค่าสมรรถนะเชิงความร้อนจากข้อมูลการทดลองทั้งหมด ผลที่ได้สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 9-10 โดยจะพบว่าค่า R ของการทำนายประสิทธิภาพมีค่าเท่ากับ 0.99631 และ ค่า R ของการทำนายสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวมมีค่าเท่ากับ 0.98469 ซึ่งค่า R ที่

ได้มาทั้งหมดมีค่าใกล้เคียง 1 นั้นหมายความว่าผลการทำนายออกมาดีมาก



รูปที่ 9 การเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพที่ได้จากการทดลองกับการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 10 การเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวมที่ได้จากการทดลองกับการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

6. สรุปผลการทดลอง

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการทำนายค่าประสิทธิภาพและสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวมของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นที่มีโครงสร้างหนึ่งชั้นซ้อนคือแบบจำลองที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 และใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ Levenberg-Marquardt backpropagation learning โดยให้ค่า R ของค่าประสิทธิภาพและสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนรวมเท่ากับ 0.99631 และ 0.98469

ตามลำดับ ค่าสมรรถนะเชิงความร้อนที่ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นสามารถนำไปศึกษาพฤติกรรมของอุปกรณ์แลกเปลี่ยนความร้อนแบบแผ่นหรือใช้สำหรับเป็นข้อมูลในการออกแบบระบบแลกเปลี่ยนความร้อนได้เป็นอย่างดี

7. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประจำปี 2561

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] Shuzhong Wang, Shijun Wang and Yuping Dong, "Dynamic properties modeling and simulation of plate heat exchanger based on MATLAB", Computer Simulation, vol. 21, no. 10, pp. 44-47, 2004.
- [2] B.R. Lamb, "Plate heat exchangers, a low cost route to heat recovery", J. Heat Recovery Syst, vol. 2, no. 3, pp. 247-255, 1982.
- [3] Zhiming Xu, Xiaoqiang Wen, Jiaoli Zheng, Jinsheng Guo and Xing Huang, "Cooling water fouling resistance prediction of plate heat exchanger based on partial least squares regression", Journal of Engineering Thermophysics, vol. 62, no. 6, pp. 1531-1536, 2011.
- [4] Guanmin Zhang, Guanqiu Li, Wei Li, Tao Huang and Yucheng Ren, "Experimental and theoretical investigations about particulate fouling in plate heat exchangers", Journal of Engineering Thermophysics, vol. 34, no. 9, pp. 1715-1718, 2013.
- [5] Ruiyun Zheng, Yongcheng Jiang and Xiumu Fang, "Analysis of relative heat transfer

- coefficient of plate heat exchangers under variable flow conditions”, *Heating Ventilating & Air Conditioning*, vol. 40, no. 10, pp. 85-88, 2010.
- [6] Jing Zhang, Yu Wen, Li Zhao and Deyu Li, Yi Wang, “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*, vol. 51, no. 12, pp. 137-145, 2015.
- [7] Jing Wu, Meng Xia, Li Ye and Dong Han, “A numerical study and thermal resistance analysis of heat transfer enhancement in plate heat exchangers”, *Journal of Engineering Thermophysics*, vol. 33, no. 11, pp. 1963-1966, 2012.
- [8] Y. Wang, S. You, W. Zheng, H. Zhang, X. Zheng and Q. Miao, “State space model and robust control of plate heat exchanger for dynamic performance improvement”, *Appl. Therm. Eng.*, vol. 128, pp. 1588-1604, 2018.
- [9] Meizhong Shi, Zhongzheng Wang, *Principle and Design of Heat Exchangers*, Southeast University Press, 2009.
- [10] Jorge A.W.Gut, Renato Fernandes, José M. Pinto and Carmen C. Tadini, “Thermal model validation of plate heat exchangers with generalized configurations”, *Chemical Engineering Science*, vol. 59, no. 21, pp. 4591-4600, 2004.
- [11] Peng Ren, Yusheng Wu, “Optimal design for plate heat exchanger by particle swarm optimization”, *Energy Technology*, vol. 30, no. 5, pp. 270-272, 2009.
- [12] Xie G, Zeng M, Luo LQ, “Heat transfer analysis for shell-and-tube heat exchangers with experimental data by artificial neural network approach”, *Appl. Therm. Eng.*, vol. 27, pp. 1096-1104, 2007.
- [13] A. Pacheco-Vega, M. Sen and R.L. McClain, “Analysis of fin tube evaporator performance with limited experimental data using artificial neural networks”, in *Proc. ASME Heat Transfer Division*, 2000, pp. 95–101.
- [14] M. Mishra, P.K. Das, S. Sarangi, “Second law based optimisation of crossflow plate-fin heat exchanger design using genetic algorithm”, *Appl. Therm. Eng.*, vol. 29, pp. 2983–2989, 2009.
- [15] Tan CK, Ward J, Wilcox SJ and Payne R, “Artificial neural network modeling of the thermal performance of a compact heat exchanger”, *Appl. Therm. Eng.*, vol. 29, pp. 3609-3617, 2009.
- [16] M. Mohanraj, S. Jayaraj, C. Muraleedharan, “Applications of artificial neural networks for thermal analysis of heat exchangers - a review”, *Int. J. Therm. Sci.*, vol. 90, pp. 150-172, 2015.
- [17] P. Naphon, T. Arisariyawong, “Heat transfer analysis using artificial neural networks of the spirally fluted tubes”, *J. Res. Appl. Mech. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 135-147, 2016.
- [18] P. Naphon, T. Arisariyawong, T. Nualboonrueng, “Artificial Neural Network Analysis on the Heat Transfer and Friction Factor of the Double Tube with Spring

- Insert”, International Journal of Applied Engineering Research, vol. 11, no. 5, pp. 3542-3549, 2016.
- [19] P. Naphon, S. Wiriyaart, T. Arisariyawong, “Artificial neural network analysis the pulsating Nusselt number and friction factor of TiO₂/water nanofluids in the spirally coiled tube with magnetic field”, International Journal of Heat and Mass Transfer, vol. 118, pp. 1152-1159, 2018.
- [20] P. Naphon, S. Wiriyaart, T. Arisariyawong, L. Nakharintr, “ANN, numerical and experimental analysis on the jet impingement nanofluids flow and heat transfer characteristics in the micro-channel heat sink”, International Journal of Heat and Mass Transfer, vol. 131, pp. 329-340, 2019.
- [21] S. Haykin, “Neural networks, A Comprehensive Foundation”, New Jersey, 1994.