

# การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการ ทำนายสมรรถนะเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน

ภัททิรา ล้อมเล็ก<sup>1,\*</sup>, วิทยา ยงเจริญ<sup>2</sup>

<sup>1</sup>สหสาขาวิชาเทคโนโลยีและการจัดการพลังงาน บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

<sup>2</sup>ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

\*Email: ilovepattira@gmail.com

## บทคัดย่อ

บทความนี้ได้นำเสนอวิธีการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืนขนาด 10 กิโลวัตต์ โดยการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมชนิด (Artificial Neural Networks: ANN) ที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm) ลักษณะการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ซึ่งใช้ความสัมพันธ์ของอุณหภูมิน้ำร้อนที่ 80-100 องศาเซลเซียส อุณหภูมิน้ำเย็นที่ 5-18 องศาเซลเซียส อุณหภูมิน้ำหล่อเย็นที่ 27-40 องศาเซลเซียส ที่เข้าและออกจากเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน เพื่อทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน มีฟังก์ชัน Log-Sigmoid เป็นฟังก์ชันถ่ายโอน ในการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการเปลี่ยนจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอน เพื่อให้ได้ความสัมพันธ์ที่แม่นยำที่สุด หลังจากการทดสอบสมการที่ได้จากแบบจำลองพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 6-4-4-1 (6 นิวรอนในชั้นข้อมูลป้อนเข้า, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 และ 1 นิวรอนในชั้นข้อมูลส่งออก) สามารถทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืนได้แม่นยำมาก โดยค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นจากแบบจำลอง มีค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (SSE) เท่ากับ 0.0057 และมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination:  $R^2$ ) เท่ากับ 0.9930

## คำสืบค้น

โครงข่ายประสาทเทียม, เครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน, สมรรถนะเครื่องทำความเย็น

# APPLICATION OF NEURAL NETWORK FOR THE PERFORMANCE PREDICTION OF ABSORPTION CHILLER

*Pattira Lomlek<sup>1</sup>, Withaya Yongcharoen<sup>2</sup>*

*<sup>1</sup>Inter-Department of Energy Technology and Management Graduate School,  
Chulalongkorn University*

*<sup>2</sup>Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering,  
Chulalongkorn University*

*\*Email: ilovepattira@gmail.com*

## ABSTRACT

This paper proposes the method to predict a coefficient of performance (COP) of 10 kW cooling capacity absorption chiller. The modelling is based on the artificial neural networks (ANN) with back-propagation learning algorithm and supervised learning. The model will predict the absorption chiller performance based on hot water inlet and outlet temperatures range of 80°C to 100°C, chilled water inlet and outlet temperatures range of 5°C to 18°C, cooling water inlet and outlet temperatures range of 27°C to 40°C. The log- sigmoid transfer function is used in the performance prediction. The configuration 6-4-4-1 (6 inputs, 4 hidden, 4 hidden and 1 output neurons) can predict COP of absorption chiller accurately. The sum square error (SSE) of model is 0.0057 and the coefficient of determination ( $R^2$ ) is 0.9930.

## KEYWORDS

Neural Network, Absorption Chiller, Coefficient of Performance

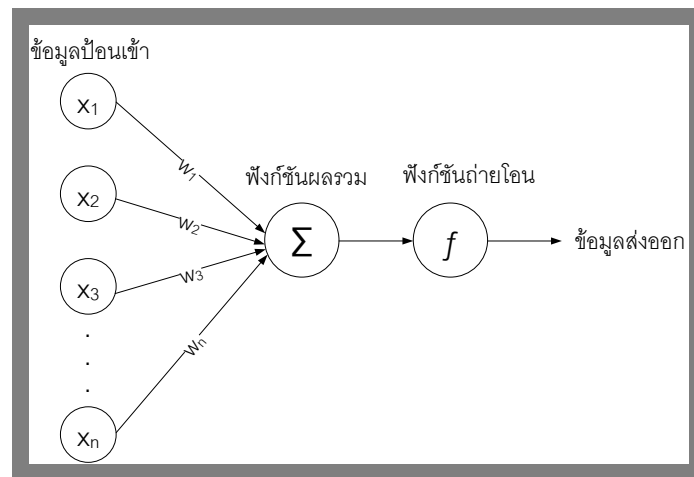
## 1. บทนำ

พลังงานนับเป็นปัจจัยพื้นฐานสำคัญในการตอบสนองความต้องการของมนุษย์มาตั้งแต่อดีต ปัจจุบันและอนาคต ทั้งในภาคครัวเรือนที่อยู่อาศัย ภาคอุตสาหกรรม ภาคเกษตรกรรมและภาคธุรกิจต่างๆ ซึ่งการเจริญเติบโตทางด้านเศรษฐกิจและการขยายตัวของภาคอุตสาหกรรมในปัจจุบันนี้ ได้ส่งผลให้ปริมาณความต้องการใช้พลังงานสูงขึ้น โดยเฉพาะการเปลี่ยนแปลงของสภาพภูมิอากาศที่มีแนวโน้มรุนแรงมากขึ้น จากรายงานปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายสาขาของประเทศไทยปี 2555 [1] พบว่า สาขาที่มีสัดส่วนการใช้ไฟฟ้าสูงที่สุด คือ ภาคอุตสาหกรรม ที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงถึงร้อยละ 46 ของการใช้ไฟฟ้าทั่วประเทศ โดยพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ประมาณร้อยละ 40-60 ถูกใช้สำหรับระบบปรับอากาศ ที่ส่วนใหญ่เป็นระบบทำความเย็นแบบอัดไอ ซึ่งทำงานโดยอาศัยพลังงานไฟฟ้า แต่มีระบบทำความเย็นเพื่อปรับอากาศอีกชนิดหนึ่งคือระบบทำความเย็นแบบดูดกลืน (Absorption Chiller) ที่ทำงานโดยอาศัยพลังงานความร้อนแทนพลังงานไฟฟ้า ซึ่งสามารถลดความต้องการพลังงานไฟฟ้าลงได้มาก แต่จะต้องจัดหาพลังงานความร้อนเพื่อป้อนให้ระบบซึ่งอาจจะนำพลังงานที่เหลือใช้ หรือพลังงานจากภายนอก เช่น พลังงานจากแสงอาทิตย์มาใช้ให้คุ้มค่าและเกิดประโยชน์สูงสุด ที่สำคัญระบบทำความเย็นแบบดูดกลืนยังส่งผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมโดยเฉพาะกับโอโซนในชั้นบรรยากาศน้อยกว่าระบบทำความเย็นแบบอัดไวด้วย เนื่องจากใช้น้ำเป็นสารทำความเย็น ระบบทำความเย็นแบบดูดกลืนจึงมีความเหมาะสมกับสถานการณ์ในปัจจุบันอย่างยิ่ง

จากงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่า การหาค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืนนั้นจะเกี่ยวข้องกับปัจจัยหลายอย่าง เช่น อุณหภูมิน้ำร้อนที่ใช้ ปริมาณความร้อนที่ต้องการ ความสามารถในการทำอุณหภูมิน้ำเย็น และอื่นๆ อีกมากมาย [2, 3, 6] ซึ่งการสร้างแบบจำลองเพื่อช่วยในการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืนนั้นจะสามารถนำไปประยุกต์สำหรับควบคุมระบบทำความเย็นให้มีการทำงานที่มีสมรรถนะเพิ่มขึ้นได้ ในบทความนี้จะนำเสนอการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืนด้วยการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำข้อมูลค่าที่มีการเก็บบันทึกไว้มาทำการเรียนรู้โดยโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น เพื่อหาตัวแปรที่ต้องการ และจากงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกได้ค่อนข้างแม่นยำ โดยไม่ต้องอาศัยความสัมพันธ์ทางด้านคณิตศาสตร์เลย [8-13] ดังนั้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นวิธีที่น่าสนใจ ที่จะใช้ทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นระบบดูดกลืน เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการควบคุมการทำงานต่อไป

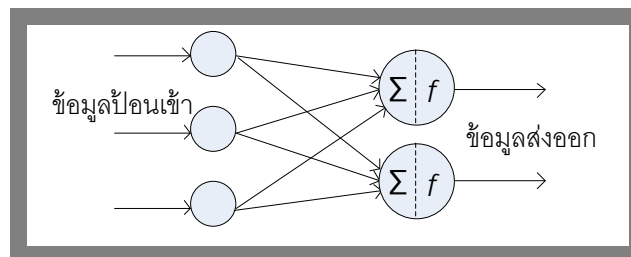
## 2. โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ถูกสร้างขึ้นโดยการจำลองลักษณะการประมวลผลของสมองมนุษย์ ด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematics Model) ซึ่งจะประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่า นิวรอน (Neuron) ซึ่งทุกๆ นิวรอนสามารถมีข้อมูลป้อนเข้าได้หลายค่า แต่ข้อมูลส่งออกมีได้เพียงค่าเดียว และทุกๆ ข้อมูลส่งออกจะเชื่อมโยงไปยังข้อมูลป้อนเข้าของนิวรอนอื่นๆ ภายในโครงข่าย สำหรับการเชื่อมโยงกันภายในระหว่างนิวรอน ทุกๆ ข้อมูลป้อนเข้าจะมีค่าน้ำหนักเป็นตัวกำหนดค่าของการเชื่อมโยง ภายในนิวรอนจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ซึ่งมีกระบวนการทำงาน ดังรูปที่ 1

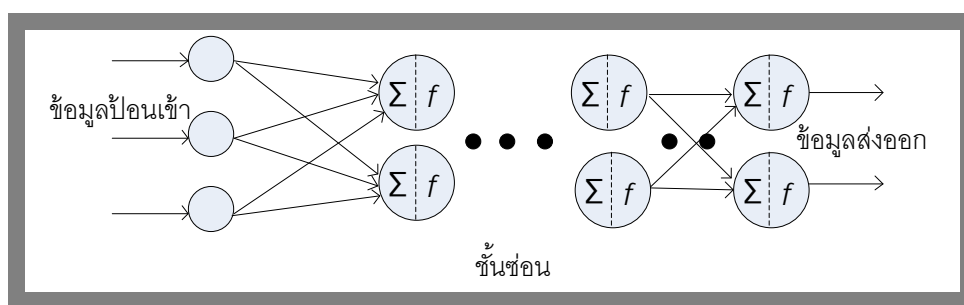


รูปที่ 1 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม [4]

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยนิวรอนจำนวนมากเชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย เรียกว่า ชั้น (Layer) ชั้นแรกเป็นชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input Layer) ชั้นสุดท้ายเป็นชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งโดยทั่วไปชั้นซ่อนอาจมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ ด้วยเหตุนี้จึงสามารถแบ่งประเภทตามโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมได้ 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer) ดังรูปที่ 2 และ 3 ตามลำดับ



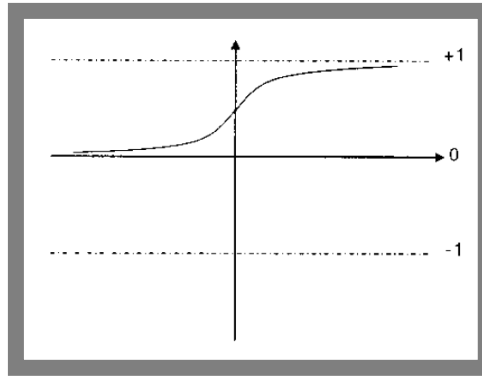
รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer) [4]



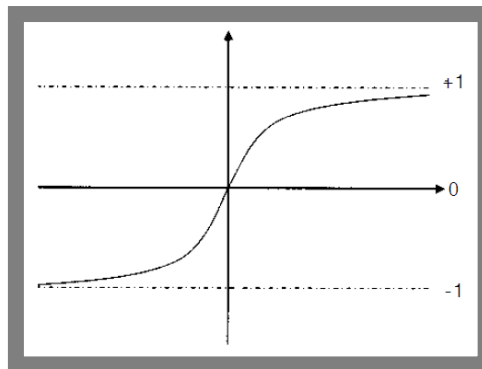
รูปที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer) [4]

โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) สำหรับการเรียนรู้กระบวนการส่งค่าแบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) และการส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass)

สำหรับฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) มีหลายประเภท ได้แก่ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function) ฟังก์ชันไม่เชิงเส้น (Non-Linear Function) ฟังก์ชันสมมาตร (Symmetrical Function) และ ฟังก์ชันไม่สมมาตร (Non-Symmetrical Function) ส่วนข้อมูลส่งออก (Output) ที่ได้นั้นขึ้นอยู่กับเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน ยกตัวอย่างเช่น ถ้าเลือกใช้ฟังก์ชัน Log-Sigmoid เป็นฟังก์ชันถ่ายโอนค่าของข้อมูลส่งออกจะมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 4 หรือถ้าเลือกใช้ฟังก์ชัน Hyperbolic tangent sigmoid เป็นฟังก์ชันถ่ายโอนค่าของข้อมูลส่งออกที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วง ระหว่าง -1 ถึง 1 ดังรูปที่ 5 เป็นต้น [5]



รูปที่ 4 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-Sigmoid (Logsig) [7]

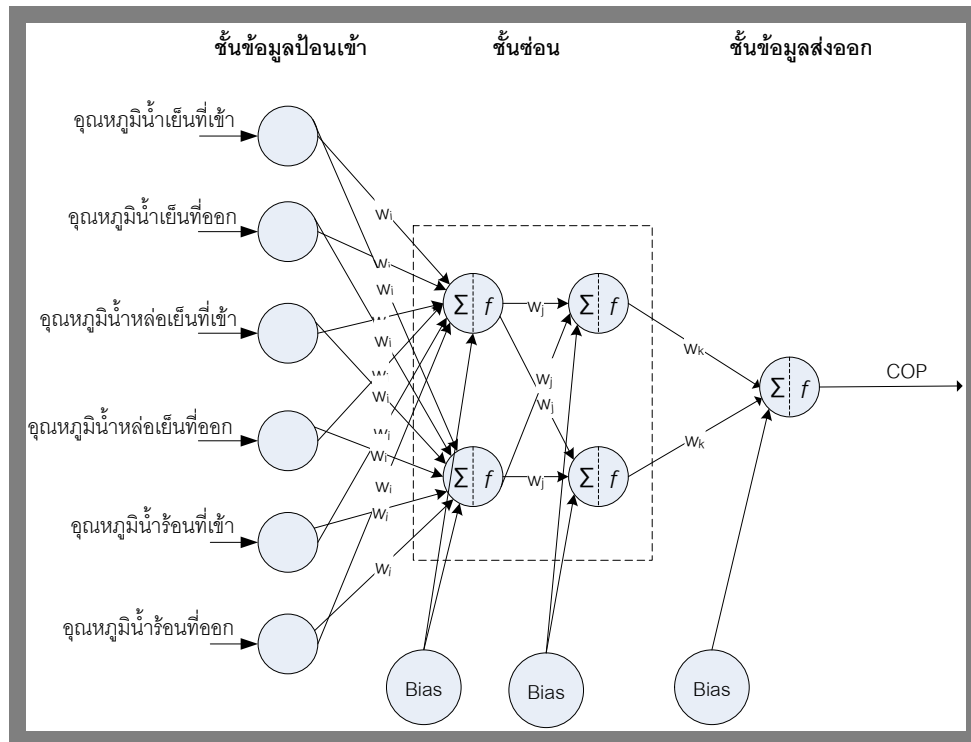


รูปที่ 5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hyperbolic Tangent Sigmoid (Tansig) [7]

### 3. วิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้จะนำข้อมูลจากผลการทดสอบจริง ในงานวิจัย Jerko Labus [12] มาทำการเรียนรู้ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น ด้วยการใส่ค่าตัวแปรต่างๆ สำหรับการเรียนรู้ที่นิเวรอนในชั้นข้อมูลป้อนเข้าจำนวน 6 นิเวรอน ในชั้นข้อมูลส่งออก 1 นิเวรอน ดังรูปที่ 6 ส่วนจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิเวรอน จะทดสอบการเรียนรู้แบบสุ่มทั้งแบบหนึ่งชั้นซ่อน สองชั้นซ่อน และสามชั้นซ่อน ซึ่งแต่ละชั้นซ่อนก็จะมีจำนวนนิเวรอนตั้งแต่ 2-5 นิเวรอน โดยเริ่มจากการรับข้อมูลในชั้นข้อมูลป้อนเข้า เพื่อใช้ในการคำนวณหาค่าข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการคำนวณค่าผลรวมของนิเวรอนในชั้นซ่อน ก่อนทำการปรับค่าผลรวมด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน โดยเลือกฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid ดังสมการที่ 1 เนื่องจากข้อมูลส่งออกที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าอยู่ในช่วง 0-1 จึงจะได้ค่าของนิเวรอนในชั้นซ่อน และคำนวณค่าผลรวมของนิเวรอนในชั้นข้อมูลส่งออกด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เช่นเดียวกัน ส่วนการปรับค่าน้ำหนักนั้นจะนำเอาข้อมูลส่งออกที่คำนวณได้จริงเปรียบเทียบกับข้อมูลส่งออกที่กำหนดไว้ ถ้าค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลมากกว่าค่าที่ยอมรับได้ โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าน้ำหนักก่อนรับข้อมูลชุดต่อไปเข้าโครงข่าย

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$



รูปที่ 6 ข้อมูลที่ใช้ในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนี้จะใช้ค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนของข้อมูล (Sum Squared Errors: SSE) สมการที่ (2) ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละแบบจำลอง โดยจะทำการเรียนรู้ทั้งหมด 100,000 ครั้ง เพื่อทำการหาค่าน้ำหนักของแต่ละส่วนในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อจบขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้ เราจึงนำค่าน้ำหนักที่ได้ไปใช้ทดสอบกับข้อมูลอีกชุดที่ได้เตรียมไว้ และใช้ค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนของข้อมูล ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละแบบจำลองเช่นเดียวกัน

$$\text{Sum Squared Errors (SSE)} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (t_j - z_j)^2 \quad (2)$$

โดยที่  $t_j$  คือ ค่าจริงของข้อมูลส่งออกชุดที่  $j$  ที่มีทั้งหมด  $J$  ชุด และ  $z_j$  คือ ค่าของข้อมูลส่งออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมในชุดข้อมูลชุดที่  $j$  ที่มีทั้งหมด  $J$  ชุด ซึ่งแบบจำลองที่มีความแม่นยำนั้นจะมีค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด และในบทความนี้จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination:  $R^2$ ) ตามสมการที่ (3) เพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลส่งออกจริง ( $X$ ) และข้อมูลส่งออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ( $Y$ ) ว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด

$$\text{Coefficient of Determination } (R^2) = \left[ \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y - \bar{Y})^2}} \right]^2 \quad (3)$$

โดยที่  $\bar{X}$  คือค่าเฉลี่ยของข้อมูลส่งออกจริง และ  $\bar{Y}$  คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลส่งออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจนั้นจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 ถ้าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่า ข้อมูล

ส่งออกจริง และข้อมูลส่งออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมีความสัมพันธ์กันดี แต่ถ้าเข้าใกล้ 0 แสดงว่า ข้อมูลส่งออกจริง และข้อมูลส่งออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมไม่มีความสัมพันธ์กันเลย

สำหรับข้อมูลที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาค่าสมรรถนะเครื่องทำความเย็นนั้น ใช้ข้อมูลการเรียนรู้ทั้งหมด 104 ชุด ด้วยการสุ่ม และใช้สำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมอีกจำนวน 34 ชุด รายละเอียดข้อมูลที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม แสดงดังตารางที่ 1

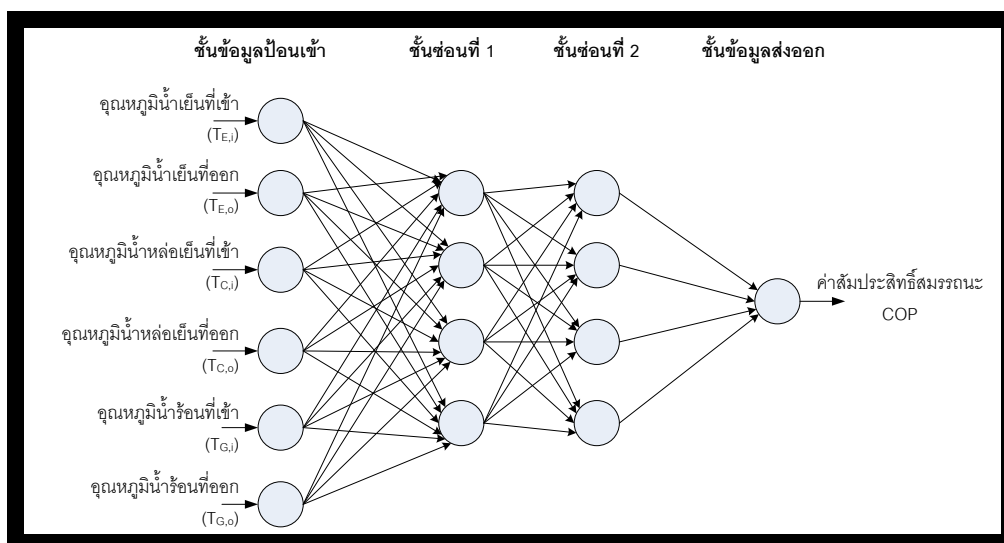
ตารางที่ 1 ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

|                                                            |                |
|------------------------------------------------------------|----------------|
| อุณหภูมิน้ำเย็นเข้าเครื่องทำความเย็น, $T_{E,i}$ [°C]       | 5.52 – 17.78   |
| อุณหภูมิน้ำเย็นออกจากเครื่องทำความเย็น, $T_{E,o}$ [°C]     | 4.98 – 12.10   |
| อุณหภูมิน้ำหล่อเย็นเข้าเครื่องทำความเย็น, $T_{C,i}$ [°C]   | 26.95 – 35.01  |
| อุณหภูมิน้ำหล่อเย็นออกจากเครื่องทำความเย็น, $T_{C,o}$ [°C] | 30.84 – 39.49  |
| อุณหภูมิน้ำร้อนเข้าเครื่องทำความเย็น, $T_{G,i}$ [°C]       | 79.90 – 100.12 |
| อุณหภูมิน้ำร้อนออกจากเครื่องทำความเย็น, $T_{G,o}$ [°C]     | 73.89 – 94.60  |
| ค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP                                 | 0.11 – 0.76    |

หมายเหตุ อัตราการไหลน้ำเย็น อัตราการไหลน้ำหล่อเย็น และอัตราการไหลน้ำร้อน คงที่ที่ 1.72, 4.77 และ 2.24 ลูกบาศก์เมตรต่อชั่วโมง ตามลำดับ

## 4. ผลการทดสอบ

ในขั้นตอนการเรียนรู้และทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น ดังตารางที่ 2 จะพบว่าการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน โดยการใช้ค่าน้ำหนักและฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid ในการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 6-4-4-1 (6 นิวรอนในชั้นข้อมูลป้อนเข้า, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 และ 1 นิวรอนในชั้นข้อมูลส่งออก) ดังรูปที่ 7 จะให้ค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนในการเรียนรู้และการทดสอบน้อยที่สุด คือ 0.0057 และ 0.0034 ตามลำดับ และมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจในการเรียนรู้และการทดสอบ 0.9930 และ 0.9879 ตามลำดับ



รูปที่ 7 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 6-4-4-1

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนและค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

| แบบ<br>จำลองที่ | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน |           |           | SSE<br>จากการเรียนรู้ | R <sup>2</sup><br>จากการเรียนรู้ | SSE<br>จากการทดสอบ | R <sup>2</sup><br>จากการทดสอบ |
|-----------------|-----------------------|-----------|-----------|-----------------------|----------------------------------|--------------------|-------------------------------|
|                 | ชั้นที่ 1             | ชั้นที่ 2 | ชั้นที่ 3 |                       |                                  |                    |                               |
| 1               | 2                     | -         | -         | 0.0075                | 0.9908                           | 0.0036             | 0.9864                        |
| 2               | 3                     | -         | -         | 0.0078                | 0.9905                           | 0.0038             | 0.9860                        |
| 3               | 4                     | -         | -         | 0.0066                | 0.9919                           | 0.0030             | 0.9881                        |
| 4               | 2                     | 2         | -         | 0.0099                | 0.9878                           | 0.0043             | 0.9846                        |
| 5               | 2                     | 5         | -         | 0.0121                | 0.9850                           | 0.0066             | 0.9754                        |
| 6               | 3                     | 3         | -         | 0.0122                | 0.9850                           | 0.0090             | 0.9679                        |
| 7               | 3                     | 5         | -         | 0.0096                | 0.9881                           | 0.0062             | 0.9793                        |
| 8               | 4                     | 3         | -         | 0.0069                | 0.9915                           | 0.0062             | 0.9770                        |
| 9               | 4                     | 4         | -         | 0.0057                | 0.9930                           | 0.0034             | 0.9879                        |
| 10              | 4                     | 5         | -         | 0.0089                | 0.9891                           | 0.0070             | 0.9735                        |
| 11              | 5                     | 2         | -         | 0.0075                | 0.9908                           | 0.0036             | 0.9862                        |
| 12              | 5                     | 4         | -         | 0.0103                | 0.9873                           | 0.0064             | 0.9757                        |
| 13              | 5                     | 5         | -         | 0.0059                | 0.9928                           | 0.0037             | 0.9865                        |
| 14              | 2                     | 3         | 4         | 0.0140                | 0.9827                           | 0.0135             | 0.9450                        |
| 15              | 2                     | 4         | 3         | 0.0087                | 0.9893                           | 0.0086             | 0.9699                        |
| 16              | 3                     | 3         | 4         | 0.0122                | 0.9850                           | 0.0078             | 0.9717                        |
| 17              | 4                     | 1         | 3         | 0.0124                | 0.9847                           | 0.0061             | 0.9818                        |
| 18              | 4                     | 3         | 2         | 0.0110                | 0.9864                           | 0.0075             | 0.9722                        |
| 19              | 4                     | 3         | 4         | 0.0070                | 0.9914                           | 0.0058             | 0.9774                        |
| 20              | 4                     | 4         | 4         | 0.0057                | 0.9930                           | 0.0064             | 0.9761                        |

จากตารางที่ 2 จะเห็นได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ 9 แบบ 6-4-4-1 (6 นิวรอนในชั้นข้อมูลป้อนเข้า, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 และ 1 นิวรอนในชั้นข้อมูลส่งออก) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ 20 แบบ 6-4-4-4-1 (6 นิวรอนในชั้นข้อมูลป้อนเข้า, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2, 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 3 และ 1 นิวรอนในชั้นข้อมูลส่งออก) มีผลการทดสอบที่เหมือนกัน คือมีค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (SSE) เท่ากับ 0.0057 และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจในการเรียนรู้ (R<sup>2</sup>) เท่ากับ 0.9930 แต่เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ 9 แบบ 6-4-4-1 มีความซับซ้อนน้อยกว่า และใช้ระยะเวลาในการเรียนรู้ที่น้อยกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ 20 แบบ 6-4-4-4-1 ในบทความนี้จึงใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ 9 แบบ 6-4-4-1 สำหรับการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม สามารถหาได้จากค่า  $E_i$  ซึ่งเป็นผลรวมฟังก์ชันของนิวรอนที่  $i$  และค่า  $F_i$  ที่แสดงฟังก์ชันถ่ายโอนของนิวรอนที่  $i$  ดังสมการที่ (4) – (20) ส่วนข้อมูลที่ใช้ในสมการจะมี 6 ตัวแปร คือ อุณหภูมิน้ำเย็นเข้าเครื่องทำความเย็น ( $T_{E,i}$ ) อุณหภูมิน้ำเย็นออกจากเครื่องทำความเย็น ( $T_{E,o}$ ) อุณหภูมิน้ำหล่อเย็นเข้าเครื่องทำความเย็น ( $T_{C,i}$ ) อุณหภูมิน้ำหล่อเย็นออกจากเครื่องทำความเย็น ( $T_{C,o}$ ) อุณหภูมิน้ำร้อนเข้าเครื่องทำความเย็น ( $T_{G,i}$ ) อุณหภูมิน้ำร้อนออกจากเครื่องทำความเย็น ( $T_{G,o}$ ) โดยข้อมูลที่ใช้ทุกตัวจะต้องมีการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล (Normalize) ด้วยการหาร 100 เพื่อให้ข้อมูลที่ใช้ในสมการอยู่ในช่วง 0 – 1 และสมการสมรรถนะเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืน (COP) แสดงดังสมการที่ (21)

$$E_1 = 5.8358T_{E,i} - 3.1811T_{E,o} + 9.7466T_{C,i} - 0.8470T_{C,o} - 24.6040T_{G,i} + 4.4348T_{G,o} + 14.3220 \quad (4)$$

$$F_1 = \frac{1}{1 + e^{-E_1}} \quad (5)$$

$$E_2 = -18.6712T_{E,i} + 6.2330T_{E,o} + 22.2316T_{C,i} - 12.6076T_{C,o} - 14.3371T_{G,i} - 7.4328T_{G,o} + 5.9460 \quad (6)$$

$$F_2 = \frac{1}{1 + e^{-E_2}} \quad (7)$$

$$E_3 = -7.8027T_{E,i} - 4.2230T_{E,o} - 0.2627T_{C,i} - 2.7884T_{C,o} - 0.0709T_{G,i} + 0.0461T_{G,o} + 0.4972 \quad (8)$$

$$F_3 = \frac{1}{1 + e^{-E_3}} \quad (9)$$

$$E_4 = 21.2743T_{E,i} - 19.8431T_{E,o} + 0.8332T_{C,i} - 7.9365T_{C,o} - 20.0091T_{G,i} + 25.1951T_{G,o} - 2.5124 \quad (10)$$

$$F_4 = \frac{1}{1 + e^{-E_4}} \quad (11)$$

$$E_5 = 15.3675F_1 - 4.9418F_2 + 0.3155F_3 - 1.9904F_4 - 12.3981 \quad (12)$$

$$F_5 = \frac{1}{1 + e^{-E_5}} \quad (13)$$

$$E_6 = 4.5107F_1 - 10.5060F_2 - 4.1212F_3 - 2.7776F_4 + 2.0990 \quad (14)$$

$$F_6 = \frac{1}{1 + e^{-E_6}} \quad (15)$$

$$E_7 = 0.1428F_1 - 2.4140F_2 + 3.7287F_3 - 10.9088F_4 + 0.3318 \quad (16)$$

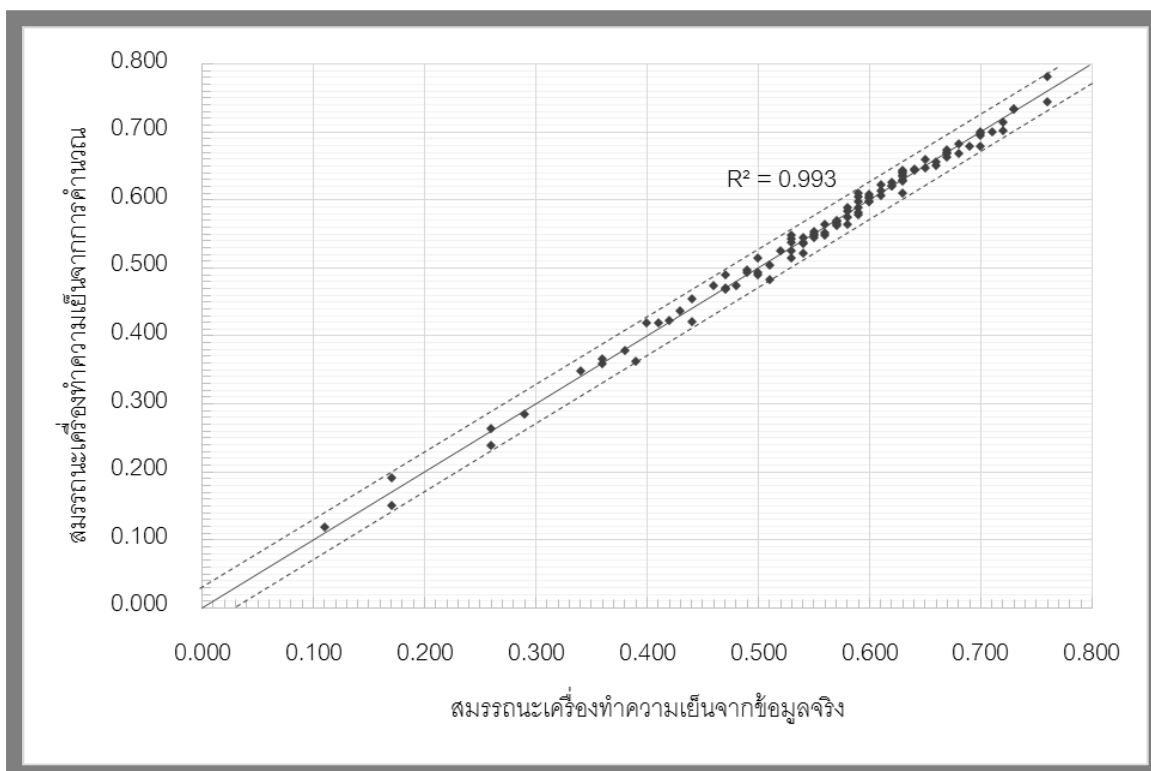
$$F_7 = \frac{1}{1 + e^{-E_7}} \quad (17)$$

$$E_8 = 0.2502F_1 - 9.8713F_2 + 1.1706F_3 + 7.7498F_4 - 4.2433 \quad (18)$$

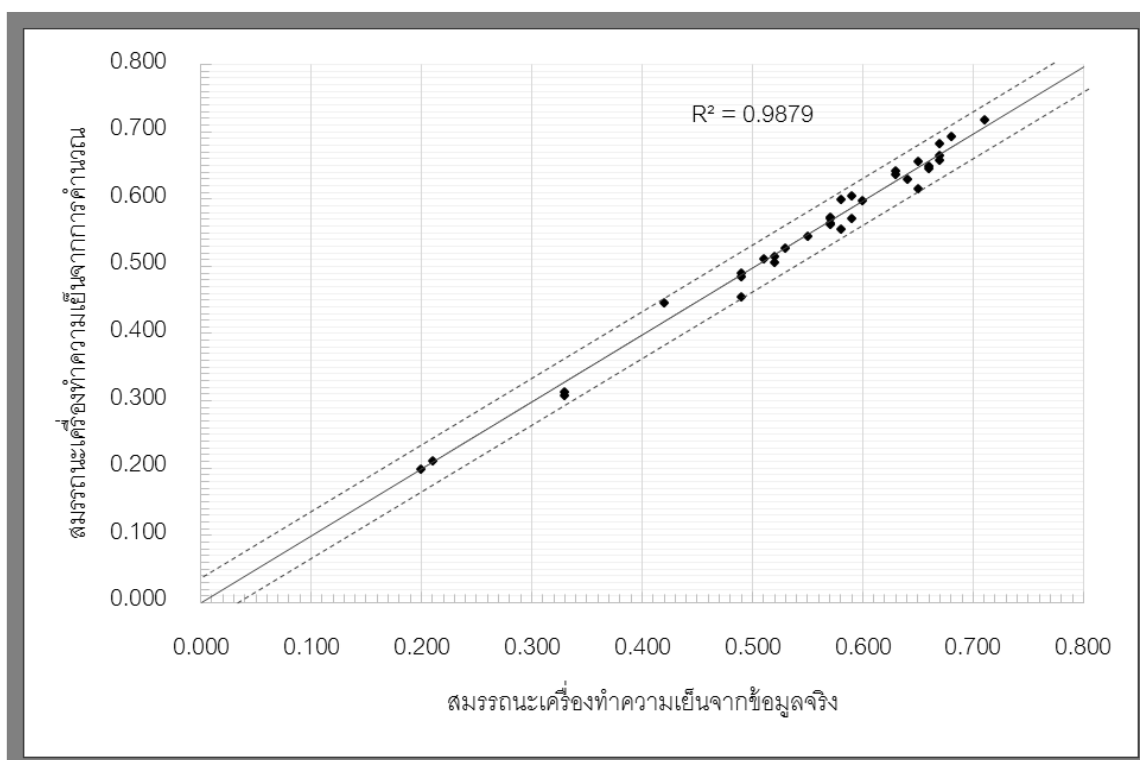
$$F_8 = \frac{1}{1 + e^{-E_8}} \quad (19)$$

$$E_9 = 3.6827F_5 + 2.8379F_6 - 4.7238F_7 + 4.3416F_8 - 2.2775 \quad (20)$$

$$COP = \frac{1}{1 + e^{-E_9}} \quad (21)$$



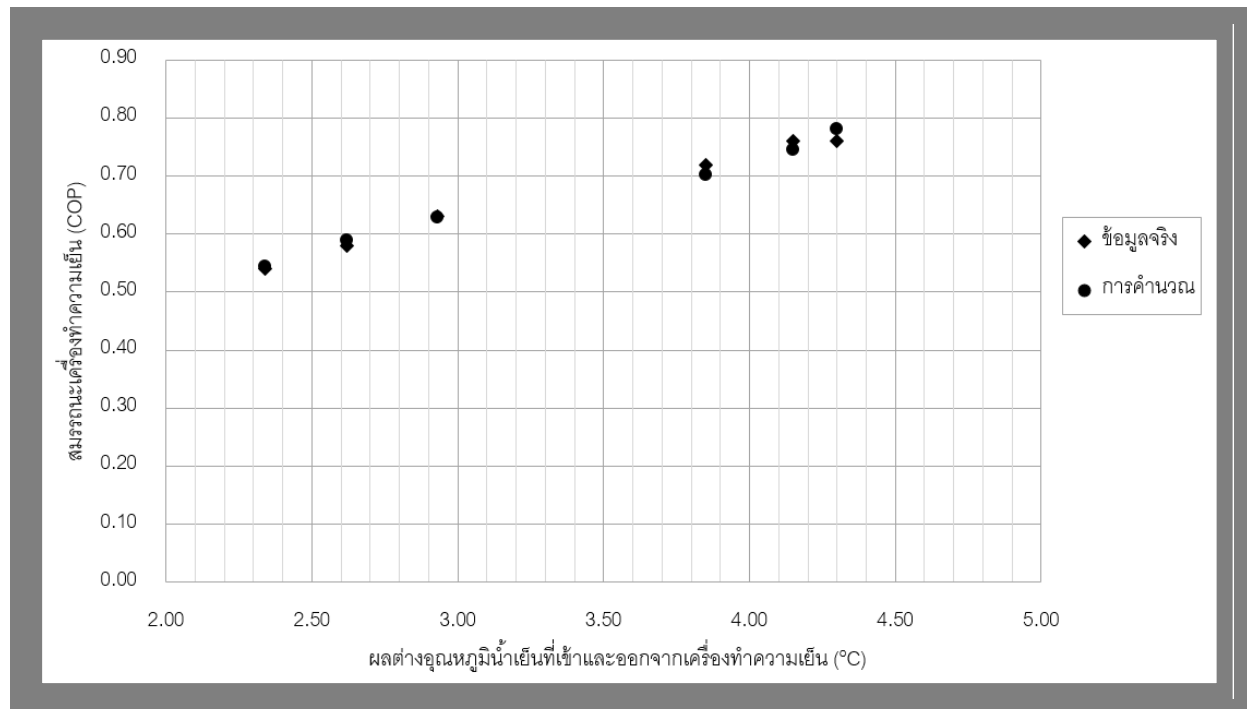
**รูปที่ 8** การเปรียบเทียบค่าจากข้อมูลจริงและจากการคำนวณสมรรถนะเครื่องทำความเย็น (ชุดข้อมูลการเรียนรู้) ที่ความเชื่อมั่น 95%



**รูปที่ 9** การเปรียบเทียบค่าจากข้อมูลจริงและจากการทดสอบสมรรถนะเครื่องทำความเย็น (ชุดข้อมูลทดสอบ) ที่ความเชื่อมั่น 95%

จากการเรียนรู้ข้อมูลทั้ง 104 ชุด พบว่า ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% สมรรถนะเครื่องทำความเย็น COP จากข้อมูลจริงและสมรรถนะเครื่องทำความเย็น COP จากแบบจำลอง มีความใกล้เคียงกันมาก ดังรูปที่ 8 และเมื่อนำสมการที่ (21)

สมการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นมาใช้นำข้อมูลชุดทดสอบจำนวน 34 ชุด พบว่าที่ระดับความเชื่อมั่น 95% สมรรถนะเครื่องทำความเย็นที่ได้จากสมการนั้นก็มีความใกล้เคียงกับข้อมูลจริงดังแสดงในรูปที่ 9



รูปที่ 10 ความสัมพันธ์ระหว่างผลต่างอุณหภูมิน้ำเย็นที่เข้าและออกจากเครื่องทำความเย็นกับค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ที่ได้จากข้อมูลจริงและจากการคำนวณด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับความสัมพันธ์ระหว่างผลต่างอุณหภูมิน้ำเย็นที่เข้าและออกจากเครื่องทำความเย็นกับค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ที่ได้จากข้อมูลจริงและจากการคำนวณด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ดังรูปที่ 10 พบว่า เมื่อผลต่างของอุณหภูมิน้ำเย็นเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นเพิ่มขึ้นด้วย เนื่องจากอัตราการทำความเย็นเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีการทำความเย็น แบบจำลองนี้จึงเหมาะสมที่จะนำไปใช้สำหรับการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็น

## 5. สรุปผลการทดสอบ

การใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับเพื่อช่วยในการทำนายค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นแบบดูดกลืนสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ ซึ่งบทความนี้แบบจำลองขนาด 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 มีค่าผลรวมของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนในการเรียนรู้และการทดสอบน้อยที่สุด คือ 0.0057 และ 0.0034 ตามลำดับ และมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจในการเรียนรู้และการทดสอบ 0.9930 และ 0.9879 ตามลำดับ ซึ่งแบบจำลองนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการควบคุมเครื่องทำความเย็นให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยการปรับพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อให้เครื่องทำความเย็นสามารถทำงานได้ที่สมรรถนะที่ดีที่สุด เช่น ใช้สำหรับการควบคุมอุณหภูมิน้ำหล่อเย็น ( $T_c$ ) อุณหภูมิน้ำร้อน ( $T_h$ ) เมื่อภาระการทำความเย็น (Cooling Load) เปลี่ยนไป เพื่อให้ค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ COP ของเครื่องทำความเย็นมีค่าสูงสุด เป็นต้น

## บรรณานุกรม

- [1] นโยบายและแผนพลังงาน, สำนักงาน. กระทรวงพลังงาน. 2556. รายงานสถิติพลังงานของประเทศไทย 2555. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: <http://www.eppo.go.th/info/cd-2012/index.html>
- [2] ชาญชัย วิรุณฤทธิ์ชัย. การจำลองระบบการทำความเย็นแบบดูดซึมชนิดปิดที่ใช้ลิเทียมโบรไมด์-น้ำ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ, สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 2549.
- [3] ณรงค์ศักดิ์ ศุภพิทักษ์. ศักยภาพการใช้ระบบ Absorption Chiller ในโรงแรมขนาดใหญ่ในกรุงเทพมหานคร. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ, สาขาวิชาเทคโนโลยีการจัดการพลังงาน, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี. 2541.
- [4] ธนาวุฒิ ประกอบผล. โครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Network. วารสาร มจร.วิชาการ 74 ปีที่ 12 ฉบับที่ 24. 2552.
- [5] พยุง มีสัจ. ระบบพีซีและโครงข่ายประสาทเทียม. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. 2551.
- [6] วุฒิชัย สิทธิวงษ์. การศึกษาสมรรถนะระบบทำความเย็นแบบดูดกลืนโดยใช้ความร้อนทิ้งจากไอเสียเครื่องยนต์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ, สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี. 2546.
- [7] สิริวัตร เชี่ยวชาญวัฒนา. เอกสารประกอบการสอนวิชาข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neural Networks). ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น. 2552.
- [8] หทัยเทพ วงศ์สุวรรณ. ระบบแนะนำสำหรับระบบทำน้ำเย็นขนาดใหญ่ โดยใช้ข่ายงานระบบประสาท. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ, สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี. 2541.
- [9] A. Sözen and M. Ali Akçayol. "Modelling (using artificial neural-networks) the performance parameters of a solar-driven ejector-absorption cycle". Applied Thermal Engineering. Vol. 79(2014): 309-325.
- [10] A. Şencan et al. "Thermodynamic analysis of absorption systems using artificial neural network". Renewable Energy. Vol. 31 Issue 1(2006): 29-43.
- [11] H.J. Manohar et al. "Modelling of steam fired double effect vapour absorption chiller using neural network". Energy Conversion & Management. Vol. 47(2006): 2202-2210.
- [12] J. Labus. Modelling of small capacity absorption chillers driven by solar thermal energy or waste heat. Rovira i Virgili University. 2011.
- [13] V. Baiju and C. Muraleedharan. "Application of neural network for the performance prediction of single stage solar adsorption refrigeration system". International Journal of Engineering Research & Technology. Vol. 2 Issue 1. 2013.