



FEAT JOURNAL

FARM ENGINEERING AND AUTOMATION TECHNOLOGY JOURNAL

วารสารวิศวกรรมฟาร์มและเทคโนโลยีการควบคุมอัตโนมัติ

การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการทำนายพฤติกรรม
การใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนจากการทำงาน
ของระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม
Mathematical Modelling for Predicting Electrical Energy Consumption and Heat
Rejection in a 3-Level Refrigeration Plant for Beverage Manufacturing Industry

อัศวิน นามเสริฐ^{1)*} และ ธนา ราษฎร์ภักดี²⁾Assawin Namsert^{1)*} and Thana Radpukdee²⁾¹⁾ สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น²⁾ สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น¹⁾ Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University²⁾ Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University

Received: 5 April 2023

Revised: 18 September 2023

Accepted: 4 October 2023

Available online: 22 December 2023

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อทำนายพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนสู่อากาศแวดล้อมภายนอกจากการทำงานของระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ ในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม ประกอบไปด้วยระดับอุณหภูมิ 15, -1 และ -6 องศาเซลเซียส โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อหาแบบจำลองที่มีความแม่นยำสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนของระบบนำไปสู่การวิเคราะห์สภาวะการทำงานที่เหมาะสมของระบบทำความเย็น โดยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ศึกษาประกอบไปด้วยแบบจำลอง Radial basis function (RBF), Multivariate adaptive regression splines (MARS) และ Kriging จากการศึกษาผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับทำนายพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนของระบบ แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดคือ RBF ที่มีสมการควบคุมเป็น linear splines มีค่า RMSE 2.80% และ 2.77% ตามลำดับ และแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพแย่งที่สุดคือ

RBF ที่มีสมการควบคุมเป็น cubic splines มีค่า RMSE 41.10% และ 74.17% ตามลำดับ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีความแม่นยำสามารถแทนพฤติกรรมของระบบทำความเย็น ใช้ในการหาค่าเหมาะสมที่สุด เพื่อนำไปสู่การลดการใช้พลังงานไฟฟ้าและเพิ่มประสิทธิภาพการระบายความร้อน ช่วยลดต้นทุนการผลิตของโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่มได้ในอนาคต

คำสำคัญ: แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ การใช้พลังงานไฟฟ้า การระบายความร้อน ระบบทำความเย็น 3 ระดับ

Abstract

This research investigates the development of mathematical models for predicting the behavior of electrical energy consumption and heat rejection from the operation of a 3-level refrigeration plant in a beverage manufacturing industry. Three temperature levels are 15, -1 and -6 degrees Celsius. The objective is to find accurate models for predicting electrical energy consumption and heat rejection to analyze the optimal operating condition of the cooling system. The mathematical models under this study include Radial Basis Function (RBF), Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), and Kriging models. From the study, the RBF model with linear spline kernel functions demonstrates the highest prediction performance, with root mean square errors (RMSE) of 2.80% and 2.77% for electrical energy consumption and heat rejection, respectively. Conversely, the RBF model with cubic spline kernel functions exhibits the lowest prediction performance, with RMSE values of 41.10% and 74.17% for electrical energy consumption and heat rejection, respectively. The accurate mathematical models are utilized to represent the behavior of the cooling system and determine the most suitable values for reducing electrical energy consumption and improving heat rejection efficiency, ultimately aiding in reducing production costs for beverage manufacturing industrial facilities in the future.

Keywords: Mathematical models: Electrical energy consumption: Heat rejection: 3-level refrigeration system

*ติดต่อ: E-mail: assawin.n@kkumail.com

1. บทนำ

โรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่มเป็นหนึ่งในอุตสาหกรรมที่มีความต้องการในระบบทำความเย็นเพื่อรักษาอุณหภูมิผลิตภัณฑ์ให้ต่ำกว่าอากาศแวดล้อมภายนอก การใช้พลังงานของระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ มีอัตราส่วนการใช้พลังงานสูงถึงร้อยละ 30 ของการใช้พลังงานไฟฟ้าทั้งหมดในโรงงาน ส่งผลต่อความสิ้นเปลืองและต้นทุนการผลิต ในกระบวนการทำความเย็นการเพิ่มประสิทธิภาพการระบายความร้อนไปยังอากาศแวดล้อมภายนอกมีความสำคัญในการนำสารทำความเย็นไปใช้ในส่วนต่าง ๆ ของกระบวนการผลิตเครื่องดื่ม การกำหนดสภาวะการทำงานของอุปกรณ์ในระบบทำความเย็นนำไปสู่การปรับสภาวะการทำงานของอุปกรณ์ต่าง ๆ ให้เหมาะสมและประหยัดพลังงาน งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นไปที่การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนสู่อากาศแวดล้อมภายนอก จากการทำงานของระบบทำความเย็น 3 ระดับอุณหภูมิ ซึ่งจะช่วยในการวิเคราะห์สภาวะการทำงานที่เหมาะสมของระบบทำความเย็น ผลการวิจัยนี้จะช่วยให้ผู้ประกอบการในอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่มสามารถปรับปรุงและพัฒนากระบวนการทำความเย็นให้มีประสิทธิภาพและประหยัดพลังงานมากขึ้น

การวิเคราะห์และการสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมช่วยให้ผู้ประกอบการตัดสินใจได้ดีขึ้นในการปรับปรุงระบบทำความเย็นและยังช่วยลดความเสี่ยงจากความคลาดเคลื่อนในการทำนายภาระการทำความเย็น งานวิจัยนี้เปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่แตกต่างกันประกอบด้วย Radial

Basis Function (RBF) Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) และ Kriging โดยการศึกษาเกี่ยวกับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มีหลายรูปแบบ เช่น Suwanwang et al. (2022) [1] สร้างและเปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ Kriging, RBF และ k-nearest neighborhood (KNN) สำหรับใช้ทำนายพฤติกรรมการใช้พลังงานของเครื่องหีบสักด้อย Silage et al. (2022) [2] สร้างแบบจำลอง Kriging หาความสัมพันธ์ปัจจัยที่มีผลต่อการเกิดก๊าซชีวภาพและมีเทนของระบบผลิตก๊าซชีวภาพจากการหมัก Copas and Malley (2008) [3] เปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการทำนายผลการรักษาโรคหัวใจโดยใช้แบบจำลอง regression trees, logistic regression, generalized additive models (GAMs), และ multivariate adaptive regression splines (MARS) เพื่อหาวิธีการทำนายผลการรักษา Song et al. (2019) [4] RBF ถูกใช้เป็นแบบจำลองทดแทนในการประมาณค่าผลลัพธ์จากแบบจำลอง High-fidelity และ Low-fidelity โดยสามารถประหยัดค่าใช้จ่ายในการคำนวณและเพิ่มความเร็วในการทำงาน โดยมีประสิทธิภาพและความแม่นยำดีกว่าแบบจำลอง Single-fidelity surrogate และแบบจำลองอื่น ในหลายกรณีที่ใช้ RBF เป็นแบบจำลองพื้นฐาน Bagheri et al. (2017) [5] เปรียบเทียบแบบจำลอง Kriging และ RBF ในการสร้าง Surrogate models พบว่า RBF ที่สามารถปรับแต่ง kernel function มีความแม่นยำและรวดเร็วกว่า Kriging

จากการศึกษาที่เกี่ยวข้องทำให้เห็นความสำคัญของการประยุกต์ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับปัญหาที่แตกต่างกัน ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีแนวคิดนำข้อมูลพารามิเตอร์ภายในระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ ภายในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม เพื่อหาความสัมพันธ์กับการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนของระบบ สำหรับนำไปวิเคราะห์สภาวะการทำงานที่เหมาะสม เพื่อลดการใช้พลังงานและเพิ่มประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น นำไปสู่การลดต้นทุนการผลิตของโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่มได้ในอนาคต

2. วิธีการวิจัย

2.1 การศึกษาระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ

ระบบทำความเย็นภายในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม เป็นระบบทำความเย็นแบบอัดไอ ใช้แอมโมเนียเป็นสารทำความเย็น มี 3 สภาวะ คือ ระดับอุณหภูมิที่ 15, -1 และ -6 องศาเซลเซียสใช้ในการรักษาอุณหภูมิผลิตภัณฑ์ให้ต่ำกว่าอากาศแวดล้อมภายนอก โดยระบบทำความเย็นมีอุปกรณ์ (ภาพที่ 1) ดังนี้ 1. Screw compressor ทำหน้าที่ดูดสารทำความเย็นที่อยู่ในสถานะของก๊าซไปอัดไอเพื่อเพิ่มความดันและอุณหภูมิให้สูงขึ้น 2. Condenser ลดอุณหภูมิของสารทำความเย็นที่มีความดันสูง โดยการถ่ายเทความร้อนให้กับสิ่งแวดล้อมทำให้สารทำความเย็นเปลี่ยนสถานะจากไอเป็นของเหลว 3. Receiver tank เก็บสารทำความเย็นในสถานะของเหลวหลังจากผ่าน Condenser

และกระจายสารทำความเย็นเข้าสู่ระบบทำความเย็น 4. Economizer tank รับสารทำความเย็นจาก Receiver tank อุณหภูมิของสารทำความเย็นจะถูกลดลงก่อนที่จะถูกส่งให้ Separator tank ต่อไป 5. Separator tank แยกสารทำความเย็นในส่วนที่เป็นของเหลวเพื่อส่งไปใช้ในส่วนต่าง ๆ ที่ต้องการใช้ความเย็นในกระบวนการผลิต และส่วนที่เป็นไอจะถูกส่งเข้าสู่ Compressor ตามวัฏจักรของสารทำความเย็นต่อไป โดยประสิทธิภาพในการทำงานของระบบทำความเย็นอธิบายด้วยค่าสัมประสิทธิ์สมรรถนะ

Coefficient of performance, COP) ซึ่งมีสมการในการคำนวณดังสมการที่ 1 [6,7]

$$COP = \frac{\dot{Q}_L}{W_{net,in}} \quad (1)$$

$$\dot{Q}_L = \dot{m}c_p\Delta T \quad (2)$$

หรือ

$$\dot{Q}_L = \dot{m}\Delta h \quad (3)$$

$\dot{Q}_L$ คือ ความสามารถในการทำความเย็น (kW)

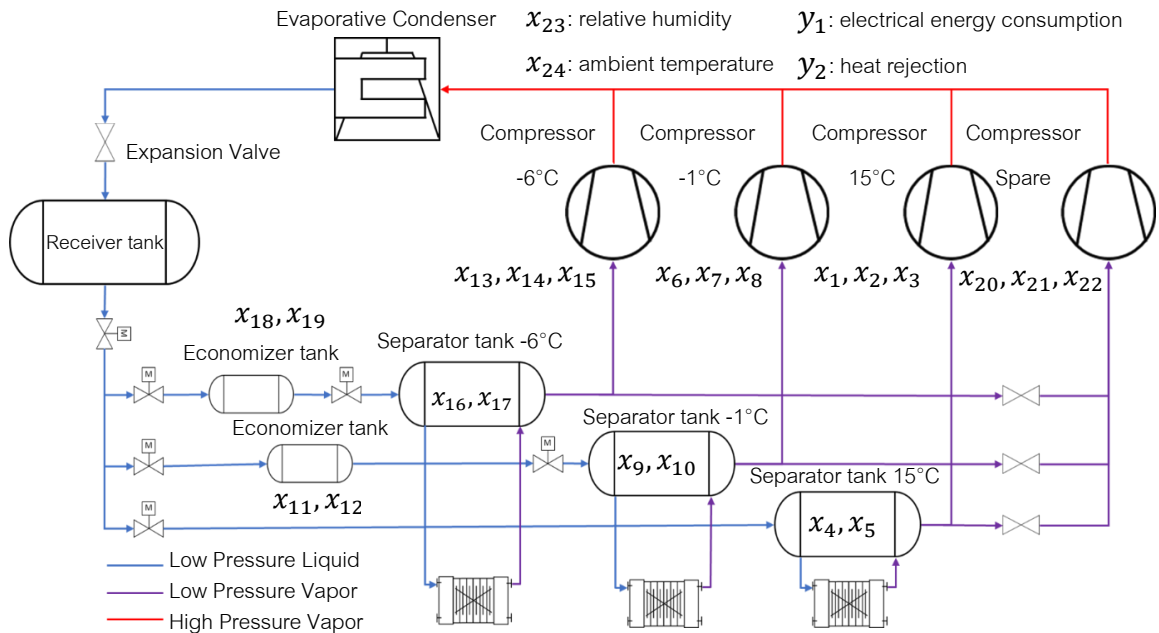
$W_{net,in}$ คือ งานที่ต้องป้อนให้แก่อุปกรณ์ (kW)

$\dot{m}$ คือ อัตราการไหลของสารทำความเย็น(kg/s)

c_p คือ ค่าความจุความร้อนจำเพาะของสารทำความเย็น (kJ/kg°C)

ΔT คือ อุณหภูมิที่เปลี่ยนไปของสารทำความเย็น (°C)

Δh คือ การเปลี่ยนแปลงเอนทาลปีของสารทำความเย็น (kJ/kg)



ภาพที่ 1 ระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ

ตารางที่ 1 ตัวแปรที่ใช้สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

สัญลักษณ์	ตัวแปร	ช่วงการทำงาน	หน่วย
x	ตัวแปรต้น		
x_1, x_6, x_{13}, x_{20}	ความดันทางออกของคอมเพรสเซอร์	3.5 – 14.41	bar
x_2, x_7, x_{14}, x_{21}	อุณหภูมิทางออกของคอมเพรสเซอร์	30.4 – 82.52	°C
x_3, x_8, x_{15}, x_{22}	การทำงานของวาล์วคอมเพรสเซอร์	0 – 200	%
x_4, x_9, x_{16}	ความดันภายในถังแยกไอ	2.29 – 7.53	bar
x_5, x_{10}, x_{17}	อุณหภูมิภายในถังแยกไอ	-7.01 – 19.6	°C
x_{11}, x_{18}	ความดันภายในถังประหยัดพลังงาน	3.31 – 12.74	bar
x_{12}, x_{19}	อุณหภูมิภายในถังประหยัดพลังงาน	0 – 35.57	°C
x_{23}	ความชื้นสัมพัทธ์	36.39 – 97.29	%
x_{27}	อุณหภูมิแวดล้อมภายนอก	23.09 – 40.34	°C
y	ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์		
y_1	พลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในระบบ	202.19 – 2197.20	kW
y_2	การระบายความร้อนของระบบ	422.60 – 6544.78	kW

2.2 การเก็บข้อมูลและเตรียมข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

การเก็บข้อมูลภายในระบบทำความเย็นภายในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม เนื่องจากเป็นระบบอัตโนมัติที่ทำงานตลอดเวลา ดังนั้นเพื่อให้การทำงานของระบบอยู่ในสภาพปกติ ผู้วิจัยจึงออกแบบการเก็บข้อมูลโดยติดตั้งอุปกรณ์ PLC (Programmable logic control) และอุปกรณ์วัดอัตราการไหลแบบ Ultrasonic ที่ฝั่งทางออกของคอมเพรสเซอร์ การเก็บข้อมูลการทำงานของระบบทำความเย็น 3 ระดับอุณหภูมิได้ดำเนินการภายในช่วงวันที่ 1 – 30 พฤศจิกายน 2565 พิจารณาจากตัวแปรที่เกี่ยวข้องทางทฤษฎีอุณหพลศาสตร์และวาล์วคอมเพรสเซอร์ที่เป็นตัวควบคุมปริมาณการอัดไอของสารทำความเย็น โดยตัวแปรเหล่านี้จะถูกนำมาสร้างความสัมพันธ์กับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่เป็นการใช้พลังงานไฟฟ้าของระบบและความร้อนที่ถูกนำออกไปยังสภาพแวดล้อม โดยตัวแปรทั้งหมดแสดงดังตารางที่ 1 ข้อมูลจากฐานข้อมูลทั้งหมด 2707 ชุดถูกแบ่งออกเป็นสองส่วนด้วยอัตราส่วน 70 ต่อ 30 ประกอบด้วยชุดข้อมูลสำหรับฝึกแบบจำลองและทดสอบแบบจำลอง การคัดเลือกข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจะทำการคัดเลือก 25% ของชุดข้อมูลสำหรับฝึกด้วยเทคนิคการจัดกลุ่มแบบ k-mean [8] เพื่อลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล โดยที่ยังครอบคลุมข้อมูลตัวอย่างอย่างทั่วถึง ดังนั้นข้อมูลที่ได้จากการบวนการ k-mean สำหรับสร้างแบบจำลอง 474

ชุดและจากการแบ่งข้อมูลทั้งหมด 812 ชุดเป็นข้อมูลสำหรับทดสอบ

2.3 การสร้างแบบจำลองทดแทน

แบบจำลองทดแทน (Surrogate model) คือแบบจำลองคณิตศาสตร์ที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อใช้หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามในทางวิศวกรรม ในงานวิจัยนี้มีแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาดังนี้ Radial Basis Function, Kriging และ Multivariate Adaptive Regression Splines

Radial Basis Function (RBF) [9–11] เป็นแบบจำลองที่ใช้ฟังก์ชันพื้นฐานสัมพันธ์เป็นส่วนประกอบหลักของแบบจำลอง เพื่อประมาณค่าฟังก์ชันของข้อมูลที่สนใจ การประมาณค่าของ RBF สามารถปรับแต่งสมการควบคุม (kernel function) ได้ตามต้องการ ดังนี้

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\|x - c_i\|) \quad (4)$$

เมื่อ α_i คือ สัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันที่ต้องการหาค่า $\|x - c_i\|$ คือ ขนาดของระยะห่างของตัวแปรต้น n คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดในชุดข้อมูล K คือ สมการควบคุม (kernel function) ซึ่งมีรูปแบบคณิตศาสตร์ต่างๆ ดังนี้

$$\text{Linear spline: } K = \|x - c_i\| \quad (5)$$

$$\text{Cubic spline: } K = \|x - c_i\|^3 \quad (6)$$

Thin plate splines:

$$K = \|x - c_i\|^2 \times \log \|x - c_i\| \quad (7)$$

Gaussian:

$$K = \exp(\varepsilon \times \|x - c_i\|) : \varepsilon = 1 \times 10^{-5} \quad (8)$$

Multiquadric:

$$K = \sqrt{1 + (\varepsilon \times \|x - c_i\|^2)} : \varepsilon = 1 \times 10^{-5} \quad (9)$$

Inverse quadric:

$$K = \frac{1}{\sqrt{1 + (\varepsilon \times \|x - c_i\|^2)}} : \varepsilon = 1 \times 10^{-5} \quad (10)$$

Inverse multiquadric:

$$K = \frac{1}{1 + (\varepsilon \times \|x - c_i\|^2)} : \varepsilon = 1 \times 10^{-5} \quad (11)$$

Multivariate adaptive regression splines (MARS) [12] เป็นวิธีการสร้างแบบจำลองทางสถิติที่ใช้กับข้อมูลหลายตัวแปร MARS จะหาสมการสองส่วนที่เหมาะสมกับข้อมูล โดยตัวแปรอินพุตจะถูกแบ่งออกเป็นช่วง ๆ ในการเลือกจำนวนตัวแปรและช่วงของตัวแปรจะถูกปรับเปลี่ยนให้เหมาะสมกับข้อมูล และสร้างสมการสองส่วนที่เหมาะสมกับข้อมูล ดังนี้

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^k c_i B_i(x) \quad (12)$$

เมื่อ c คือ ค่าสัมประสิทธิ์

$B(x)$ คือ ฟังก์ชันเชิงเส้นแบบเป็นช่วงในตัวแปร x ซึ่งเรียกว่า basis function

k คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดในชุดข้อมูล

Kriging เป็นอีกหนึ่งวิธีในการสร้างแบบจำลองทดแทนในการสร้างแบบจำลองโดยกำหนดค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามด้วยฟังก์ชันสหสัมพันธ์ (covariance function) เพื่อหาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของฟังก์ชันที่ต้องการประมาณค่า แบบจำลอง Kriging จากชุดเครื่องมือ Design and Analysis of Computer Experiments (DACE) [11,13–15] สามารถเลือกฟังก์ชันสหสัมพันธ์

และพหุนามระดับที่ 0, 1 และ 2 ให้เหมาะสมกับปัญหา การเปรียบเทียบแบบจำลองที่มีโครงสร้างแตกต่างกัน ทำให้สามารถเลือกรูปแบบของแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับปัญหาได้ ดังสมการที่ 13

$$y(x) = F(\beta, x) + z(x) \quad (13)$$

เมื่อ $F(\beta, x)$ คือ ฟังก์ชันพหุนามสำหรับการประมาณค่าวงกว้าง $z(x)$ คือ ฟังก์ชันกระบวนการสโตแคสติกที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมีความแปรปรวนเกี่ยวข้องที่ไม่เป็นศูนย์ ดังสมการที่ 14

$$\begin{aligned} \text{Cov}[z(w), z(x)] &= \delta^2 R(\theta, w, x) = \\ &= \delta^2 \prod_{i=1}^m \exp(-\theta_i |w_i - x_i|^{p_i}) \end{aligned} \quad (14)$$

โดยที่ $\text{Cov}[z(w), z(x)]$ คือ ความสัมพันธ์ระหว่าง $z(w)$ และ $z(x)$

δ^2 คือ ความแปรปรวนของกระบวนการ

R คือ เมทริกซ์สหสัมพันธ์สมมาตร

w และ x คือ เวกเตอร์ของตัวแปรอิสระ

θ คือ พารามิเตอร์สหสัมพันธ์

p_i คือ พารามิเตอร์ที่ใช้ควบคุมรูปร่างของฟังก์ชันความสัมพันธ์

m คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดในชุดข้อมูล

ในชุดเครื่องมือ DACE นิยามฟังก์ชันสหสัมพันธ์ ดังสมการที่ 15 และมีตัวเลือกสำหรับฟังก์ชันสหสัมพันธ์ที่แตกต่างกันแสดงดังตารางที่ 2

$$R(\theta, w, x) = \prod_{j=1}^n R_j(\theta, w_j - x_j) \quad (15)$$

ตารางที่ 2 ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ โดยที่ $d_j = w_j - x_j$

ฟังก์ชัน	$R_j(\theta, d_j)$
Exponential	$\exp(-\theta d_j)$
Generalized Exponential	$\exp(-\theta d_j ^{\theta_{n+1}}), 0 < \theta_{n+1} \leq 2$
Gaussian	$\exp(-\theta_j d_j^2)$
Linear	$\max\{0, 1 - \theta_j d_j \}$
Spherical	$1 - 1.5\xi_j + \xi_j^3, \xi_j = \min\{1, \theta_j d_j \}$
Cubic	$1 - 3\xi_j^2 + 2\xi_j^3, \xi_j = \min\{1, \theta_j d_j \}$
Spline	$s(\xi_j) = \begin{cases} 1 - 15\xi_j^2 + 30\xi_j^3 & \text{for } 0 \leq \xi_j \leq 0.2 \\ 1.25(1 - \xi_j)^3 & \text{for } 0.2 < \xi_j < 1 \\ 0 & \text{for } \xi_j \geq 1 \end{cases}$

เมื่อ θ คือพารามิเตอร์สหสัมพันธ์ที่ไม่ทราบค่าซึ่งสามารถหาได้จากวิธีความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood method) และสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันพหุนาม β สามารถหาได้จากวิธีกำลังสองน้อยสุด เมื่อทราบค่า β และ θ การทำนายค่าด้วยแบบจำลอง Kriging สามารถหาได้ ดังสมการที่ 16

$$y = \beta + r^T(x)R^{-1}(y - f\beta) \quad (16)$$

2.4 การตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง

การตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลองทดแทนสามารถใช้ได้หลายวิธี โดยจะใช้ที่ Root Mean Squared Error วัดความคลาดเคลื่อนของค่าทำนายจากแบบจำลองทดแทนและค่าจริง ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้เมื่อ %RMSE ไม่เกิน 10% [9]

หากน้อยกว่าจะแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายที่ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น ค่า RMSE นิยามดังสมการที่ 17 และ 18

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{n_t} (y^i - \hat{y}^i)^2}{n_t}} \quad (17)$$

$$\%RMSE = \frac{RMSE}{y_{max} - y_{min}} \times 100 \quad (18)$$

เมื่อ y^i คือ ค่าจริงของตัวแปรตาม

$\hat{y}^i$ คือ ค่าที่ได้จากการทำนาย

n_t คือ จำนวนตัวอย่างในชุดข้อมูล

3. ผลการวิจัยและอภิปราย

การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ถูกสร้างขึ้นทั้งหมด 13 รูปแบบ ประกอบไปด้วยแบบจำลอง Radial Basis Function 5 รูปแบบ แบบจำลอง Multivariate adaptive regression splines และแบบจำลอง Kriging จากชุดเครื่องมือ DACE จำนวน 7 รูปแบบ ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์พบว่าแบบจำลองส่วนใหญ่สามารถทำนายพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนสู่อากาศแวดล้อมภายนอกของระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะได้ โดยมี RMSE อยู่ในช่วง 2.80 – 5.39% และ 2.77 – 5.71% ตามลำดับ ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 แสดงค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (%RMSE)

แบบจำลอง	สมการ	พลังงานไฟฟ้าที่ใช้ ในระบบ	การระบายความร้อน ของระบบ
RBF	linear spline	2.80%	2.77%
	cubic spline	41.10%	74.17%
	thin plate spline	9.73%	15.66%
	gaussian	5.39%	5.71%
	Multiquadric	3.79%	3.97%
MARS	MARS	3.20%	3.20%
Kriging	cubic	3.21%	3.04%
	exponential	2.93%	3.15%
	generalized exponential	3.08%	3.46%
	gaussian	2.87%	3.11%
	linear	3.21%	3.34%
	spline	3.30%	3.73%
	spherical	3.28%	3.72%

* อักษรตัวหนา ใช้เพื่อบอกค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (%RMSE) ที่ต่ำที่สุด

แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการทำนายสูงสุดคือ RBF ที่มีสมการควบคุมเป็น linear spline ให้ RMSE 2.80% และ 2.77% ตามลำดับ และแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการทำนายที่แย่ไม่สามารถยอมรับได้มี RMSE ที่สูง คือ RBF ที่มีสมการควบคุมเป็น cubic spline มีค่า RMSE 41.10% และ 74.17% ตามลำดับ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของแบบจำลองเป็นผลมาจากการพิจารณาสมการควบคุมที่เหมาะสม ลักษณะข้อมูลและปริมาณข้อมูลที่มี การเลือกและปรับสมการควบคุมของแบบจำลอง

ที่เหมาะสมเป็นขั้นตอนสำคัญเพื่อให้ผลการทำนายมีความแม่นยำมากขึ้น

4. สรุป

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับใช้ในการทำนายพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าและการระบายความร้อนสู่อากาศแวดล้อมภายนอกของระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ ในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม โดยมีแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาทั้งหมด

3 แบบจำลองประกอบไปด้วยแบบจำลอง Radial Basis Function, Multivariate adaptive regression splines และ Kriging แบบจำลองทั้ง 3 รูปแบบสามารถสร้างความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามได้เป็นอย่างดี สามารถแทนพฤติกรรมของระบบทำความเย็นได้มี RMSE อยู่ในช่วง 2.80 – 5.39% และ 2.77 – 5.71% ตามลำดับแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการทำนายสูงสุดคือ RBF ที่มีสมการควบคุมเป็น linear spline มี RMSE ต่ำที่สุดอยู่ที่ 2.80% และ 2.77% ตามลำดับและแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการทำนายที่แย่ที่สุดไม่สามารถใช้ทำนายได้ คือ RBF ที่มีสมการควบคุมเป็น cubic spline มี RMSE ที่สูงที่สุดอยู่ที่ 41.10% และ 74.17% ตามลำดับ อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้เป็นการศึกษาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพียง 3 รูปแบบเท่านั้นซึ่งในอนาคตสามารถปรับเปลี่ยนแบบจำลองและสมการควบคุมให้เหมาะสมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายมากขึ้น จากการศึกษาการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในงานวิจัยนี้สามารถนำแบบจำลองไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สภาวะการทำงานที่เหมาะสมของระบบทำความเย็นชนิด 3 สภาวะ ภายในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่ม เพื่อลดการใช้พลังงานไฟฟ้าและเพิ่มประสิทธิภาพในการระบายความร้อน นำไปสู่การลดต้นทุนการผลิตของโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องดื่มต่อไปในอนาคต

5. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากโครงการ RDI (Research Development and Industrialization Process) ร่วมกับ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น และบริษัท สิงห์ เบเวอเรจ จำกัด กราบขอบพระคุณ คณาจารย์ ผู้บริหารและพนักงานทุกท่าน ที่ให้การสนับสนุนข้อมูลงบประมาณ และสถานที่ในการทำวิจัยครั้งนี้

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] Suwanwang T, Bureeet S and Wansasueb K. Applied Surrogate Model: Energy Consumption of a Sugar Milling Machine. KKU Research Journal. 2022; 22(1): 85–96.
- [2] สุปราณี เหล่าขุนคำ และ ธนา ราษฎร์ภักดิ์. การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบครีจจิงของระบบผลิตก๊าซชีวภาพจากการหมักร่วมของหญ้าเนเปียร์ไซเลจ กากมันสำปะหลัง มูลไก่ และมูลวัว. วารสารวิศวกรรมฟาร์มและเทคโนโลยีการควบคุมอัตโนมัติ. 2022; 8(2): 78–87.

- [3] Copas JB, Malley PF. A comparison of regression trees, logistic regression, generalized additive models, and multivariate adaptive regression splines for predicting AML mortality. *Statistics in Medicine*. 2008; 26(15): 2937–57.
- [4] Song X, Lv L, Sun W and Zhang J. A radial basis function-based multi-fidelity surrogate model: exploring correlation between high-fidelity and low-fidelity models. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 2019; 60(3): 965–81.
- [5] Bagheri S, Konen W and Back T. Comparing Kriging and Radial Basis Function Surrogates. *Work Computer Intelligence*. 2017; 27: 244–59.
- [6] Ibrahim Dincer and Kanoglu Mehmet. REFRIGERATION SYSTEMS and APPLICATIONS. United Kingdom: A John Wiley and Sons, Ltd., Publication; 2010.
- [7] Phayom W. THERMODYNAMICS. อุดรธานี: [ม.ป.พ.]; 2012.
- [8] Li Y and Wu H. A Clustering Method Based on K-Means Algorithm. *Phys Procedia*. 2012; 25: 1104–9.
- [9] Keane DAIJFDASPAJ. Engineering Design via Surrogate Modelling. United Kingdom: A John Wiley and Sons, Ltd., Publication; 2008.
- [10] Buhmann MD and Michael JD. Powell's work in approximation theory and optimisation. *Journal of Approximation Theory*. 2019; 238: 3–25.
- [11] สุจินต์ บุรีรัตน์. การหาค่าเหมาะที่สุดของระบบทางวิศวกรรมเครื่องกล เล่ม 1. ขอนแก่น: โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยขอนแก่น; 2556.
- [12] Friedman JH. Technical Report No. 110: Fast MARS (Internet). California; 1993. [cited 2023 April 3]. Available from: <http://www.milbo.users.sonic.net/earth/Friedman-FastMars.pdf>
- [13] Lophaven SN, Nielsen HB, Sondergaard J. DACE - A Matlab Kriging Toolbox (Internet). [cited 2023 April 3]. Denmark; 2002. Available from: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=F5C25B1AAA74EF3591339F9E4205C235?doi=10.1.1.17.3530&rep=rep1&type=pdf>
- [14] Ostadi M. Surrogate Models for Integrated Reforming Combined Cycle Optimization. Norwegian University of Science and Technology; 2013.
- [15] Ryu JS, Kim MS, Cha KJ, Lee TH and Choi DH. Kriging interpolation methods in geostatistics and DACE model. *KSME International Journal*. 2002; 16(5): 619–32.