

การพยากรณ์ระดับน้ำคงเหลือในหม้อเพื่อสนับสนุนระบบควบคุมวาล์วแก๊สอัตโนมัติด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น

Linear Regression-Based Prediction of Pot Water Level for Automatic Gas Valve Control

หาญรณ บัวทอง¹ บุษบง โสมัสสา² และ นิดา แซ่จ้อง^{3*}

¹สาขาวิชาช่างเทคนิคระบบขนส่งทางราง วิทยาลัยเทคนิคนครราชสีมา มหาวิทยาลัยนครราชสีมาราชชนกนครินทร์ hanrong.b@pnu.ac.th

²สาขาเทคโนโลยีดิจิทัล วิทยาลัยเทคนิคนครราชสีมา มหาวิทยาลัยนครราชสีมาราชชนกนครินทร์ bussabong.s@pnu.ac.th

³สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนครราชสีมาราชชนกนครินทร์ nida.s@pnu.ac.th*

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินโมเดลการถดถอยเชิงเส้น สำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำคงเหลือในหม้อ โดยการศึกษาเน้นการวิเคราะห์ผลของเทคนิคการทำให้ข้อมูลเป็นบรรทัดฐาน แบบ min-max และ z-score การเลือกชุดตัวแปรต้น ได้แก่ ขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น รวมถึงการเพิ่มลักษณะเด่นเชิงพหุนาม เพื่อสะท้อนความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น ข้อมูลถูกเก็บภายใต้สภาวะการทดลอง 4 รูปแบบ คือ ผสม เปิด ปิด และ เหยื่อ ผลการทดลองพบว่า เทคนิค min-max และ z-score ให้ค่า MSE ใกล้เคียงกัน แสดงว่าไม่มีผลต่างที่มีนัยสำคัญต่อประสิทธิภาพของโมเดล อย่างไรก็ตาม ชุดตัวแปรที่ประกอบด้วยทั้งสามตัวแปร ให้ค่า MSE ต่ำที่สุดในภาพรวม และการเพิ่มลักษณะเด่นเชิงพหุนาม ช่วยเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ โดยเฉพาะในสภาวะเหยื่อที่ค่า MSE ต่ำสุด แสดงถึงอัตราความผิดพลาดที่ขึ้นอยู่กับปัจจัยซับซ้อนและไม่เป็นเส้นตรง ขณะที่สภาวะผสมมีค่า MSE สูงสุด สะท้อนความแปรปรวนของข้อมูล แม้ค่า MSE ของชุดฝึกและชุดทดสอบจะใกล้เคียงกัน แต่โมเดลไม่ได้เกิดการเรียนรู้เฉพาะรายละเอียดของข้อมูล อีกทั้งยังสามารถอธิบายความสัมพันธ์พื้นฐานได้อย่างเหมาะสม อย่างไรก็ตามการทดลองนี้ใช้การต้มน้ำเปล่าเป็นสภาวะควบคุม เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความเสถียรและลดความแปรปรวนจากองค์ประกอบอื่น แม้วิธีนี้จะช่วยยืนยันความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ แต่ยังมีข้อจำกัดในการประยุกต์ใช้กับการหุงต้มอาหารจริง ซึ่งมีความหนืดและองค์ประกอบที่ซับซ้อนกว่า จึงแนะนำให้มีการศึกษากับอาหารประเภทต่าง ๆ เพื่อปรับปรุงความแม่นยำของโมเดล

คำสำคัญ: โมเดลการถดถอยเชิงเส้น การทำให้เป็นบรรทัดฐาน ลักษณะเด่นเชิงพหุนาม การพยากรณ์ระดับน้ำ

Abstract

This study aims to develop and evaluate a linear regression model for predicting the remaining water level in a pot. The research focuses on analyzing the effects of data normalization techniques, namely min-max and z-score. In addition, the study emphasizes the selection of input variables including pot size, temperature, and humidity and the incorporation of polynomial features to better capture non-linear relationships. Data were collected under four experimental conditions: mixed, open, closed, and tilted lid. The results indicate that the min-max and z-score normalization methods yield similar MSE values, suggesting no significant difference in model performance. However, the variable set consisting of pot size, temperature, and humidity produced the lowest overall MSE, while the incorporation of polynomial features further improved prediction accuracy. This improvement is particularly evident under the tilted condition, which yielded the lowest MSE, reflecting evaporation rates influenced by complex and non-linear factors. In contrast, the mixed condition exhibited the highest MSE, highlighting the instability and variability of the data. Although the model complexity increased with polynomial features, the MSE values of both training and testing sets were similar, demonstrating that the model did not overfit but instead captured the underlying relationships effectively. The

experiment was conducted using plain boiling water as a controlled condition to obtain stable data and minimize variability from external factors. While this approach confirmed the fundamental relationships among variables, it presents limitations when applied to real cooking scenarios where food exhibits higher viscosity and complex compositions. Such conditions may alter heat transfer and evaporation dynamics, and pose risks such as food burning once the liquid is depleted. Therefore, future studies should extend the investigation to various types of food with different physical and thermal properties to improve model accuracy and practical applicability.

Keywords: Linear Regression Model, Data Normalization, Polynomial Features, Water Level Prediction

1. ข้อมูลทั่วไป

แก๊สหุงต้ม (LPG) เป็นพลังงานที่นิยมใช้ทั้งในครัวเรือนและธุรกิจร้านอาหาร เนื่องจากให้ความร้อนสูงและควบคุมความร้อนได้แม่นยำ อย่างไรก็ตาม แก๊สหุงต้มเป็นสารไวไฟที่มีความเสี่ยงสูง หากเกิดการรั่วไหลหรือลืมนิรภัยวาล์ว โดยเฉพาะเมื่ออุปกรณ์เสื่อมสภาพ เช่น สายยางหรือข้อต่อหลวม อาจนำไปสู่อุบัติเหตุรุนแรง เช่น เพลิงไหม้หรือระเบิด [1-2] ข้อมูลจากกรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัยระบุว่าในปี 2566 เกิดเหตุเพลิงไหม้บ้านและที่อยู่อาศัยรวม 4,171 หลัง [3] ปัญหานี้พบมากในกลุ่มผู้สูงอายุที่อยู่ลำพัง เนื่องจากการลืมนิรภัยวาล์วหรือการใช้งานอุปกรณ์อย่างไม่เหมาะสม ดังนั้นการพัฒนา ระบบที่สามารถตรวจวัดและพยากรณ์ระดับน้ำในหม้อเพื่อตัดการจ่ายแก๊สอัตโนมัติจึงมีความสำคัญยิ่ง

ในปัจจุบัน เทคโนโลยี Internet of Things (IoT) มีบทบาทสำคัญต่อการยกระดับความปลอดภัยในครัวเรือน โดยเฉพาะอย่างยิ่งระบบครัวอัจฉริยะเพื่อเฝ้าระวังและป้องกันอุบัติเหตุ เช่น เซอร์ที่ใช้ประกอบด้วย เซ็นเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น (DHT11) ร่วมกับ เซ็นเซอร์แก๊ส (MQ-135) ตรวจจับการรั่วไหล และส่งข้อมูลแบบเรียลไทม์ให้ผู้ตรวจสอบผ่านแอปพลิเคชัน [4-5] นอกจากนี้ เซ็นเซอร์ดังกล่าวยังถูกประยุกต์ใช้ในงานตรวจสอบความปลอดภัยด้านอาหารในฟาร์ม เพื่อควบคุมสภาพแวดล้อม ซึ่งหลักการนี้สามารถต่อยอดสู่การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิ ความชื้น และการระเหยของน้ำได้ [6] อย่างไรก็ตาม ปัจจุบันยังไม่พบงานวิจัยที่มุ่งเน้นไปที่การพยากรณ์ระดับน้ำคงเหลือในหม้อ เพื่อนำมาใช้เป็นตัวแปรสำคัญในการควบคุมการตัดการจ่ายแก๊สอัตโนมัติโดยอัตโนมัติ ทั้งที่ในความเป็นจริง ปัญหาการลืมนิรภัยหรือใช้งานแก๊สอย่างไม่ระมัดระวัง โดยเฉพาะในกลุ่มผู้สูงอายุที่มีอยู่อย่างสูง เป็นสาเหตุสำคัญที่นำไปสู่อุบัติเหตุร้ายแรง เช่น การเกิดเพลิงไหม้หรือการระเบิดของแก๊ส การพัฒนาระบบพยากรณ์ระดับน้ำในหม้อจึงเป็นแนวทางใหม่ที่สามารถเชื่อมโยงการเฝ้าติดตามสภาพการปรุงอาหารกับการควบคุมด้านความปลอดภัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

แม้จะมีการพัฒนาระบบตรวจจับการรั่วไหลของแก๊สและระบบแจ้งเตือนอัตโนมัติในครัวเรือนอยู่บ้าง แต่ยังไม่มีความพยายามในการพยากรณ์ระดับน้ำคงเหลือในหม้อเพื่อนำมาใช้เป็นตัวแปรสำคัญในการควบคุมการตัดการจ่ายแก๊สอัตโนมัติโดยอัตโนมัติ ความท้าทายดังกล่าวมีความสำคัญอย่างยิ่ง โดยเฉพาะในกลุ่มผู้สูงอายุซึ่งมีความเสี่ยงสูงต่อการลืมนิรภัยหรือใช้งานแก๊สอย่างไม่ระมัดระวัง อันเป็นสาเหตุสำคัญของอุบัติเหตุร้ายแรง เช่น การเกิด

*nida.d@pnu.ac.th

เพลิงไหม้และการระเบิด งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาระบบพยากรณ์ระดับน้ำคงเหลือในหม้อ โดยใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) เพื่อสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น ได้แก่ ขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น กับตัวแปรตามคือปริมาณน้ำคงเหลือ พร้อมทั้งทำการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองโดยการเปรียบเทียบค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง ผลการศึกษาที่ได้ไม่เพียงแต่ช่วยเพิ่มความปลอดภัยและลดความเสี่ยงในการใช้งานแก๊สหุงต้ม แต่ยังสนับสนุนการใช้พลังงานอย่างมีประสิทธิภาพในครัวเรือน โดยระบบดังกล่าวมีศักยภาพที่จะเป็นแนวทางใหม่ในการพัฒนาระบบควบคุมวาล์วแก๊สอัตโนมัติที่ตอบสนองต่อสภาวะการปรุงอาหารจริง และช่วยยกระดับคุณภาพชีวิตของผู้ใช้งาน โดยเฉพาะในกลุ่มผู้สูงอายุที่ต้องการความปลอดภัยและความมั่นใจในการดำเนินชีวิตประจำวัน

2. ระเบียบวิธีวิจัยและอุปกรณ์

2.1 การได้มาซึ่งข้อมูล (Data Acquisition)

การเก็บข้อมูลดำเนินการในห้องเปิดโล่งขนาด 3 × 5 × 3 เมตร แสดงดังรูปที่ 1 โดยติดตั้งเซ็นเซอร์ DHT22 ซึ่งเป็นเซ็นเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้นบริเวณเครื่องดูดควัน หม้อสแตนเลสที่ใช้ในการทดลองมี 3 ขนาด ดังนี้ เส้นผ่านศูนย์กลาง 18, 22 และ 26 เซนติเมตร ก่อนเริ่มการเก็บข้อมูล ได้มีการทำการสอบเทียบ (Calibration) เซ็นเซอร์ DHT22 โดยเปรียบเทียบค่าที่อ่านได้กับเครื่องมือวัดอุณหภูมิและความชื้นมาตรฐาน (Thermo-hygrometer) เพื่อให้มั่นใจว่าค่าที่บันทึกมีความแม่นยำและเชื่อถือได้

ขั้นตอนการเก็บข้อมูลเริ่มจากเติมน้ำปริมาณ 600 มิลลิลิตร ลงในหม้อทั้งสามขนาด ทำให้ระดับน้ำเริ่มต้นเท่ากับ 33, 23 และ 16 มิลลิเมตร ตามลำดับ จากนั้นเปิดไฟให้หม้อร้อน และบันทึกค่าอุณหภูมิ ความชื้น และวัดปริมาณน้ำในหม้อ ทุก ๆ 1 นาที โดยข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นที่ได้จากเซ็นเซอร์ (ภายหลังการสอบเทียบแล้ว) ถูกส่งและแสดงผลแบบเวลาจริงผ่าน Google Sheets การเก็บข้อมูลดำเนินไปจนกระทั่งน้ำในหม้อระเหยแห้งสนิท การทดลองนี้ทำซ้ำทั้งหมด 5 ครั้ง ใน 3 สภาวะ ได้แก่ การเปิดฝ้าหม้อ (296 ข้อมูล) ปิดฝ้าหม้อ (184 ข้อมูล) และฝ้าหม้อ (278 ข้อมูล) รูปที่ 2 แสดงการทดลองจริงกรณีปิดฝ้าหม้อ ที่หม้อมีเส้นผ่านศูนย์กลาง 18 เซนติเมตร โดยใช้เวอร์เนียร์สำหรับวัดปริมาณคงเหลือของน้ำ ซึ่งเป็นการวัดเชิงแมนนวล (manual measurement) ที่ให้ค่าค่อนข้างแม่นยำ เนื่องจากเวอร์เนียร์สามารถอ่านละเอียดได้ถึง 0.05 ถึง 0.1 มิลลิเมตร อย่างไรก็ตาม ความคลาดเคลื่อน (human error) อาจเกิดขึ้นจากการอ่านค่าสเกล หรือการกำหนดตำแหน่งจุดวัดให้ตรงเดิมทุกครั้ง

2.2 การสร้างโมเดลถดถอยเชิงเส้นสำหรับทำนายปริมาณน้ำคงเหลือในหม้อ

การสร้างโมเดลประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลักคือ เริ่มจากการนำเข้าข้อมูลที่เป็นไฟล์ Excel จากนั้นเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลด้วยเทคนิคการทำให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalization) ถัดมาหาความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นที่ส่งผลกระทบต่อตัวแปรตาม โดยประเมินจากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) สุดท้ายสร้างโมเดลทำนายปริมาณน้ำคงเหลือในหม้อ

2.2.1 การเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

การเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลเป็นขั้นตอนสำคัญในการทำงานกับโมเดลเชิงสถิติและการเรียนรู้ของเครื่อง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อปรับค่าของข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสม ลดปัญหาที่เกิดจากการที่ตัวแปรหนึ่งมีค่าสเกลใหญ่กว่ามาก จนส่งผลให้โมเดลเกิดความผิดพลาด การทำให้เป็นบรรทัดฐานจึงถูกนำมาใช้เพื่อให้ตัวแปรทั้งหมดอยู่ในสเกลที่เปรียบเทียบกันได้ วิธีการทำให้เป็นบรรทัดฐานที่นิยม ได้แก่ min-max และ z-score แสดงดังสมการที่ (1) และ (2) ตามลำดับ วิธีการทำให้เป็นบรรทัดฐานแบบ min-max เหมาะสำหรับข้อมูลที่ไม่มีความ outlier มากเกินไป และต้องการปรับค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่แน่นอน (เช่น 0 ถึง 1) ขณะที่ z-score เหมาะสำหรับข้อมูลที่มี outlier หรือกระจายใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบปกติ (Normal distribution) เพราะช่วยให้โมเดลลดความเอนเอียงจากสเกลของตัวแปรที่แตกต่างกันได้



รูปที่ 1 ตำแหน่งติดตั้งเซ็นเซอร์ DHT22



รูปที่ 2 การวัดปริมาณน้ำตอนเริ่มต้นของหม้อที่มีเส้นผ่านศูนย์กลาง 18 เซนติเมตร และทดลองในสภาวะปิดฝ้าหม้อ

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

โดยที่ x' คือ ข้อมูลที่ได้จากการนอร์ม
 x คือ ข้อมูลดิบ
 x_{min} คือ ข้อมูลดิบที่น้อยที่สุด
 x_{max} คือ ข้อมูลดิบที่มากที่สุด
 μ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลดิบ
 σ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลดิบ

ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำคงเหลือในหม้อ งานวิจัยนี้เลือกใช้ตัวแปรต้นที่มีเหตุผลทางกายภาพและสิ่งแวดล้อม ดังนี้ 1) ขนาดหม้อ (เซนติเมตร): หม้อขนาดใหญ่มีพื้นที่หน้าตัดมาก ทำให้การระเหยช้ากว่าหม้อขนาดเล็ก การนำตัวแปรนี้เข้ามาช่วยให้โมเดลรับรู้ปัจจัยทางกายภาพที่ส่งผลโดยตรงต่อการสูญเสีย 2) อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส): ความร้อนเป็นตัวเร่งกระบวนการระเหย หากอุณหภูมิสูงขึ้น น้ำในหม้อจะลดลงรวดเร็ว ตัวแปรนี้จึงเป็นปัจจัยหลักที่สัมพันธ์โดยตรงกับผลลัพธ์ และ 3) ความชื้นสัมพัทธ์ (%): ความชื้นของอากาศรอบหม้อมีผลต่อการระเหย น้ำจะระเหยช้าลงเมื่อความชื้นสูง และระเหยเร็วขึ้นเมื่อความชื้นต่ำ ตัวแปรนี้ช่วยเสริมความแม่นยำให้โมเดลเนื่องจากสะท้อนเงื่อนไขแวดล้อมที่อาจมองข้าม ซึ่งตัวแปรทั้งสามมีหน่วยวัดแตกต่างกัน ได้แก่ ขนาดหม้อ (เซนติเมตร), อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส), และความชื้นสัมพัทธ์

(เปอร์เซ็นต์) หากใช้ข้อมูลดิบโดยไม่ปรับค่า อาจทำให้โมเดลให้ความสำคัญกับตัวแปรที่มีค่าสูงกว่าในเชิงสเกล เช่น อุณหภูมิที่มีค่าหลักสิบถึงร้อย อาจกลบผลกระทบของความชื้นที่มีค่าอยู่ในช่วง 0-100 ดังนั้นการทำให้เป็นบรรทัดฐาน ด้วยวิธี Min-Max หรือ Z-Score จึงจำเป็น เพื่อให้โมเดลให้ความสำคัญกับตัวแปรอย่างเท่าเทียม และเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ปริมาณน้ำค้างเหลือในหม้อได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเป็นข้อมูลของการทดลองถูกแบ่งออกเป็น 4 แบบคือ เปิดฝาท่อ ปิดฝาท่อ แยกฝาท่อ และแบบผสม (ซึ่งเป็นการรวมข้อมูลทั้งเปิดฝาท่อ ปิดฝาท่อ และแยกฝาท่อ)

2.2.2 การเปรียบเทียบความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นที่ส่งผลต่อตัวแปรตาม

การเปรียบเทียบความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นที่ส่งผลต่อตัวแปรตาม มีวัตถุประสงค์เพื่อระบุว่าตัวแปรใดหรือกลุ่มตัวแปรใดมีอิทธิพลสูงสุดต่อปริมาณน้ำค้างเหลือในหม้อ (y) เพื่อให้สามารถเลือกใช้ตัวแปรที่มีความสำคัญต่อการสร้างแบบจำลองได้อย่างเหมาะสม โดยตัวแปรต้นที่ศึกษา ได้แก่ ขนาดหม้อ (x_1) อุณหภูมิ (x_2) และความชื้น (x_3) ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ของอุณหภูมิ ความชื้น และปริมาณน้ำค้างเหลือในหม้อขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 18 เซนติเมตร แสดงดังรูปที่ 3 โดย แกน x คือ เวลา (นาท) แกน y ซ้ายคือ อุณหภูมิ ($^{\circ}\text{C}$) และ ความชื้นสัมพัทธ์ (%RH) และ แกน y ขวา คือ ปริมาณน้ำค้างเหลือ (มม.) พบว่าอุณหภูมิของน้ำมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องตั้งแต่ 33°C จนถึงประมาณ 85°C ภายในเวลา 22 นาที่ ขณะที่ความชื้นสัมพัทธ์ลดลงจาก 66.39% เหลือประมาณ 19.6% แสดงถึงการระเหยของน้ำที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ปริมาณน้ำค้างเหลือค่อย ๆ ลดลงจาก 33 มิลลิเมตร จนหมดภายในสิ้นการทดลอง (0 มิลลิเมตร) ผลดังกล่าวชี้ให้เห็นว่าการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิและความชื้นมีความสัมพันธ์โดยตรงกับปริมาณน้ำค้างเหลือ และสามารถนำมาใช้เป็นตัวแปรต้นสำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ร่วมกับระบบควบคุมวาล์วแก๊สอัตโนมัติได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การวิเคราะห์โมเดลแบ่งออกเป็น 4 กรณี เทียบกับ y ได้แก่ 1) กรณี 1: ใช้ x_1 และ x_2 2) กรณี 2: ใช้ x_1 และ x_3 3) กรณี 3: ใช้ x_2 และ x_3 และ 4) กรณี 4: ใช้ x_1 , x_2 และ x_3 โดยประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจากค่า MSE ผลการเปรียบเทียบจะช่วยให้คัดเลือกชุดตัวแปรที่ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดและสามารถนำไปพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและลดความซับซ้อนได้

2.2.3 การสร้างโมเดลการถดถอยเชิงเส้น

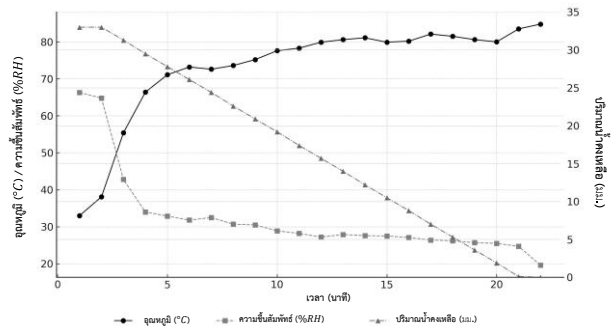
การถดถอยเชิงเส้นคือการหาเส้นตรงที่เหมาะสมที่สุดเพื่อเป็นตัวแทนของข้อมูล โดยมีหลักการคือทำให้ผลรวมของความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลจริงกับเส้นตรงมีค่าน้อยที่สุด เริ่มจากศึกษาตัวแปรที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำค้างเหลือในหม้อที่ได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อที่ 2.2.2 จากนั้นแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสองส่วนคือชุดข้อมูลสอน (80%) และชุดข้อมูลทดสอบ (20%) โดยการเรียงสับเปลี่ยนข้อมูล ถัดมาสร้างโมเดลการถดถอยเชิงเส้นสุดท้ายทดสอบโมเดลด้วยชุดข้อมูลทดสอบและคำนวณค่า MSE เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดล แบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้นมีรูปแบบแสดงดังสมการที่ (3) [7]

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (3)$$

โดยที่ $\hat{y}$ คือค่าผลลัพธ์ที่ถูกคาดการณ์
 $x_1, x_2, \dots$ คือตัวแปรต้น
 β_0 คือค่าคงที่
 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ คือค่าสัมประสิทธิ์ความชัน
 ε คือค่าความคลาดเคลื่อน (ความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์ได้กับค่าจริง)

การหาค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองที่มีค่าน้อยที่สุดคำนวณได้ดังสมการที่ (4)

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$



รูปที่ 3 ความสัมพันธ์ของอุณหภูมิ ความชื้น และปริมาณน้ำค้างเหลือในหม้อขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 18 เซนติเมตร

โดยที่ $\hat{y}_i$ คือ ค่าคาดการณ์ได้จากแบบจำลอง

y_i คือค่าจริง

การค่า MSE คำนวณได้ดังสมการที่ (5) [8]

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

โดยที่ n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

y คือค่าจริง

$\hat{y}$ คือค่าผลลัพธ์ที่ถูกคาดการณ์

3. ผลการทดลอง

หัวข้อนี้นำเสนอการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลถดถอยเชิงเส้น ในการทำนายระดับน้ำค้างเหลือในหม้อ โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 3 ส่วนหลัก ดังนี้ 1) เปรียบเทียบค่า MSE ระหว่างการทำให้เป็นบรรทัดฐานด้วยเทคนิค z-score และ min-max เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบของวิธีการปรับสเกลต่อความแม่นยำของโมเดล 2) เปรียบเทียบค่า MSE ของโมเดลเมื่อใช้ชุดตัวแปรต้นที่แตกต่างกันในการพยากรณ์ระดับน้ำค้างเหลือ เพื่อระบุชุดตัวแปรที่ให้ผลแม่นยำที่สุด และ 3) เปรียบเทียบค่า MSE เมื่อเพิ่มลักษณะเด่นเชิงพหุนาม (Polynomial Features) รวมทั้งหมด 6 ลักษณะเด่น ได้แก่ ขนาดหม้อ อุณหภูมิ ความชื้น และค่ากำลังสองของตัวแปรทั้งสาม เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลในการจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น มีรายละเอียดดังนี้

3.1 เปรียบเทียบค่า MSE ของโมเดลการถดถอยเชิงเส้นระหว่างการทำให้เป็นบรรทัดฐานแบบ min-max และ z-score

รูปที่ 4 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของโมเดลพยากรณ์ปริมาณน้ำค้างเหลือ โดยใช้คุณลักษณะ ขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น แกน y คือค่า MSE และแกน x คือรูปแบบข้อมูล ได้แก่ ผสม เปิด ปิด และแยก ผลการทดลองสรุปได้ว่า 1) เมื่อเปรียบเทียบวิธีปรับค่าข้อมูล min-max และ z-score พบว่าค่า MSE มีความใกล้เคียงกันในแต่ละรูปแบบ โดย z-score ให้ค่าการทดสอบต่ำกว่าในรูปแบบผสมและเปิด ขณะที่ min-max ให้ค่าต่ำกว่าเล็กน้อยในรูปแบบปิดและแยก 2) รูปแบบปิดมีค่า MSE ต่ำที่สุดทั้งในชุดสอน (4.92, 4.94) และชุดทดสอบ (25.33, 24.78) แสดงถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้และทำนายที่ดีที่สุด ขณะที่รูปแบบเปิดมีค่า MSE การทดสอบสูงที่สุด (36.29, 48.52) บ่งชี้ถึงความแม่นยำต่ำ 3) ในทุกกรณี ค่า MSE ของชุดทดสอบสูงกว่าชุดสอนอย่างชัดเจน สะท้อนถึงความเป็นไปได้ของปัญหา Overfitting

3.2 เปรียบเทียบค่า MSE ของโมเดลการถดถอยเชิงเส้นที่ใช้ตัวแปรต้นในการทำนายระดับน้ำค้างเหลือในหม้อ

รูปที่ 5 แสดงค่า MSE ของโมเดลการทำนายปริมาณน้ำค้างเหลือ โดยแบ่งตัวแปรต้นออกเป็น 4 กรณี ผลการทดลองพบว่า กรณีที่ 4 ให้ค่า MSE ต่ำสุดหรือใกล้เคียงต่ำสุดใน

เกือบทุกรูปแบบ เช่น ผสม (47.84) เปิด (46.23) และผยอ (25.45) สะท้อนว่าการใช้ตัวแปรครบทั้งสามตัวให้ความแม่นยำมากกว่าการใช้คู่ตัวแปรอื่น ขณะที่ กรณีที่ 3 ซึ่งใช้เพียงอุณหภูมิและความชื้น เป็นชุดตัวแปรที่ให้ค่า MSE สูงที่สุดใน 3 รูปแบบจากทั้งหมด 4 รูปแบบ แสดงว่าการตัดขนาดหม้อออกจากแบบจำลองส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน ส่วนในรูปแบบปิด แม้ค่า MSE ของกรณีที่ 3 ไม่ใช่ค่าสูงสุด แต่ค่า MSE สูงสุดในกรณีนั้นมาจาก กรณีที่ 1 ซึ่งตัดตัวแปรความชื้นออกไป แสดงให้เห็นว่าการละทิ้งความชื้นทำให้ความแม่นยำลดลงเช่นกัน

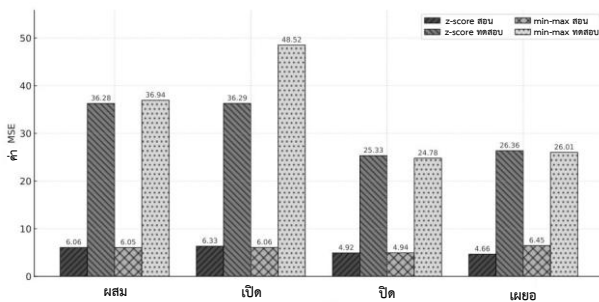
โดยสรุป กรณีที่ 4 เป็นชุดตัวแปรที่ดีที่สุด เนื่องจากให้ค่า MSE ต่ำสุดในภาพรวม ทั้งนี้ แม้การลดพารามิเตอร์ X_1 (ขนาดหม้อ) จะทำให้ MSE เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ แต่ขนาดหม้อไม่ใช่ปัจจัยที่ควบคุมไม่ได้เสมอไป เพราะสามารถระบุหรือกำหนดค่าเบื้องต้นจากผู้ใช้งาน หรือใช้วิธีการทางสถิติในการประมาณค่าแทนได้ ดังนั้น ขนาดหม้อยังคงเป็นตัวแปรสำคัญที่สามารถนำมาใช้เพื่อปรับปรุงความแม่นยำของโมเดล และสนับสนุนการทำงานของระบบควบคุมวาล์วแก๊สอัตโนมัติให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

รูปที่ 6 แสดงการกระจายของข้อมูลที่ถูกรับค่า (Adjusted data) และเส้นแนวโน้มที่ใช้ในการคาดการณ์ (Fit: $y = x$) พร้อมกับขอบเขตความเชื่อมั่น (95% conf. bounds) โดย ข้อมูลที่ถูกรับค่าแล้ว (จุดสีฟ้า) ซึ่งผ่านการทำให้เป็นบรรทัดฐานด้วยวิธี z-score เส้นแนวโน้ม (เส้นสีแดงทึบ) แสดงสมการเชิงเส้นที่พยายามจะพอดีกับข้อมูลที่ถูกรับแล้ว ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% (เส้นประสีแดง) แสดงถึงขอบเขตที่ค่าจริงของ y จะอยู่ในช่วงนี้ 95% ของเวลา ซึ่งเป็นการบ่งบอกถึงความไม่แน่นอนในการคาดการณ์ของโมเดล

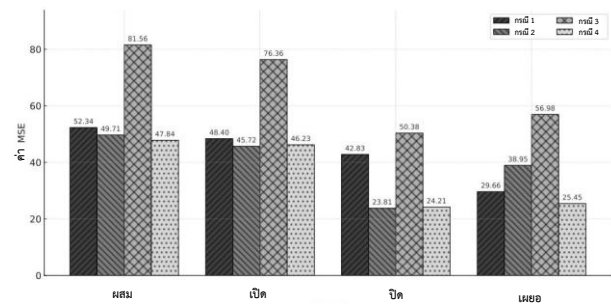
3.3 เปรียบเทียบค่า MSE ของโมเดลการถดถอยเชิงเส้นโดยใช้ลักษณะเด่น 6 ตัว ได้แก่ ขนาดหม้อ อุณหภูมิ ความชื้น และค่ากำลังสองของตัวแปร

รูปที่ 7 แสดงค่า MSE ของโมเดลการทำนายปริมาณน้ำคังเหลื่อ โดยใช้ลักษณะเด่น 6 ตัว ดังนี้ ขนาดหม้อ (x_1) อุณหภูมิ (x_2) และความชื้น (x_3) กำลังสองของขนาดหม้อ (x_4) กำลังสองของอุณหภูมิ (x_5) และกำลังสองของความชื้น (x_6) ซึ่งเป็นการเพิ่มลักษณะเด่นเชิงพหุนาม (Polynomial Features) เพื่อจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น ผลการทดลองพบว่า รูปแบบผยอ มีค่า MSE ต่ำที่สุด (ประมาณ 6 - 7) ในทุกกรณี แสดงถึงความแม่นยำสูงสุด ขณะที่รูปแบบผสม มีค่า MSE สูงสุด (ประมาณ 28-30) บ่งชี้ถึงความแม่นยำปานกลาง แต่มีค่าสมระหว่างการสอนและทดสอบ ส่วนรูปแบบเปิด ให้ค่า MSE ต่ำมาก (ประมาณ 11-12) แสดงว่ามีความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ชัดเจนและเรียนรู้ได้ง่าย และ รูปแบบเปิด มีค่า MSE ลดลงจากผสม (ประมาณ 22-24) สะท้อนความแม่นยำที่สูงขึ้นเมื่อข้อมูลมีความเสถียร

สำหรับการทำให้เป็นบรรทัดฐาน เทคนิค z-score และ min-max ให้ค่า MSE ใกล้เคียงกันในทุกกรณี แสดงว่าไม่มีผลต่อประสิทธิภาพของโมเดล จากผลการทดลองสรุปได้ว่า 1) รูปแบบผยอแม่นยำสูงสุด รองลงมาคือ ปิด เปิด และผสม 2) โมเดลไม่มีการ overfitting เด่นชัด เนื่องจากค่า MSE ของสอนและทดสอบใกล้เคียงกัน และ 3) เทคนิคการนอร์มไม่มีผลแตกต่างต่อผลลัพธ์อย่างมีนัยสำคัญ



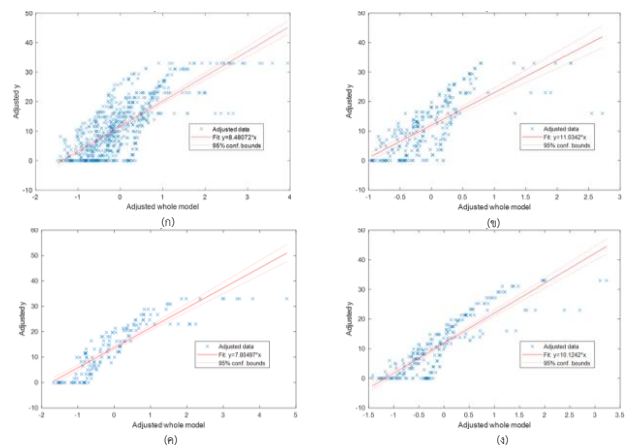
รูปที่ 4 ค่า MSE ของโมเดลการถดถอยเชิงเส้นระหว่างนอร์มด้วย z-score และ min-max



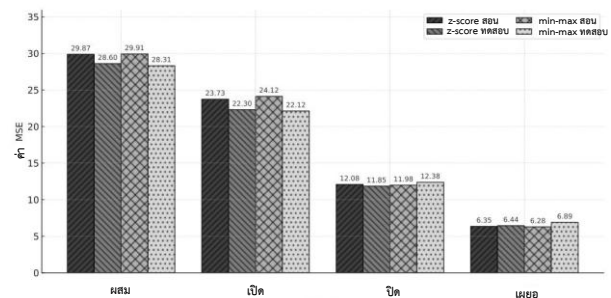
รูปที่ 5 ค่า MSE ของโมเดลการทำนายปริมาณน้ำคังเหลื่อ โดยแบ่งตัวแปรต้นออกเป็น 4 กรณี

4. สรุป

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินโมเดลการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำคังเหลื่อในหม้อ เพื่อประยุกต์ใช้ร่วมกับระบบควบคุมวาล์วแก๊สอัตโนมัติ เพิ่มความปลอดภัยในครัวเรือน การวิจัยมุ่งวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำของโมเดล ผ่านการเปรียบเทียบเทคนิคการทำให้เป็นบรรทัดฐานแบบ z-score และ min-max การเลือกชุดตัวแปรต้นประกอบด้วย ขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น และการเพิ่มลักษณะเด่นเชิงพหุนามเพื่อจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น ข้อมูลถูกรวบรวมภายใต้เงื่อนไข 4 รูปแบบ คือ ผสม เปิด ปิด และผยอ ในส่วนของกรดำเนินการทดลองถูกแบ่งเป็น 3 ส่วน ได้แก่ การเปรียบเทียบค่า MSE ระหว่างเทคนิคการนอร์มระหว่างชุดตัวแปรต้น และเมื่อเพิ่มลักษณะเด่นรวม 6 ตัว



รูปที่ 6 การกระจายของข้อมูลที่ถูกรับค่า (Adjusted data) และเส้นแนวโน้มที่ใช้ในการคาดการณ์ (Fit: $y = x$) พร้อมกับขอบเขตความเชื่อมั่น (95% conf. bounds) โดยใช้ลักษณะเด่น 3 ตัวคือ ขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น ของระบบต่างๆ ดังนี้ (ก) ผสม (ข) เปิด (ค) ปิด และ (ง) ผยอ



รูปที่ 7 ค่า MSE ของโมเดลการทำนายปริมาณน้ำคังเหลื่อ โดยใช้ลักษณะเด่น 6 ตัว

ผลการทดลองพบว่า z-score และ min-max ให้ค่า MSE ใกล้เคียงกัน แสดงว่าเทคนิคการนอร์มไม่มีผลต่างอย่างมีนัยสำคัญต่อประสิทธิภาพของโมเดล ชุดตัวแปรที่ประกอบด้วยทั้งขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น ให้ค่า MSE ต่ำที่สุดในภาพรวม และการเพิ่มลักษณะเด่นเชิงพหุนามช่วยเพิ่มความแม่นยำ ที่เป็นเช่นนี้เพราะขนาดหม้อ อุณหภูมิ และความชื้น อาจมีความสัมพันธ์กับปริมาณน้ำคงเหลือในลักษณะที่ไม่เป็นเส้นตรง เช่น เมื่ออุณหภูมิสูงขึ้นในช่วงแรก น้ำอาจจะเหวี่ยง แต่หลังจากนั้นอัตราการระเหยอาจเปลี่ยนไปการเพิ่มตัวแปรพหุนาม ทำให้โมเดลสามารถโค้งตามรูปแบบข้อมูลจริงได้ดีกว่าการใช้เพียงสมการเชิงเส้น นอกจากนี้รูปแบบของ MSE ต่ำสุด เพราะเพราะสภาวะนี้อัตราการระเหยขึ้นอยู่กับหลายปัจจัยที่ไม่เป็นเส้นตรง เช่น การไหลเวียนของไอน้ำและการแลกเปลี่ยนความร้อนกับบรรยากาศ การใช้ตัวแปรกำลังสองช่วยสะท้อนความสัมพันธ์นี้ได้ดีกว่า ขณะที่รูปแบบผสมมีค่า MSE สูงสุด เนื่องจากข้อมูลไม่เสถียรและมีความแปรผันสูง แม้โมเดลจะซับซ้อนขึ้นจากการเพิ่มพหุนาม แต่ค่า MSE ของชุดฝึกและชุดทดสอบใกล้เคียงกัน แสดงว่าโมเดลไม่ได้เรียนรู้เฉพาะรายละเอียดในข้อมูล (overfitting) แต่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ที่แท้จริงได้ ทำให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำและเสถียร

การทดลองในครั้งนี้ดำเนินการโดยใช้การต้มน้ำเปล่าเป็นสภาวะควบคุม เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความเสถียรและลดความแปรปรวนจากองค์ประกอบอื่น ๆ อย่างไรก็ตาม การใช้ น้ำเปล่าอาจยังไม่สะท้อนสภาวะการใช้งานจริงในครัวเรือน เนื่องจากในความเป็นจริงหม้อมักถูกใช้ในการหุงต้มอาหารที่มีความหนืดและองค์ประกอบซับซ้อนมากกว่า เช่น การปรุงแกง ข้าวต้ม หรืออาหารที่มีกากและเนื้อสัมผัสหลากหลาย ซึ่งอาจทำให้กระบวนการถ่ายเทความร้อนและการระเหยของน้ำแตกต่างจากการต้มน้ำล้วน อีกทั้งยังมีความเสี่ยงในการไหม้ติดกันหม้อเมื่อของเหลวแห้งสนิท ซึ่งไม่สามารถจำลองได้ด้วยน้ำเพียงอย่างเดียว ดังนั้น แม้ผลการทดลองนี้จะสามารถยืนยันความสัมพันธ์พื้นฐานระหว่างอุณหภูมิ ความชื้น และปริมาณน้ำคงเหลือได้ แต่ยังมีข้อจำกัดด้านการประยุกต์ใช้กับอาหารจริงที่ต้องการการศึกษาต่อยอดในอนาคต เช่น การทดสอบกับอาหารประเภทต่าง ๆ ที่มีคุณสมบัติทางกายภาพและความร้อนแตกต่างกัน เพื่อปรับปรุงความแม่นยำของโมเดลและระบบควบคุมวาล์วแก๊สอัตโนมัติให้เหมาะสมกับการใช้งานจริงมากยิ่งขึ้น

5. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏวชิราวุธ ในด้านสถานที่และสิ่งอำนวยความสะดวกในการดำเนินงานวิจัย

เอกสารอ้างอิง

- [1] วันชัย เจือทรัพย์ และคณะ, "การป้องกันอุบัติเหตุจากการใช้แก๊สในครัวเรือน," วารสารความปลอดภัย, 10(2), 33–40, 2564.
- [2] ชัญญากานต์ โกะพันธ์ และคณะ, "การออกแบบระบบตรวจจัดการรั่วของแก๊สหุงต้มด้วยเซ็นเซอร์," วารสารวิศวกรรมศาสตร์อุตสาหกรรม, ปีที่ 23, ฉบับที่ 3, หน้า 45–52, 2565.
- [3] กรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย, สถิติการเกิดเพลิงไหม้, 2566. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.disaster.go.th>
- [4] C. A. Ul Hassan, "Design and implementation of real-time kitchen monitoring and automation system based on Internet of Things," Energies, vol. 15, no. 6778, pp. 1–16, 2023.
- [5] S. Murali, J. V. Anchitaalammai, and S. Kavitha, "IoT-based smart kitchen with enhanced and automated safety measures," in Proc. Int. Conf. Reliability, Infocom Technologies and Optimization, Amity University, Noida, India, Mar. 14–15, 2024, pp. 1–5.
- [6] A. B. Gadicha, "A mechanism to detect food safety threats using IoT and C-LSTM: An enhanced approach for farmwork," Proceedings, vol. 105, no. 1, p. 59, 2024.
- [7] E. M. Hinostroza, D. J. Mendoza, M. Navarro Cajas, and E. P. Palacios Trujillo, "Linear regression model to predict the use of artificial

intelligence in experimental science students," International Electronic Journal of Mathematics Education, vol. 20, no. 1, p. em0807, 2025.

- [8] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, "An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R," 2nd ed. Springer, 2021.



Hanrong Buathong ปัจจุบันเป็นอาจารย์ มหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์ งานวิจัยที่สนใจคือ ด้านวงจรอิเล็กทรอนิกส์และการควบคุม การเขียนโปรแกรมไมโครคอนโทรลเลอร์, ระบบอัตโนมัติสัญญาณและการควบคุมไฟฟ้า การควบคุมโรบอต และเทคโนโลยีทางการศึกษา



Bussabong Somussa จบการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาเทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ และปริญญาโท สาขา เทคโนโลยีและนวัตกรรม มหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์ งานวิจัยที่สนใจคือ ด้าน IoT และการประยุกต์ใช้ Machine และ Deep Learning



Nida Sae Jong จบการศึกษาระดับปริญญาตรี ปริญญาโทและปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขา วิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ งานวิจัยที่สนใจคือด้านการประยุกต์ใช้ Machine และ Deep Learning กับศาสตร์ต่างๆ เช่นด้านการแพทย์ เกษตร และทางไฟฟ้า เป็นต้น