

การผลิตและการทำนายค่าความร้อนสูงสุดของถ่านชีวภาพจากซังข้าวโพดโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

Production and Prediction of The Higher Heating Value of Corncob Biochar Using Machine Learning Techniques

นพพร รัตนช่วง^{1*}

Nopporn Rattanachoung^{1*}

Received 17 June 2025, Revised 30 October 2025, Accepted 17 November 2025

ABSTRACT

This study aims to enhance the quality of agricultural corncob biomass through the torrefaction process to improve its potential as a solid biofuel. The process was designed and simulated using Aspen Plus V12.1 and Design Expert V13.0, considering four main factors: biomass particle size, nitrogen gas flow rate, temperature, and reaction time. The response variable was the higher heating value (HHV). Experimental results revealed that the highest HHV of 19.3945 MJ/kg was obtained under the conditions of 20 mesh particle size, 30 mL/min nitrogen flow rate, 280°C, and 60 minutes, with an average deviation of 2.37%. Optimization using Design Expert indicated the optimal conditions at 57.60 mesh particle size, 27.40 mL/min nitrogen flow rate, 318.40 °C, and 66 minutes, yielding an HHV of 18.4853 MJ/kg. Machine learning techniques were employed to predict HHV, and the XGBoost (XGB) model demonstrated the highest prediction accuracy of 97.53%. Carbon content exhibited the strongest positive correlation with HHV, whereas oxygen and ash contents showed negative correlations. The results indicate that integrating process simulation with machine learning provides an effective approach to predict and optimize the torrefaction performance of corncob biomass, supporting the development of sustainable high-quality solid biofuel.

Keywords: Biomass, Torrifaction process, Corncob, RF algorithm model, XGB algorithm model

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มุ่งศึกษาการปรับปรุงคุณภาพของชีวมวลซังข้าวโพดทางการเกษตรด้วยกระบวนการทอรรีแฟคชัน (Torrefaction) เพื่อเพิ่มศักยภาพในการใช้เป็นเชื้อเพลิงชีวมวลแข็ง โดยออกแบบและจำลองกระบวนการด้วยโปรแกรม Aspen Plus V12.1 และ Design Expert V13.0 โดยพิจารณาปัจจัยหลัก 4 ตัว ได้แก่ ขนาดอนุภาคชีวมวล อัตราการไหลของแก๊สไนโตรเจน อุณหภูมิ และเวลา โดยมีค่าความร้อนสูงสุด (HHV) เป็นตัวแปรตอบสนอง ผลการทดลองพบว่าเงื่อนไขที่ให้ค่าความร้อนสูงสุดคือ ขนาดชีวมวล 20 เมช อัตราการไหล

^{1*}ภาควิชาวิทยาศาสตร์กายภาพและวัสดุศาสตร์ คณะศิลปศาสตร์และวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน
ต.กำแพงแสน อ.กำแพงแสน จ.นครปฐม 73140

Department of Physical and Material Sciences, Faculty of Liberal Arts and Science, Kasetsart University Kamphaeng Saen Campus,
Kamphaeng Saen, Kamphaeng Saen, Nakhon Pathom 73140, Thailand.

*Corresponding author: E-mail address: faasnor@ku.ac.th

ของแก๊สไนโตรเจน 30 มล.ต่อนาที อุณหภูมิ 280 °C และเวลา 60 นาที ให้ค่าความร้อนสูงสุด 19.3945 เมกะจูลต่อกิโลกรัม โดยมีค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 2.37% การวิเคราะห์ด้วย Design Expert พบสภาวะที่เหมาะสมที่สุดคือ ขนาดชีวมวล 57.60 เมช อัตราการไหลของแก๊สไนโตรเจน 27.40 มล.ต่อนาที อุณหภูมิ 318.40 °C และเวลา 66 นาที ให้ค่าความร้อนสูงสุด 18.4853 เมกะจูลต่อกิโลกรัม การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงสุดพบว่า แบบจำลอง XGBoost (XGB) มีความแม่นยำสูงสุด 97.53% โดยปริมาณคาร์บอนเป็นปัจจัยที่มีผลเชิงบวกมากที่สุด ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าการผสมผสานการจำลองกระบวนการกับการเรียนรู้ของเครื่องเป็นแนวทางที่มีประสิทธิภาพในการคาดการณ์และเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการทอรรีแฟกชันของชีวมวลซังข้าวโพด ซึ่งสามารถสนับสนุนการพัฒนาเชื้อเพลิงชีวมวลเชิงคุณภาพสูงได้อย่างยั่งยืน

คำสำคัญ: ชีวมวล กระบวนการทอรรีแฟกชัน ซังข้าวโพด แบบจำลองอัลกอริทึม RF แบบจำลองอัลกอริทึม XGB

บทนำ

ในปัจจุบันชีวมวลถือเป็นแหล่งพลังงานที่มีนัยสำคัญอย่างมาก เนื่องจากมีบทบาทเป็นแหล่งกักเก็บพลังงานธรรมชาติที่สามารถนำไปใช้ในการผลิตพลังงานได้โดยไม่ก่อให้เกิดภาวะเรือนกระจก นี่เป็นสาเหตุมาจากข้อเท็จจริงที่ว่าก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ที่เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการเผาไหม้ถูกนำมาใช้เพื่อการสังเคราะห์ด้วยแสงในการเจริญเติบโตของพืช นอกจากนี้เชื้อเพลิงชีวมวลยังคุ้มค่าเนื่องจากสามารถผลิตได้ภายในประเทศอย่างยั่งยืน จึงช่วยลดความจำเป็นในการนำเข้าเชื้อเพลิงและสร้างรายได้ในท้องถิ่น รัฐบาลตระหนักถึงความสำคัญและประโยชน์ของพลังงานชีวมวลโดยตระหนักถึงข้อดีเหล่านี้ เพื่อส่งเสริมความมั่นคงด้านพลังงาน ประเทศไทยได้กำหนดนโยบายส่งเสริมการวิจัยและพัฒนาพลังงานทดแทนที่ได้จากชีวมวล ซึ่งสอดคล้องกับแผนพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมฉบับที่ 13 (พ.ศ. 2566-2570) ของประเทศไทย (ปนัดดา และคณะ, 2562)

การศึกษาการผลิตถ่านชีวภาพในกระบวนการทอรรีแฟกชันจากชีวมวลซังข้าวโพดเพื่อทำนายค่าความร้อนสูงสุดผลกระทบของกระบวนการทอรรีแฟกชันต่อเชื้อเพลิงชีวภาพที่ผลิตจากชีวมวลซังข้าวโพด และระบุสภาวะที่เหมาะสมที่สุด โดยกระบวนการทอรรีแฟกชันเป็นกระบวนการที่ใช้ อุณหภูมิอยู่ในช่วง 200-400 °C (Chen *et al.*, 2009) ช่วงแรกทำให้เอมิเซลลูโลสบางส่วนเริ่มสลายตัว เมื่อเพิ่มอุณหภูมิสูงขึ้นเซลลูโลสจะเกิดการสลายตัว และ

สุดท้ายเมื่อเพิ่มอุณหภูมิถึงค่าหนึ่งลิกนินจะเกิดการสลายตัวตามลำดับ (Nhochuen *et al.*, 2014) การศึกษาี้ตรวจสอบอิทธิพลของตัวแปรที่ส่งผลต่อกระบวนการทอรรีแฟกชัน รวมถึงขนาดอนุภาคชีวมวล อัตราการไหลของก๊าซไนโตรเจน อุณหภูมิ และเวลาในการทอรรีแฟกชัน (ธนศิษฐ์, 2562) ตัวอย่างเชื้อเพลิงชีวภาพที่ได้จากชีวมวลซังข้าวโพดจะถูกใช้ในการทำนายลักษณะต่าง ๆ ของถ่านไปโอชาร์ผ่านการจำลองข้อมูลโดยใช้โปรแกรม ASPEN Plus v.12.1 (Kartal & Ozveren, 2020) การศึกษาี้ใช้หลักการทางวิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี และนวัตกรรม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตถ่านชีวภาพจากชีวมวลและเพิ่มประสิทธิภาพชีวมวลโดยพิจารณาจากส่วนประกอบของก๊าซที่เกิดขึ้นและปฏิกิริยาที่เกี่ยวข้องของกระบวนการเรียนรู้เครื่องจักรเป็นส่วนหนึ่งของเทคโนโลยีด้าน Artificial intelligence ซึ่งเป็นรูปแบบของการวิเคราะห์ข้อมูลที่ดำเนินการอัตโนมัติด้วยแบบจำลอง โดยตั้งอยู่บนรากฐานแนวคิดเพื่อพิจารณาระบบต่าง ๆ สามารถที่จะเรียนรู้และมีปฏิสัมพันธ์กับชุดข้อมูลต่าง ๆ การเรียนรู้อัลกอริทึมเครื่องจักรมีลักษณะเฉพาะถูกจัดการผ่านข้อมูลของ Yeo-Johnson ซึ่งสามารถทำให้อยู่ในรูปแบบปกติ ดังสมการที่ (1) (Katongtung *et al.*, 2022)

$$x_{i,j} = \frac{\hat{x}_{i,j} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (1)$$

โดยที่ x คือข้อมูลปกติจาก $\hat{x}$

$\bar{x}, \sigma$ คือค่าเฉลี่ยของแต่ละคุณลักษณะ j

σ คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละคุณลักษณะ j

1. เทคนิค Random Forest เป็นขั้นตอนการพัฒนาอัลกอริทึมขั้นสูง (Advanced Algorithm) สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลจาก multiple decision trees (DT) การตัดสินใจเลือกตัวแปรทุกตัวนั้นสามารถทำนายผลชัดเจนและแม่นยำด้วยการสุ่มข้อมูลย่อย $d(x,y)$ แสดงดังสมการที่ (2) (Breiman, L. (2001).

$$f(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K DT_t(x) \quad (2)$$

โดยที่ K คือจำนวนของการตัดสินใจในเรณดอมฟอเรส

2. เทคนิค Extreme Gradient Boosting (XGBoost, XGB) เป็นอัลกอริทึมใหม่ที่ใช้ประยุกต์เทคนิคการไล่ระดับเกรเดียนในการผสมผสานกับ multiple decision trees ดังสมการที่ (3) (Tuychiev, 2023)

$$f(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K DT_t(x) \quad (3)$$

และเป็นการเพิ่มฟังก์ชันทำให้เป็นมาตรฐานช่วยในการลด overfits ของแบบจำลองไฮเปอร์พารามิเตอร์อื่นถูกใช้เพื่อป้องกันการ overfits โดยเพิ่มอัลกอริทึมที่ต้องการ โดยการแยกตัวถูกประเมินจากสมการที่ (4)

$$\zeta = \frac{1}{2} \left[\frac{(\sum_{i=I_R} g_i)^2}{\sum_{i=I_R} h_i + \lambda} + \frac{(\sum_{i=I_L} g_i)^2}{\sum_{i=I_L} h_i + \lambda} - \frac{(\sum_{i=I} g_i)^2}{\sum_{i=I} h_i + \lambda} \right] - \gamma \quad (4)$$

โดยที่ I_R, I_L คือซัพเซต (subset) ของข้อมูลที่ฝั่งขวาและซ้ายของ nodes หลังจากการแยกตามลำดับเมื่อ $I = I_R \cup I_L$

g, h คืออันดับหนึ่งและสองของเกรเดียนสถิติบนการสูญเสียฟังก์ชัน I ตามลำดับ

λ, γ คือพารามิเตอร์ของการทำให้เป็นมาตรฐาน

กระบวนการเรียนรู้เครื่องจักรเป็นส่วนหนึ่งของเทคโนโลยีด้านปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งเป็นรูปแบบของการวิเคราะห์ข้อมูลที่ดำเนินอย่างอัตโนมัติด้วยแบบจำลอง โดยตั้งอยู่บนพื้นฐานกับชุดข้อมูลต่าง ๆ ส่วนแบบจำลองความแม่นยำในการทำนายถูกตรวจสอบด้วยค่าสัมประสิทธิ์ของการประเมิน ค่า R^2 และค่า RMSE โดยค่า R^2 เป็นการวัดทางสถิติใน

แบบจำลองการถดถอย (regression model) ซึ่งประเมินความเป็นไปได้ของตัวแปรในพารามิเตอร์ขาออก โดยความเป็นไปได้นั้นสามารถอธิบายได้ด้วยพารามิเตอร์ข้อมูลขาเข้า ส่วนค่า RMSE เป็นการวัดความผิดพลาดระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการประเมิน ทั้งนี้ค่า R^2 มีค่ามาก ส่วนค่า RMSE มีค่าน้อยจะเป็นการประเมินที่มีความเที่ยงตรง และการประเมินอัลกอริทึมว่าวิธีใดมีประสิทธิภาพมากน้อยเพียงใดจะใช้ค่าทางสถิติ R^2 และ RMSE

โดย R^2 สามารถหาได้จากสมการที่ (5)

$$R_k^2 = 1 - \frac{\sum_1^n (y_{m,k} - f_{m,k}(x))^2}{\sum_1^n (y_{m,k} - \bar{y}_k)^2} \quad (5)$$

ค่า RMSE สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (6)

$$RMSE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{m,k} - f_{m,k}(x))^2 \right)^{1/2} \quad (6)$$

อุปกรณ์และวิธีการ

1. การออกแบบสร้างชุดทดลองกระบวนการ

ทอริแฟคชันชีวมวลซังข้าวโพด

ชุดทดลองกระบวนการทอริแฟคชันชีวมวลชนิดซังข้าวโพดประกอบด้วยส่วนที่ 1 การสร้างเตาเผาแบบท่อแนวนอนพร้อมระบบควบคุมการทำงาน ขนาดเตาเผาภายนอกกว้าง 30 มม. ยาว 600 มม. และสูง 300 มม. ท่อ Quartz tube ขนาด 55x1,200 มม. ระบบไฟฟ้าที่ใช้กับเตาเผาชีวมวล 220 โวลต์ 1 เฟส 50 เฮิร์ตซ์ ระบบการให้ความร้อนโดยขดลวดความร้อนแบบสปริง ขนาด 2,600 วัตต์ ความต้านทาน 15 โอห์ม ฝังในร่องและติดตั้งในห้องเผา ส่วนฉนวนความร้อนเป็น Fiber board วัสดุทนอุณหภูมิการทำงานด้วยเทอร์โมคัปเปิล type K เตาเผาแบบท่อแนวนอนให้ความร้อนสูงสุด 1,100 °C แสดงใน Figure 1 ส่วนที่ 2 ชุดอุปกรณ์ใส่ตัวถังชีวมวลซังข้าวโพดทำด้วยสแตนเลส (Stainless steel) มีความยาวกระบอกร 80 มม. มีช่องด้านหัวและท้ายสำหรับใส่ชีวมวลชนิดซังข้าวโพด มีเส้นผ่านศูนย์กลางขนาด 20 มม. แสดงใน Figure 2 ส่วนที่ 3 เครื่องควบคุมมีความยาว 800 มม. เส้นผ่านศูนย์กลาง 100 มม. เปลือกของท่อมีความยาว 850 มม. เส้นผ่านศูนย์กลาง 120 มม. และเป้าของเปลือกท่อมีความหนา 0.5 นิ้ว และมีความยาว 150 มม. แสดงใน Figure 3



Figure 1 Horizontal tubular furnace used for research



Figure 2 A 50 mm corn cob biomass loading kit developed for research

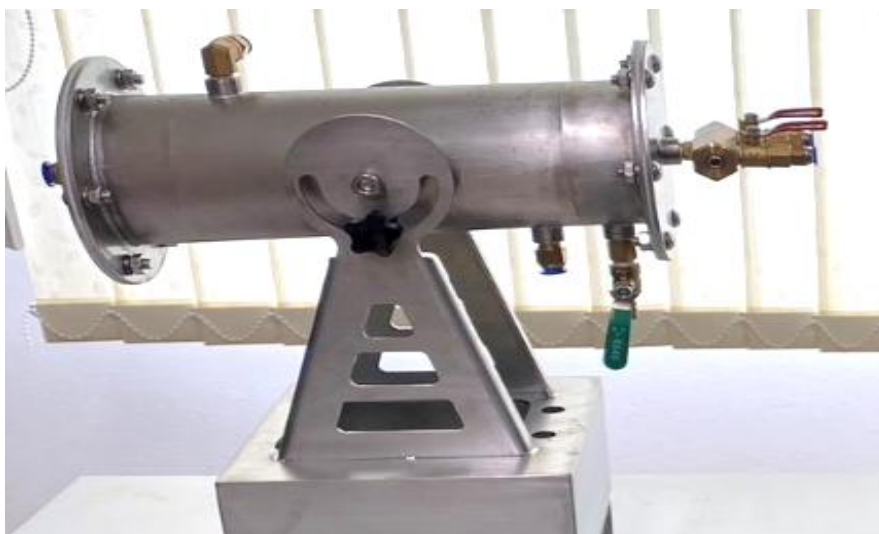


Figure 3 The condensing system for research

2. การเตรียมวัสดุ

วัสดุชีวมวลที่ใช้ในการวิจัยนี้คือชีวมวลซังข้าวโพดที่ได้จากการเกษตร Figure 4 (a) แสดงวัตถุดิบของซังข้าวโพดที่ใช้ในการวิจัย วัสดุถูกทำให้แห้งภายใต้แสงแดดเป็นเวลา 2 วัน ดังแสดงใน Figure 4 (b) บดเป็นอนุภาคละเอียดและกรองผ่าน 3 ขนาดคือ (a) 20 (b) 60 และ (c) 100 mesh ดัง

แสดงใน Figure 5 ผงทั้งสามขนาดถูกใส่ลงในกล่องแก้วใสเพื่อการวิเคราะห์เพิ่มเติมภายใต้กระบวนการทอรรีแฟกชัน อย่างไรก็ตามมีการกำหนดองค์ประกอบใกล้เคียงของตัวอย่าง ซึ่งได้แก่ สารระเหย ความชื้น คาร์บอนคงตัว และเถ้า ตัวอย่างที่ใช้มีซังข้าวโพดก่อนและหลังจากกระบวนการทอรรีแฟกชัน



(a) Raw materials



(b) After being sifted from a sieve and dried

Figure 4 Corncobs (a) raw material and (b) after being screened and dried

(a) 20 mesh



(b) 60 mesh



(c) 100 mesh

Figure 5 Size of corncobs biomass screened from different sizes of screens.

3. การออกแบบการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้โปรแกรม Design Expert v13.0

ในกระบวนการทอรรีแฟกชัน ตัวแปรอิสระสำหรับการทดลองประกอบด้วยขนาดอนุภาคชีวมวล (ตาข่าย) อัตราการไหลของก๊าซไนโตรเจน (มล./นาทีก) อุณหภูมิ ($^{\circ}\text{C}$) และเวลา (นาทีก) ตัวแปรตามคือค่าความร้อนสูงสุด (HHV) ของชีวมวลในหน่วย เมกะจูลต่อกิโลกรัม

ในงานวิจัยนี้ ใช้วิธีการออกแบบด้วยวิธี Box-Behnken Design (BBD) ซึ่งเป็นการออกแบบการทดลองเชิงประสิทธิภาพสูง (Response Surface Methodology, RSM) ที่ใช้เพื่อศึกษาผลของหลายตัว

แปรอิสระต่อผลลัพธ์ (Response) สามารถทำนายผลลัพธ์ในช่วงค่าต่าง ๆ ของตัวแปร เพื่อลดจำนวนการทดลองที่ต้องทำเมื่อเทียบกับการทดลองเต็มรูปแบบ (Box & Behnken, 1960) โดยใช้โปรแกรม Design Expert v13.0 เพื่อการวิเคราะห์ทางสถิติและการทำนายผลการทดลองได้ การศึกษามุ่งเน้นไปที่อิทธิพลของ 3 ระดับ (ค่าต่ำสุด ค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด) ของตัวแปร 4 ตัว (X_1, X_2, X_3, X_4) โดยที่ X_1 คือขนาดอนุภาคชีวมวล (ตาข่าย) X_2 คืออัตราการไหลของก๊าซไนโตรเจน (มล./นาทีก) X_3 คืออุณหภูมิ ($^{\circ}\text{C}$) และ X_4 คือเวลา (นาทีก) ตามลำดับ ดังแสดงใน Table 1 ภายใต้งี๊อนไขที่ระบุใน Table 2

Table 1 BBD experimental design

Run No.	Particle size (mesh)	Flow N ₂ (ml/min)	Temperature (°C)	Time (min)	HHV (MJ/kg)
1	60	20	340	60	14.35042666
2	60	20	280	30	15.97013461
3	20	25	280	30	18.12382118
4	60	20	280	90	15.38902471
5	100	25	280	90	15.76743001
6	60	30	340	60	15.19193131
7	100	25	280	30	16.03967842
8	20	25	220	60	15.10583446
9	60	30	280	90	16.49257240
10	100	25	220	60	14.23416961
11	100	25	340	60	14.44336216
12	60	25	220	30	14.39608780
13	20	30	280	60	19.39454913
14	60	25	340	90	14.90905669
15	60	25	220	90	14.50000021
16	60	25	280	60	16.75856210
17	60	25	280	60	16.62816480
18	60	30	280	30	16.94444935
19	100	30	280	60	16.33745779
20	100	20	280	60	14.16964081
21	20	25	280	90	17.05621744
22	60	25	280	60	16.33896580
23	60	25	280	60	16.43865570
24	60	25	280	60	16.73246570
25	60	20	220	60	14.12825821
26	20	20	280	60	16.61430037
27	20	25	340	60	15.70795129
28	60	30	220	60	14.71452340
29	60	25	340	30	14.84287960

Table 2 Conditions of CornCob Biomass Torrifaction Process

Parameter	Symbl	Unit	Min.	Mean	Max.
Particle size	X ₁	mesh	20	60	100
N ₂ flow rate	X ₂	ml/min	20	25	30
Temperature	X ₃	°C	220	280	340
Time	X ₄	min	30	60	90

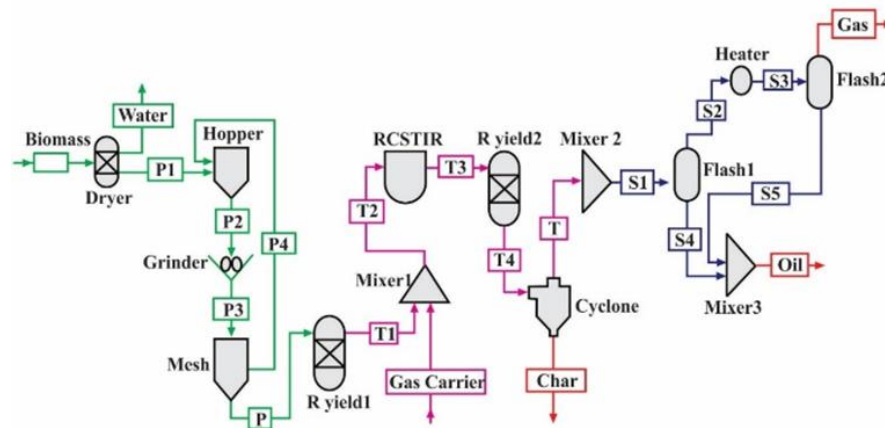


Figure 6 Torrifaction process model

ศึกษาแบบจำลองกระบวนการทอรรีแฟกชันชีวมวลชนิดซังข้าวโพดโดยใช้โปรแกรม ASPEN Plus v.12.1 [9] ดังแสดงใน Figure 6

แบบจำลองกระบวนการทอรรีแฟกชันที่แสดงใน Figure 6 ประกอบด้วยหน่วยปฏิบัติการหลัก 7 ส่วน ได้แก่ 1) เครื่องบดชีวมวล 2) เครื่องแยกขนาดชีวมวล 3) หน่วยสลายตัวของชีวมวล (Ryield) 4) เครื่องปฏิกรณ์ แบบกวนผสมต่อเนื่อง (RCSTR) 5) ผลิตภัณฑ์หลักของแข็ง (CHAR) 6) น้ำมันชีวภาพ และ 7) ก๊าซ โดยมีการกำหนดตัวแปรสำคัญเพื่อใช้ในการติดตามและควบคุมสภาวะกระบวนการ ได้แก่ ตัวแปรความดัน (P1–P4) ตัวแปรอุณหภูมิ (T1–T4) และกระแสสาร (S1–S5) โดยที่กระแสสารในระบบ (S1–S5) แสดงถึงการไหลของวัตถุดิบและผลิตภัณฑ์ในแต่ละขั้นตอนของกระบวนการ ตัวแปรความดัน (P1–P4) ใช้สำหรับควบคุมและติดตามความดันในแต่ละจุดของกระบวนการ และตัวแปรอุณหภูมิ (T1–T4) ใช้สำหรับตรวจวัดและควบคุมสมดุลพลังงานในระบบ โดยมีพารามิเตอร์ที่จะศึกษามีดังนี้ ขนาดของชีวมวล อัตราการไหลของ N_2 อุณหภูมิและเวลา แบบจำลองการออกแบบได้รับการประเมินโดยการคำนวณค่าความร้อนสูงสุด (HHV) ในทุกสภาวะของกระบวนการทอรรีแฟกชัน ดังแสดงใน Table 2 และผลลัพธ์จะแสดงในคอลัมน์สุดท้ายของ Table 2

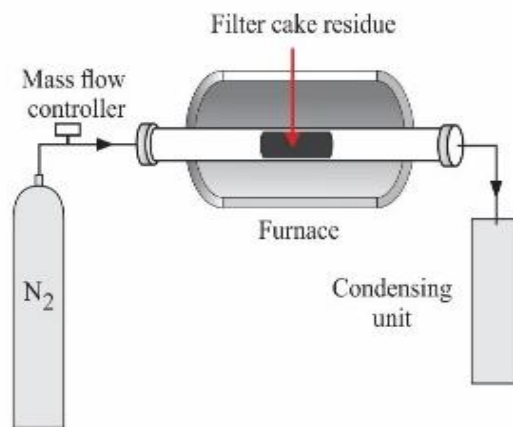
จาก Table 2 จะเห็นได้ว่าค่า HHV สูงสุดที่ 17.5004 เมกะจูลต่อกิโลกรัม ได้มาจากการทดสอบหมายเลข 13 โดยที่ขนาดอนุภาค, อัตราการไหลของ N_2 , อุณหภูมิและเวลา คือ 20 เมช, 30 มล./นาที, 280 °C และ 60 นาที ตามลำดับ จากนั้นจึงเปรียบเทียบ HHV ที่ได้รับจากแบบจำลองการออกแบบกับกระบวนการทดลองการทอรรีแฟกชันตามที่อธิบายไว้ในส่วนถัดไป

4. กระบวนการทอรรีแฟกชัน

Figure 7 แสดงแผนผังของการทดลองกระบวนการทอรรีแฟกชันชีวมวลซังข้าวโพด ประกอบด้วยเครื่องเตาเผาแบบท่อแนวนอน อุปกรณ์สำหรับใส่วัตถุดิบชีวมวลซังข้าวโพดทำจากสแตนเลสทรงกระบอกที่มีความยาว 80 มม. มีเส้นผ่านศูนย์กลางขนาด 20.5 มม. วางในเตาเผาท่อแนวนอน ยาวรวม 350 มม. มีเส้นผ่านศูนย์กลางภายนอก 58 มม. และมีเส้นผ่านศูนย์กลางภายใน 55 มม. วัตถุดิบของตัวอย่างโดยใช้เทอร์โมคัปเปิล Type k ที่ป้อนผ่านหน้าแปลนด้านบนของเครื่องเตาเผา อุณหภูมิถูกควบคุมโดยตัวควบคุมอุณหภูมิของเตาเผา



(a)



(b)

Figure 7 Representation of (a) photograph and (b) schematic diagram of the experimental setup of the torrifaction process

ตัวอย่างชีวมวลซังข้าวโพดประมาณ 20 กรัม มีการกระจายอย่างสม่ำเสมอภายในกระบอกลูกที่ใส่ ตัวอย่างชีวมวล และนำกระบอกลูกใส่ในท่อ Quartz tube ขนาด 55X1,200 มม. ในโซนตรงกลางที่ให้ความร้อนสม่ำเสมอของเตาเผาแบบท่อแนวนอนและปิดฝา Seal ล็อกปลายท่อทั้งสองข้าง ก๊าซไนโตรเจนถูกปล่อยเข้าไปภายในเตาเผาซึ่งควบคุมโดยตัวควบคุมการไหลของมวล อัตราการไหลของก๊าซไนโตรเจนถูกคงไว้เป็นเวลา 30 นาที เพื่อไล่อากาศออกจากห้องเตาเผาเพื่อให้แน่ใจว่ามีสถานะเฉื่อย ตัวอย่างชีวมวลซังข้าวโพดได้รับความร้อนจากอุณหภูมิห้องถึงอุณหภูมิที่ต้องการด้วยอัตราการป้อนไนโตรเจน 10 องศาต่อวินาที¹ ภายใต้บรรยากาศ ก๊าซที่ออกจากเตาเผาผ่านกระบวนการเทอร์ริแฟกชันถูกทำให้เย็นลงโดยหน่วยควบแน่น โดยใช้เครื่องควบแน่นวัตถุชีวมวลมีสายยางสองทางต่อเข้ากับในอ่างน้ำเพื่อใช้น้ำเป็นตัวระบายความร้อน ผลการเปรียบเทียบ HHV ที่ได้รับจากแบบจำลองการออกแบบดังแสดงใน Table 2 กับที่ได้จากกระบวนการเทอร์ริแฟกชันจากการทดลอง โดยทดลองรวม 29 เงื่อนไข แต่นำมาแสดงผลการทดสอบที่ 4 เงื่อนไขพบว่าหมายเลข 13 (HHV สูงสุดที่ 19.3945 เมกะจูลต่อกิโลกรัม) หมายเลข 25 (HHV ต่ำสุดที่ 14.1282 เมกะจูลต่อกิโลกรัม) ส่วนหมายเลขที่ 3 และ 20 ให้ค่า HHV เท่ากับ 18.1238 เมกะจูลต่อกิโลกรัม และ 14.1696 เมกะจูลต่อกิโลกรัม ตามลำดับ

5. การวัดค่าความร้อนสูงสุด (HHV)

ค่าความร้อนระบุปริมาณพลังงานที่ปล่อยออกมาระหว่างการเผาไหม้เชื้อเพลิง (ชีวมวล) ต่อหน่วยน้ำหนักในรูปของความร้อน ค่าความร้อนของเชื้อเพลิงแต่ละประเภทจะแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับลักษณะและส่วนประกอบของชีวมวล ซึ่งรวมถึงความร้อนแฝงของการกลายเป็นไอของน้ำ โดยทั่วไปค่าความร้อนที่สูงขึ้นจากชีวมวลจะถูกวิเคราะห์โดยใช้ Bomb calorimeter ซึ่งวัดพลังงานความร้อนจากการเผาไหม้ตัวอย่างในแคลอริมิเตอร์ ทำงานบนหลักการที่ว่าพลังงานที่สะสมอยู่ในพันธะเคมีของสารจะถูกปล่อยออกมาเมื่อสารถูกเผาไหม้หรือที่เรียกว่าความร้อนจากการเผาไหม้ใน Bomb calorimeter การเผาไหม้ของชีวมวลทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ จากนั้นค่าความร้อนที่สูงขึ้นจะถูกกำหนดเป็นความร้อนที่ปล่อยออกมาระหว่างการเผาไหม้ตั้งแต่อุณหภูมิเริ่มต้นถึงอุณหภูมิสุดท้ายตามที่อธิบายไว้ในสมการ

$$HHV = \frac{W\Delta T}{m} \quad (7)$$

โดยที่ ΔT คืออุณหภูมิที่เพิ่มขึ้น ($^{\circ}\text{C}$), W คือพลังงานเทียบเท่า (EE) ของเครื่องวัดความร้อนของระบบ ($\text{cal}/^{\circ}\text{C}$) และ m คือมวลของตัวอย่าง (g) งานวิจัยนี้ Bomb calorimeter ที่ผลิตโดยบริษัท IKA designed for Scientists Model Calorimeter C1) ประกอบด้วยเครื่อง Calorimeter, combustion chamber และ เครื่อง

จ่ายน้ำหล่อเย็น RC2 basic ถูกนำมาใช้ในการวัดค่าความร้อนสูงของการเผาไหม้ของชีวมวลชนิดซังข้าวโพด

6. การเรียนรู้เครื่องจักรของกระบวนการทอรรีแฟคชัน

การเรียนรู้เครื่องจักรของกระบวนการทอรรีแฟคชัน โดยการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้จำนวน 279 ชุดข้อมูล ประกอบด้วยข้อมูลขาเข้า และข้อมูลขาออก เพื่อนำไปทำนายคุณสมบัติต่าง ๆ และผลผลิตโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก ได้รับการพัฒนาผ่านภาษาไพทอน โดยใช้ไลบรารี Scikit-learn (Pedregosa *et al.*, 2011) ทั้งนี้สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือข้อมูลที่นำไปเรียนรู้ (Train) และข้อมูลที่นำไป

ทดสอบ (Test) สำหรับข้อมูลที่นำไปเรียนรู้ทั้งนี้การทดสอบประสิทธิภาพในการทำนายพิจารณาจากค่า R^2 โดยอัลกอริทึมที่นำมาเรียนรู้ประกอบด้วย 2 เทคนิค คือวิธี XGB regressor (XGB) และวิธี Random forest regressor (RF) ตามลำดับ

ผลและวิจารณ์

แสดงผลการวิเคราะห์โดยวิธีประมาณ การทดลองกระบวนการทอรรีแฟคชัน การหาจุดที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการทอรรีแฟคชันของชีวมวลชนิดไม้ไผ่ ผลการทดสอบค่าความร้อนสูงสุด และผลการทดสอบประสิทธิภาพระหว่างค่าทำนาย และค่าจริง ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

Table 3 Approximation Analysis (wt %, d.b.)

Proximate composition	Before torrefaction (%)	After torrefaction (%)
Volatile matter	78.12	56.23
Moisture	9.45	5.62
Fixed carbon	11.48	38.77
Ash	3.46	1.75

Table 3 แสดงการวิเคราะห์โดยวิธีแบบประมาณของชีวมวลซังข้าวโพดก่อนและหลังกระบวนการทอรรีแฟคชัน (ตามมาตรฐาน ASTM D3173) (Zaman & Ghosh, 2021) พบว่าการทำงานหมายเลข 13 (ขนาดอนุภาค, อัตราการไหลของ N_2 , อุณหภูมิและเวลา คือ 20 เมช, 30 มม./นาที, 280 °C และ 60 นาที ตามลำดับ) จะเห็นได้ว่าชีวมวลซังข้าวโพด มีปริมาณสารระเหยสูงมาก มีความชื้นสูงและปริมาณเถ้าสูง ส่งผลให้ค่าความร้อนต่ำ นอกจากนี้ ชีวมวลซังข้าวโพดยังมีคาร์บอนต่ำ ซึ่งส่งผลให้ค่าความร้อนต่ำด้วย สำหรับชีวมวล ซังข้าวโพดที่ถูกทอรรี

แฟคชันทำให้สารระเหยลดลงจาก 78.12% เป็น 56.23% ปริมาณเถ้าลดลงจาก 3.46% เป็น 1.75% ในขณะที่ปริมาณคาร์บอนคงตัวเพิ่มขึ้นจาก 11.48% เป็น 38.77% ส่งผลให้ค่าความร้อนเพิ่มขึ้น เนื่องจากการสลายตัวของเอมิเซลลูโลสในกระบวนการทอรรีแฟคชันเป็นจุดเริ่มของการลดปริมาณสารระเหย และเพิ่มคาร์บอนคงตัว ซึ่งลดองค์ประกอบที่ให้พลังงานต่ำ และเพิ่มองค์ประกอบที่ให้พลังงานสูง ส่งผลโดยตรงต่อการเพิ่มของค่าความร้อนของชีวมวลที่ผ่านกระบวนการ

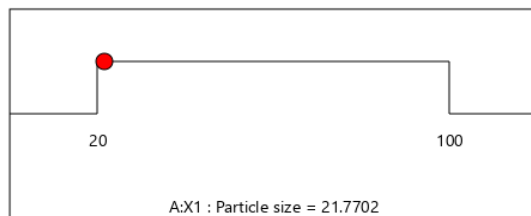
Table 4 Torrifaction Process Experiment 4 Conditions

Run No.	Particle size (mesh)	N_2 flow rate (ml/min)	Temperature (°C)	Time (min)	HHV (MJ/kg) Simulation	HHV (MJ/kg) Experiment	Error (%)
13	20	30	280	60	19.3945	19.6235	1.17
3	20	25	280	30	18.1238	18.5123	2.10
20	100	20	280	60	14.1696	14.7832	3.93
25	60	20	220	60	14.1282	14.4561	2.27

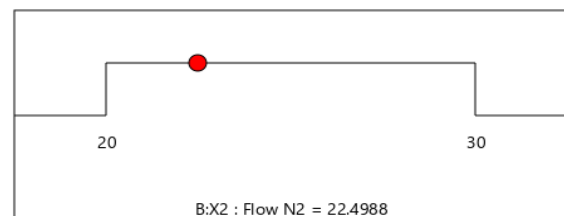
ทดลองกระบวนการทอรรีแฟกชันกับตัวอย่างชีวมวลจำนวน 4 ตัวอย่าง เฉพาะค่าสูงสุด 2 ลำดับแรก คือหมายเลขรัน 13 และ 3 และค่าต่ำสุด 2 ลำดับสุดท้าย คือหมายเลข 20 และ 25 ตามที่อธิบายไว้ในส่วนสรุปผลซึ่ง ผลลัพธ์ของค่าความจุความร้อนของกลุ่มตัวอย่างเหล่านั้นแสดงไว้ใน Table 4 ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบค่าความจุความร้อนจากการทดสอบการจำลองกระบวนการทอรรีแฟกชันและผลลัพธ์จากการทดลองด้วยเครื่อง Bomb calorimeter Calorimeter C1 (IKA) ค่าความร้อนสูงขึ้นหลังการทอรรีแฟกชัน เพราะปริมาณสารระเหยลดลง ปริมาณคาร์บอนคงตัวเพิ่มขึ้น ความชื้นลดลงช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเผาไหม้ทำให้ค่าความร้อนที่สูงขึ้นและประสิทธิภาพ

เชื้อเพลิงดีขึ้น พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 2.37%

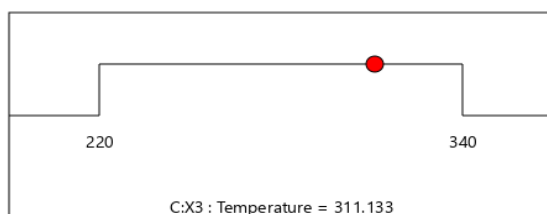
การหาจุดที่เหมาะสมในงานวิจัยนี้สำหรับกระบวนการทอรรีแฟกชันของชีวมวลชนิดซังข้าวโพด โดยใช้โปรแกรม Design Expert v13.0 สามารถสรุปได้ดัง Figure 8 สภาวะที่เหมาะสมที่สุดสำหรับกระบวนการทอรรีแฟกชันของชีวมวลซังข้าวโพด (a) Particle size (X_1) เท่ากับ 21.7702 เมช (b) N_2 flow rate (X_2) เท่ากับ 22.4988 มม. ต่อ นาที (c) Temperature (X_3) เท่ากับ 311.13 °C (d) เวลา (X_4) เท่ากับ 42.5762 นาที และทำให้ได้ค่าความร้อนสูงสุดคือ 18.4853 เมกะจูลต่อกิโลกรัม



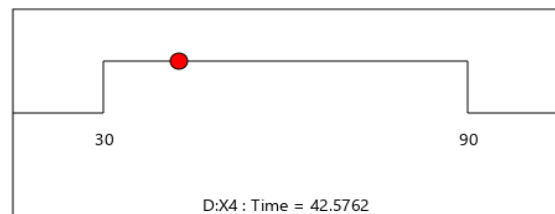
(a) Particle size (X_1)



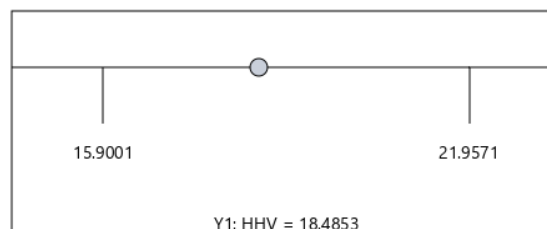
(b) N_2 flow rate (X_2)



(c) Temperature (X_3)



(d) Time (X_4)



(e) Maximum heating value

Desirability = 1.000
Solution 1 out of 100

Figure 8 Optimal conditions for torrefaction process of corncob biomass

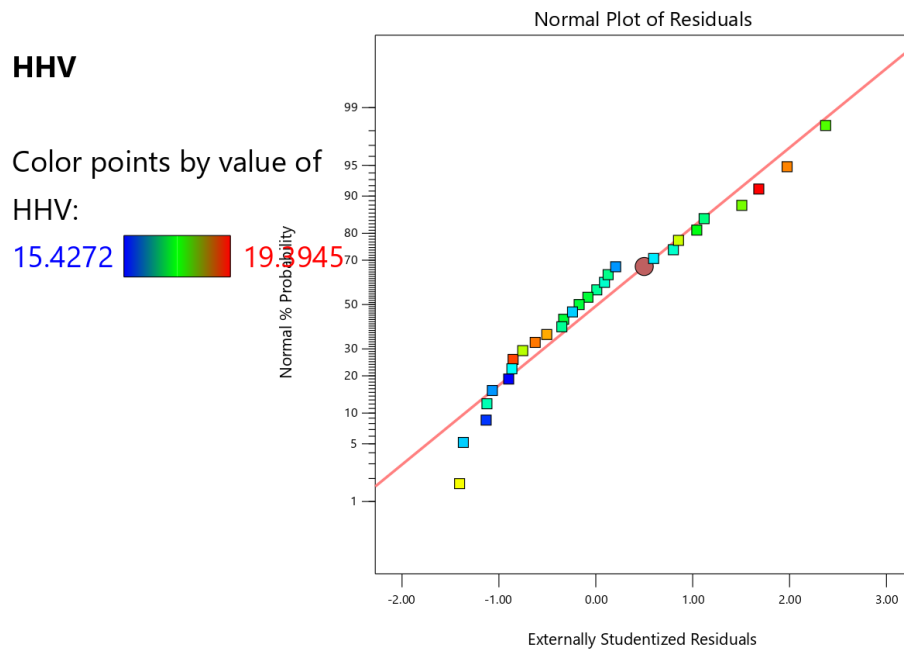


Figure 9 Relationship between predicted and actual values of maximum heating value for corn cob biomass

ผลการทดสอบค่าความร้อนสูงสุดโดยการพล็อตค่าที่คาดการณ์เทียบกับค่าจริงสำหรับกระบวนการทอรีแฟคชันของชีวมวลชังข้าวโพด ดังแสดงใน Figure 9

จาก Figure 9 เพื่อแสดงความแม่นยำของแบบจำลองการคาดการณ์ค่าความร้อนสูงสุดของ

ชีวมวลชังข้าวโพด โดยการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากแบบจำลองกับค่าที่วัดได้จริง แกน X ค่าความร้อนสูงสุดที่วัดได้จริง (HHV) หน่วย: MJ/kg ส่วนแกน Y ค่าความร้อนสูงสุดที่คาดการณ์ได้จากโมเดล (Predicted HHV), หน่วย: เมกะจูลต่อกิโลกรัม

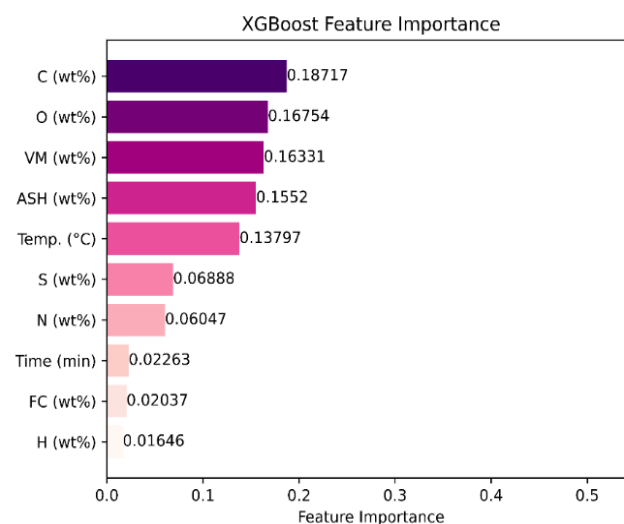


Figure 10 Important features of input variables by XGB method

ผลการทดสอบข้อเด่นชัดของทั้ง 2 วิธี คือวิธี XGboost และวิธี Random forest แสดงใน Figure 10-11 ตามลำดับ

Figure 10 แสดงการสร้างแบบจำลองด้วยวิธี XGBoost (Extreme Gradient Boosting) เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงสุด (Higher Heating Value: HHV)

ของชีวมวล พบว่าโมเดลสามารถระบุความสำคัญของตัวแปรอิสระที่มีผลต่อผล ลัพธ์ได้อย่างชัดเจน ดังแสดงในกราฟ *Feature Importance* จากผลการวิเคราะห์ พบว่าตัวแปรคาร์บอน (C) มีความสำคัญสูงสุดต่อการทำนายค่าความร้อนสูงสุด โดยมีค่าน้ำหนักความสำคัญ 0.18717 รองลงมาคือ ออกซิเจน (O) และ สารระเหย (VM) ซึ่งมีค่าน้ำหนัก 0.16754 และ 0.16331 ตามลำดับ แสดงให้เห็นว่าองค์ประกอบ

ทางเคมีของชีวมวลมีผลอย่างมากต่อค่าพลังงานที่ได้ ส่วนตัวแปรเถ้า (ASH) และ อุณหภูมิของกระบวนการ (Temp) มีอิทธิพลในระดับรองลงมา ขณะที่ตัวแปรอื่น เช่น H และเวลา (Time) มีอิทธิพลน้อยต่อผลลัพธ์ของโมเดล สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง XGBoost มีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกและทำนายปัจจัยที่มีผลต่อค่าความร้อนสูงสุดของชีวมวล

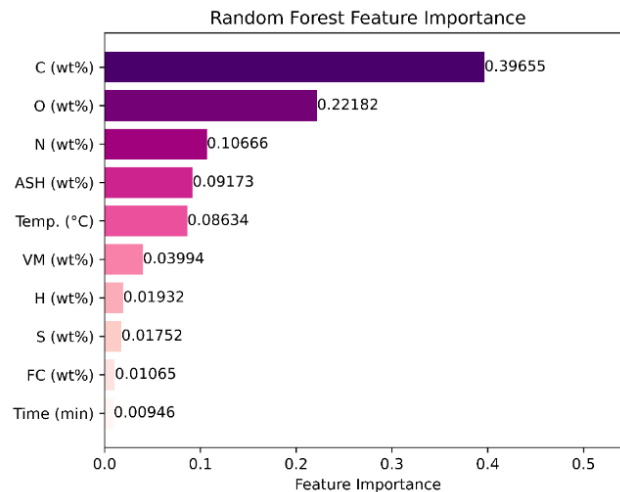


Figure 11 Important features of input variables by RF method

Figure 11 แสดงผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง Random Forest พบว่า ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงสุด (Higher Heating Value: HHV) ของชีวมวลมากที่สุด คือ คาร์บอน (C) และ ออกซิเจน (O) โดยมีค่าความสำคัญ 0.39655 และ 0.22182 ตามลำดับ รองลงมาคือ ไนโตรเจน (N) ปริมาณเถ้า (Ash) และ อุณหภูมิการทอรรีแฟคชัน (Temp) ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าองค์ประกอบทางเคมีของชีวมวลมีผลโดยตรงต่อคุณภาพเชื้อเพลิง ส่วนตัวแปรอื่น เช่น ค่าความผันแปร (VM) ไฮโดรเจน (H) ซัลเฟอร์ (S) คาร์บอนคงตัว (FC) และ เวลา (Time) มีอิทธิพลน้อยกว่า ผลลัพธ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลอง Random Forest ในการระบุปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อค่าความร้อนของชีวมวลได้อย่างชัดเจนและมีความแม่นยำสูง

จากผลแนวโน้มการทดสอบข้อเด่นชัดของข้อมูลนำเข้า (Feature important) วิธี XGboost พบว่า

ปริมาณคาร์บอนมีข้อเด่นชัดในการทำนายค่าความร้อนสูงสุดมากที่สุดและไฮโดรเจนมีข้อเด่นชัดน้อยที่สุดและวิธี RF พบว่าปริมาณคาร์บอนมีข้อเด่นชัดในการทำนายค่าความร้อนสูงสุดมากที่สุดและเวลามีข้อเด่นชัดน้อยที่สุดพบว่าทั้ง 2 วิธีส่วนใหญ่ให้ข้อสรุปที่สอดคล้องกันคือ ปริมาณคาร์บอน (C) มีข้อเด่นชัดในการทำนายค่าความร้อนสูงสุดมากที่สุด ไฮโดรเจนและเวลาในการทำปฏิกิริยาทอรรีแฟคชันมีข้อเด่นชัดน้อยที่สุด ผลการทดสอบประสิทธิภาพระหว่างค่าทำนายและค่าจริงของทั้ง 2 วิธี คือวิธี XGBoost (XGB) (Chen *et al.*, 2009) พบว่าค่า R^2 สำหรับข้อมูลที่นำไปเรียนรู้ (Train) เท่ากับ 97.53% และข้อมูลที่นำไปทดสอบ (Test) เท่ากับ 79.10% และวิธี Random forest regressor (RF) พบว่าค่า R^2 สำหรับข้อมูลที่นำไปเรียนรู้ (Train) เท่ากับ 89.67% และข้อมูลที่นำไปทดสอบ (Test) เท่ากับ 78.96% ตามลำดับ แสดงดัง Table 5

Table 5 The coefficient of determination (R^2) for the training and testing phases.

ML algorithm	R^2 value	
	Train	Test
XGB	97.53%	79.10%
RF	89.67%	78.96%

จาก Table 5 พบว่าในการเรียนรู้ของชุดข้อมูลทั้งหมด วิธีการ XGB มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้และมีความแม่นยำในการทำนายค่าความร้อนสูงสุดได้ดีที่สุดมากถึง 97.53% แต่เมื่อนำไปทดสอบพบว่าความฉลาดในการทำนายของวิธี XGBoost คือ 79.10% ยังน้อยกว่าวิธี Random forest regressor คือ 89.67% ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าวิธีการที่สามารถนำไปพัฒนาเป็นเครื่องมือในการทำนายค่าความร้อนสูงสุดได้คือวิธีการคือ XGBoost

สรุปผล

การศึกษานี้เป็นการจำลองและวิเคราะห์กระบวนการทอรีแฟคชันของชีวมวลซึ่งข้าวโพด โดยใช้โปรแกรม Aspen Plus V.12 ในการสร้างแบบจำลองกระบวนการ และออกแบบการทดลองด้วยโปรแกรม Design Expert V.13.0 เพื่อศึกษาผลของตัวแปรสำคัญ 4 ตัว ได้แก่ ขนาดอนุภาคของชีวมวล (20, 60, 100 เมช), อัตราการไหลของแก๊สไนโตรเจน (10–30 มล./นาที่) อุณหภูมิ (240–320 °C) และเวลา (20–60 นาที) ต่อค่าความร้อนสูงสุด (HHV) ของชีวมวลที่ผ่านกระบวนการทอรีแฟคชัน

ผลการวิเคราะห์สมบัติพื้นฐานของซึ่งข้าวโพดก่อนและหลังการทอรีแฟคชัน พบว่าปริมาณสารระเหย ความชื้น และเถ้าลดลง ขณะที่ปริมาณคาร์บอนคงตัวเพิ่มขึ้น ส่งผลให้ค่าความร้อนของชีวมวลเพิ่มสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ โดยค่าความร้อนสูงสุดจากแบบจำลองที่ได้คือ 19.3945 MJ/kg ภายได้เงื่อนไขที่เหมาะสม ได้แก่ ขนาดอนุภาค 20 เมช, อัตราการไหลของแก๊สไนโตรเจน 25 มล./นาที่,

อุณหภูมิ 280 °C และเวลา 30 นาที เมื่อเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการจำลองกับผลการทดลองจริงโดยใช้เครื่อง Bomb Calorimeter พบว่าค่าความร้อนที่วัดได้เท่ากับ 19.6935 เมกะจูลต่อกิโลกรัม มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเพียง 2.363 % แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายค่าความร้อนได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) ของกระบวนการทอรีแฟคชันด้วยการวิเคราะห์แบบสถิติพบว่า อุณหภูมิที่เหมาะสมคือ 311.13 °C, เวลา 42.58 นาที, อัตราการไหลของแก๊สไนโตรเจน 22.50 มล./นาที่ และขนาดของชีวมวล 21.77 เมช ซึ่งให้ค่าความร้อนสูงสุดเท่ากับ 18.4853 เมกะจูลต่อกิโลกรัม

ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่า กระบวนการทอรีแฟคชันสามารถยกระดับคุณภาพของชีวมวลซึ่งข้าวโพดให้เป็นเชื้อเพลิงที่มีสมบัติใกล้เคียงกับถ่านหินได้ อีกทั้งยังสามารถนำข้อมูลที่ได้ไปพัฒนาแบบจำลองเชิงทำนายโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เช่น Support Vector Machine (SVM) และ Kernel Ridge Regression (KRR) เพื่อใช้ในการคาดการณ์ค่าความร้อนสูงสุดในกระบวนการทอรีแฟคชันในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำขอบคุณ

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน ภายใต้ทุนสนับสนุนโครงการวิจัย วิทยาเขตกำแพงแสน ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2566 รหัสโครงการ KPS-RDI 2023-004

เอกสารอ้างอิง

- ปนัดดา อินทร์ดำ, โชคชัย เหมือนมาศ, และสุกฤทธิรา รัตน์วิไล. (2562). การคัดเลือกปัจจัยที่ส่งผลต่อกระบวนการทอรีรีแฟคชันของทะลายปาล์มโดยใช้การออกแบบการทดลองด้วย. *วารสารวิจัยมหาวิทยาลัยขอนแก่น (ฉบับบัณฑิตศึกษา)*, 19(4), 86–99.
- ธนศิษฐ์ วงศ์อำนาจ. (2562, 26 ตุลาคม). การผลิตถ่านชีวภาพหรือไบโอชาร์และการใช้ไบโอชาร์. มหาวิทยาลัยแม่โจ้. <https://erp.mju.ac.th/articleDetail.aspx?qid=1072>.
- Box, G. E. P., & Behnken, D. W. (1960). Some new three level designs for the study of quantitative variables. *Technometrics*, 2(4), 455–475. <https://doi.org/10.1080/00401706.1960.10489912>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Chen, Z., Pears, N., Freeman, M., & Austin, J. (2009). Road vehicle classification using support vector machines. *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, 2009, 214–218. <https://doi.org/10.1109/ICI-CISYS.2009.5357707>
- Kartal, F., & Ozveren, U. (2020). A deep learning approach for prediction of syngas lower heating value from CFB gasifier in Aspen Plus. *Energy*, 209, 118457. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118457>
- Katongtung, T., Onsree, T., & Tippayawong, N. (2022). Machine learning prediction of biocrude yields and higher heating values from hydrothermal liquefaction of wet biomass and wastes. *Bioresource Technology*, 344, 126278. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2021.126278>
- Tuychiev, B. (2023, 23 February). *Using XGBoost in Python Tutorial*. <https://www.datacamp.com/community/tutorials/xgboost-in-python>
- Nhuchhen, D. R., Basu, P., & Acharya, B. (2014). A comprehensive review on biomass torrefaction. *International Journal of Renewable Energy & Biofuels*, 2014(2014), 1–56. <https://doi.org/10.5171/2014.506376>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.
- Zaman, S. A., & Ghosh, S. (2021). A generic input-output approach in developing and optimizing an Aspen Plus steam-gasification model for biomass. *Bioresource Technology*, 337, 125412. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2021.125412>