

Received: Aug 28, 2025

Revised: Jun 16, 2026

Accepted: Jun 22, 2026

การทำนายพฤติกรรมการอบแห้งกระชายขาวภายใต้สภาวะสุญญากาศด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

PREDICTION OF VACUUM DRYING KINETICS OF FINGERROOT USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODELS

ภาณุศักดิ์ มุลศรี¹, สัญชัย รำเพยพัฑ¹, อภิเดช บุญเจือ¹, อำพล พิชัยเชิด², วิชชุพงษ์ วิบูลเจริญ³,
ศรันย์ คัมภีร์ภัก³, ไมตรี ธรรมมา³, วริศราภรณ์ จรโคกกรวด^{1*}

¹สาขาวิศวกรรมพลังงานและการปรับอากาศ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน

²สาขาเทคโนโลยีเครื่องกล คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ

³สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน

Phanusak Munsri¹, Sanchai Ramphueiphad¹, Apidach Boonjue¹, Aumpol Pichaicherd²,
Witchupong Wiboonjaroen³, Saran Kampeephath³, Maitree Thamma³,
Warisaporn Jornkokkrud^{1*}

¹Energy and Air Conditioning Engineering, Faculty of Engineering and Technology is the Engineering
Rajamangala University of Technology Isan

²Mechanical Technology, Faculty of Industrial Education, Rajamangala University of Technology Krungthep

³Electronics Engineering, Faculty of Engineering and Technology is the Engineering Rajamangala University
of Technology Isan

Corresponding author: Warisaporn.jo@rmu.ac.th

บทคัดย่อ

การอบแห้งเป็นกระบวนการหลังการเก็บเกี่ยวที่มีความสำคัญต่อคุณภาพ ความปลอดภัย และอายุการเก็บรักษาของสมุนไพรและพืชสมุนไพร งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) เพื่อทำนายพฤติกรรมการอบแห้งของกระชายขาว (*Boesenbergia rotunda*) ภายใต้สภาวะสุญญากาศ โดยได้ทำการทดลองอบแห้งที่ความดันสัมบูรณ์ 3 ระดับ (5, 10 และ 15 kPa) และความหนาตัวอย่าง 3 ระดับ (3, 5 และ 7 mm) โดยพิจารณาตัวแปรสำคัญ ได้แก่ ความชื้น (Moisture Content; MC) อัตราส่วนความชื้น (Moisture Ratio; MR) และอัตราการแห้ง (Drying Rate; DR) ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่า การอบแห้งที่ความดันต่ำ 5 kPa ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคายน้ำ ทำให้ระยะเวลาอบแห้งสั้นที่สุด ในขณะที่ความดันที่สูงขึ้นส่งผลให้การคายน้ำช้าลง แบบจำลอง ANN ที่พัฒนาขึ้นมีโครงสร้างประกอบด้วย 2 ชั้นซ่อน (Hidden Layers) พร้อมกลไกการหยุดก่อนเวลา (Early Stopping) และการปรับอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate Reduction) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ ผลการประเมินพบว่าแบบจำลองมีความสอดคล้องกับข้อมูลการทดลองอย่างดียิ่ง โดยได้ค่า R^2 มากกว่า 0.98, ค่า RMSE ต่ำกว่า 0.03 และค่า MAPE อยู่ระหว่าง 3.8–10.9% แสดงให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือและความสามารถของ ANN ในการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งภายใต้สภาวะสุญญากาศได้อย่าง

แม่นยำ ดังนั้น การวิจัยครั้งนี้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของ ANN ในการประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและควบคุมกระบวนการอบแห้งสุญญากาศของสมุนไพร ซึ่งมีประโยชน์ต่อการออกแบบระบบการอบในระดับอุตสาหกรรม การประหยัดพลังงาน และการคงคุณภาพของสมุนไพรที่มีคุณค่าทางยา

คำสำคัญ : กระชายขาว, การอบแห้งสุญญากาศ, โครงข่ายประสาทเทียม, อัตราการแห้ง

Abstract

Drying is a crucial post-harvest process that significantly affects the quality, safety, and shelf-life of herbal materials. This study aimed to develop an Artificial Neural Network (ANN) model to predict the drying behavior of fingerroot (*Boesenbergia rotunda*) under vacuum conditions. Drying experiments were conducted at three absolute pressures (5, 10, and 15 kPa) and three sample thicknesses (3, 5, and 7 mm), with key response variables including moisture content (MC), moisture ratio (MR), and drying rate (DR). The results indicated that drying at a low pressure of 5 kPa enhanced moisture removal efficiency, resulting in the shortest drying time, whereas higher pressures slowed down the drying process. The developed ANN model consisted of two hidden layers and incorporated early stopping and learning rate reduction mechanisms to optimize training performance. Model evaluation showed excellent agreement with experimental data, with R^2 values exceeding 0.98, RMSE below 0.03, and MAPE ranging from 3.8% to 10.9%, demonstrating the reliability and predictive capability of the developed ANN model for vacuum drying behavior prediction. This study highlights the potential of ANN for improving efficiency and controlling vacuum drying processes of herbal materials, contributing to industrial-scale dryer design, energy savings, and preservation of bioactive compounds in medicinal herbs.

Keywords : Fingerroot, Vacuum Drying, Artificial Neural Network, Drying Rate

บทนำ

กระชาย (*Boesenbergia rotunda*) เป็นสมุนไพรในวงศ์ขิง (Zingiberaceae) ที่นิยมใช้ทั้งในอาหารและการแพทย์แผนโบราณในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ (Trakoontivakorn et al., 2001) เนื่องจากมีสารออกฤทธิ์ทางชีวภาพ เช่น แพนดูราทิน เอ (Panduratin A) และพินอสโตรบิน (Pinostrobin) ซึ่งมีฤทธิ์ต้านการอักเสบ ต้านอนุมูลอิสระ ต้านแบคทีเรีย ต้านมะเร็ง และสารประกอบฟีนอลิกที่ช่วยล้างพิษจากสารคาร์บอนิลชนิดว่องไว (Reactive Carbonyl Species – RCS) อีกทั้งยังมีรายงานว่าสามารถต้านไวรัส SARS-CoV-2 ได้ (Techapichetvanich et al., 2024; Phahom & Mano, 2023; Shindo, Kato, Kinoshita, Kobayashi, & Koike, 2006) ดังนั้น การรักษาสารสำคัญเหล่านี้ระหว่างการแปรรูปจึงมีความสำคัญต่อคุณภาพและคุณสมบัติทางยาของผลิตภัณฑ์ หนึ่งในกระบวนการหลักที่ใช้ในการถนอมสมุนไพรคือ การอบแห้ง ซึ่งช่วยลดความชื้นเพื่อยืดอายุการเก็บรักษา ลดการเสื่อมสลายของสารสำคัญ และยับยั้งการเจริญของจุลินทรีย์ (Ilman Fahrudin, Sulaiman, Rukayadi, & Sukaryadi, 2020) วิธีการอบแห้งที่ใช้ เช่น การอบด้วยลมร้อน ไมโครเวฟ และสุญญากาศ ส่งผลต่อคุณสมบัติทางกายภาพ เคมี และชีวภาพของผลิตภัณฑ์ โดยมีรายงานว่า การอบแห้งด้วยไมโครเวฟในสภาวะสุญญากาศสามารถลดเวลาอบแห้งได้ถึง 90% เมื่อเทียบกับการอบแห้งด้วยลมร้อน (Therdthai & Northongkom, 2011) ปัจจุบันยังมีการพัฒนาวิธีการอบแห้งแบบผสมผสาน เช่น การอบแห้งลมร้อนร่วมกับไมโครเวฟ การอบแห้งแบบแช่เยือกแข็ง และการคายน้ำแบบออสโมซิส เพื่อรักษาคุณภาพของผลิตภัณฑ์ให้ดียิ่งขึ้น (Zielinska, Ropelewska, Xiao, Mujumdar, & Law, 2020)

การอบแห้งแบบแช่เยือกแข็งเป็นเทคนิคที่มีศักยภาพสูงในการคงคุณภาพและสารออกฤทธิ์ของกระชาย งานวิจัยพบว่าการปรับสภาวะ เช่น อุณหภูมิ เวลา และตัวทำละลาย มีผลต่อปริมาณสารฟีนอลิกและความสามารถในการต้านอนุมูลอิสระอย่างมีนัยสำคัญ (Therdthai & Northongkom, 2011) อีกทั้งยังมีการใช้วิธีทางสถิติและการสร้างแบบจำลองขั้นสูง เช่น การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) เพื่อทำนายและเพิ่มประสิทธิภาพกระบวนการสกัดสารออกฤทธิ์ (Phahom & Mano, 2023, Menlik, Özdemir, & Kirmaci, 2010) ในด้านการอบแห้งแบบสุญญากาศ งานวิจัยรายงานว่า การใช้ไมโครเวฟร่วมในสภาวะสุญญากาศสามารถเพิ่มอัตราการอบแห้งและสัมประสิทธิ์การแพร่กระจายความชื้นได้มากกว่าการอบแห้งธรรมดา (Therdthai & Northongkom, 2011) โดยอาศัยหลักการถ่ายโอนความชื้นตามกฎของดาร์ซี (Darcy's Law) ซึ่งใช้ความแตกต่างของความดันเป็นตัวขับเคลื่อน (Chen & Lamb, 2007) วิธีนี้ช่วยให้อัตราการอบแห้งเร็วขึ้น ใช้พลังงานน้อยลง และเหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรม (Ilman Fahrudin et al., 2020) นอกจากนี้เทคโนโลยีการอบแห้งแล้ว ปัจจุบัน เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้รับการประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในการสร้างแบบจำลองและทำนายพฤติกรรม การอบแห้ง โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งแสดงประสิทธิภาพในการประมวลผลความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น และสามารถทำนายตัวแปรสำคัญ เช่น ปริมาณความชื้นและอัตราการอบแห้งได้อย่างแม่นยำ (Martynenko & Misra, 2020, Khan, Sablani, Joardder, & Karim, 2022, Menlik et al., 2010) อย่างไรก็ตาม งานวิจัยที่ผ่านมาเกี่ยวกับการอบแห้งกระชายขวยังมุ่งเน้นเพียงด้านคุณสมบัติทางกายภาพและเคมี ขณะที่การพัฒนาแบบจำลองเชิงคาดการณ์สำหรับปริมาณความชื้น (Moisture Content: MC) อัตราส่วนความชื้น (Moisture Ratio: MR) และอัตราการแห้ง (Drying Rate: DR) ในสภาวะสุญญากาศยังมีอยู่อย่างจำกัด

ดังนั้น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) สำหรับทำนายพฤติกรรม การอบแห้งของกระชายขวยในสภาวะสุญญากาศร่วมกับฮีตเตอร์ โดยพิจารณาตัวแปรสำคัญ ได้แก่ MC, MR และ DR ภายใต้ระดับความดันสัมบูรณ์ 3 ระดับ คือ 5, 10 และ 15 kPa และความหนาของตัวอย่าง 3 ระดับ คือ 3, 5 และ 7 mm พร้อมทั้งประเมินความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้ RMSE, MAPE และ R^2 ผลการศึกษาเชื่อว่าจะช่วยยืนยันศักยภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในการควบคุมและเพิ่มประสิทธิภาพการอบแห้งกระชายขวยระดับอุตสาหกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วัตถุประสงค์

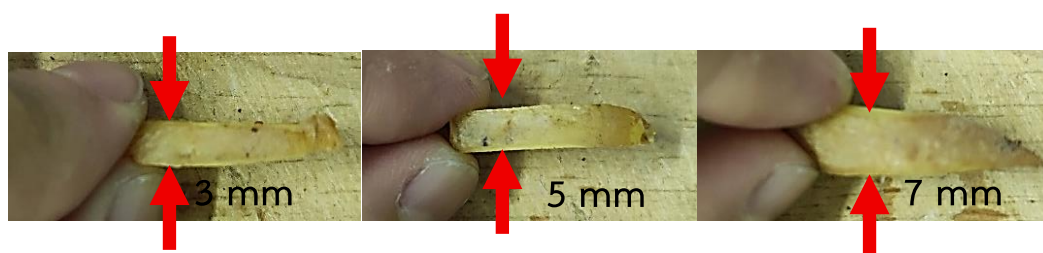
1. เพื่อศึกษาลักษณะและอัตราการอบแห้งของกระชายขวยภายใต้การอบแห้งแบบสุญญากาศร่วมกับฮีตเตอร์
2. เพื่อพัฒนาแบบจำลองเชิงคณิตศาสตร์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการทำนายพฤติกรรม การอบแห้งของกระชายขวย
3. เพื่อประเมินความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์พฤติกรรม การอบแห้งของกระชายขวยภายใต้ระดับความดันสัมบูรณ์ที่แตกต่างกัน

วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ดำเนินการโดยอาศัยพื้นฐานทางทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องมาประยุกต์ใช้ในการออกแบบการทดลอง และการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อให้ได้ผลการวิจัยที่ถูกต้องและน่าเชื่อถือ โดยมีรายละเอียดขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

การเตรียมตัวอย่างทดลอง

ตัวอย่างกระชายขาวที่ใช้ในการทดลองถูกคัดเลือกจากวัตถุดิบที่มีคุณภาพดี นำมาล้างทำความสะอาด และหั่นเป็นชิ้นตามความหนาที่กำหนด ได้แก่ 3, 5 และ 7 mm แต่ละตัวอย่างจะชั่งน้ำหนักเริ่มต้นประมาณ 100 g ใส่ลงในถาดอบแห้ง และนำเข้าสู่กระบวนการอบแห้งเป็นเวลา 8 ชั่วโมง จากนั้นชั่งน้ำหนักซ้ำอีกครั้งเพื่อบันทึกน้ำหนักหลังอบแห้ง ข้อมูลที่ได้จะนำมาใช้ในการคำนวณหาค่าความชื้นเริ่มต้นเฉลี่ย โดยการทดลองซ้ำจำนวน 5 ครั้งเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือ แสดงดังภาพที่ 1



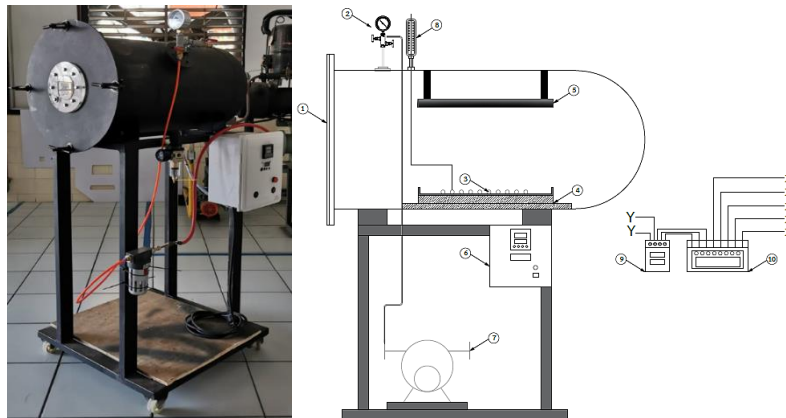
ภาพที่ 1 ตัวอย่างกระชายขาวที่ความหนา 3, 5 และ 7 mm

ชุดอุปกรณ์การทดลอง

การทดลองใช้เครื่องอบแห้งแบบสุญญากาศที่ออกแบบมาเฉพาะ มีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 330 mm ยาว 800 mm หนา 2.55 mm ความจุถึง 58 L สามารถทนแรงดันได้สูงสุด 2.55 MPa และทนแรงบีบอัดได้ 3.30 MPa ระบบทำความร้อนด้วยฮีตเตอร์ไฟฟ้าขนาด 700 W พร้อมปั๊มสุญญากาศสมรรถนะไม่ต่ำกว่า 1/4 HP 100 L/min โดยตั้งค่าความดันสัมบูรณ์ที่ 5, 10 และ 15 kPa ควบคุมอุณหภูมิที่ 50 °C ด้วยระบบ PID แสดงดังภาพที่ 2 รายละเอียดของอุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลองแสดงดังตารางที่ 1

การเลือกอุณหภูมิ 50 °C สำหรับการอบแห้งในงานวิจัยนี้มีเหตุผลสำคัญ 2 ประการ ประการแรก อุณหภูมิดังกล่าวเป็นระดับที่นิยมใช้ในการอบแห้งสมุนไพรและผลิตภัณฑ์เกษตรที่มีสารออกฤทธิ์ทางชีวภาพ เพื่อลดการสูญเสียสารสำคัญจากความร้อนสูงเกินไป โดยเฉพาะสารประกอบฟีนอลิกและฟลาโวนอยด์ในกระชายขาว ซึ่งอาจเสื่อมสภาพได้ที่อุณหภูมิสูงกว่า 60 °C (Therdthai & Northongkom, 2011; Ilman Fahrudin et al., 2020) ประการที่สอง ในสภาวะสุญญากาศ น้ำจะระเหยที่อุณหภูมิต่ำกว่าจุดเดือดปกติเนื่องจากความดันไอลดลง ทำให้อุณหภูมิ 50 °C เพียงพอสำหรับการคายน้ำอย่างมีประสิทธิภาพ โดยไม่จำเป็นต้องใช้ความร้อนสูง ซึ่งสอดคล้องกับหลักการถ่ายเทมวลในระบบสุญญากาศที่อาศัยความแตกต่างของความดันเป็นตัวขับเคลื่อนการระเหย (Chen & Lamb, 2007)

สำหรับการเลือกระดับความดันสัมบูรณ์ที่ 5, 10 และ 15 kPa นั้น มีเหตุผลดังนี้ ช่วงความดันดังกล่าวอยู่ในช่วงที่สามารถทำให้น้ำเดือดที่อุณหภูมิต่ำกว่า 50 °C ซึ่งสอดคล้องกับอุณหภูมิควบคุมของระบบ ที่ความดัน 5 kPa จุดเดือดของน้ำอยู่ที่ประมาณ 32.9 °C ที่ความดัน 10 kPa จุดเดือดอยู่ที่ประมาณ 45.8 °C และที่ความดัน 15 kPa จุดเดือดอยู่ที่ประมาณ 54.0 °C ซึ่งช่วงดังกล่าวสะท้อนพฤติกรรมของการระเหยที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน ทำให้สามารถศึกษาผลของความดันต่ออัตราการอบแห้งได้อย่างครอบคลุม นอกจากนี้ ช่วงความดัน 5–15 kPa เป็นช่วงที่อุปกรณ์ปั๊มสุญญากาศขนาดทั่วไปสามารถรักษาได้อย่างต่อเนื่องและมีเสถียรภาพในระดับห้องปฏิบัติการ และยังเป็นช่วงที่มีรายงานในงานวิจัยการอบแห้งสุญญากาศของผลิตภัณฑ์เกษตรและสมุนไพรหลายชนิด (Chen & Lamb, 2007; Li, Wang, Wu, Wan, & Yang, 2020)



ภาพที่ 2 อุปกรณ์สำหรับการอบแห้งแบบสุญญากาศ

ตารางที่ 1 อุปกรณ์สำหรับการอบแห้งแบบสุญญากาศ

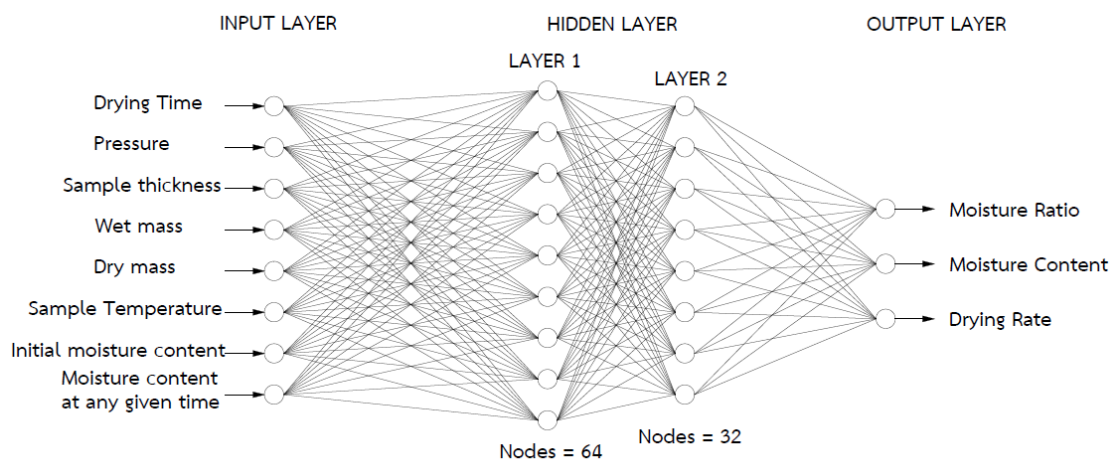
1) ถังอบแห้งสุญญากาศ	6) ชุดควบคุมอุณหภูมิห้องอบแห้งด้วยระบบ PID
2) เกจวัดความดัน	7) ปั๊มสุญญากาศ
3) ถาดวางอาหาร	8) เทอร์โมคัปเปิลสำหรับวัดอุณหภูมิของกระชายขาว
4) โหลดเซลล์ (เครื่องชั่งน้ำหนัก)	9) ตัวแปลงสัญญาณ
5) ฮีตเตอร์แท่ง Spec 700W 220VAC	10) เครื่องบันทึกข้อมูล

วิธีการทดลอง

เตรียมตัวอย่างกระชายขาวตามขั้นตอนในหัวข้อ 3.1 และจัดเรียงลงบนถาดอบแห้ง ตั้งค่าความดันสัมบูรณ์ที่ระดับที่กำหนด คือ 5, 10 และ 15 kPa และเริ่มกระบวนการอบแห้ง บันทึกน้ำหนักของตัวอย่างทุก 30 นาที จนกระทั่งความชื้นสุดท้ายอยู่ในช่วง 4.55 – 13.64% (d.b.) คำนวณค่าปริมาณความชื้น อัตราส่วนความชื้น และอัตราการอบแห้ง จากข้อมูลน้ำหนักบันทึกข้อมูลสถานะการทดลองอื่น ๆ ได้แก่ ความดัน ความชื้น และข้อมูลอื่น ๆ เพื่อใช้ประกอบการวิเคราะห์และนำไปพัฒนาแบบจำลอง

การพัฒนาและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีวัตถุประสงค์เพื่อทำนายพฤติกรรมของการอบแห้งของกระชายขาว โดยใช้ข้อมูลจากการทดลอง เช่น เวลาอบแห้ง ระดับความดัน ความหนาของชิ้นตัวอย่าง มวลเปียก มวลแห้ง อุณหภูมิ และค่าความชื้นที่บันทึกได้ แสดงแผนภาพโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 แผนภาพโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)

1. โครงสร้างของแบบจำลองประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก ได้แก่
 - ชั้นอินพุต (Input Layer): ตัวแปรอิสระจากการทดลอง
 - ชั้นซ่อน (Hidden Layers): จำนวน 2 ชั้น ชั้นแรกมี 64 โหนด และชั้นที่สองมี 32 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ ReLU
 - ชั้นเอาต์พุต (Output Layer): ประกอบด้วยค่าที่ต้องการทำนาย ได้แก่ MC, MR และ DR ใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น
2. พารามิเตอร์หลักในการฝึกโมเดล
 - Learning Rate: 0.001
 - Epochs: 500 รอบ
 - Batch Size: 16
 - Weight Initialization: Xavier/Glorot Uniform
 - Optimizer: Adam
 - Early Stopping เมื่อ Validation Loss ไม่ลดลง 30 รอบติดต่อกัน
3. การประเมินผลใช้ตัวชี้วัด เช่น ค่า R-squared (R^2), RMSE และ MAPE เพื่อวัดความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การเขียนโค้ดพัฒนาแบบจำลองใช้ภาษา Python โดยอาศัยไลบรารี TensorFlow และ Scikit-Learn ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลประกอบด้วย การตรวจสอบ Outliers จัดการ Missing Values ปรับสเกลด้วย MinMaxScaler และแบ่งข้อมูลเป็น Training Set (80%) และ Testing Set (20%) ก่อนนำไปใช้ฝึกและประเมินผล

การวิเคราะห์กระบวนการอบแห้ง

การคำนวณหาค่าปริมาณความชื้น (Moisture content, MC) ในรูปแบบของน้ำหนักแห้ง (Dry basis) เป็นตัวแปรสำคัญที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของกระบวนการอบแห้ง โดยคำนวณจากอัตราส่วนระหว่างน้ำหนักของน้ำที่ระเหยออกไปกับน้ำหนักของสารแห้งคงเหลือ โดยคำนวณจากสมการที่ (1) (Taghinezhad et al., 2020)

$$MC = \frac{W_t - W_d}{W_d} \quad (1)$$

เมื่อ MC คือ ปริมาณความชื้น (g water/g dry matter)

W_t คือ น้ำหนักของวัสดุที่เวลาใดๆ (g)

W_d คือ น้ำหนักของวัสดุหลังอบแห้ง (g)

การวิเคราะห์การอบแห้งยังรวมถึงค่าที่แสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของปริมาณความชื้นในวัสดุเมื่อเทียบกับปริมาณความชื้นเริ่มต้นขณะที่เวลาในการอบแห้งดำเนินไปในช่วงเวลาใด ๆ ซึ่งเรียกว่าอัตราส่วนความชื้น (Moisture Ratio, MR) โดยคำนวณจากสมการที่ (2) (Seremet, Botez, Nistor, Andronoiu, & Mocanu, 2016)

$$MR = \frac{M_t - M_{eq}}{M_i - M_{eq}} \quad (2)$$

เมื่อ MR คือ อัตราส่วนความชื้น

M_t คือ ปริมาณความชื้น ณ เวลา (g water/g dry matter)

M_i คือ ปริมาณความชื้นเริ่มต้น (g water/g dry matter)

M_{eq} คือ ปริมาณความชื้นสมดุล (g water/g dry matter)

ในหลายกรณี ค่าของ M_{eq} มีค่าใกล้ศูนย์ จึงสามารถประมาณค่า MR จึงถูกคำนวณจากสมการที่ (3) (Khan et al., 2022)

$$MR = \frac{M_t}{M_i} \quad (3)$$

สำหรับอัตราการอบแห้ง (Drying Rate: DR) สามารถคำนวณได้จากการเปลี่ยนแปลงของปริมาณความชื้นของตัวอย่างในช่วงเวลา Δt โดยคำนวณจากสมการที่ (4) (Li et al., 2020)

$$DR = \frac{M_t - M_{t+\Delta t}}{\Delta t} \times m_{dry} \quad (4)$$

เมื่อ DR คือ อัตราการอบแห้ง (g/min)

$M_{t+\Delta t} - M_t$ คือ ปริมาณความชื้น ณ เวลา (g water/ g dry matter)

m_{dry} คือ มวลแห้งของตัวอย่าง (g)

Δt คือ เวลาในการอบแห้ง (min)

การทำนายผลด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ได้รับการฝึกฝนด้วยข้อมูลที่ได้จากการทดลอง โดยปรับโครงสร้างเครือข่ายและค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองให้เหมาะสม เพื่อให้สามารถทำนายค่าอัตราส่วนความชื้น (Moisture Ratio: MR) อัตราการอบแห้ง (Drying Rate: DR) และปริมาณความชื้น (Moisture Content: MC) ในแต่ละช่วงเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ หลังจากนั้นจึงทำการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการทำนายของแบบจำลอง ANN กับค่าจริงที่ได้จากการทดลองโดยใช้ตัวชี้วัดทางสถิติเพื่อประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง (Menlik et al., 2010; Topal, Şahin, & Vela, 2024; Kaveh et al., 2023) ตามลำดับดังต่อไปนี้

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้บอกความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริงในรูปของเปอร์เซ็นต์ โดยคำนวณจากค่าเฉลี่ยของค่าเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างสัมบูรณ์ระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนายได้ซึ่งสามารถเขียนได้ดังสมการที่ (5)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (5)$$

โดยที่ y_i คือ ค่าจริงจากการทดลองที่จุดข้อมูลที่ i
 $\hat{y}_i$ คือ ค่าที่ทำนายจากแบบจำลองที่จุดข้อมูลที่ i
 n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

Root Mean Square Error (RMSE) เป็นตัวชี้วัดที่คำนวณค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง โดย RMSE จะมีหน่วยเดียวกับข้อมูลจริงที่ใช้ทำนาย ทำให้สามารถตีความได้ง่ายในเชิงปริมาณ ดังสมการที่ (6)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (6)$$

Coefficient of Determination (R^2) เป็นตัวชี้วัดที่แสดงว่าแบบจำลอง ANN สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลจริงได้ดีเพียงใด โดยมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 หากค่า R^2 เข้าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองมีความสามารถในการทำนายที่แม่นยำสูง โดยคำนวณได้ดังสมการที่ (7)

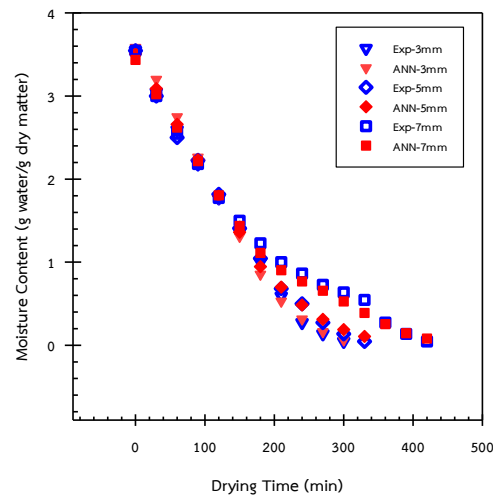
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

ผลการวิจัย

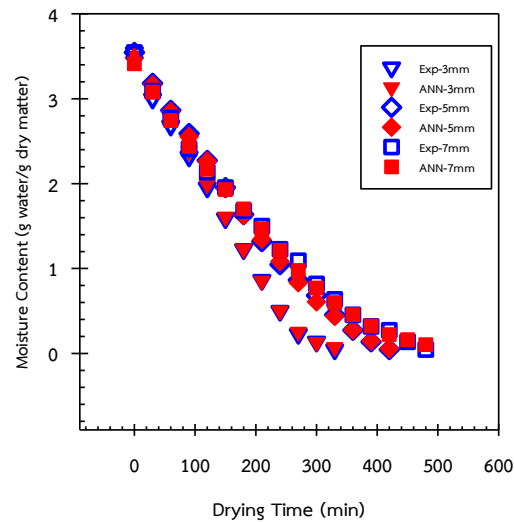
งานวิจัยนี้มุ่งวิเคราะห์พฤติกรรมการอบแห้งของกระชายขาวภายใต้สภาวะสุญญากาศที่ระดับความดันสัมบูรณ์ 5, 10 และ 15 kPa พร้อมทั้งเปรียบเทียบผลการทดลองกับค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) โดยพิจารณาตัวแปรการตอบสนองสำคัญ ได้แก่ ปริมาณความชื้น (Moisture Content: MC), อัตราส่วนความชื้น (Moisture Ratio: MR) และอัตราการแห้ง (Drying Rate: DR) ผลลัพธ์ถูกประเมินด้วยดัชนีทางสถิติ ได้แก่ Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และค่า R-squared (R^2) เพื่อสะท้อนความแม่นยำและประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์

การทำนายปริมาณความชื้น

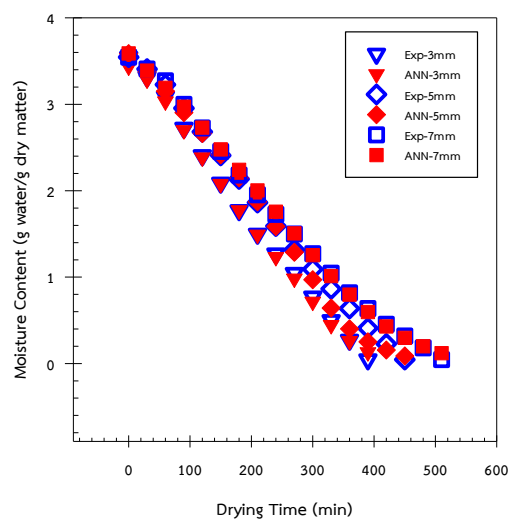
ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าปริมาณความชื้นของกระชายขาวลดลงอย่างต่อเนื่องในทุกสภาวะการอบแห้งสุญญากาศ โดยที่ระดับความดัน 5 kPa พบว่าการสูญเสียไอน้ำเกิดขึ้นรวดเร็วที่สุด สาเหตุหนึ่งมาจากความดันต่ำช่วยกระตุ้นการระเหยของน้ำที่ผิวชิ้นตัวอย่าง ทำให้การลดลงของความชื้นชัดเจนกว่าที่ระดับ 10 และ 15 kPa ซึ่งมีแนวโน้มลดลงช้ากว่า แสดงถึงความต้านทานการแพร่กระจายของไอน้ำที่มากขึ้นในสภาวะความดันสูง เมื่อเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลอง ANN พบว่าแบบจำลองสามารถจำลองแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของ MC ได้สอดคล้องกับข้อมูลเชิงทดลองในทุกสภาวะ โดยมีค่า RMSE อยู่ในช่วง 0.01574–0.01873 และค่า MAPE ต่ำกว่าระดับ 5% ในเกือบทุกกรณี แสดงถึงความแม่นยำเชิงปริมาณและความสอดคล้องเชิงแนวโน้มที่ดีระหว่างผลการทดลองและค่าที่พยากรณ์ การค้นพบนี้ชี้ให้เห็นว่า ANN มีศักยภาพสูงในการประเมินพฤติกรรมเปลี่ยนแปลงความชื้นของกระชายระหว่างกระบวนการอบแห้ง และสามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือเพื่อการออกแบบและควบคุมการผลิตในระดับอุตสาหกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพแสดงดังภาพที่ 4–6



ภาพที่ 4 ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความชื้นกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 5 kPa



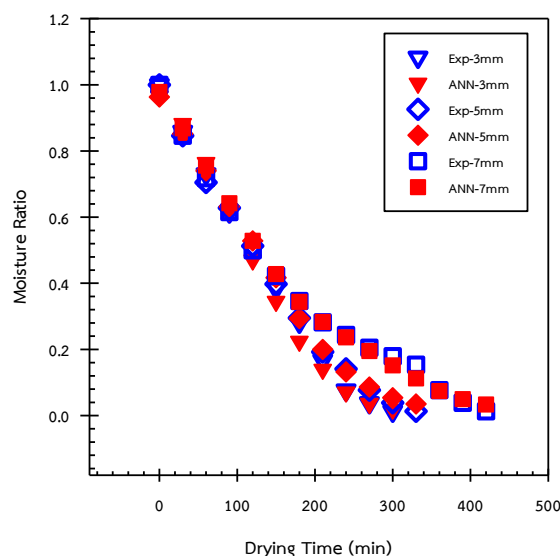
ภาพที่ 5 ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความชื้นกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 10 kPa



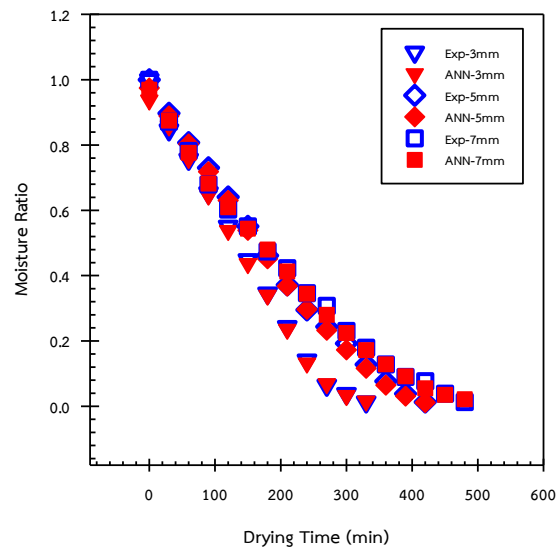
ภาพที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความชื้นกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 15 kPa

การทำนายอัตราส่วนความชื้น

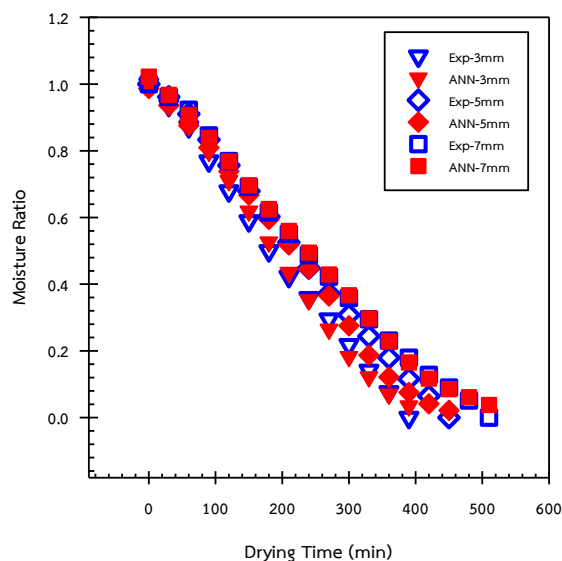
ผลการทดลองการอบแห้งกระชายขาวภายใต้สภาวะความดันสัมบูรณ์ 5, 10 และ 15 kPa แสดงให้เห็นว่า ค่าอัตราส่วนความชื้น (Moisture Ratio: MR) มีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่องตามระยะเวลาอบแห้งจนเข้าสู่สภาวะคงตัว โดยเฉพาะที่ความดัน 5 kPa พบว่าการลดลงของ MR เกิดขึ้นอย่างรวดเร็วที่สุด สะท้อนถึงประสิทธิภาพของการใช้สุญญากาศระดับสูงที่ช่วยเร่งการถ่ายเทความชื้น ส่งผลให้การอบแห้งดำเนินไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขณะที่ที่ความดัน 10 และ 15 kPa อัตราการเปลี่ยนแปลงของ MR ลดลงอย่างช้ากว่าและมีลักษณะค่อยเป็นค่อยไป อันเป็นผลจากความแตกต่างของความดันไอรหว่างผิวและภายในเนื้อกระชายที่ลดลง ทำให้การระเหยของน้ำเกิดขึ้นช้าลง เมื่อเปรียบเทียบผลการทดลองกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) พบว่าแบบจำลองสามารถทำนายค่าการเปลี่ยนแปลงของ MR ได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่า R^2 มากกว่า 0.98 ในทุกเงื่อนไข แสดงถึงความสอดคล้องที่ดีระหว่างค่าทดลองและค่าที่พยากรณ์ นอกจากนี้ ค่า RMSE ต่ำกว่า 0.03 และค่า MAPE อยู่ระหว่าง 3.8–10.9% ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้สำหรับการประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมการอบแห้ง แสดงให้เห็นว่า ANN สามารถจับแนวโน้มของข้อมูลเชิงพลวัตได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในสภาวะที่มีความซับซ้อนจากหลายปัจจัยร่วมกัน เช่น ระยะเวลาอบแห้ง ความหนาของชิ้นตัวอย่าง และระดับความดันสุญญากาศ ดังนั้น ผลการศึกษานี้ยืนยันว่าโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นเครื่องมือที่มีศักยภาพสูงสำหรับการพยากรณ์พฤติกรรมของการเปลี่ยนแปลงอัตราส่วนความชื้นในกระบวนการอบแห้ง ซึ่งสามารถต่อยอดไปสู่การประยุกต์ใช้ในระดับอุตสาหกรรมเพื่อการควบคุมกระบวนการที่แม่นยำและเพิ่มประสิทธิภาพการผลิต โดยไม่เพียงช่วยลดระยะเวลาอบแห้ง แต่ยังสามารถรักษาคุณภาพของผลิตภัณฑ์สมุนไพรให้คงอยู่ได้อย่างเหมาะสมแสดงดังภาพที่ 7–9



ภาพที่ 7 ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนความชื้นกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 5 kPa



ภาพที่ 8 ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนความชื้นกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 10 kPa

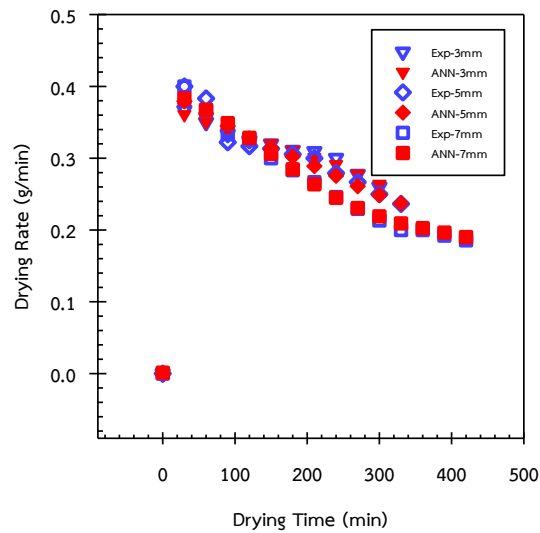


ภาพที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนความชื้นกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 15 kPa

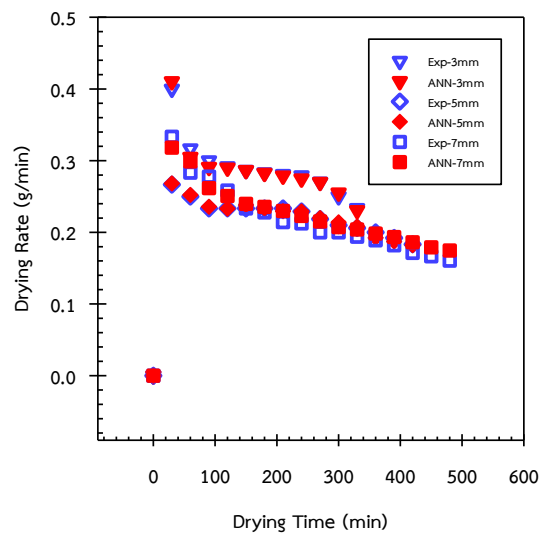
การทำนายอัตราการแห้ง

การศึกษาพฤติกรรมอัตราการแห้งของกระชายขาวระหว่างกระบวนการอบแห้งสุญญากาศพบว่า อัตราการแห้งสูงสุดเกิดขึ้นในระยะเริ่มต้นของการอบ และลดลงอย่างต่อเนื่องเมื่อความชื้นภายในชิ้นตัวอย่างลดลง สำหรับความดันสัมบูรณ์ 5 kPa อัตราการแห้งสูงที่สุดในช่วงต้น เนื่องจากแรงดันต่ำช่วยเร่งการระเหยของน้ำจากผิวสดุดังรูปที่ 10 เมื่อความดันเพิ่มขึ้นเป็น 10 kPa อัตราการแห้งในช่วงเริ่มต้นยังคงสูง แต่ลดลงอย่างรวดเร็วเมื่อกระบวนการดำเนินไป แสดงให้เห็นว่าการแพร่ของน้ำเริ่มถูกจำกัดดังรูปที่ 11 และที่ความดันสัมบูรณ์ 15 kPa การระเหยน้ำลดลงอย่างชัดเจน ส่งผลให้ต้องใช้เวลากอบนานขึ้นเพื่อให้ได้ความชื้นสุดท้ายที่ใกล้เคียงกันดังรูปที่ 12 ผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทดลองกับค่าที่พยากรณ์โดย Artificial Neural Network (ANN) พบว่าแบบจำลอง ANN สามารถทำนายแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของอัตราการแห้งได้อย่างแม่นยำ ค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้คือ RMSE = 0.01117 และ MAPE = 4.49% แสดง

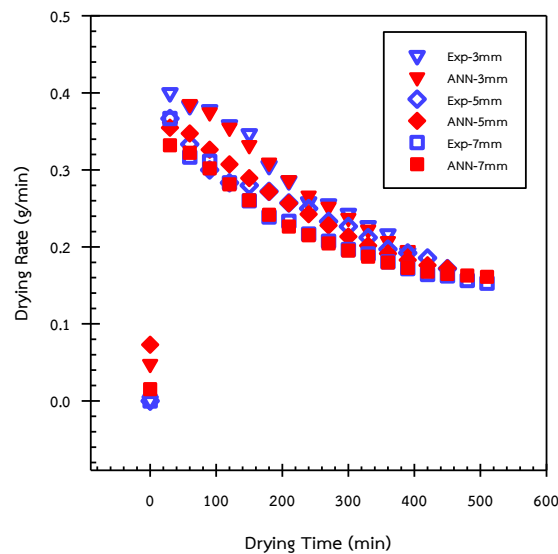
ถึงความใกล้เคียงสูงกับข้อมูลจริง ซึ่งบ่งชี้ว่า ANN สามารถสะท้อนพฤติกรรมการระเหยน้ำและการสูญเสียน้ำระหว่างการอบแห้งได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นการใช้ ANN ในการทำนายอัตราการแห้งถือเป็นเครื่องมือที่เหมาะสมสำหรับการประยุกต์ในอุตสาหกรรม ช่วยสนับสนุนการควบคุมกระบวนการอบแห้งให้มีประสิทธิภาพ ลดข้อผิดพลาดในการผลิต และเพิ่มคุณภาพของผลิตภัณฑ์สมุนไพร



ภาพที่ 10 ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการแห้งกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 5 kPa



ภาพที่ 11 ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการแห้งกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 10 kPa



ภาพที่ 12 ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการแห้งกับเวลาอบแห้งของกระชายที่ความดันสัมบูรณ์ 15 kPa

ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

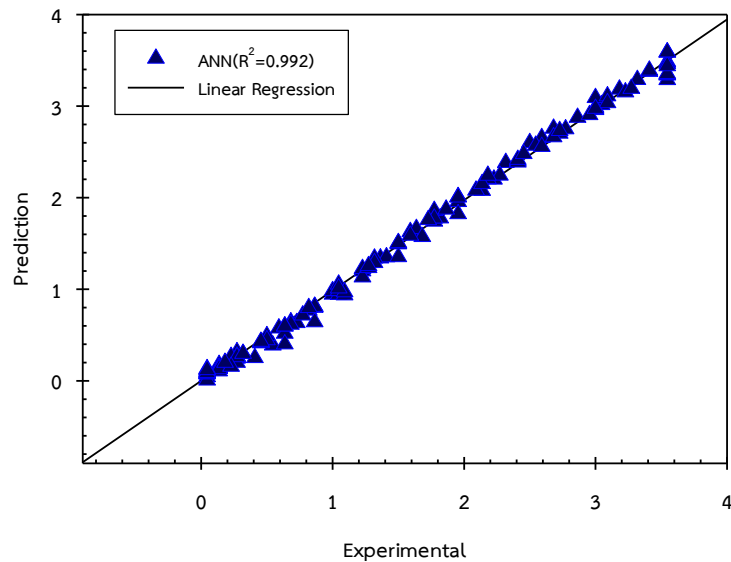
เพื่อประเมินความสามารถของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ในการพยากรณ์พฤติกรรมกรอบแห้งของกระชายขาว ได้ทำการเปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์จาก ANN กับผลการทดลองจริง โดยใช้ตัวชี้วัดทางสถิติ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2), ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) และ ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MAPE) ซึ่งสะท้อนความแม่นยำและความสอดคล้องเชิงปริมาณระหว่างค่าพยากรณ์และค่าการทดลอง ตารางที่ 2 แสดงค่าตัวชี้วัดทางสถิติของ ANN สำหรับตัวแปรปริมาณความชื้น (MC), อัตราส่วนความชื้น (MR) และอัตราการแห้ง (DR) ในสภาวะความดันสัมบูรณ์ 5, 10 และ 15 kPa

ตารางที่ 2 ค่าตัวชี้วัดทางสถิติของ MC, MR, และ DR จากแบบจำลอง ANN

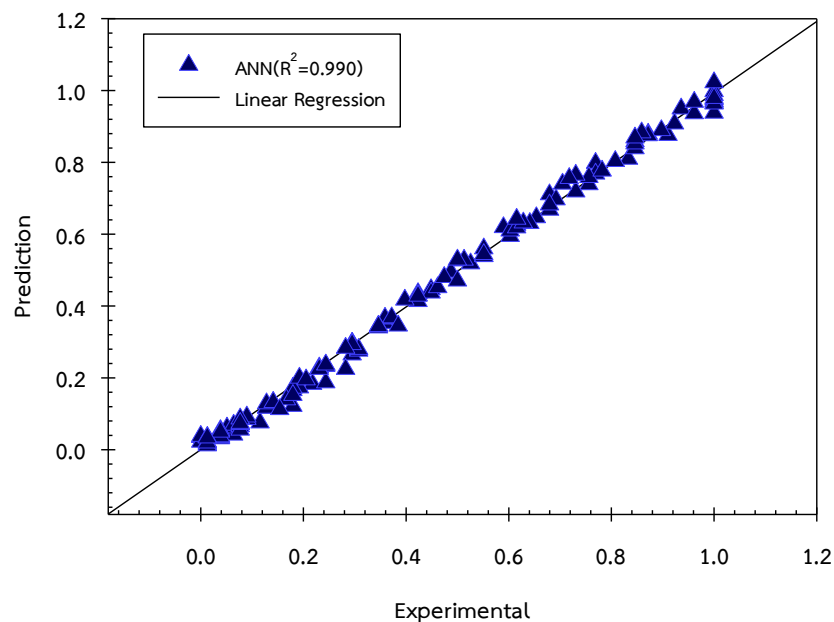
Model	R^2	RMSE	MAPE
MC (5 kPa)	0.99423	0.01574	0.03727
MR (5 kPa)	0.99051	0.02083	0.04565
DR (5 kPa)	0.99561	0.01685	0.01981
MC (10 kPa)	0.99583	0.01873	0.05950
MR (10 kPa)	0.99539	0.01971	0.09797
DR (10 kPa)	0.99782	0.01117	0.05199
MC (15 kPa)	0.99423	0.01574	0.03793
MR (15 kPa)	0.99230	0.02758	0.08685
DR (15 kPa)	0.99631	0.01342	0.04487

ผลการวิเคราะห์จากตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่า ANN สามารถพยากรณ์พฤติกรรมกรอบแห้งของกระชายขาวได้อย่างแม่นยำ โดยค่า R^2 มีค่าใกล้ 1.00 แสดงถึงความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้สูง ส่วนค่า RMSE และ MAPE อยู่ในระดับต่ำ แสดงถึงความแม่นยำเชิงปริมาณและการลดข้อผิดพลาดในการพยากรณ์ นอกจากนี้ยังได้ทำการสร้างกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าการ

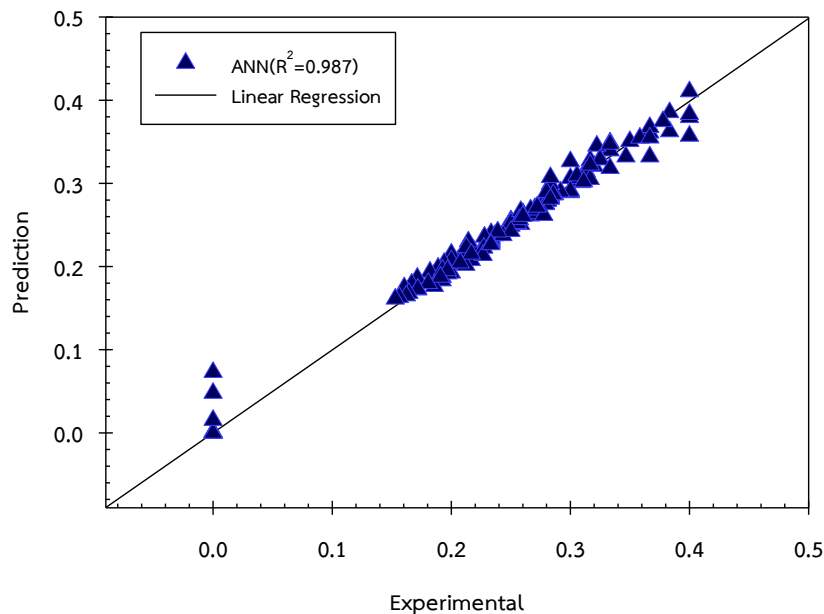
ทดลองจริง (Experimental) และค่าที่พยากรณ์ (Predicted) ของ MC, MR และ DR โดยมี เส้น Linear Regression แสดงตำแหน่งที่ค่าพยากรณ์เท่ากับค่าการทดลอง 100% การกระจายตัวของจุดข้อมูลใกล้เส้น Linear Regression มาก แสดงถึงความแม่นยำสูงของ ANN ในทุกตัวแปร แสดงดังภาพที่ 13-15



ภาพที่ 13 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าการทดลองจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณความชื้น



ภาพที่ 14 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าการทดลองจริงและค่าพยากรณ์ของอัตราส่วนความชื้น

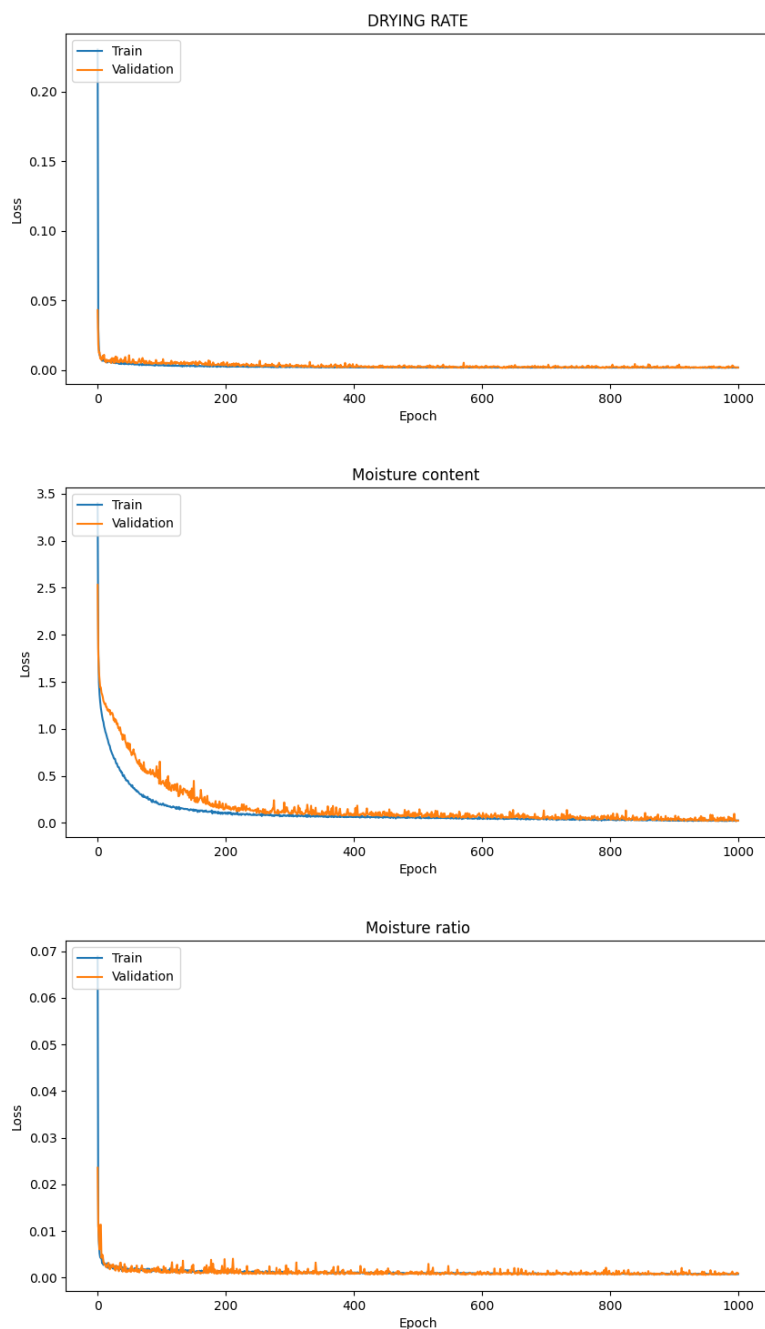


ภาพที่ 15 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าการทดลองจริงและค่าพยากรณ์ของอัตราการแห้ง

จากผลการวิเคราะห์ พบว่า ANN สามารถเรียนรู้รูปแบบข้อมูลที่ซับซ้อนและมีความไม่เชิงเส้นได้ดีกว่า สามารถใช้ในการควบคุมกระบวนการอบแห้งสุญญากาศให้มีประสิทธิภาพสูง ลดเวลาและต้นทุนพลังงาน พร้อมทั้งรักษาคุณภาพของผลิตภัณฑ์สมุนไพรได้อย่างเหมาะสม สรุปได้ว่า โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นเครื่องมือที่ทรงพลังและมีศักยภาพสูงสำหรับการพยากรณ์และควบคุมกระบวนการอบแห้งแบบสุญญากาศของสมุนไพรและผลิตภัณฑ์เกษตรอื่น ๆ ในระดับอุตสาหกรรม

การวิเคราะห์กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

เพื่อประเมินประสิทธิภาพของกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และตรวจสอบความเป็นไปได้ของปัญหา overfitting ได้ทำการติดตามค่าความสูญเสีย (Loss Function) ของชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) และชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation Set) ตลอดกระบวนการเรียนรู้ ผลการวิเคราะห์พบว่าค่า Training Loss และ Validation Loss ลดลงอย่างต่อเนื่องในช่วงเริ่มต้นของการฝึก และมีแนวโน้มเข้าสู่ภาวะคงตัวเมื่อจำนวน Epoch เพิ่มขึ้น โดยค่า Validation Loss ไม่ปรากฏแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างผิดปกติเมื่อเทียบกับ Training Loss ผลดังกล่าวสะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ และไม่พบลักษณะของการเกิด Overfitting ซึ่งสนับสนุนความน่าเชื่อถือของแบบจำลองสำหรับการทำนายพฤติกรรมกระบวนการอบแห้งภายใต้สภาวะสุญญากาศ



ภาพที่ 16 Learning Curve แสดงการเปลี่ยนแปลงของ Training Loss และ Validation Loss ตามจำนวน Epoch ระหว่างกระบวนการฝึกแบบจำลอง ANN

สรุปผลวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ศึกษากระบวนการอบแห้งกระชายขาวภายใต้สภาวะสุญญากาศร่วมกับฮีตเตอร์ไฟฟ้า โดยควบคุมอุณหภูมิที่ 50 °C และเปรียบเทียบพฤติกรรมการอบแห้งที่ความดันสัมบูรณ์ 5, 10 และ 15 kPa ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าการลดความดันช่วยเร่งการสูญเสียน้ำออกจากวัตถุดิบอย่างมีนัยสำคัญ โดยที่ระดับ 5 kPa พบการลดลงของปริมาณความชื้นและอัตราส่วนความชื้นอย่างรวดเร็วที่สุด ส่งผลให้เวลาอบแห้งสั้นกว่าในสภาวะที่ความดันสูงกว่า สอดคล้องกับหลักการถ่ายเทมวลที่แรงขับเคลื่อนของความดันไม่มีผลต่ออัตราการระเหยของน้ำ เมื่อใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural

Network: ANN) เพื่อทำนายพฤติกรรมกรอบแห้ง พบว่าโมเดลสามารถจำลองแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของปริมาณความชื้น (MC) อัตราส่วนความชื้น (MR) และอัตราการแห้ง (DR) ได้ใกล้เคียงกับข้อมูลเชิงทดลองอย่างมาก โดยมีค่า R^2 อยู่ระหว่าง 0.9903–0.9978 และค่า RMSE ต่ำกว่า 0.03 ในทุกเงื่อนไข ขณะที่ค่า MAPE ต่ำกว่า 11% แสดงถึงความแม่นยำเชิงปริมาณและเสถียรภาพสูงในการพยากรณ์ นอกจากนี้ การวิเคราะห์เชิงเปรียบเทียบระหว่างค่าที่พยากรณ์และค่าที่วัดจริงแสดงให้เห็นว่าจุดข้อมูลส่วนใหญ่จะกระจุกตัวใกล้เส้น Linear Regression line อย่างสม่ำเสมอ ซึ่งตอกย้ำความสามารถของ ANN ในการเรียนรู้รูปแบบข้อมูลที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear relationship) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ กล่าวโดยสรุปแบบจำลอง ANN ไม่เพียงแต่สามารถทำนายแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงความชื้นและอัตราการอบแห้งได้อย่างถูกต้อง แต่ยังมีศักยภาพสำหรับการนำไปใช้จริงในกระบวนการผลิตระดับอุตสาหกรรม เนื่องจากช่วยให้สามารถ ควบคุมสถานะการอบได้แม่นยำ ลดเวลาและพลังงานในการอบแห้ง พร้อมรักษาคุณภาพของสมุนไพรได้อย่างเหมาะสม ผลลัพธ์นี้สะท้อนถึงศักยภาพของ ANN ในการเป็นเครื่องมือเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความยั่งยืนของกระบวนการแปรรูปผลิตภัณฑ์เกษตรในอนาคต

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ชี้ให้เห็นถึงศักยภาพของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในการพยากรณ์กระบวนการอบแห้งสมุนไพรได้อย่างแม่นยำ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยในอนาคตควรให้ความสำคัญกับ การขยายขอบเขตตัวแปรการทดลอง เช่น อุณหภูมิ ความดัน และความหนาของตัวอย่าง การปรับโครงสร้างและพารามิเตอร์ของ ANN รวมถึงการเปรียบเทียบกับวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่ทันสมัยยิ่งขึ้น เช่น Deep Learning หรือแบบจำลองเชิงผสม และการประยุกต์ใช้ในระดับอุตสาหกรรม ควบคู่กับการประเมินคุณภาพผลิตภัณฑ์หลังการอบ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ครอบคลุมทั้งด้านประสิทธิภาพการอบและคุณภาพผลิตภัณฑ์

กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนบทความขอขอบพระคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี นครราชสีมา ที่ให้ทุนสนับสนุนงานวิจัย ให้ความอนุเคราะห์สถานที่ รวมทั้งแหล่งความรู้ในการสืบค้นงานวิจัย และ สาขาวิศวกรรมพลังงานและการปรับอากาศ ที่ให้ความอนุเคราะห์ให้ใช้สถานที่ในงานวิจัย จนทำให้งานวิจัยชิ้นนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

เอกสารอ้างอิง

- Chen, Z., & Lamb, F. M. (2007). Analysis of the vacuum drying rate for red oak in a hot water vacuum drying system. *Drying Technology*, 25(3), 497–500. <https://doi.org/10.1080/07373930601184064>
- Ilman Fahrudin, F., Sulaiman, R., Rukayadi, Y., & Sukaryadi, Y. (2020). Effect of Drying Methods on Physicochemical Characteristics of Boesenbergia Rotunda (L.) Mansf. Powder Article in. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 29(6), 3952–3962. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/370927914>
- Kaveh, M., Çetin, N., Khalife, E., Abbaspour-Gilandeh, Y., Sabouri, M., & Sharifian, F. (2023). Machine learning approaches for estimating apricot drying characteristics in various advanced and conventional dryers. *Journal of Food Process Engineering*, 46(12). <https://doi.org/10.1111/jfpe.14475>
- Khan, M. I. H., Sablani, S. S., Joardder, M. U. H., & Karim, M. A. (2022). Application of machine learning-based approach in food drying: opportunities and challenges. *Drying Technology*, 40(6), 1051–1067. <https://doi.org/10.1080/07373937.2020.1853152>

- Li, Y., Wang, X., Wu, Z., Wan, N., & Yang, M. (2020). Dehydration of hawthorn fruit juices using ultrasound-assisted vacuum drying. *Ultrasonics Sonochemistry*, 68. <https://doi.org/10.1016/j.ultsonch.2020.105219>
- Martynenko, A., & Misra, N. N. (2020). Machine learning in drying. *Drying Technology*, 38(5–6), 596–609. <https://doi.org/10.1080/07373937.2019.1690502>
- Menlik, T., Özdemir, M. B., & Kirmaci, V. (2010). Determination of freeze-drying behaviors of apples by artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7669–7677. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.075>
- Phahom, T., & Mano, J. (2023). Integration of multiple linear regression, principal component analysis, and hierarchical cluster analysis for optimizing dried fingerroot (*Boesenbergia rotunda*) extraction process. *Journal of Applied Research on Medicinal and Aromatic Plants*, 36. <https://doi.org/10.1016/j.jamap.2023.100511>
- Seremet, L., Botez, E., Nistor, O. V., Andronoiu, D. G., & Mocanu, G. D. (2016). Effect of different drying methods on moisture ratio and rehydration of pumpkin slices. *Food Chemistry*, 195, 104–109. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.03.125>
- Shindo, K., Kato, M., Kinoshita, A., Kobayashi, A., & Koike, Y. (2006). Analysis of antioxidant activities contained in the *Boesenbergia pandurata* Schult. rhizome. *Bioscience, Biotechnology and Biochemistry*, 70(9), 2281–2284. <https://doi.org/10.1271/bbb.60086>
- Taghinezhad, E., Szumny, A., Kaveh, M., Sharabiani, V. R., Kumar, A., & Shimizu, N. (2020). Parboiled paddy drying with different dryers: Thermodynamic and quality properties, mathematical modeling using ANNs assessment. *Foods*, 9(1). <https://doi.org/10.3390/foods9010086>
- Techapichetvanich, P., Tangpanithandee, S., Supannapan, K., Wongwiwatthanakut, S., Chang, L. C., & Khemawoot, P. (2024). Oral sub-chronic toxicity of fingerroot (*Boesenbergia rotunda*) rhizome extract formulation in Wistar rats. *Toxicology Reports*, 12, 224–233. <https://doi.org/10.1016/j.toxrep.2024.01.013>
- Therdthai, N., & Northongkom, H. (2011). Characterization of hot air drying and microwave vacuum drying of fingerroot (*Boesenbergia pandurata*). *International Journal of Food Science and Technology*, 46(3), 601–607. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2621.2010.02525.x>
- Topal, M. E., Şahin, B., & Vela, S. (2024). Artificial Neural Network Modeling Techniques for Drying Kinetics of Citrus medica Fruit during the Freeze-Drying Process. *Processes*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/pr12071362>
- Trakoontivakorn, G., Nakahara, K., Shinmoto, H., Takenaka, M., Onishi-Kameyama, M., Ono, H., Tsushida, T. (2001). Structural analysis of a novel antimutagenic compound, 4-hydroxypanduratin A, and the antimutagenic activity of flavonoids in a Thai spice, fingerroot (*Boesenbergia pandurata* Schult.) against mutagenic heterocyclic amines. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 49(6), 3046–3050. <https://doi.org/10.1021/jf010016o>
- Zielinska, M., Ropelewska, E., Xiao, H. W., Mujumdar, A. S., & Law, C. L. (2020). Review of recent applications and research progress in hybrid and combined microwave-assisted drying of food products: Quality properties. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 60, 2212–2264. Taylor and Francis Inc. <https://doi.org/10.1080/10408398.2019.1632788>