

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมทำนายอัตราส่วนความชื้นวัสดุเกษตรด้วยเทคนิคการอบแห้งฟลูอิดไดเบด

โพธิ์ทอง ปราณีตพลกรัง

สาขาวิชาเทคโนโลยีอุตสาหกรรม คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งด้วยเทคนิคฟลูอิดไดเบด โดยโครงสร้างประสาทเทียมมีข้อมูลป้อนเข้า 5 ตัวแปรและมีผลลัพธ์ 1 ตัวแปร หลังจากนั้นทดลองหาจำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนในรูปแบบที่แตกต่างกัน เพื่อออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการทำนายต่ำที่สุด ผลที่ได้จากแบบจำลองจะนำมาเปรียบเทียบกับผลการทดลอง ผลการวิเคราะห์พบว่าโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับทำนายอัตราการอบแห้งของข้าวโพดคือ โครงสร้างแบบ 3-5-1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-sigmoid และ Pure linear ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 0.99912 และ 0.0048 ตามลำดับ สำหรับในส่วนของการเลือกนั้น โครงสร้างที่เหมาะสมคือแบบ 3-5-1 ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Log-sigmoid และ Pure linear ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 0.99938 และ 0.0057 ตามลำดับ

คำสำคัญ : การอบแห้งแบบฟลูอิดไดเบด, แบบจำลองคณิตศาสตร์, โครงข่ายประสาทเทียม

Artificial Neural Network Application for Moisture Content Prediction of Agricultural Materials Using Fluidized Bed Drying Technique

Pothong Praneetpolkrang

Department of Industrial Technology, Faculty of Industrial Technology, Rambhai Barni Rajabhat University

Abstract

The aim of this study is to predict moisture ratio of Fluidized bed drying by an artificial neural network. There are three inputs and one output for the proposed neural network architecture. Besides, the numbers of neurons in the hidden layer are varied in order to achieve minimization of error prediction by the artificial neural network. The results from the neural network model will be compared with the experimental results. The results show that, The optimum structure to predict the corn drying consists of 3-5-1, the transfer functions in hidden and output layer are Tan-sigmoid and Pure linear function. In addition, the Coefficient of determine (R^2) and the Root Mean Square Error (RMSE) are 0.99912 and 0.0048 respectively. For the paddy, the optimum structure to predict the corn drying consists of 3-5-1, the transfer functions in hidden and output layer are Log-sigmoid and Pure linear function, respectively. In addition, the Coefficient of determine (R^2) and the Root Mean Square Error (RMSE) are 0.99938 and 0.0057 respectively.

Keywords : Fluidized bed drying, Mathematical model, Artificial neural network

1. บทนำ

ในปัจจุบันมีการนำเทคนิคต่าง ๆ มาใช้ในการทำนายหรือพยากรณ์ เช่น การทำนายโดยใช้วิธีการทางสถิติการสร้างแบบจำลองโดยใช้นิวโรฟฟิซี และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น [1-2] จากการศึกษาพบว่าเทคนิคการทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากอีกวิธีหนึ่ง และถูกนำไปใช้กันหลาย ๆ ด้าน เพราะถือว่าเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมีความผิดพลาดน้อย [1-4] เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลในอดีตและหาความสัมพันธ์ของข้อมูลปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่ต้องการ เพื่อนำไปทำนายข้อมูลหรือเหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นได้เป็นอย่างดี โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยอาศัยหลักการทำงานของระบบประสาททางชีววิทยาและเป็นวิทยาการที่พยายามเลียนแบบการทำงานของระบบประสาทหรือสมองมนุษย์ เพื่อใช้ประโยชน์ทำนายจากข้อมูลที่มีอยู่ [1-4] โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเลียนแบบพฤติกรรมที่มีความซับซ้อนสูงและมีความสามารถในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นได้เป็นอย่างดี [3]

ผลผลิตทางการเกษตรหลังทำการเก็บเกี่ยวจำเป็นต้องทำการลดความชื้น เพื่อป้องกันการเน่าเสีย โดยทั่วไปเกษตรกรจะทำการตากแดดซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายสะดวกและมีค่าใช้จ่ายน้อย แต่ปัญหาสำหรับวิธีการตากแดดคือไม่สามารถควบคุมการผลิตได้รวมถึงการปนเปื้อนจากฝุ่นละอองและสิ่งปนเปื้อนอื่นๆ การหาวิธีการลดความชื้นโดยไม่ต้องพึ่งพาธรรมชาติและสามารถควบคุมกระบวนการผลิตได้จึงมีความจำเป็น [5-7] เทคโนโลยีการอบแห้งเป็นกระบวนการแปรรูปผลผลิตที่ได้รับความนิยมและใช้กันอย่างแพร่หลาย วัตถุประสงค์ของการอบแห้งนั้นคือ ลดการเจริญเติบโตของเชื้อจุลินทรีย์และการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของผลผลิตนั้น เพื่อยืดอายุการเก็บรักษา ลดน้ำหนักและสะดวกในการขนส่ง [5-7] เครื่องอบแห้งเมล็ดพืชอาจจะแบ่งตามลักษณะการเคลื่อนที่เมล็ดพืชได้เป็นสองชนิด คือเครื่องอบแห้งแบบเมล็ดพืชอยู่กับที่ (Fixed-bed Dryer) และเครื่องอบแห้งแบบเมล็ดพืชไหล (Moving-bed Dryer) ซึ่งเทคนิคการอบแห้งฟลูอิดไดเบตเป็นเครื่องอบแห้งแบบเมล็ด

พืชไหล [8] เทคนิคฟลูอิดไดเบตมีข้อดีในด้านการอบแห้งที่รวดเร็ว เกิดการอบแห้งที่มีประสิทธิภาพและทำให้เมล็ดพืชได้รับความร้อนสม่ำเสมอ [5-11] ส่งผลให้ระยะเวลาในการอบแห้งลดน้อยลงอุณหภูมิภายในเบตสม่ำเสมอ ทำให้คุณภาพของวัสดุแปรรูปที่ได้มีค่าใกล้เคียงกัน สามารถทำงานแบบต่อเนื่องได้เนื่องจากมีพฤติกรรมคล้ายของไหลสามารถไหลออกจากเบตได้เอง [5-11] การทราบการเปลี่ยนแปลงอัตราส่วนความชื้น การอบแห้งเป็นสิ่งสำคัญในการออกแบบจำลองกระบวนการอบแห้งให้มีความเหมาะสม [3] ดังนั้นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จึงได้ถูกนำมาใช้เพื่อช่วยแก้ปัญหา โดยแบบจำลองคณิตศาสตร์รวมทั้งโครงข่ายประสาทเทียมนี้ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของการอบแห้งของผลผลิตทางการเกษตร [3] เช่น เนื้อวัว [3] เมล็ดงา [5] พริกไทย [8] พริก [9, 12] แครอท [13] แอปเปิล [14] เป็นต้น บทความวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราส่วนความชื้น การอบแห้งผลผลิตทางการเกษตรด้วยเทคนิคฟลูอิดไดเบต เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนาต่อไป

2. หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ความชื้นในวัสดุ

การอบแห้งเป็นกระบวนการลดความชื้น ซึ่งจะมีการถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลสารที่เกิดขึ้นพร้อมกัน กระบวนการที่ซับซ้อนกันนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่ต่างกัน เช่น อุณหภูมิและความเร็วลมร้อน อัตราการไหลของอากาศ ลักษณะทางกายภาพและความชื้นเริ่มต้นของวัสดุ พื้นที่และความดันในการอบแห้ง [5-10] ความชื้นในวัสดุเป็นค่าที่บ่งบอกปริมาณของน้ำที่มีอยู่ในวัสดุเมื่อเทียบกับมวลของวัสดุขึ้นหรือแห้ง

ค่าอัตราส่วนความชื้น (MR)

เป็นการนำข้อมูลค่าความชื้นมาวิเคราะห์ในรูปแบบของความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนความชื้นและเวลาที่ใช้ในการอบแห้งซึ่งมีรูปแบบความสัมพันธ์ดังแสดงในสมการที่ (1) ดังนี้

$$MR = \frac{M_t - M_e}{M_i - M_e} \quad (1)$$

เมื่อ MR คือ อัตราส่วนความชื้นและ M_t คือ ปริมาณความชื้นที่เวลาใดๆ, M_i คือ ปริมาณความชื้นเริ่มต้นและ M_e คือ ปริมาณความชื้นสมดุล

2.2 ทฤษฎีฟลูอิดไดเบด (Fluidized bed)

ฟลูอิดไดเบดเป็นกระบวนการที่วัสดุแข็งที่มีรูปร่างลักษณะเป็นเม็ดสัมผัสกับของไหล วัสดุดังกล่าวเกิดการลอยตัวขึ้นอย่างอิสระทำให้มีการสัมผัสกันระหว่างอากาศร้อนกับวัสดุเหล่านั้นอย่างรวดเร็วและทั่วถึง [5-10] ส่งผลให้สัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนสูงการถ่ายโอนมวลและความร้อนสูง ทำให้มีอัตราการอบแห้งสูงกว่าเครื่องอบแห้งชนิดอื่น [5-10] ลักษณะการทำงานของเครื่องอบแห้งแบบฟลูอิดไดเบด คือ เมื่อวัสดุถูกปล่อยให้ผ่านมาทางด้านล่างของตะแกรงที่รองรับวัสดุแข็งแล้วจะไหลผ่านออกทางส่วนบนของท่ออบแห้ง ซึ่งมีลักษณะเป็นทรงกระบอกหรือเป็นท่อในแนวตั้งเมื่อเพิ่มความเร็วของไหลให้มากขึ้น จนในที่สุดวัสดุแข็งจะเริ่มเคลื่อนที่และลอยตัวขึ้นเป็นอิสระไม่ยึดเกาะกันซึ่งวัสดุแข็งที่อยู่มีลักษณะนี้จะมีคุณสมบัติคล้ายของไหล [7-8,10]

การคำนวณหาความเร็วต่ำสุดของการเกิดฟลูอิดไดซ์

สถานะที่เริ่มเกิดการฟลูอิดไดซ์อนุภาคของแข็งจะลอยตัวเป็นอิสระและอยู่ในสถานะสมดุลโดยมีแรง 2 แรงกระทำกับอนุภาคของแข็งได้แก่แรงที่เกิดจากน้ำหนักของอนุภาคกับแรงพยุงจากของไหล ซึ่งสามารถเขียนความสัมพันธ์ในรูปสมการได้ดังนี้ [6-7]

$$\Delta PA = W = (A L_{mf}) (1 - \varepsilon_{mf}) \frac{g}{g_c} (\rho_p - \rho_s) \quad (2)$$

จัดรูปสมการที่ (2) จะได้

$$\frac{\Delta P}{L_{mf}} = (1 - \varepsilon_{mf}) \frac{g}{g_c} (\rho_p - \rho_s) \quad (3)$$

โดยที่ ΔP คือ ค่าการลดของความดัน (N/m^2), A คือ พื้นที่หน้าตัดของเบด (m.), W คือ น้ำหนักของอนุภาคของแข็ง (kg.), L_{mf} คือ ความสูงของเบดเมื่อเกิดสภาพฟลูอิดไดซ์ (m.), ε_{mf} คือ Void fraction, g คือ Gravitational acceleration (m/s^2), g_c คือ Gravitational constant, ρ_p

คือ ความหนาแน่นของของแข็ง (kg/m^3), ρ_s คือ ความหนาแน่นของไหล (kg/m^3)

สมการของ Ergun ได้แสดงความดันลด (Pressure drop) ที่เกิดขึ้นเนื่องจากของไหลผ่านเบดบริเวณจุดเริ่มฟลูอิดไดเบดดังนี้ [6-7]

$$\frac{\Delta P g_c}{L_{mf}} = \frac{150(1 - \varepsilon_{mf}) \mu U_{mf}}{\varepsilon_{mf}^3 (\phi_s d_p)^2} + \frac{1.75(1 - \varepsilon_{mf}) \rho_s U_{mf}^2}{\varepsilon_{mf}^3 \phi_s d_p} \quad (4)$$

จากสมการที่ (3) และ (4) นำมารวมกันจะได้

$$\frac{d_p^3 \rho_s (\rho_p - \rho_s) g_c}{\mu^2} = \frac{1.75}{\phi_s \varepsilon_{mf}^3} \left[\frac{d_p U_{mf} \rho_s}{\mu} \right]^2 + \left[\frac{150 - (1 - \varepsilon_{mf})}{\phi_s^2 \varepsilon_{mf}^3} \right] \left[\frac{d_p U_{mf} \rho_s}{\mu} \right] \quad (5)$$

เมื่อ μ คือ ค่าความหนืดของของไหล ($kg/m.s$), d_p คือ เส้นผ่านศูนย์กลางของอนุภาค (m.), ϕ_s คือ ค่าความเป็นทรงกลมของอนุภาค, U_{mf} คือ ค่าความเร็วต่ำสุดในการเกิดฟลูอิดไดซ์ (m/s)

กรณี $R_{ef} < 20$ ลดรูปเหลือ

$$U_{mf} = \frac{(\phi_s d_p)^2}{150} \frac{\rho_s - \rho_s}{\mu} \frac{g (\varepsilon_{mf}^3)}{1 - \varepsilon_{mf}} \quad (6)$$

กรณี $R_{ef} > 1000$

$$U_{mf} = \sqrt{\frac{\phi_s d_p (\rho_p - \rho_s) g \varepsilon_{mf}^3}{1.75 \rho_s}} \quad (7)$$

การคำนวณหาความเร็วสุดท้ายของการเกิดฟลูอิดไดซ์

ความเร็วสุดท้ายของอนุภาคหนึ่งอนุภาคถูกหาโดยสมดุลแรงดึงดูดและแรงเสียดทานสำหรับอนุภาค คือ [6-7]

$$U_t = \left[\frac{4 g d_p (\rho_p - \rho_s)}{3 \rho_s C_d} \right]^{1/2} \quad (8)$$

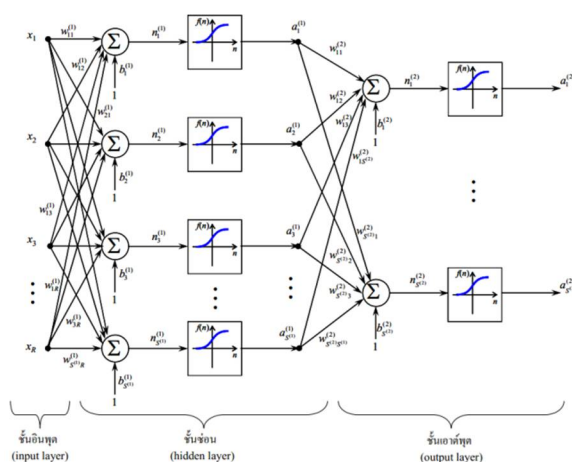
ในการหาค่าความเร็วตกอิสระของอนุภาคเมื่ออนุภาคเป็นทรงกลมจะหาค่าแรงเสียดทานได้ดังนี้ [6]

$$\begin{aligned} C_d &= 24 / R_e & ; R_e < 0.4 \\ C_d &= 10 / R_e^{1/2} & ; 0.4 < R_e < 500 \\ C_d &= 0.43 & ; 500 < R_e < 200,000 \end{aligned}$$

โดยที่ U_t คือ ความเร็วตกอิสระของอนุภาคหรือความเร็วสุดท้ายของการเกิดฟลูอิดไดซ์ (m/s) , C_d คือ ค่าสัมประสิทธิ์แรงเสียดทาน, T คือ อุณหภูมิลมร้อน ($^{\circ}\text{C}$)

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมมีพื้นฐานมาจากการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ จุดประสงค์ของโครงข่ายประสาทเทียมคือต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกฝนได้ [4,15-16] โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 2 ขั้นตอนคือขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้และขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยชั้นของนิวรอน 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นตอนแสดงผล (Output layer) [2-4] ดังรูปที่ 1 ซึ่งนิวรอนหลาย ๆ ตัวจะถูกเชื่อมต่อเข้าด้วยกัน ทำให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้น ๆ นิวรอนแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มีการเชื่อมต่อถึงกัน โดยการนำข้อมูลอินพุตมาผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละนิวรอน โดยคำตอบที่ได้จะทำการส่งผ่านไปยังชั้นต่อไป โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการเรียนรู้ความผิดพลาดจากข้อมูลฝึกสอน (Training Data) จากนั้นจะทำการปรับ Weight และ Bias เพื่อให้ความผิดพลาดของโครงข่ายมีค่าน้อยที่สุด [1]



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว [1]

โดยมีความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตนิวรอนในแต่ละชั้นกับค่า Weight และ Bias ดังนี้ [1]

$$n^{(l)} = W^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)} \quad (9)$$

โดยที่ $n^{(l)}$ คือ ค่าอินพุตฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

$W^{(l)}$ คือ ค่าWeight ในชั้นที่ l

$a^{(l-1)}$ คือ คำตอบที่ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ $l-1$

$b^{(l)}$ คือ ค่าBias ในชั้นที่ l

และค่าเอาต์พุตของแต่ละชั้นสามารถหาได้จากสมการที่ (10)

$$a^{(l)} = f^{(l)}(n^{(l)}) \quad (10)$$

โดยที่ $a^{(l)}$ คือ ค่าเอาต์พุตจากฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

$f^{(l)}$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

$n^{(l)}$ คือ ค่าอินพุตสู่ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

โดยมีสมการของฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมมีดังนี้ [1] Log-sigmoid Transfer Function

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{(-n)}} \quad (11)$$

Tan-sigmoid Transfer Function

$$a(n) = \frac{1 - e^{(-n)}}{1 + e^{(-n)}} \quad (12)$$

Pure Linear Transfer Function

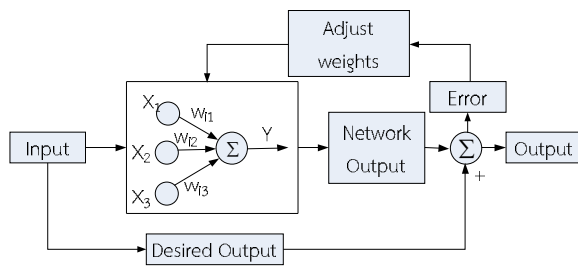
$$a(n) = n \quad (13)$$

โดยที่ $a(n)$ คือ เอาต์พุตของโครงข่ายในชั้นซ่อน

n คือ อินพุตของโครงข่ายในชั้นซ่อน n

2.4 การเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับคือ การเปลี่ยนแปลงของค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอสในแต่ละการเชื่อมต่อเพื่อปรับผลลัพธ์ของแบบจำลองให้ใกล้เคียงกับค่าความจริงมากที่สุด [1-4] โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับมีลักษณะการทำงานที่ไม่ซับซ้อน นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ ยังสามารถใช้ได้กับข้อมูลที่เป็นทั้งเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น และยังสามารถใช้กับข้อมูลที่มีจำนวนไม่มากนักที่ใช้สำหรับการฝึกสอนได้ [4,16]



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ [13]

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับแสดงในรูปที่ 2 การปรับสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ 1) ขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า (Feed Forward) จากชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนและไปสู่ชั้นเอาต์พุต 2) ขั้นตอนการคำนวณและการแทนค่ากลับของผลรวมของความผิดพลาดของผลลัพธ์กับค่าเป้าหมาย 3) ขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักไปเรื่อยๆ ขั้นตอนนี้จะขึ้นอยู่กับขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้าเพียงขั้นตอนเดียว โดยจะนำค่าน้ำหนักที่ได้จากการเรียนรู้ไปใช้ในการทำนายต่อไป [17]

โดยมีขั้นตอนการทำงานที่แน่นอน 4 ขั้นตอน ได้แก่ [12]

1. เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอน ได้แก่ ข้อมูลป้อนเข้า (Input) และผลลัพธ์ที่ต้องการ (Output)
2. ระบุจำนวนชั้น (Layer) และจำนวนนิวรอน (Neuron) เพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับการฝึกสอน
3. ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลที่เตรียมในขั้นตอนที่ 1 และโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากขั้นตอนที่ 2
4. นำข้อมูลชุดใหม่ที่ไม่เคยได้รับการฝึกสอน มาทำการทดสอบ

3. ระเบียบวิธีการวิจัย

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัย แสดงดังรูปที่ 3 ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอาร์ท (Levenberg-Marquardt) ประกอบด้วยชั้นของข้อมูลเบื้องต้น 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดย

โครงสร้างในโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้แสดงดังตารางที่ 2 โดยผ่านกล่องเครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network toolbox) ของโปรแกรม MATLAB โดยกำหนดให้จำนวนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมมี 1 ชั้นซ่อน มีจำนวนหน่วยย่อยในชั้นซ่อน 5-10-15-20 หน่วยย่อย ตามลำดับ และกำหนดให้ฟังก์ชันถ่ายโอนของโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นซ่อน และชั้นส่งออก เป็นแบบ Log-sigmoid Transfer Function (Log-sig), Linear Transfer Function (Pure-lin), และ Tan-sigmoid Transfer Function (Tan-sig) ดังแสดงในตารางที่ 1 โดยเรียงสับเปลี่ยน 36 รูปแบบ ข้อมูลจากผลการทดลองจำนวน 414 ข้อมูล การอบแห้งจะนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง โดยที่ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้เพื่อการฝึกหัดและส่วนที่เหลือจะใช้เพื่อทดสอบซึ่งในงานวิจัยนี้ร้อยละ 70 ของข้อมูลการอบแห้งจะถูกใช้เพื่อฝึกหัดและอีกร้อยละ 30 ของข้อมูลการอบแห้งจะใช้เพื่อทดสอบการทำนายอัตราส่วนความชื้น การอบแห้งข้อมูลอินพุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อุณหภูมิลมร้อน 3 ระดับ 70, 80 และ 90 °C ความเร็วลมร้อน 2 ระดับคือ 5.25 และ 6 m/s และเวลาที่ใช้อบแห้งข้อมูลเอาต์พุต คืออัตราส่วนความชื้น โดยผลการจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะนำมาเปรียบเทียบกับผลการทดลองการอบแห้งวัสดุเกษตรด้วยเทคนิคฟลูอิดไดเบต [10] โดยวัสดุที่ทำการทดลองคือ ข้าวโพดพันธุ์ นครสวรรค์ 1 และข้าวเปลือกพันธุ์ กข.10 ดังตารางที่ 2

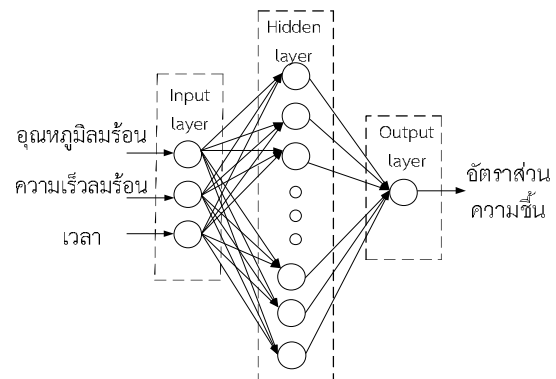
ตารางที่ 2 แสดงค่าของตัวแปรต่างๆ ที่เลือกใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม

วัสดุอบแห้ง	ข้อมูลอินพุต	ข้อมูลเอาต์พุต
ข้าวโพดพันธุ์นครสวรรค์ 1 [2]	- อุณหภูมิลมร้อน	อัตราส่วนความชื้น
ข้าวเปลือกพันธุ์ กข.10 [2]	- ความเร็วลม	
	- เวลา	

จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน รวมทั้งฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 1 แสดงโครงสร้างในโครงข่ายประสาทเทียม

ลำดับ	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ฟังก์ชันถ่าย โอนชั้นซ่อน	ฟังก์ชันชั้น เอาต์พุต
1	5	Pure linear	Pure linear
2			Tan-Sig
3			Log-sig
4		Tan-Sig	Pure linear
5			Tan-Sig
6			Log-sig
7		Log-sig	Pure linear
8			Tan-Sig
9			Log-sig
10	10	Pure linear	Pure linear
11			Tan-Sig
12			Log-sig
13		Tan-Sig	Pure linear
14			Tan-Sig
15			Log-sig
16		Log-sig	Pure linear
17			Tan-Sig
18			Log-sig
19	15	Pure linear	Pure linear
20			Tan-Sig
21			Log-sig
22		Tan-Sig	Pure linear
23			Tan-Sig
24			Log-sig
25		Log-sig	Pure linear
26			Tan-Sig
27			Log-sig
28	20	Pure linear	Pure linear
29			Tan-Sig
30			Log-sig
31		Tan-Sig	Pure linear
32			Tan-Sig
33			Log-sig
34		Log-sig	Pure linear
35			Tan-Sig
36			Log-sig



รูปที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัย

ผลที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จะต้องมีการวิเคราะห์ตัวแปรทางสถิติเพื่อเพิ่มความเชื่อมั่นว่าแบบจำลองที่สร้างมานั้นจะมีค่าความแม่นยำและใกล้เคียงกับผลการทดลอง ซึ่งจะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of determine, R^2) ซึ่งจะต้องมีค่ามากกว่า 0.9 หรือเข้าใกล้ 1 มากที่สุด ในขณะที่ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RMSE) จะต้องมิต่ำที่สุด [3, 11-12, 16] แสดงดังสมการ

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (MR_{pred,i} - MR_{exp,i})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

เมื่อ $MR_{exp,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นที่ได้จากการทดลอง

$MR_{pred,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นที่ได้จากแบบจำลอง

n คือ จำนวนข้อมูล

$$R^2 = \frac{\left(n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right) \left(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right)} \quad (16)$$

เมื่อ x_i คือ เวลาในการอบแห้ง (min)

y_i คือ อัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง

n คือ จำนวนของข้อมูล

4. ผลการวิเคราะห์จากแบบจำลอง

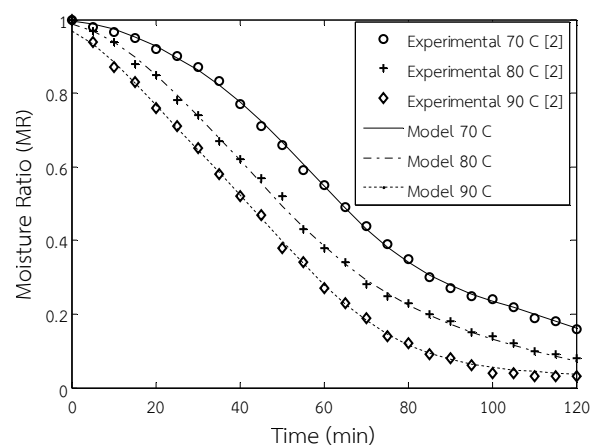
ผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งข้าวโพดและข้าวเปลือกด้วยเทคนิคฟลูอิดไดเบต จากแบบจำลอง

โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลการทดลอง ซึ่งจะได้แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้ค่า R^2 และค่า RMSE เป็นดัชนีชี้วัด ซึ่งโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับทำนายอัตราการอบแห้งของข้าวโพดคือ โครงสร้างแบบ 3-5-1 หรือโครงสร้างที่มีตัวแปรนำเข้า 3 ตัวแปร มีจำนวนหน่วยย่อย (Node) ในชั้นซ่อนจำนวน 5 หน่วยย่อย และข้อมูลตัวแปรออก 1 ตัวแปร โดยฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Tan-sigmoid และ Pure linear ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.99912 และค่า RMSE เท่ากับ 0.0048 ดังแสดงในตารางที่ 3

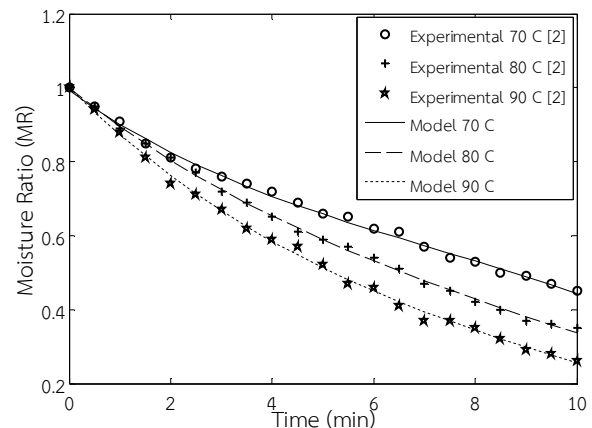
ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุด

วัสดุทดลอง	จำนวนโหนด	ฟังก์ชันถ่ายโอน		R^2	RMSE
		ชั้นซ่อน	ชั้นเอาต์พุต		
ข้าวโพด [2]	5	Tan-Sig	Pure linear	0.99912	0.0048
ข้าวเปลือก [2]	5	Log-sig	Pure linear	0.99938	0.0057

ในส่วนของการอบแห้งข้าวเปลือกนั้น โครงสร้างที่เหมาะสมของสำหรับทำนายอัตราการความชื้นคือ โครงสร้างแบบ 3-5-1 ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Log-sigmoid และ Pure linear ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.99938 และค่า RMSE เท่ากับ 0.0057

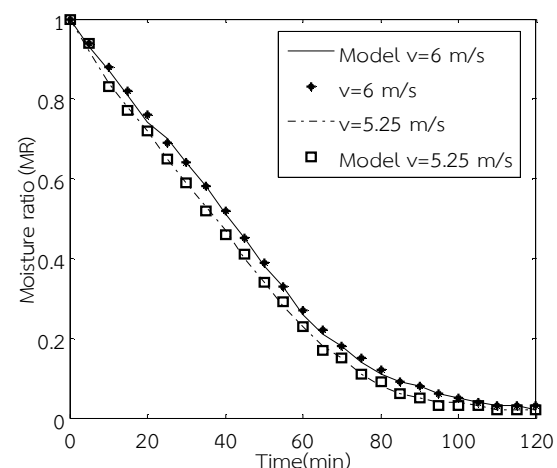


รูปที่ 4 เปรียบเทียบอัตราส่วนความชื้นจากแบบจำลองกับผลการทดลองอบแห้งข้าวโพดที่ความเร็วลม 5.25 m/s

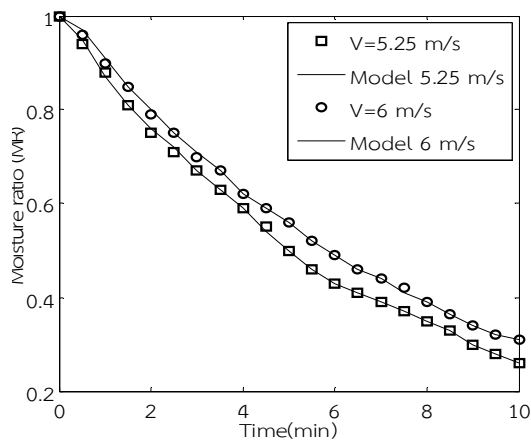


รูปที่ 5 เปรียบเทียบอัตราส่วนความชื้นจากแบบจำลองกับผลการทดลองอบแห้งข้าวเปลือกที่ความเร็วลม 5.25 m/s

จากรูปที่ 4-5 แสดงผลของอุณหภูมิลมร้อนที่มีต่ออัตราการอบแห้งของข้าวโพดและข้าวเปลือกตามลำดับ จากอุณหภูมิของลมร้อน 3 ระดับคือ 70 , 80 , และ 90 °C ความเร็วของลมร้อน 5.25 m/s เมื่อพิจารณาผลของอุณหภูมิ พบว่า อุณหภูมิของลมร้อนที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ระยะเวลาในการอบแห้งทั้งข้าวโพดและข้าวเปลือกลดลง อุณหภูมิสูงจะมีอัตราการลดความชื้นมากกว่าอุณหภูมิต่ำ ทั้งนี้เนื่องจากที่อุณหภูมิสูงมีการถ่ายเทความร้อนระหว่างอากาศร้อนและวัสดุมากกว่าอุณหภูมิต่ำ อุณหภูมิลมร้อนที่เพิ่มขึ้น เป็นการเพิ่มความร้อนแฝงของการระเหยน้ำให้เพิ่มขึ้นด้วย [8-9]



รูปที่ 6 เปรียบเทียบอัตราส่วนความชื้นจากแบบจำลองกับผลการทดลองอบแห้งข้าวโพดที่อุณหภูมิ 90 °C

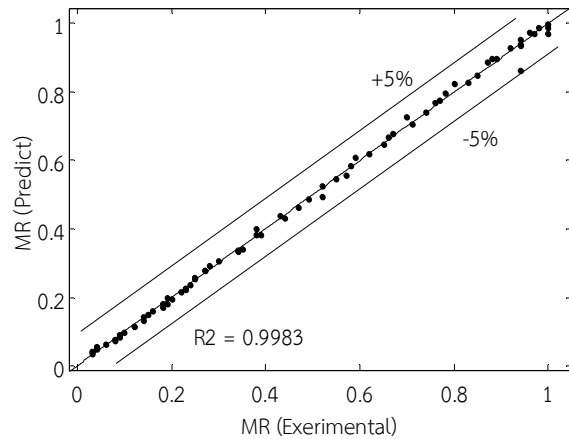


รูปที่ 7 เปรียบเทียบอัตราส่วนความชื้นจากแบบจำลองกับผลการทดลองอบแห้งข้าวเปลือกที่อุณหภูมิ 90 °C

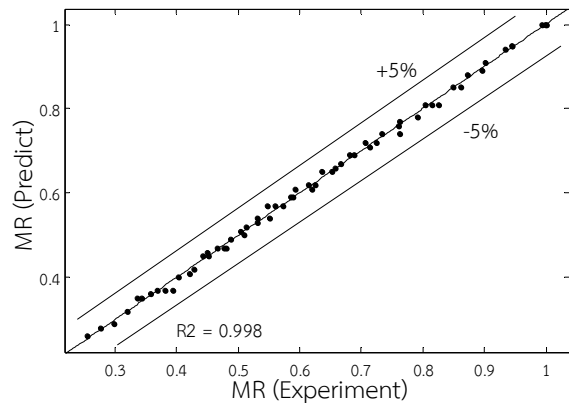
ในรูปที่ 6-7 แสดงผลของความเร็วมรณะต่ออัตราการอบแห้งของข้าวโพดและข้าวเปลือกตามลำดับ ที่ความเร็วมรณะ 5.25 และ 6 m/s อุณหภูมิ 90 °C พบว่าความเร็วมรณะมีผลต่อการอบแห้งการเพิ่มความเร็วมรณะจาก 5.25 เป็น 6 m/s ทำให้เวลาในการอบแห้งลดลง ทั้งนี้เนื่องจากการเพิ่มความเร็วมรณะ จะช่วยเพิ่มค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายเทมวลให้เพิ่มสูงขึ้นด้วย นอกจากนี้แล้วยังช่วยให้ความหนาของฟิล์มของอากาศรอบๆวัสดุ ซึ่งเป็นตัวต้านทานต่อการถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลมีค่าบางลง ทำให้เกิดการถ่ายเทความร้อนและมวลได้ดีขึ้น ทำให้ลดระยะเวลาในการอบแห้งได้ [5]

จากรูปที่ 4-7 แสดงการเปรียบเทียบผลการคำนวณอัตราส่วนความชื้นจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับผลการทดลองอบแห้งข้าวโพดและข้าวเปลือกด้วยเครื่องอบแห้งแบบฟลูอิดไดเบด และผลการทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมตามเงื่อนไขที่กำหนด พบว่า ผลที่ได้จากแบบจำลองมีค่าที่ใกล้เคียงกับผลการทดลองทุกเงื่อนไขการทดลอง ผลที่ได้มีความสอดคล้องและแนวโน้มทิศทางไปทางเดียวกัน ผลที่ได้มีความสอดคล้องและแนวโน้มทิศทางไปทางเดียวกัน สอดคล้องกับการวิจัยกับผลผลิตทางการเกษตรอื่นๆ [3, 16, 18-19] ทั้งนี้เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นในการเรียนรู้สังเคราะห์ทำนายผลลัพธ์ของปัจจัยแบบมีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไป

ยังเอาต์พุตแบบขนาน ดังนั้นการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปอย่างแม่นยำและรวดเร็ว [3,16]



รูปที่ 8 แสดงสหสัมพันธ์ระหว่างผลจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการทดลองอบแห้งข้าวโพด



รูปที่ 9 แสดงสหสัมพันธ์ระหว่างผลจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการทดลองอบแห้งข้าวเปลือก

จากรูปที่ 8-9 แสดงสหสัมพันธ์ระหว่างผลจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการทดลองอบแห้งข้าวโพดและข้าวเปลือกตามลำดับ จะเห็นว่า ผลที่ได้จากแบบจำลองมีค่าที่ใกล้เคียงกับผลการทดลอง มีค่า R^2 เท่ากับ 0.9983 สำหรับข้าวโพด และ R^2 เท่ากับ 0.998 สำหรับข้าวเปลือก ค่าความแตกต่างระหว่างผลการทดลองและผลจากแบบจำลองของการอบแห้งข้าวโพดและข้าวเปลือกมีค่าแตกต่างกันไม่เกิน 5 %

5. สรุปผล

บทความวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งผลผลิตทางการเกษตรด้วยเทคนิค

ฟลูอิดไดเบตสำหรับวัสดุ ข้าวโพดและข้าวเปลือก อบแห้ง ข้อมูลอินพุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อุณหภูมิลมร้อน 3 ระดับ 70-90 °C ความเร็วลมร้อน 2 ระดับคือ 5.25 และ 6 m/s และเวลาที่ใช้ออบแห้ง ข้อมูลเอาต์พุต คืออัตราส่วนความชื้นผลจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สามารถทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งได้ดีและแม่นยำ ผลที่ได้จากการคำนวณมีค่าที่ได้จากผลการทดลองมาก ผลจากการวิเคราะห์หาแบบจำลองที่เหมาะสมพบว่า โครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนการอบแห้งของข้าวโพดคือ โครงสร้างแบบ 3-5-1 โดยฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Tan-sigmoid และ Pure linear ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.99912 และค่า RMSE เท่ากับ 0.0048 ในส่วนของข้าวเปลือกนั้น โครงสร้างที่เหมาะสมของสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นคือ โครงสร้างแบบ 3-5-1 ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Log-sigmoid และ Pure linear ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.99938 และค่า RMSE เท่ากับ 0.0057

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณผู้เขียนบทความวิชาการ บทความวิจัยและงานวิจัย ที่ได้ใช้อ้างอิงและเป็นแหล่งข้อมูลในบทความวิจัยนี้

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] คงฤทธิ์ โกมาสธิตย์และปรเมศ ชูติมา, “การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม,” การประชุมวิชาการช่างงานวิศวกรรมอุตสาหกรรม, เพชรบุรี, 2555.
- [2] จันทรา ช่วยนครและมณฑิรา รัตนศิริวงศ์, “ระบบการพยากรณ์ราคาขายพาราโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม,” การประชุมวิชาการระดับนานาชาติด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศครั้งที่ 5, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, กรุงเทพมหานคร, 2552.
- [3] ปวิวัติ วรามิตร, นันทวัฒน์ วีระยุทธและอำไพศักดิ์ ที่บุญมา, “การทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีรีคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม,” SWU Engineering Journal 6(1), หน้า 39-47, 2011.

- [4] สุจิตา ปรีชาเดชและชนะ รักษศิริ, “การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนโดยโครงข่ายประสาทเทียม,” วิศวกรรมสาร ก., ฉบับที่ 77 ปีที่ 24, กรกฎาคม - กันยายน 2554.
- [5] สมชาติ โสภณธนฤทธิ์, “การอบแห้งเมล็ดธัญพืช,” พิมพ์ครั้งที่ 5, คณะพลังงานและวัสดุ, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, 2540.
- [6] พชรินทร์ ตาดวงและวีระ ฟ้าเพื่องวิทยากุล, “การอบแห้งเมล็ดงาโดยเครื่องอบแห้งที่ใช้ฟลูอิดไดเบต,” การประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทยครั้งที่ 13, เชียงใหม่, 2555.
- [7] ไพโรจน์ จันทรแก้วและศิระ อัจฉริยวิริยะ, “บทวิเคราะห์การอบแห้งธัญพืชโดยประยุกต์ใช้เทคนิคฟลูอิดไดเบต,” การประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 13, เชียงใหม่, 2555.
- [8] อำนาจ บุญลอย, ดารัตน์ ปัญญากาญจน์และพงษ์เจตพรหมวงศ์, “การเปรียบเทียบการอบแห้งระหว่างฟลูอิดไดเบตและฟลูอิดไดเบตแบบผิวคลื่น,” การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทยครั้งที่ 22, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ศูนย์รังสิต, 2551.
- [9] กิตติชัย ไตรรัตน์ศิริชัย และกิตติ สิทธิประภาพร, “การจำลองแบบและการทดลองการอบแห้งพริกแบบชั้นบาง,” การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทยครั้งที่ 16, ภูเก็ต, 2545.
- [10] วชิรินทร์ ดงบัง, “การศึกษาการอบแห้งเมล็ดพืช,” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต วิศวกรรมเครื่องกล, มหาวิทยาลัยขอนแก่น, 2547.
- [11] Madhiyanon T., Phila A. and Soponronnarit S., “Models of fluidized bed drying for thin-layer chopped coconut,” Applied Thermal Engineering, 29, pp. 2849-2854, 2009.
- [12] Akpinar E.K., Bicer Y. and Yildiz C., “Thin layer drying of red pepper,” Journal of Food Engineering, Vol. 59(1), pp. 99-104, 2003.
- [13] Erenturk S. and Erenturk K., “Comparison of genetic algorithm and neural network

- approaches for the drying process of carrot,” J. Food Eng., 78, pp. 9905-9012, 2007.
- [14] Tayfun M., Mustafa B.O. and Volkan K., “Determination of freeze-drying behaviors of apples by artificial neural network,” Expert Systems with Applications, 37, pp. 7669-7677, 2010.
- [15] สกุล คำนวนชัย, “โครงข่ายประสาทเทียม,” วารสารวิชาการคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม ปีที่ 7 ฉบับที่ 7, มิถุนายน-กันยายน 2555.
- [16] ปวิวัติ วรามิตร, นันทวัฒน์ วีระยุทธ,อำไพศักดิ์ ทีบุญมา, โสภณ สิ้นสร้างและบัณฑิต กฤตาคม, “การเปรียบเทียบแบบจำลองการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองคณิตศาสตร์และโครงข่ายประสาทเทียม,” วารสารวิจัย มทร.ตะวันออกปีที่ 7(1), หน้า 38-44, 2557.
- [17] อรณรงค์ บุเกตุและพุทธิ ศิริแสงตระกูล, “แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม,” ว.วิทย์. มช. 41(1), หน้า 213-225, 2556.
- [18] Lertworasirikul S. and Tipsuwan Y., “Moisture content and water activity prediction of semi-finished cassava crackers from drying process with artificial neural network,” Journal of Food Engineering, 84, pp. 65-74, 2008.
- [19] Kamyar M. and Maryam N., “Modeling of tomato drying using artificial neural network,” Computers and Electronics in Agriculture, 59, pp. 78-85, 2007.