

การเปรียบเทียบแบบจำลองการอบแห้งด้วยลมร้อน ระหว่างแบบจำลองเอมพิริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Comparison of Hot Air Drying Model between Empirical Model and Artificial Neural Network Model

ปฏิวัติ วรามิต^{*} นันทวัฒน์ วีระยุทธ อร่ามไศกัด์ ทีบุญมา
ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
อ.วารินชำราบ จ.อุบลราชธานี 34190 โทร 0-4535-3309 โทรสาร 0-4535-3308

Pathiwat Waramit^{*} Nantawatana Weerayuth Umphisak Teeboonma

Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Ubon Ratchathani University,
Warinchumrap, Ubonratchathani 34190

Tel: 0-4535-3309 Fax: 0-4535-3308 Email: vandal_me@windowslive.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการนำความร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพิริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบ คือ ปลาเนล และกล้วย ภายใต้อุณหภูมิอบแห้ง 60-80 องศาเซลเซียส และความเร็วลม 0.5-1.0 เมตรต่อวินาที ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำพฤติกรรมการอบแห้งที่ได้จากการทดลองมาเปรียบเทียบกับผลการนำความร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพิริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลจากการศึกษาพบว่า แบบจำลองเอมพิริคัล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถดำเนินการอบแห้งได้แม่นยำ นอกจากนั้นยังพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลาຍชั้นป้อนໄไปข้างหน้าซึ่งมีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจาย ย้อมกลับของเลเวนเบิร์ก-มาคาวาดที่สามารถดำเนินการได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมพิริคัลโดยคิดเป็นร้อยละ 1.4 คำหลัก: แบบจำลองการอบแห้ง โครงข่ายประสาทเทียม กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจาย ย้อมกลับ

Abstract

The objective of this research was to predict drying behavior of hot air drying using an empirical

model (EM) and an artificial neural network model (ANNM). Tilapia and Banana were dried under drying temperature of 60-80°C and air velocity of 0.5-1.0 m/s. Subsequently, EM and ANNM were applied to describe the drying behavior of both products. Furthermore, prediction results between EM and ANNM were compared with the experimental data. In this research, it was obviously found that EM and ANNM can describe the drying behavior effectively. Additionally, it was also found that prediction results of Multilayer feed forward Levenberg-Maquardt's Back-propagation ANNM are good agreement with experimental results than that of EM 1.4 %.

Keywords: Drying model, artificial neural network, back-propagation

1. บทนำ

การอบแห้งคือกระบวนการลดความชื้นซึ่งจะมีการถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลสารเกิดขึ้นพร้อมๆกัน [1] กระบวนการที่ซับซ้อนนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่ต่างกัน เช่น อุณหภูมิและความเร็วของอากาศ ความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศ อัตราการไหลของอากาศ ลักษณะทางกายภาพ และความชื้นเริ่มต้นของวัสดุที่จะทำการอบแห้ง พื้นที่และ

ความดันในการอบ [2] ความรู้สึกเกี่ยวกับพฤติกรรมการอบแห้งเป็นสิ่งสำคัญในการออกแบบจำลองกระบวนการอบแห้งให้มีความเหมาะสม [3] มีการศึกษาเกี่ยวกับพฤติกรรมการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกันจากนักวิจัยหลายกลุ่ม [4-10] นักวิจัยหลายท่านได้ทำการพัฒนาแบบจำลองเพื่อกระบวนการการอบแห้ง [11-13] ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติ สมการเหล่านี้เน้นเฉพาะปัญหาที่มีความซับซ้อนไม่มากนัก เช่น สมการเอกซ์โพเนนเชียลอย่างง่ายที่รู้จักกันคือสมการของนิวตัน อย่างไรก็ตามสมการดังเดิมได้ถูกดัดแปลงเพื่อให้เหมาะสมกับข้อมูลการทดลอง

แบบจำลองเอมเพริคัลส่วนใหญ่จะมีความแม่นยำเฉพาะผลการทดลองนั้นๆ แต่เมื่อเงื่อนไขเปลี่ยนไปแบบจำลองเอมเพริคัลที่ใช้จะเปลี่ยนไปตามเงื่อนไขการทดลอง ปัญหานี้สามารถแก้ได้โดยการวิเคราะห์ตามหลักการของการถ่ายเทความร้อนและมวลสารโดยใช้สมการดิเฟอเรนเชียล แต่ผลลัพธ์สุดท้ายนั้นซับซ้อนและยากที่จะนำมาใช้ในกระบวนการการอบแห้งจริง

จากเหตุผลที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) จึงได้ถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหาทางชีววิทยาและวิศวกรรมเคมี [14] โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกัน เช่น Echinacea angustifolia [15] มันสำปะหลังและมะม่วง [16] แครอฟท์ [17-18] โสม [19] และเพื่อนำเสนอให้เห็นถึงความสามารถของการแก้ปัญหาโดยโครงข่ายประสาทเทียมในการอธิบายพฤติกรรมการอบแห้งในเงื่อนไขการทดลองที่แตกต่างกันนี้และมีความแม่นยำมากกว่าในการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งในทุกเงื่อนไข ขณะที่ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์จะมีความเหมาะสมและอธิบายได้เฉพาะเจาะจงกับบางเงื่อนไข โดยเมื่อเงื่อนไขการทดลองเปลี่ยนไปสมการคณิตศาสตร์ที่จะนำมาใช้อธิบายพฤติกรรมการอบแห้งก็จะเปลี่ยนไปด้วย

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งและเปรียบเทียบกับผลการทำนายโดยใช้แบบจำลองเอมเพริคัล

2. ระเบียบวิธีวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลการอบแห้งด้วยลมร้อนที่ได้จากการทดลองมาทำนายและเปรียบเทียบผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองเอมเพริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบคือ ปลาโนล และ กัลวย ภายใต้เงื่อนไขการอบแห้งคือ อุณหภูมิอบแห้ง 60, 70 และ 80 องศาเซลเซียส และความเร็วลม 0.5, 0.7 และ 1.0 เมตรต่อวินาที ซึ่งสามารถสรุปเงื่อนไขการทดลองได้ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เงื่อนไขของการอบแห้งด้วยลมร้อน

ผลิตภัณฑ์	อุณหภูมิ ($^{\circ}\text{C}$)	ความเร็วลม(m/s)
ปลาโนล, กัลวย	60	0.5
	60	0.7
	60	1.0
	70	0.5
	70	0.7
	70	1.0
	80	0.5
	80	0.7
	80	1.0

2.1 แบบจำลองเอมเพริคัลของการอบแห้ง

อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งจากการทดลองคำนวณตามความสัมพันธ์ในสมการที่ 1

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

เมื่อ MR คือ อัตราส่วนความชื้น

M_i คือ ปริมาณความชื้นที่เวลาใดๆ (% dry basis)

M_e คือ ปริมาณความชื้นสมดุล (% dry basis)

M_d คือ ปริมาณความชื้นเริ่มต้น (%dry basis)

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกแบบจำลองเอมเพริคัลมาทำการวิเคราะห์ทั้งสิ้น 13 แบบจำลองเพื่อทำนายพฤติกรรมการอบแห้งโดยที่พฤติกรรมการอบแห้งจะแสดงอยู่ในรูปของอัตราส่วนความชื้น (MR) ซึ่งเป็นพังก์ชันของเวลาดังแสดงในตารางที่ 2 การวิเคราะห์แบบจำลองเอมเพริคัลที่เหมาะสมสำหรับทำนายพฤติกรรมการอบแห้งปลาโนล

และกล่าวยังในงานวิจัยนี้ได้พิจารณาถึงอิทธิพลของอุณหภูมิอุ่นแห้ง และความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง ดังนั้น $a, b, c, g, h, k, k_1, k_2$ หรือ n ซึ่งเดิมเป็นเพียงค่าคงที่ จึงได้ถูกกำหนดให้เป็นพังก์ชันกับอุณหภูมิอุ่นแห้ง และความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง โดยสามารถเขียนความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ 2

$$K = x_0 + x_1 T + x_2 V + x_3 TV \quad (2)$$

เมื่อ K คือ $a, b, c, g, h, k, k_1, k_2$ หรือ n
 T คือ อุณหภูมิอุ่นแห้ง (องศาเซลเซียส)
 V คือ ความเร็วลม (เมตรวินาที)
 x_i คือ ค่าคงที่ของสมการที่ (2)

ยกตัวอย่างเช่นแบบจำลองของ Newton จะเปลี่ยนรูปจาก $MR = \exp(-kt)$ เป็น $MR = \exp(-(x_0+x_1T+x_2V+x_3TV)t)$ เป็นต้น

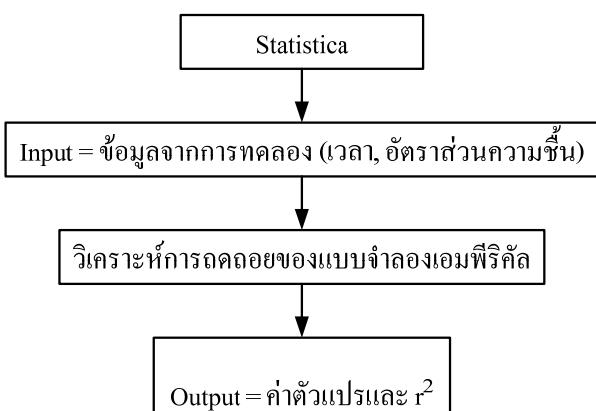
หลังจากนั้นได้ทำการวิเคราะห์หาแบบจำลองเอมเพรคัลที่เหมาะสมด้วยการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) เพื่อหาค่าตัวแปรของแบบจำลองซึ่งการวิเคราะห์การถดถอยเป็นการวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจากการทดลองทั้งหมดเป็นข้อมูลป้อนเข้าของซอฟแวร์ Statistica ซึ่งเป็นซอฟแวร์ทางสถิติที่ช่วยวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธีระเบียบวิธีเชิงตัวเลข โดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผิดรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (Root Mean Squared Error, RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (coefficient of determination, r^2) เป็นดังนี้ที่วัดแบบจำลองเอมเพรคัลที่เหมาะสมดังแสดงในรูปที่ 1 และ RMSE คำนวนได้จากสมการที่ 3

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (MR_{pre,i} - MR_{exp,i})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

เมื่อ $MR_{pre,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นที่ทำนายด้วยแบบจำลองเอมเพรคัล
 $MR_{exp,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นจากข้อมูลการทดลอง
 N คือ จำนวนของข้อมูล

ตารางที่ 2 แบบจำลองเอมเพรคัลสำหรับการทำนายพฤติกรรมการอบแห้ง [20- 21]

ลำดับที่	ชื่อแบบจำลอง	แบบจำลอง
1	Newton	$MR = \exp(-kt)$
2	Page	$MR = \exp(-kt^2)$
3	Modified Page I	$MR = \exp(-(kt)^2)$
4	Henderson and Pabis	$MR = a \exp(-kt)$
5	Wang and Singh	$MR = 1+at+bt^2$
6	Logarithmic	$MR = a \exp(-kt) + c$
7	Two term	$MR = a \exp(-k_1t) + b \exp(-k_2t)$
8	Two term exponential	$MR = a \exp(-kt) + (1-a) \exp(-kat)$
9	Modified Henderson and Pabis	$MR = a \exp(-kt) + b \exp(-gt) + c \exp(-ht)$
10	Midilli	$MR = a \exp(-kt^2) + bt$
11	Approximation of diffusion	$MR = a \exp(-kt) + (1-a) \exp(-kbt)$
12	Verma et al.	$MR = a \exp(-kt) + (1-a) \exp(-gt)$
13	Logistic	$MR = a / [1+\exp(kt)]$



รูปที่ 1 การวิเคราะห์การถดถอยของแบบจำลองเอมเพรคัล ด้วยซอฟแวร์ Statistica

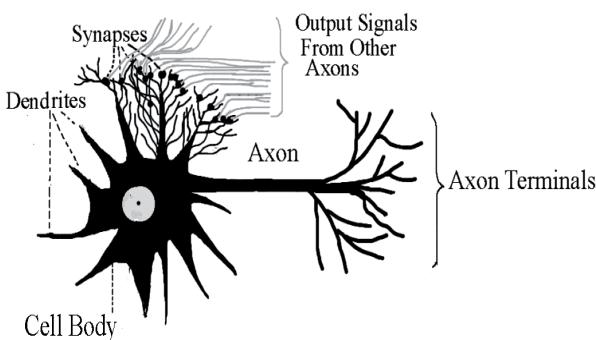
2.2 การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1 หลักการโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) มักจะเรียกว่า ข่ายงานประสาท (neural network หรือ neural net) คือโปรแกรม

คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจำรูปแบบ (pattern recognition) และการอุปมาความรู้ (knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคโนโลยีได้มาจากโครงสร้างข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ “นิวรอน” (neurons) และ จุดประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า “เดนดrite” (dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า “แอคซอน” (axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนดriteเข้าสู่นิเวเลี่ยส์ซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแทกประสาทแรงพอ นิเวเลี่ยส์ก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอคซอนของมัน ตามโมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายทำงานร่วมกันดังแสดงในรูปที่ 2

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเลียนแบบพฤติกรรมที่มีความซับซ้อนสูงได้เป็นอย่างดี มีความเหมาะสมในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ในงานวิจัยนี้จึงได้นำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนของปลาโนล และกล่าวว่า ซึ่งเป็นกระบวนการที่มีความซับซ้อนทาง巾นพศาสตร์



รูปที่ 2 แบบจำลองเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

2.2.2 สถาปัตยกรรมโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า (multilayer feed forward neural network) และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับของเลเวนเบิร์ก-มาควาร์ดท์ (Levenberg-Maquardt's Back-Propagation) ซึ่งเป็นหนึ่งในโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้ที่สุด [22] และมีข้อกำหนดคือใช้จำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) 2 ชั้น มีอัตราการเรียนรู้ (learning rate) เท่ากับ 0.1 และมี epoch เท่ากับ 1000 ซึ่งเป็นค่าที่นิยมใช้ใน MATLAB สำหรับเครื่องข่ายประสาทเทียม (neural network toolbox) ของซอฟแวร์ MATLAB เนื่องจากเป็นโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อนและใช้เวลาไม่นานในการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียม [23]

Back-Propagation ยังเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้เพื่อปรับค่านาฬิกาในเส้นเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนให้เหมาะสมโดยการปรับค่าซึ่งขึ้นกับความแตกต่างของค่าเออต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าเออต์พุตที่ได้จากการทดลอง ชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบเป้าหมายไว้เพื่อคุณตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือเข้าใกล้คำตอบเป้าหมายหรือไม่ ถ้าคำตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นดังแสดงในรูปที่ 3

2.2.3 การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

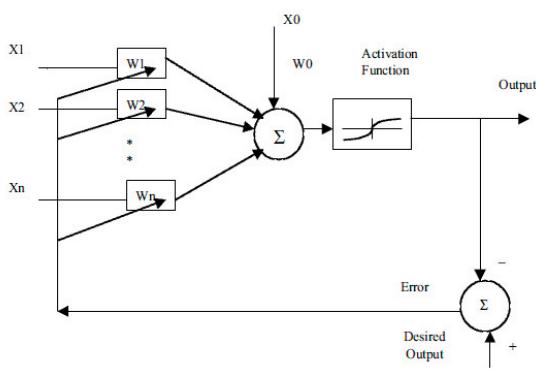
การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ได้แยกการวิเคราะห์ออกเป็น 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และการวิเคราะห์พงกชั้นถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเออต์พุต โดยเริ่มจากการวิเคราะห์จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนก่อนเพื่อหาจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมที่สุด จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์เพื่อหาพงกชั้นถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเออต์พุตโดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนหั้งหมด (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) เป็นดังนี้ชี้วัดความเหมาะสมสำหรับทำนายพฤติกรรมการอบแห้งต่อไป

2.2.4 อินพุตและเอาท์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้ได้ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (neural network toolbox) ของซอฟต์แวร์ MATLAB โดยที่ข้อมูล อินพุต (input) ของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อุณหภูมิ, ความเร็วลม และเวลาที่ใช้ในการอบแห้ง ข้อมูล เอาท์พุต (output) ของโครงข่ายประสาทเทียมคือ อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง

จากนั้นเปรียบเทียบผลการทำนายพฤติกรรมการ อบแห้งระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ แบบจำลองเอมเพรีคัลโดยใช้ค่าหากที่สองของค่าเฉลี่ยของ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) และค่า สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) ใน การเปรียบเทียบ

ข้อมูลจากการอบแห้งป้านิลและกล้วยด้วยลมร้อน จึงนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมเพื่อทำนายพฤติกรรมการอบแห้ง จาก ข้อมูลทั้งสิ้น 802 ชุดข้อมูลจากการอบแห้งด้วยลมร้อนทั้ง 9 เงื่อนไข โดยที่ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วน แรกใช้เพื่อการฝึกหัดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และส่วนที่เหลือจะใช้เพื่อทดสอบแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมในการทำนายพฤติกรรมการอบแห้ง ซึ่งใน งานวิจัยนี้ร้อยละ 75 ของข้อมูลการอบแห้งจะถูกใช้เพื่อ ฝึกหัดและอีกร้อยละ 25 ของข้อมูลการอบแห้งจะใช้เพื่อ ทดสอบการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

3. ผลการทดลองและวิจารณ์

3.1 ผลการวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างที่ เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นการวิเคราะห์ หาจำนวนนิวรอนในชั้นช่อง และวิเคราะห์หาพังก์ชันถ่าย โอนที่เหมาะสมในชั้นช่องและชั้นเอาท์พุตโดยเป็นการ วิเคราะห์ 10 ชั้นแล้วทำการหาค่าเฉลี่ยได้ผลดังที่แสดงไว้ ในตารางที่ 3 และ 4 ตามลำดับ

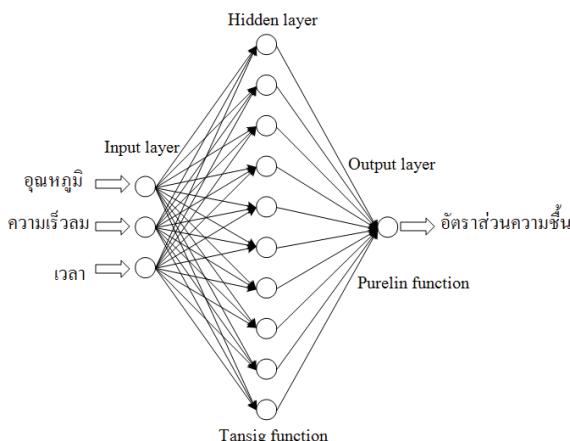
ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์จำนวนนิวรอนที่เหมาะสมในชั้นช่อง ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลิตภัณฑ์	จำนวน นิวรอน ในชั้นช่อง	r^2	RMSE
ป้านิล, กล้วย	5	0.99840	0.00317
	10	0.99944	0.00158
	15	0.99867	0.00205
	20	0.99857	0.00253

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์พังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมในชั้นช่อง และชั้นเอาท์พุตของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลิตภัณฑ์	พังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นช่อง-ชั้นเอาท์พุต	r^2	RMSE
ป้านิล, กล้วย	Tansig-Tansig	0.99991	0.00128
	Tansig-Purelin	0.99998	0.00111
	Tansig-Logsig	0.80579	0.31559
	Purelin-Purelin	0.98403	0.09209
	Purelin-Tansig	0.98694	0.05586
	Purelin-Logsig	0.79875	0.32556
	Logsig-Logsig	0.8568	0.28657
	Logsig-Tansig	0.99988	0.00202
	Logsig-Purelin	0.99991	0.00178

จากตารางที่ 3 และ 4 จะได้สถาปัตยกรรม โครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ สำหรับการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งป้านิลและกล้วย ด้วยลมร้อนดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับคำนวณ
พฤติกรรมการอุ่นแห้ง

3.2 ผลการหาวิเคราะห์แบบจำลองเอมเพอริกัลที่เหมาะสม

ผลการวิเคราะห์การอัดถอดเพื่อหาแบบจำลองเอมเพอริกัลที่เหมาะสมสำหรับการทำนายพฤติกรรมการอุ่นแห้ง แปลนนิล และกลัวยด้วยลมร้อนแสดงอยู่ในรูปค่า สัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (r^2) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลาطمความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) เมื่อเทียบกับข้อมูลการทำทดลองของแบบจำลองเอมเพอริกัลทั้ง 13 แบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 5 และ 6

ตารางที่ 5 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมเพอริกัลสำหรับการทำนายพฤติกรรมการอุ่นแห้งแปลนนิลด้วยลมร้อน

แปลนนิล		
ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
Newton	0.98040	0.12101
Page	0.98071	0.12154
Modified Page I	0.98071	0.12154
Henderson and Pabis	0.98043	0.12116
Wang and Singh	0.95281	0.13143
Logarithmic	0.98140	0.12124
Two term	0.98043	0.12116
Two term exponential	0.98084	0.12154
Modified Henderson and Pabis	0.98043	0.12116
Midilli	0.98144	0.11259
Approximation of diffusion	0.98140	0.12121

ตารางที่ 5 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมเพอริกัลสำหรับการทำนายพฤติกรรมการอุ่นแห้งแปลนนิลด้วยลมร้อน (ต่อ)

แปลนนิล		
ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
Verma et al.	0.98088	0.12162
Logistic	0.97821	0.12361

ตารางที่ 6 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมเพอริกัลสำหรับการทำนายพฤติกรรมการอุ่นแห้งกลัวยด้วยลมร้อน

กลัวย		
ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
Newton	0.98385	0.10379
Page	0.98916	0.10316
Modified Page I	0.98916	0.10315
Henderson and Pabis	0.98523	0.09978
Wang and Singh	0.98619	0.12153
Logarithmic	0.97877	0.10482
Two term	0.98523	0.09978
Two term exponential	0.98385	0.11103
Modified Henderson and Pabis	0.98523	0.09978
Midilli	0.98985	0.10431
Approximation of diffusion	0.98969	0.10305
Verma et al.	0.98955	0.10517
Logistic	0.99024	0.09864

จากตารางที่ 5 พบว่าแบบจำลองของ Midilli มีความเหมาะสมมากที่สุดในการทำนายพฤติกรรมการทำนายพฤติกรรมการอุ่นแห้งแปลนนิลด้วยลมร้อนโดยมีค่า r^2 มากที่สุดเท่ากับ 0.98144 และมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดโดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.11259

สำหรับการทำนายพฤติกรรมการทำแห้งกลัวยด้วยลมร้อน พบว่าแบบจำลองของ Logistic สามารถทำนายได้ดีที่สุดโดยมีค่า r^2 มากที่สุดเท่ากับ 0.99024 และมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดโดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.09864 ดังแสดงในตารางที่ 6

3.3 ผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียบกับแบบจำลองเอมเพริคัล

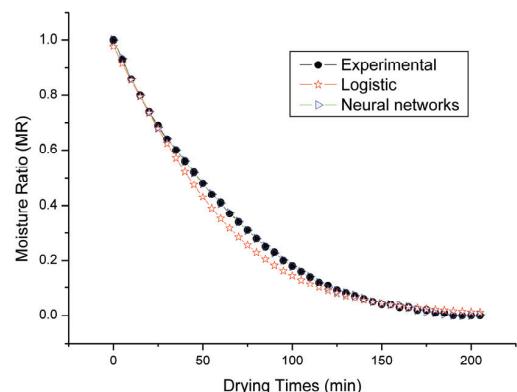
ผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งปานิลและกลวยด้วยลมร้อนโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งโดยแบบจำลองเอมเพริคัล โดยใช้ค่า r^2 และค่า RMSE เป็นตัวชี้วัดดังแสดงในตารางที่ 7 และ 8 และรูปที่ 5 และ 6

ตารางที่ 7 ผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งปานิลด้วยลมร้อน

ปานิล			
แบบจำลอง	ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
เอมเพริคัล	Midilli	0.98144	0.11259
โครงข่ายประสาทเทียม	Multilayer feed forward back propagation	0.99984	0.00372

ตารางที่ 8 ผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งกลวยด้วยลมร้อน

กลวย			
แบบจำลอง	ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
เอมเพริคัล	Logistic	0.99024	0.09864
โครงข่ายประสาทเทียม	Multilayer feed forward back propagation	0.99980	0.00474

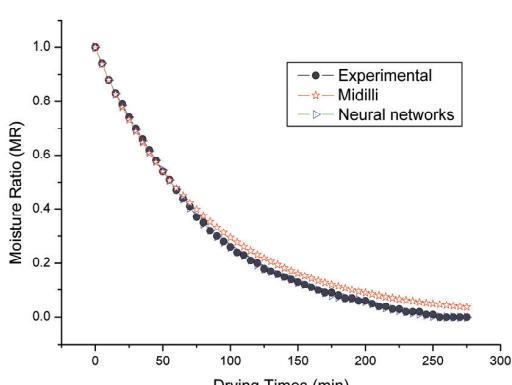


รูปที่ 6 ผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งกลวยด้วยแบบจำลอง Logistic เทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากตารางที่ 7 และ 8 และรูปที่ 5 และ 6 แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีกว่าแบบจำลองเอมเพริคัล ทั้งนี้เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นในการเรียนรู้ สังเคราะห์ ทำนาย ผลลัพธ์ของปัจจัยแบบมีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น ทำการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไปยังเอ้าต์พุตแบบนานา ดังนั้นการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปอย่างแม่นยำและรวดเร็ว

4. สรุป

จากการวิจัยการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมเพริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าทั้งแบบจำลองเอมเพริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายพฤติกรรมการอบแห้งได้แม่นยำ โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมเพริคัลคิดเป็นร้อยละ 1.4 เมื่อเทียบกับการทดลอง นอกจากนั้นยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่นต่อการนำไปใช้ทำนายพฤติกรรมการอบแห้งแต่ละผลิตภัณฑ์โดยครอบคลุมทุกทุกเงื่อนไขของการอบแห้งซึ่งเป็นข้อได้เปรียบเมื่อเทียบกับแบบจำลองเอมเพริคัล



รูปที่ 5 ผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งปานิลด้วยแบบจำลอง Midilli เทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

กิตติกรรมประกาศ

คณบดีวิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี ที่สนับสนุนทุนวิจัย

เอกสารอ้างอิง

- [1] Gogus, F. 1994. The effect of movement of solutes on millard reaction during drying, Ph.D. Thesis, Leeds University, Leeds, U.K.
- [2] Akpinar, E.K., Bicer, Y., Yildiz, C. 2003. Thin layer drying of red pepper. Journal of Food Engineering, 59: 99–104.
- [3] Senadeera, W., Bhandari, B.R., Young, G., Wijesinghe, B. 2003. Influence of shapes of selected vegetable materials on drying kinetics during fluidized bed drying. Journal of Food Engineering, 58: 277–283.
- [4] Passamai, V. and Saravia, L. 1977a. Relationship between a solar drying model of red pepper and the kinetics of pure water evaporation I. Drying Technology, 15 (5): 1419–1432.
- [5] Passamai, V. and Saravia, L. 1977b. Relationship between a solar drying model of red pepper and the kinetics of pure water evaporation II. Drying Technology, 15 (5): 1433–1457.
- [6] Midilli, A., Olgun, H., Ayhan, T. 1999. Experimental studies of mushroom and pollen drying. International Journal of Energy Research, 23: 1143–1152.
- [7] Sarsavadia, P.N., Sawhney, R.L., Pangavhane, D.R., Singh, S.P. 1999. Drying behavior of brined onion slices. Journal of Food Engineering, 40: 219–226.
- [8] Midilli, A. 2001. Determination of pistachio drying behavior and conditions in a solar drying system. International Journal of Energy Research, 23: 1143–1152.
- [9] Azzouz, S., Guizani, A., Jomaa, W., Belghith, A. 2002. Moisture diffusivity and drying kinetic equation of convective drying of grapes. Journal of Food Engineering, 55: 323–330.
- [10] Kaymak-Ertekin, F. 2002. Drying and rehydrating kinetics of green and red peppers. Journal of Food Science, 67 (1): 168–175.
- [11] Diamante, L.M. and Munro, P.A. 1991. Mathematical modeling of hot air drying of sweet potato slices. International Journal of Food Science Technology, 26: 99–109.
- [12] Diamante, L.M. and Munro, P.A. 1993. Mathematical modeling of thin layer solar drying of sweet potato slices. Solar Energy, 51: 271–276.
- [13] Ratti, C. and Mujumdar, A.S. 1997. Solar drying of foods: modeling and numerical simulation. Solar Energy, 60: 151–157.
- [14] Baughman, D.R. and Liu, Y.A. 1995. Neural Networks in Bio-Processing and Chemical Engineering. Academic Press, New York, USA.
- [15] Erenturk, K., Erenturk, S., and Tabil, L.G. 2004. A comparative study for the estimation of dynamical drying behavior of *Echinacea angustifolia* : regression analysis and neural network. Computers and Electronic in Agriculture, 45: 71–90.
- [16] Hernandez-Perez, J.A., Garcia-Alvarado, M.A., Trystram, G., and Heyd, B. 2004. Neural networks for the heat and mass transfer prediction during drying of cassava and mango. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 5: 57–64.
- [17] Kerr, W.L., Kerdpiboon, S., Devahastin, S. 2006. Neural network prediction of physical property changes of dried carrot as a function of fractal dimension and moisture content. Food Research International, 39: 1110–1118.
- [18] Erenturk, S. and Erenturk, K. 2007. Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot. Journal of Food Engineering, 78: 905–912.

- [19] Martynenko, A.I. and Yang, S.X. 2006. Biologically inspired neural computation for Ginseng Drying rate. *Biosystems Engineering*, 95 (3):385–396.
- [20] Ruiz Celma, A., Rojas, S., and Lopez-Rodriguez, F. 2008. Mathematical modeling of thin-layer infrared drying of wet olive husk. *Chemical Engineering and Processing*, 47: 1810–1818.
- [21] Jain, D. and Pathare, P.B. 2004. Selection and Evaluation of Thin Layer Drying Models for Infrared Radiative and Convective Drying of Onion Slices. *Biosystems Engineering*, 89(3): 289-296.
- [22] Movagharnejad, K. and Nikzad, M. 2007. Modeling of tomato drying using artificial neural network. *Computers and electronics in agriculture*, 59: 78-85.
- [23] Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beals, M. 1996. *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, USA.