

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

ปฏิวดี วรามิตร* นันทวัฒน์ วีระยุทธ อำไพศักดิ์ 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

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบ คือ ปลานิล และกล้วย ภายใต้อุณหภูมิอบแห้ง 60-80 องศาเซลเซียสและความเร็วลม 0.5-1.0 เมตรต่อวินาที ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำพฤติกรรมการอบแห้งที่ได้จากการทดลองมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลจากการศึกษาพบว่า แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายพฤติกรรมการอบแห้งได้แม่นยำ นอกจากนี้ยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้าซึ่งมีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับของเลเวนเบิร์ก-มาควาร์ดท์สามารถทำนายได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมพีริคัลโดยคิดเป็นร้อยละ 1.4

คำหลัก: แบบจำลองการอบแห้ง โครงข่ายประสาทเทียม กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

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

การอบแห้งคือกระบวนการลดความชื้นซึ่งจะมีการถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลสารเกิดขึ้นพร้อม ๆ กัน [1] กระบวนการที่ซับซ้อนนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่ต่างกัน เช่น อุณหภูมิและความเร็วของอากาศ ความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศ อัตราการไหลของอากาศ ลักษณะทางกายภาพและความชื้นเริ่มต้นของวัสดุที่จะทำการอบแห้ง พื้นที่และ

ความดันในการอบ [2] ความรู้เกี่ยวกับพฤติกรรม การอบแห้งเป็นสิ่งสำคัญในการออกแบบจำลองกระบวนการอบแห้งให้มีความเหมาะสม [3] มีการศึกษาเกี่ยวกับพฤติกรรม การอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกัน จากนักวิจัยหลายกลุ่ม [4-10] นักวิจัยหลายท่านได้ทำการพัฒนาแบบจำลองเพื่อกระบวนการอบแห้ง[11-13] ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรม การอบแห้งของวัสดุธรรมชาติ สมการเหล่านี้เน้นเฉพาะปัญหาที่มีความซับซ้อนไม่มากนัก เช่น สมการเอกซ์โปเนนเชียลอย่างง่ายที่รู้จักกันคือสมการของนิวตัน อย่างไรก็ตามสมการดั้งเดิมได้ถูกดัดแปลงเพื่อให้เหมาะสมกับข้อมูลการทดลอง

แบบจำลองเอมพีริคัลส่วนใหญ่จะมีความแม่นยำเฉพาะผลการทดลองนั้นๆ แต่เมื่อเงื่อนไขเปลี่ยนไปแบบจำลองเอมพีริคัลที่ใช้จะเปลี่ยนไปตามเงื่อนไขการทดลอง ปัญหาที่สามารถแก้ได้โดยการวิเคราะห์ตามหลักการของการถ่ายเทความร้อนและมวลสารโดยใช้สมการดิฟเฟอเรนเชียล แต่ผลลัพธ์สุดท้ายนั้นซับซ้อนและยากที่จะนำมาใช้ในกระบวนการอบแห้งจริง

จากเหตุผลที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) จึงได้ถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหาทางชีววิทยาและวิศวกรรมเคมี [14] โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรม การอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกัน เช่น *Echinacea angustifolia* [15] มันสำปะหลังและมะม่วง [16] แครอท [17-18] โสม [19] และเพื่อนำเสนอให้เห็นถึงความสามารถของการแก้ปัญหาโดยโครงข่ายประสาทเทียมในการอธิบายพฤติกรรม การอบแห้งในเงื่อนไขการทดลองที่แตกต่างกันในและมีความแม่นยำมากกว่าในการทำนายพฤติกรรม การอบแห้งในทุกเงื่อนไข ขณะที่ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์จะมีความเหมาะสมและอธิบายได้เฉพาะเจาะจงกับบางเงื่อนไข โดยเมื่อเงื่อนไขการทดลองเปลี่ยนไปสมการคณิตศาสตร์ที่จะนำมาใช้อธิบายพฤติกรรม การอบแห้งก็จะเปลี่ยนไปด้วย

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายพฤติกรรม การอบแห้งและเปรียบเทียบกับผลการทำนายโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัล

2. ระเบียบวิธีวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลการอบแห้งด้วยลมร้อนที่ได้จากการทดลองมาทำนายและเปรียบเทียบผลการทำนายพฤติกรรม การอบแห้งโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบคือ ปลานิล และ กุ้ง ภายใต้อุณหภูมิการอบแห้งคือ อุณหภูมิอบแห้ง 60, 70 และ 80 องศาเซลเซียส และความเร็วลม 0.5, 0.7 และ 1.0 เมตรต่อวินาที ซึ่งสามารถสรุปเงื่อนไขการทดลองได้ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เงื่อนไขของการอบแห้งด้วยลมร้อน

ผลิตภัณฑ์	อุณหภูมิ (°C)	ความเร็วลม (m/s)
ปลานิล, กุ้ง	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 แบบจำลองเอมพีริคัลของการอบแห้ง

อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งจากการทดลองคำนวณตามความสัมพันธ์ในสมการที่ 1

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

เมื่อ MR คือ อัตราส่วนความชื้น

M_t คือ ปริมาณความชื้นที่เวลาใดๆ (% dry basis)

M_e คือ ปริมาณความชื้นสมดุล (% dry basis)

M_i คือ ปริมาณความชื้นเริ่มต้น (%dry basis)

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกแบบจำลองเอมพีริคัลมาทำการวิเคราะห์ทั้งสิ้น 13 แบบจำลองเพื่อทำนายพฤติกรรม การอบแห้งโดยที่พฤติกรรม การอบแห้งจะแสดงอยู่ในรูปของอัตราส่วนความชื้น (MR) ซึ่งเป็นฟังก์ชันของเวลาดังแสดงในตารางที่ 2 การวิเคราะห์หาแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมสำหรับทำนายพฤติกรรม การอบแห้งปลานิล

และกล้วย ในงานวิจัยนี้ได้พิจารณาถึงอิทธิพลของ อุณหภูมิอบแห้ง และความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง ดังนั้น $a, b, c, g, h, k, k_1, k_2$ หรือ n ซึ่งเดิมเป็นเพียง ค่าคงที่ จึงได้ถูกกำหนดให้เป็นฟังก์ชันกับอุณหภูมิ อบแห้ง และความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง โดยสามารถ เขียนความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ 2

$$K = x_0 + x_1T + x_2V + x_3TV \quad (2)$$

เมื่อ K คือ $a, b, c, g, h, k, k_1, k_2$ หรือ n

T คือ อุณหภูมิอบแห้ง (องศาเซลเซียส)

V คือ ความเร็วลม (เมตร/วินาที)

x_i คือ ค่าคงที่ของสมการที่ (2)

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

หลังจากนั้นได้ทำการวิเคราะห์หาแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมด้วยการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) เพื่อหาค่าตัวแปรของแบบจำลองซึ่งการวิเคราะห์การถดถอยเป็นการวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจากการทดลองทั้งหมดเป็นข้อมูลป้อนเข้าของซอฟต์แวร์ Statistica ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ทางสถิติที่ช่วยวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธีระเบียบวิธีเชิงตัวเลข โดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (Root Mean Squared Error, RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (coefficient of determination, r^2) เป็นต้นวิธีนี้ใช้วัดแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมดังแสดงในรูปที่ 1 และ RMSE คำนวณได้จากสมการที่ 3

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

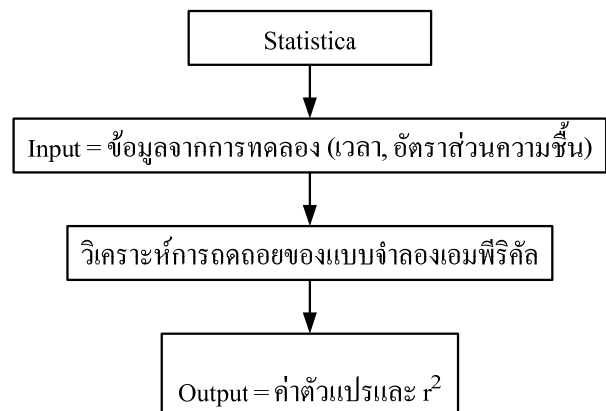
เมื่อ $MR_{pre,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นที่ทำนายด้วยแบบจำลองเอมพีริคัล

$MR_{exp,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นจากข้อมูลการทดลอง

N คือ จำนวนของข้อมูล

ตารางที่ 2 แบบจำลองเอมพีริคัลสำหรับการทำนายพฤติกรรม การอบแห้ง [20- 21]

ลำดับที่	ชื่อแบบจำลอง	แบบจำลอง
1	Newton	$MR = \exp(-kt)$
2	Page	$MR = \exp(-kt^n)$
3	Modified Page I	$MR = \exp(-kt^n)$
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	$MR = a \exp(-kt^b) + bt$
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 การวิเคราะห์การถดถอยของแบบจำลองเอมพีริคัล ด้วยซอฟต์แวร์ Statistica

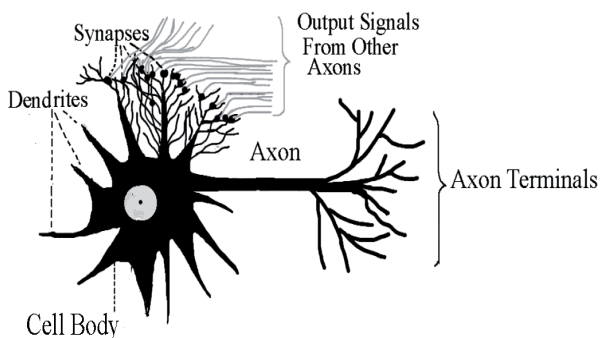
2.2 การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1 หลักการโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ข่ายงานประสาท (neural network หรือ neural net) คือโปรแกรม

คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ด้วยวัตถุประสงคที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (pattern recognition) และการอุปมาความรู้ (knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่ นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ตามโมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายทำงานร่วมกันดังแสดงในรูปที่ 2

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเลียนแบบพฤติกรรมที่มีความซับซ้อนสูงได้เป็นอย่างดี มีความเหมาะสมในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ในงานวิจัยนี้จึงได้นำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนของปลาแห้ง และกล้วย ซึ่งเป็นกระบวนการที่มีความซับซ้อนทางจลนพลศาสตร์



รูปที่ 2 แบบจำลองเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

2.2.2 สถาปัตยกรรมโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

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

Back-Propagation ยังเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลอง ชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีค่าตอบเป้าหมายไว้เพื่อคอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือเข้าใกล้คำตอบเป้าหมายหรือไม่ ถ้าคำตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นดังแสดงในรูปที่ 3

2.2.3 การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

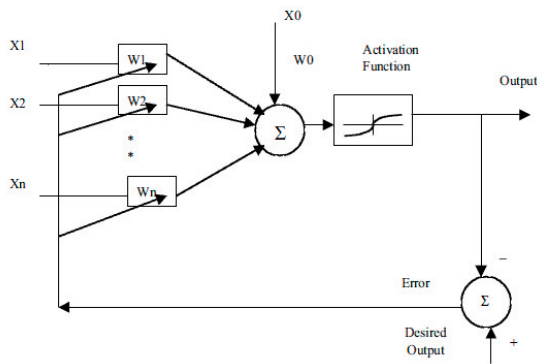
การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ได้แยกการวิเคราะห์ออกเป็น 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และการวิเคราะห์ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยเริ่มจากการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนก่อนเพื่อหาจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมที่สุด จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์เพื่อหาฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตโดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) เป็นดัชนีชี้วัดความเหมาะสมสำหรับทำนายพฤติกรรมการอบแห้งต่อไป

2.2.4 อินพุตและเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้ได้ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านกล่องเครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม (neural network toolbox) ของซอฟต์แวร์ MATLAB โดยที่ข้อมูลอินพุต (input) ของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อุณหภูมิ, ความเร็วลม และเวลาที่ใช้ในการอบแห้ง ข้อมูลเอาต์พุต (output) ของโครงข่ายประสาทเทียมคือ อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง

จากนั้นเปรียบเทียบผลการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองเอมพีริคัลโดยใช้ค่าการที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) ในการเปรียบเทียบ

ข้อมูลจากการอบแห้งปลานิลและกล้วยด้วยลมร้อนจะนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายพฤติกรรมการอบแห้ง จากข้อมูลทั้งสิ้น 802 ชุดข้อมูลจากการอบแห้งด้วยลมร้อนทั้ง 9 เดือนไซ โดยที่ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้เพื่อการฝึกหัดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และส่วนที่เหลือจะใช้เพื่อทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายพฤติกรรมการอบแห้ง ซึ่งในงานวิจัยนี้ร้อยละ 75 ของข้อมูลการอบแห้งจะถูกใช้เพื่อฝึกหัดและอีกร้อยละ 25 ของข้อมูลการอบแห้งจะใช้เพื่อทดสอบการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

3. ผลการทดลองและวิจารณ์

3.1 ผลการวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และวิเคราะห์หาฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตโดยเป็นการวิเคราะห์ 10 ซ้ำแล้วทำการหาค่าเฉลี่ยได้ผลดังที่แสดงไว้ในตารางที่ 3 และ 4 ตามลำดับ

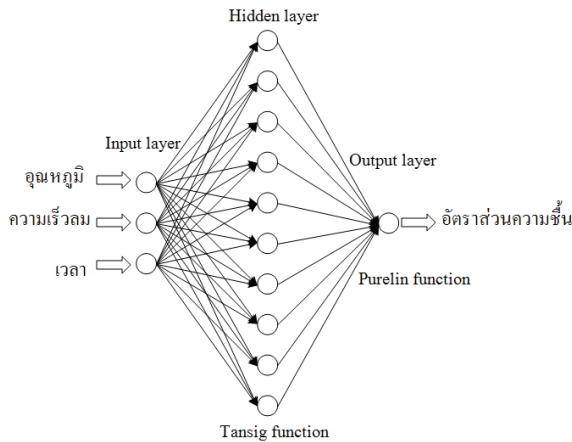
ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์จำนวนนิวรอนที่เหมาะสมในชั้นซ่อนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลิตภัณฑ์	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	r^2	RMSE
ปลานิล, กล้วย	5	0.99840	0.00317
	10	0.99944	0.00158
	15	0.99867	0.00205
	20	0.99857	0.00253

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลิตภัณฑ์	ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน-ชั้นเอาต์พุต	r^2	RMSE
ปลานิล, 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 จะได้สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับทำนายพฤติกรรมการอบแห้งปลานิลและกล้วยด้วยลมร้อนดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับทำนาย
พฤติกรรมการอบแห้ง

3.2 ผลการหาวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสม

ผลการวิเคราะห์การถดถอยเพื่อหาแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมสำหรับการทำนายพฤติกรรมการอบแห้งปลานิลและกล้วยด้วยลมร้อนแสดงอยู่ในรูปค่าสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (r^2) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) เมื่อเทียบกับข้อมูลการทดลองของแบบจำลองเอมพีริคัลทั้ง 13 แบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 5 และ 6

ตารางที่ 5 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีริคัลสำหรับการอบแห้งปลานิลด้วยลมร้อน

ปลานิล		
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 6 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีริคัลสำหรับการอบแห้งกล้วยด้วยลมร้อน (ต่อ)

ปลานิล		
ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
Verma <i>et al.</i>	0.98088	0.12162
Logistic	0.97821	0.12361

ตารางที่ 6 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีริคัลสำหรับการอบแห้งกล้วยด้วยลมร้อน

กล้วย		
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 <i>et al.</i>	0.98955	0.10517
Logistic	0.99024	0.09864

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

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

3.3 ผลการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียบกับแบบจำลองเอมพีรีคัล

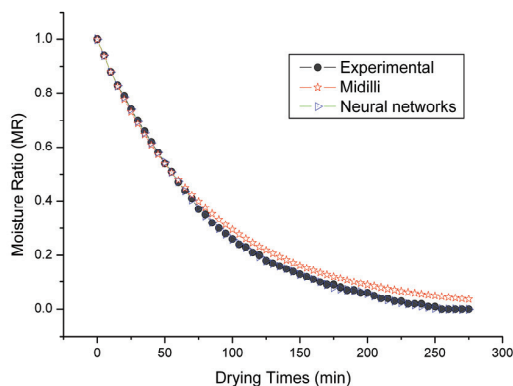
ผลการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งปลานิลและกล้วยด้วยลมร้อนโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งโดยแบบจำลองเอมพีรีคัล โดยใช้ค่า r^2 และค่า RMSE เป็นดัชนีชี้วัดดังแสดงในตารางที่ 7 และ 8 และรูปที่ 5 และ 6

ตารางที่ 7 ผลการวิเคราะห์การอบแห้งปลานิลด้วยลมร้อน

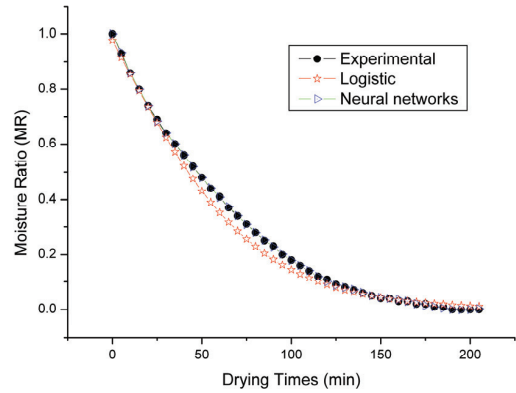
ปลานิล			
แบบจำลอง	ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
เอมพีรีคัล	Midilli	0.98144	0.11259
โครงข่ายประสาทเทียม	Multilayer feed forward back propagation	0.99984	0.00372

ตารางที่ 8 ผลการวิเคราะห์การอบแห้งกล้วยด้วยลมร้อน

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



รูปที่ 5 ผลการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งปลานิลด้วยแบบจำลอง Midilli เทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 6 ผลการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งกล้วยด้วยแบบจำลอง Logistic เทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากตารางที่ 7 และ 8 และรูปที่ 5 และ 6 แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีกว่าแบบจำลองเอมพีรีคัล ทั้งนี้เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นในการเรียนรู้ สังเคราะห์ ทำนายผลลัพธ์ของปัจจัยแบบมีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุตแบบขนาน ดังนั้นการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปอย่างแม่นยำและรวดเร็ว

4. สรุป

ผลจากการวิจัยการทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีรีคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าทั้งแบบจำลองเอมพีรีคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งได้แม่นยำ โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมพีรีคัลคิดเป็นร้อยละ 1.4 เมื่อเทียบกับการทดลอง นอกจากนี้ยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่นต่อการนำไปใช้ทำนายพฤติกรรมกรอบแห้งแต่ละผลิตภัณฑ์โดยครอบคลุมทุกเงื่อนไขของการอบแห้งซึ่งเป็นข้อได้เปรียบเมื่อเทียบกับแบบจำลองเอมพีรีคัล

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ 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 quation 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., Kerdpi boon, 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] Movagharnjad, 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.