

การทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งด้วยลมร้อน โดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Prediction of Hot Air Drying Moisture Ratio

Using an Empirical Model and Artificial Neural Network Model

ปวิวัติ วรามิตร นันทวัฒน์ วีระยุทธ อำไพศักดิ์ ทิบุญญา
ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
อำเภอวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี 34190
Email: umphisak@hotmail.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบคือ เนื้อวัว ภายใต้อุณหภูมิอบแห้ง 50-70 องศาเซลเซียส และความเร็วลม 1.0-2.0 เมตรต่อวินาที ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งที่ได้จากการทดลองมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลจากการศึกษาพบว่า แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งได้แม่นยำ นอกจากนี้ยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้าซึ่งมีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับของเลเวนเบิร์ก-มาควาร์ดท์สามารถทำนายได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมพีริคัลโดยคิดเป็นร้อยละ 0.84

คำสำคัญ: อัตราส่วนความชื้น โครงข่ายประสาทเทียม กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

ABSTRACT

The objective of this study was to predict drying moisture ratio of hot air drying using an empirical model (EM) and an artificial neural network model (ANNM). Beef was dried under drying temperatures of 50-70^oC and air velocities of 1.0-2.0 m/s. Subsequently, EM and ANNM were applied to describe the drying moisture ratio of product. Furthermore, prediction results between EM and ANNM were compared with the experimental data. In this study, it was obviously found that EM and ANNM can describe the drying moisture ratio effectively. Additionally, it was also found that prediction results of Multilayer feed forward Levenberg-Maquardt 's Back-propagation ANNM is 0.84 % good agreement with experimental results than those of EM.

Keyword: Moisture ratio, Artificial neural network, Back-propagation

1. บทนำ

การอบแห้งคือกระบวนการลดความชื้นซึ่งจะมีการถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลสารเกิดขึ้นพร้อม ๆ กัน [1] กระบวนการที่ซับซ้อนนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่ต่างกัน เช่น อุณหภูมิและความเร็วของอากาศ ความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศ อัตราการไหลของอากาศ ลักษณะทางกายภาพและความชื้นเริ่มต้นของวัสดุที่จะทำการอบแห้ง พื้นที่และความดันในการอบ [2] ความรู้เกี่ยวกับอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเป็นสิ่งสำคัญในการออกแบบจำลองกระบวนการอบแห้งให้มีความเหมาะสม [3] มีการศึกษาเกี่ยวกับอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกันจากนักวิจัยหลายกลุ่ม [4-10] นักวิจัยหลายท่านได้ทำการพัฒนาแบบจำลอง เพื่อ กระบวนการอบแห้ง [11-13] ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่ออธิบายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติ สมการเหล่านี้เน้นเฉพาะปัญหาที่มีความซับซ้อนไม่มากนัก เช่นสมการเอกซโปเนนเชียลอย่างง่ายที่รู้จักกันคือสมการของนิวตัน อย่างไรก็ตามสมการดั้งเดิมได้ถูกดัดแปลงเพื่อให้เหมาะสมกับข้อมูลการทดลอง

แบบจำลองเอมพีริคัลส่วนใหญ่จะมีความแม่นยำเฉพาะผลการทดลองนั้นๆ แต่เมื่อเงื่อนไขเปลี่ยนไปแบบจำลองเอมพีริคัลที่ใช้จะเปลี่ยนไปตามเงื่อนไขการทดลอง ปัญหานี้สามารถแก้ได้โดยการวิเคราะห์ตามหลักการของการถ่ายเทความร้อนและมวลสารโดยใช้สมการดิฟเฟอเรนเชียล แต่ผลลัพธ์สุดท้ายนั้นซับซ้อนและยากที่จะนำมาใช้ในกระบวนการอบแห้งจริง

จากเหตุผลที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) จึงได้ถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหาทางชีววิทยาและวิศวกรรมเคมี [14] โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้ถูกใช้เพื่ออธิบายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกัน เช่น *Echinacea angustifolia* [15] มันสำปะหลังและมะม่วง [16] แครอท [17, 18] โสม [19] และเพื่อนำเสนอให้เห็นถึงความสามารถของการแก้ปัญหาโดยโครงข่ายประสาทเทียมในการอธิบายอัตราส่วนการอบแห้งในเงื่อนไขการทดลองที่แตกต่างกันและมีความแม่นยำ

มากกว่าในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งในทุกเงื่อนไข ขณะที่ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์จะมีความเหมาะสมและอธิบายได้เฉพาะเจาะจงกับบางเงื่อนไข โดยเมื่อเงื่อนไขการทดลองเปลี่ยนไปสมการคณิตศาสตร์ที่จะนำมาใช้อธิบายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งก็จะเปลี่ยนไปด้วย

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งและเปรียบเทียบกับผลการทำนายโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัล

2. ระเบียบวิธีวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลการอบแห้งด้วยลมร้อนที่ได้จากการทดลองมาทำนายและเปรียบเทียบผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบคือเนื้อวัว ภายใต้เงื่อนไขการอบแห้งคือ อุณหภูมิอบแห้ง 50, 60 และ 70 °C และความเร็วลม 1.0, 1.5 และ 2.0 m/s ซึ่งสามารถสรุปเงื่อนไขการทดลองได้ดังแสดงในตารางที่ 1

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)

ตารางที่ 1 เงื่อนไขของการอบแห้งด้วยลมร้อน

ผลิตภัณฑ์	อุณหภูมิ(°C)	ความเร็วลม(m/s)
เนื้อวัว	50	1.0
	50	1.5
	50	2.0
	60	1.0
	60	1.5
	60	2.0
	70	1.0
	70	1.5
	70	2.0

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกแบบจำลองเอมพีริคัลมาทำการวิเคราะห์ทั้งสิ้น 13 แบบจำลองเพื่อทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง (MR) ซึ่งเป็นฟังก์ชันของเวลาดังแสดงในตารางที่ 2 การวิเคราะห์หาแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเนื้อวัว ในงานวิจัยนี้ได้พิจารณาถึงอิทธิพลของอุณหภูมิอบแห้ง และความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง ดังนั้น $a, b, c, g, h, k, k_1, k_2$ หรือ n ซึ่งเดิมเป็นเพียงค่าคงที่ จึงได้ถูกกำหนดให้เป็นฟังก์ชันกับอุณหภูมิอบแห้ง และความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง โดยสามารถเขียนความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ 2

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

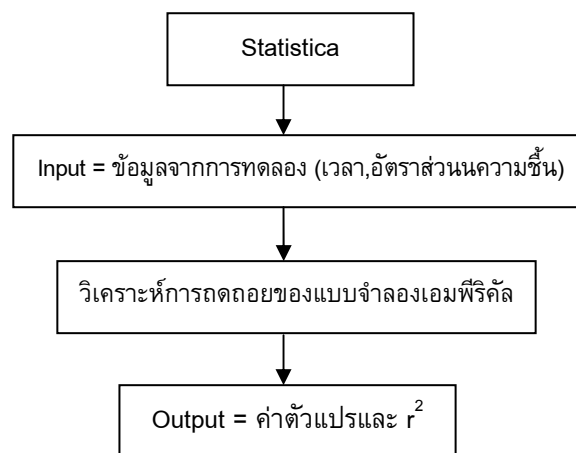
เมื่อ K คือ $a, b, c, g, h, k, k_1, k_2$ หรือ n
 T คือ อุณหภูมิอบแห้ง (องศาเซลเซียส)
 V คือ ความเร็วลม (เมตร/วินาที)
 x_i คือ ค่าคงที่ของสมการที่ (2)

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

หลังจากนั้นได้ทำการวิเคราะห์หาแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมด้วยการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) เพื่อหาค่าตัวแปรของแบบจำลอง ซึ่งการวิเคราะห์การถดถอยเป็นการวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจากการทดลองทั้งหมดเป็นข้อมูลป้อนเข้าของซอฟต์แวร์ทางสถิติที่ช่วยวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธีระเบียบวิธีเชิงตัวเลข โดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (Root Mean Squared Error, RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (coefficient of determination, r^2) เป็นต้น ซึ่งวิธีวัดแบบจำลองเอมพีริคัลที่เหมาะสมดังแสดงในรูปที่ 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



รูปที่ 1 การวิเคราะห์การถดถอยของแบบจำลองเอมพีริคัล

ตารางที่ 2 แบบจำลองเอมพีริคัลสำหรับการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง [20, 21]

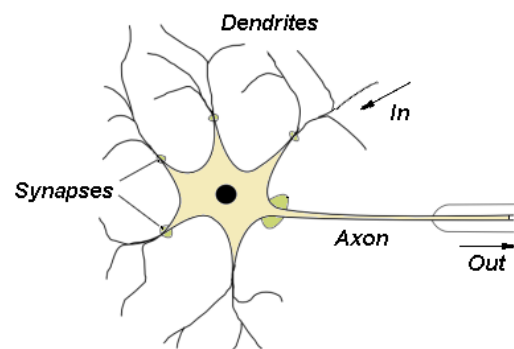
ลำดับที่	ชื่อแบบจำลอง	แบบจำลอง
1	Newton	$MR = \exp(-kt)$
2	Page	$MR = \exp(-kt^n)$
3	Modified Page I	$MR = \exp(-(kt)^n)$
4	Henderson and Pabis	$MR = a \exp(-kt)$
5	Wang and Singh	$MR = 1+at+bt^2$
6	Logarithmic	$MR = a \exp(-kt) + c$
7	Two term	$MR = a \exp(-k_1t) + b \exp(-k_2t)$
8	Two term exponential	$MR = a \exp(-kt) + (1-a) \exp(-kat)$
9	Modified Henderson and Pabis	$MR = a \exp(-kt) + b \exp(-gt) + c \exp(-ht)$
10	Midilli	$MR = a \exp(-kt^n) + bt$
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	$MR = a / [1+\exp(kt)]$

2.2 การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ข่ายงานประสาท (neural network หรือ neural net) คือ โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist)

เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (pattern recognition) และการอุปมาความรู้อื่น (knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมองซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกันดังแสดงในรูปที่ 2

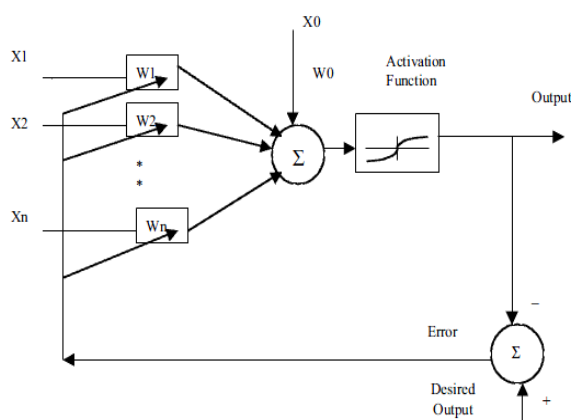
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเลียนแบบพฤติกรรมที่มีความซับซ้อนสูงได้เป็นอย่างดี มีความเหมาะสมในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ในงานวิจัยนี้จึงได้นำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนของเนื้อวัว ซึ่งเป็นกระบวนการที่มีความซับซ้อนทางจลนพลศาสตร์



รูปที่ 2 แบบจำลองเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

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 ยังเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่ยอมรับใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลอง ชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบเป้าหมายไว้เพื่อคอยตรวจดูว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือเข้าใกล้คำตอบเป้าหมายหรือไม่ ถ้าคำตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ได้แยกการวิเคราะห์ออกเป็น 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และการวิเคราะห์ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยเริ่มจากการวิเคราะห์จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนก่อนเพื่อหาจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมที่สุด จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์เพื่อหาฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตโดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) เป็นดัชนีชี้วัดความเหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งต่อไปงานวิจัยนี้ได้ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านกล่องเครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม (neural network toolbox) ของซอฟต์แวร์ MATLAB โดยที่ข้อมูลอินพุต (input) ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งประกอบด้วย อุณหภูมิ, ความเร็วลม และเวลาที่ใช้ในการอบแห้ง ข้อมูลเอาต์พุต (output) ของโครงข่ายประสาทเทียมคืออัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งจากนั้นเปรียบเทียบผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองเอมพีริคัลโดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) ในการเปรียบเทียบ

ข้อมูลจากการอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อนจะนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง จากข้อมูลทั้งสิ้น 790 ชุดข้อมูลจากการอบแห้งด้วยลมร้อนทั้ง 9 เจือไน โดยที่ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้เพื่อการฝึกหัดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและส่วนที่เหลือจะใช้เพื่อทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง ซึ่งในงานวิจัยนี้ ร้อยละ 75 ของข้อมูลการอบแห้งจะถูกใช้เพื่อฝึกหัดและอีกร้อยละ 25 ของข้อมูลการอบแห้งจะใช้เพื่อทดสอบการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3. ผลการทดลองและวิจารณ์

3.1 ผลการวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และวิเคราะห์หาฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตโดยเป็นการวิเคราะห์ 10 ซ้ำแล้วทำการหาค่าเฉลี่ยได้ผลดังที่แสดงไว้ในตารางที่ 3 และ 4 ตามลำดับ

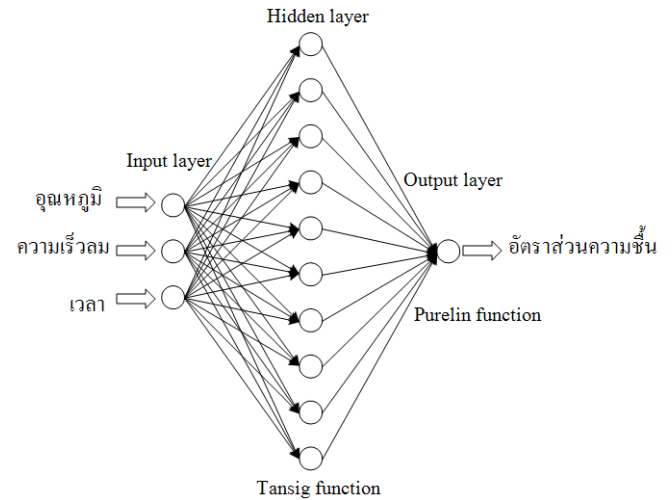
จากตารางที่ 3 และ 4 จะได้สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อนดังรูปที่ 4

ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์จำนวนนิวรอนที่เหมาะสมในชั้นซ่อน

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

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต

ผลิตภัณฑ์	ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน-ชั้นเอาต์พุต	r^2	RMSE
เนื้อวัว	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	0.85680	0.28657
	Logsig-Tansig	0.99988	0.00202
Logsig-Purelin	0.99991	0.00178	



รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

3.2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีรีคัลที่เหมาะสม

ผลการวิเคราะห์การถดถอยเพื่อหาแบบจำลองเอมพีรีคัลที่เหมาะสมสำหรับการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อนแสดงอยู่ในรูปค่าสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (r^2) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) เมื่อเทียบกับข้อมูลการทดลองของแบบจำลองเอมพีรีคัลทั้ง 13 แบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีรีคัลสำหรับการอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อน

เนื้อวัว		
ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
Newton	0.94768	0.04998
Page	0.99698	0.01202
Modified Page I	0.99684	0.01230
Henderson and Pabis	0.97691	0.03320
Wang and Singh	0.92227	0.06092
Logarithmic	0.99564	0.01441
Two term	0.99818	0.00931

เนื้อวัว		
ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
Two term exponential	0.99814	0.00940
Modified Henderson and Pabis	0.99914	0.00637
Midilli	0.99832	0.00895
Approximation of diffusion	0.99812	0.00947
Verma et al.	0.99818	0.00931
Logistic	0.94909	0.04931

จากตารางที่ 5 พบว่าแบบจำลองของ Modified Henderson and Pabis มีความเหมาะสมมากที่สุดในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อนโดยมีค่า r^2 มากที่สุดเท่ากับ 0.99914 และมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.000637 เนื่องจากเมื่อปรับปรุงแบบจำลองใหม่ทำให้แบบจำลองของ Modified Henderson and Pabis มีเทอมของค่าคงที่ซึ่งอยู่ในรูปของสัมประสิทธิ์การแพร่มากที่สุด

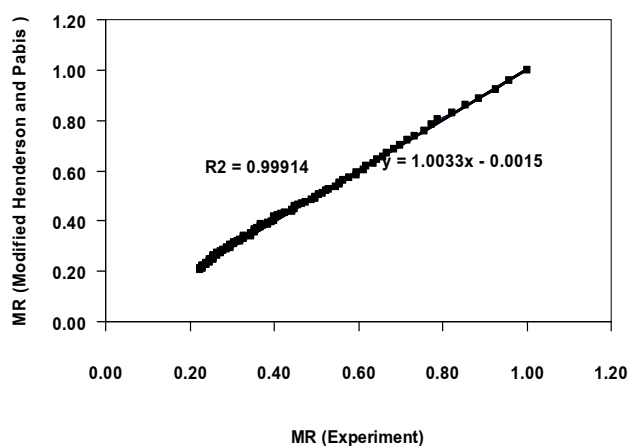
3.3 ผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองเอมพีริคัล

ผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อนโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยแบบจำลองเอมพีริคัลโดยใช้ค่า r^2 และค่า RMSE เป็นดัชนีชี้วัดดังแสดงในตารางที่ 6 และรูปที่ 5 และ 6

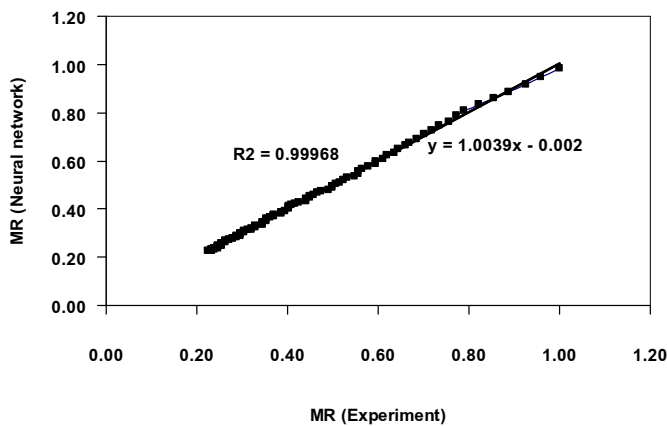
ตารางที่ 6 ผลการวิเคราะห์การอบแห้งเนื้อวัวด้วยลมร้อน

เนื้อวัว			
แบบจำลอง	ชื่อแบบจำลอง	r^2	RMSE
เอมพีริคัล	Modified Henderson and Pabis	0.99914	0.00637
โครงข่ายประสาทเทียม	Multilayer feed forward back propagation	0.99968	0.00538

จากตารางที่ 6 และรูปที่ 5 และ 6 แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีกว่าแบบจำลองเอมพีริคัล ทั้งนี้เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นในการเรียนรู้สังเคราะห์ ทำนายผลลัพธ์ของปัจจัยแบบมีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุตแบบขนาน ดังนั้นการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปอย่างแม่นยำและรวดเร็ว



รูปที่ 5 อัตราส่วนความชื้นจากการทำนายด้วยแบบจำลองเอมพีริคัลเทียบกับการทดลอง



รูปที่ 6 อัตราส่วนความชื้นจากการทำนายด้วย
โครงข่ายประสาทเทียมเทียบกับการทดลอง

4. บทสรุป

ผลจากการวิจัยการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีรีคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าทั้งแบบจำลองเอมพีรีคัล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งได้แม่นยำ โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมพีรีคัล คิดเป็นร้อยละ 0.84 เมื่อเทียบกับการทดลอง นอกจากนี้ยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่นต่อการนำไปใช้ทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งแต่ละผลิตภัณฑ์โดยครอบคลุมทุกๆ เงื่อนไขของการอบแห้งซึ่งเป็นข้อได้เปรียบเมื่อเทียบกับแบบจำลองเอมพีรีคัล

5. กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี ที่สนับสนุนทุนวิจัย

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] Gogus, F., "The effect of movement of solutes on millard reaction during drying," Ph.D. Thesis, Leeds University, Leeds, 1994.
- [2] Akpınar, E.K., Bicer, Y., Yildiz, C., "Thin layer drying of red pepper," *Journal of Food Engineering*, Vol. 59, pp. 99–104, 2003.

- [3] Senadeera, W., Bhandari, B.R., Young, G., Wijesinghe, B., "Influence of shapes of selected vegetable materials on drying kinetics during fluidized bed drying," *Journal of Food Engineering*, Vol. 58, pp. 277–283, 2003.
- [4] Passamai, V., Saravia, L., "Relationship between a solar drying model of red pepper and the kinetics of pure water evaporation I," *Drying Technology*, Vol. 15 (5), pp. 1419–1432, 1977a.
- [5] Passamai, V., Saravia, L., "Relationship between a solar drying model of red pepper and the kinetics of pure water evaporation II," *Drying Technology*, Vol. 15 (5), pp. 1433–1457, 1977b.
- [6] Midilli, A., Olgun, H., Ayhan, T., "Experimental studies of mushroom and pollen drying," *International Journal of Energy Research*, Vol. 23, pp. 1143–1152, 1999.
- [7] Sarsavadia, P.N., Sawhney, R.L., Pangavhane, D.R., Singh, S.P., "Drying behavior of brined onion slices," *Journal of Food Engineering*, Vol. 40, pp. 219–226, 1999.
- [8] Midilli, A., "Determination of pistachio drying behavior and conditions in a solar drying system," *International Journal of Energy Research*, Vol. 23, pp. 1143–1152, 2001.
- [9] Azzouz, S., Guizani, A., Jomaa, W., Belghith, A., "Moisture diffusivity and drying kinetic equation of convective drying of grapes," *Journal of Food Engineering*, Vol. 55, pp. 323–330, 2002.
- [10] Kaymak-Ertekin, F., "Drying and rehydrating kinetics of green and red peppers," *Journal of Food Science*, Vol. 67 (1), pp. 168–175, 2002.

- [11] Diamante, L.M., Munro, P.A., "Mathematical modeling of hot air drying of sweet potato slices," *International Journal of Food Science Technology*, Vol. 26, pp. 99–109, 1991.
- [12] Diamante, L.M., Munro, P.A., "Mathematical modeling of thin layer solar drying of sweet potato slices," *Solar Energy*, Vol 51, pp. 271–276, 1993.
- [13] Ratti, C., Mujumdar, A.S., "Solar drying of foods: modeling and numerical simulation," *Solar Energy*, Vol. 60, pp. 151–157, 1997.
- [14] Baughman, D.R., Liu, Y.A., "Neural Networks in Bio-Processing and Chemical Engineering," Academic Press, New York, 1995.
- [15] Erenturk, K., Erenturk, S., and Tabil, L.G., "A comparative study for the estimation of dynamical drying behavior of *Echinacea angustifolia* : regression analysis and neural network," *Computers and Electronic in Agriculture*, Vol. 45, pp. 71–90, 2004.
- [16] Hernandez-Perez, J.A., Garcia-Alvarado, M.A., Trystram, G., and Heyd, B., "Neural networks for the heat and mass transfer prediction during drying of cassava and mango," *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, Vol. 5, pp. 57-64, 2004.
- [17] Kerr, W.L., Kerdpi boon, S., Devahastin, S., "Neural network prediction of physical property changes of dried carrot as a function of fractal dimension and moisture content," *Food Research International*, Vol. 39, pp. 1110–1118, 2006.
- [18] Erenturk, S., Erenturk, K., "Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot," *Journal of Food Engineering*, Vol. 78, pp. 905-912, 2007.
- [19] Martynenko, A.I., Yang, S.X., "Biologically inspired neural computation for Ginseng Drying rate," *Biosystems Engineering*, Vol. 95 (3), pp. 385–396, 2006.
- [20] Ruiz Celma, A., Rojas, S., and Lopez-Rodriguez, F., "Mathematical modeling of thin-layer infrared drying of wet olive husk," *Chemical Engineering and Processing*, Vol. 47, pp. 1810–1818, 2008.
- [21] Jain, D., Pathare, P.B., "Selection and Evaluation of Thin Layer Drying Models for Infrared Radiative and Convective Drying of Onion Slices," *Biosystems Engineering*, Vol. 89(3), pp. 289-296, 2004.
- [22] Movagharnejad, K., Nikzad, M., "Modeling of tomato drying using artificial neural network," *Computers and electronics in agriculture*, Vol. 59, pp. 78-85, 2007.
- [23] Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beals, M., "Neural Network Design," PWS Publishing Company, USA, 1996.