

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 24
20-22 ตุลาคม 2553 จังหวัดอุบลราชธานี

สถาปัตยกรรมโครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
สำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อน
**Optimization of Artificial Neural Network Model Architecture
for Prediction of Moisture Ratio of Hot Air Drying**

นันทวัฒน์ วีระยุทธ*, ปฏิวัติ วรามิตร และ อำไพศักดิ์ ทีบุญมา

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

อ.วารินชำราบ จ.อุบลราชธานี 34190

ติดต่อ: โทรศัพท์: 045 353 308, โทรสาร: 045 353 309

E-mail: vandal_me@windowslive.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์หาสถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนของ แครอท และบอระเพ็ด ซึ่งเป็นผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบ คือ แครอท และ บอระเพ็ด ภายใต้อุณหภูมิอบแห้ง 60-80°C และความเร็วลม 0.5-1.0 m/s โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเครือข่ายใยประสาทหลายชั้นและเชื่อมโยงในทิศทางเดียวได้ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ แล้วทำการวิเคราะห์หาฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต ฟังก์ชันการเรียนรู้ และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมสำหรับการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งตามลำดับ จากการศึกษาพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ tansig-purelin ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตตามลำดับ ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ trainlm (Levenberg-Maquardt learning function) และมีจำนวนนิวรอน 10 นิวรอนในชั้นซ่อนมีความเหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนมากที่สุดโดยให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) สูงสุด และมีค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) น้อยที่สุด

คำหลัก: การอบแห้ง / แบบจำลองการอบแห้ง / โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

The aim of this work is to obtain the optimum architecture of an Artificial Neural Network (ANN) for predict the moisture ratio of hot air drying. Carrot and Heart-leaved moonseed were selected as the sample and dried under drying temperature of 60-80°C and air velocity of 0.5-1.0 m/s. Multilayer feed-forward and back-propagation algorithm were set as the default value of ANN. Transfer function, learning function and the number of neural in hidden layer will be analyzed by using coefficient of determination (r^2) and Root Mean Squared Error (RMSE) as the criteria for the optimization. The result has shown an

ANN that has tansig-purelin transfer function in hidden layer and output layer subsequently and use trainlm (Levenberg-Maquardt learning function) as learning function with 10 neurals in hidden layer is the optimum architecture for predict the moisture ratio of hot air drying which has maximum r^2 and minimum RMSE.

Keywords: Drying / Drying model / Artificial neural network

1. บทนำ

การอบแห้งคือกระบวนการลดความชื้นซึ่งจะมีการถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลสารเกิดขึ้นพร้อมๆกัน [1] กระบวนการที่ซับซ้อนนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่ต่างกัน เช่น อุณหภูมิและความเร็วของอากาศ ความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศ อัตราการไหลของอากาศ ลักษณะทางกายภาพและความชื้นเริ่มต้นของวัสดุที่จะทำการอบแห้ง พื้นที่และความดันในการอบ [2] ความรู้เกี่ยวกับพฤติกรรมของการอบแห้งเป็นสิ่งสำคัญในการออกแบบจำลองกระบวนการอบแห้งให้มีความเหมาะสม [3] มีการศึกษาเกี่ยวกับพฤติกรรมของการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกันจากนักวิจัยหลายกลุ่ม [4-10] นักวิจัยหลายท่านได้ทำการพัฒนาแบบจำลองเพื่อกระบวนการอบแห้ง [11-13] ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติ สมการเหล่านี้เน้นเฉพาะปัญหาที่มีความซับซ้อนไม่มากนัก เช่นสมการเอกซ์โปเนนเชียลอย่างง่ายที่รู้จักกันคือสมการของนิวตัน อย่างไรก็ตามสมการดั้งเดิมได้ถูกดัดแปลงเพื่อให้เหมาะสมกับข้อมูลการทดลอง

ในช่วงปีที่ผ่านมาโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาทางชีววิทยา วิศวกรรมเคมี และเทคโนโลยีอาหาร [14] และเทคโนโลยีการอบแห้ง โดยโครงข่ายประสาทเทียมถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของการอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกัน เช่น *Echinacea angustifolia* [15] มันสำปะหลังและมะม่วง [16] แครอท [17, 18] และโสม [19] แต่อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในส่วนและเทคโนโลยีการอบแห้งโดยทั่วไปเป็นการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนแบบหลาย

ชั้น ซึ่งส่วนใหญ่แล้วไม่มีการพิจารณาถึงสถาปัตยกรรมโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมโดยเฉพาะ ฟังก์ชันถ่ายโอน ฟังก์ชันการเรียนรู้ กระบวนการเรียนรู้ และจำนวนนิวรอนภายในชั้นซ่อน ดังนั้นเพื่อนำเสนอให้เห็นถึงความสามารถของการแก้ปัญหาโดยโครงข่ายประสาทเทียมและสถาปัตยกรรมโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับการประยุกต์ใช้งานด้านเทคโนโลยีการอบแห้ง งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์หาสถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับประยุกต์ใช้ในการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อน

2. ระเบียบวิธีวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลการอบแห้งด้วยลมร้อนที่ได้จากการทดลองมาเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อใช้ทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อน โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบคือแครอท และ บอระเพ็ด ภายใต้เงื่อนไขการอบแห้งคืออุณหภูมิอบแห้ง 60, 70 และ 80 °C และความเร็วลม 0.5, 0.7 และ 1.0 m/s

ข้อมูลจากการอบแห้งแครอทและบอระเพ็ดด้วยลมร้อนจะนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง จากข้อมูลทั้งสิ้น 756 ชุดข้อมูลจากการอบแห้งด้วยลมร้อนรวม 2 ผลิตภัณฑ์ทั้ง 9 เงื่อนไข โดยที่ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้เพื่อการฝึกหัดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและส่วนที่เหลือจะใช้เพื่อทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง ซึ่งในงานวิจัยนี้ร้อยละ 75 ของข้อมูลการอบแห้งจะถูกใช้เพื่อฝึกหัด

และอีกร้อยละ 25 ของข้อมูลการอบแห้งจะใช้เพื่อทดสอบการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.1 อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง

อัตราส่วนความชื้น (MR) ของการอบแห้งจากการทดลองคำนวณตามความสัมพันธ์ในสมการที่ 1

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

เมื่อ MR คือ อัตราส่วนความชื้น

M_t คือ ปริมาณความชื้นที่เวลาใดๆ (% dry basis)

M_{eq} คือ ปริมาณความชื้นสมดุล (% dry basis)

M_i คือ ปริมาณความชื้นเริ่มต้น (% dry basis)

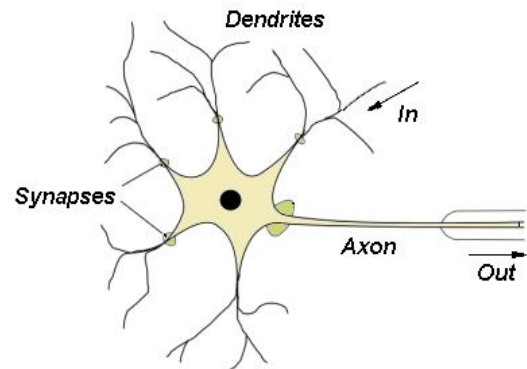
2.2 การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1 หลักการโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ข่ายงานประสาท (neural network หรือ neural net) คือ โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ด้วยวัตถุประสงคที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (pattern recognition) และการอุปมาความรู้ (knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาทหรือ "นิวรอน" (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาท

เรียกว่า "แอกซอน" (axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่ นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมันตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกันดังแสดงในรูปที่ 1

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเลียนแบบพฤติกรรมที่มีความซับซ้อนสูงได้เป็นอย่างดี มีความเหมาะสมในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ในงานวิจัยนี้จึงได้นำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนของแครอท และบอระเพ็ด ซึ่งเป็นกระบวนการที่มีความซับซ้อนทางจลนพลศาสตร์

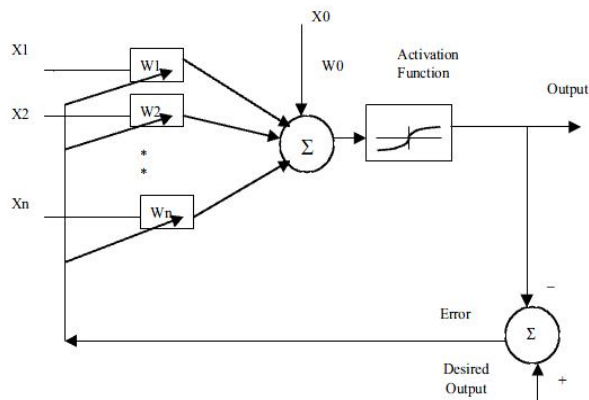


รูปที่ 1 แบบจำลองเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

2.2.2 สถาปัตยกรรมโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า (multilayer feed forward neural network) และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back-Propagation algorithm) ซึ่งเป็นหนึ่งในโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่าย

ประสาทเทียมที่นิยมใช้ที่สุด [20] เนื่องจากเป็นโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อนและใช้เวลาไม่นานในการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียม [21] และมีข้อกำหนดคือมีอัตราการเรียนรู้ (learning rate) เท่ากับ 0.1 และมี epoch เท่ากับ 1000 จำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) เท่ากับ 2 hidden layer ซึ่งมีความเหมาะสมในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นได้เป็นอย่างดี [22]



รูปที่ 2 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับยังเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่ใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมระหว่างนิวรอนให้เหมาะสมโดยการปรับค่านี้นี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลอง ชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบเป้าหมายไว้เพื่อคอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือเข้าใกล้คำตอบเป้าหมายหรือไม่ถ้าคำตอบไม่ถูกต้องจะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นดังแสดงในรูปที่ 2

2.2.3 ข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้ได้ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่าน neural network toolbox ของซอฟต์แวร์ MATLAB โดยที่ข้อมูลอินพุต (input) ของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อุณหภูมิ, ความเร็วลม

และเวลาที่ใช้ในการอบแห้ง ข้อมูลเอาต์พุต (output) ของโครงข่ายประสาทเทียมคืออัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง

2.2.4 การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ได้แยกการวิเคราะห์ออกเป็น 3 ส่วน ส่วนแรกคือการวิเคราะห์หาฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ภายในชั้นซ่อน (hidden layer) และภายในชั้นเอาต์พุต (output layer) ดังแสดงในตารางที่ 1 ส่วนที่สองคือการวิเคราะห์หาฟังก์ชันการเรียนรู้ (learning function) ของโครงข่ายประสาทเทียมดังแสดงในตารางที่ 2 และส่วนที่สามคือการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนภายใน hidden layer

เริ่มจากการวิเคราะห์หา transfer function และ learning function ที่เหมาะสมที่สุดโดยเป็นการวิเคราะห์ไปพร้อมกันทั้ง 2 ส่วน โดยทำการวิเคราะห์จนครบทั้ง 9 คู่ของ transfer function และ 14 learning function ดังแสดงในรูปที่ 3 เมื่อได้ transfer function และ learning function ที่เหมาะสมเรียบร้อยแล้วจะเลือกใช้ transfer function และ learning function ที่ได้เป็นฐานสำหรับการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนใน hidden layer เพื่อหาจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมที่สุดต่อไปตามลำดับ โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r^2) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) เป็นดัชนีชี้วัดความเหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งต่อไป ซึ่งกระบวนการวิเคราะห์หาสถาปัตยกรรมโครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนี้สามารถเขียนเป็นแผนผังได้ดังแสดงในรูปที่ 4 และ RMSE คำนวณได้จากสมการที่ 2

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

เมื่อ $MR_{pre,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นที่ทำนายด้วย
แบบจำลองเอมพีรีคัล
 $MR_{exp,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นจากข้อมูล
การทดลอง
 N คือ จำนวนของข้อมูล

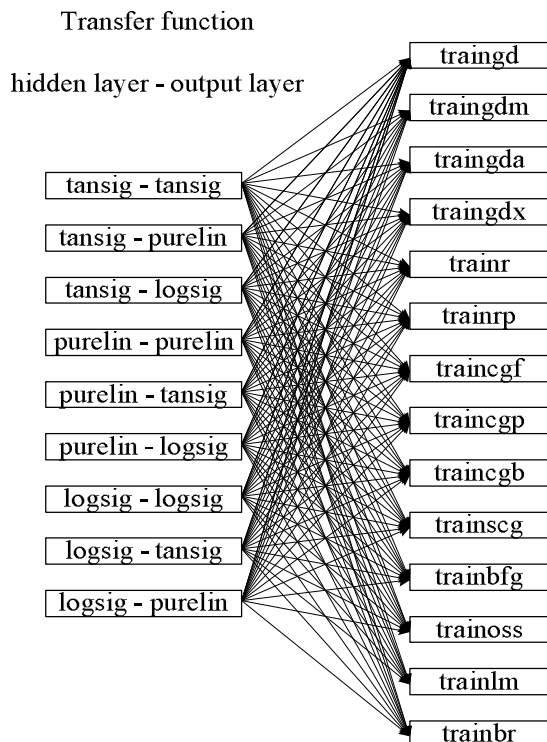
ตารางที่ 1 กลุ่มของ transfer function ภายใน hidden layer และ output layer ที่ทำการวิเคราะห์

No.	transfer function	
	hidden layer	output layer
1	tansig	tansig
2	tansig	purelin
3	tansig	logsig
4	purelin	purelin
5	purelin	tansig
6	purelin	logsig
7	logsig	logsig
8	logsig	tansig
9	logsig	purelin

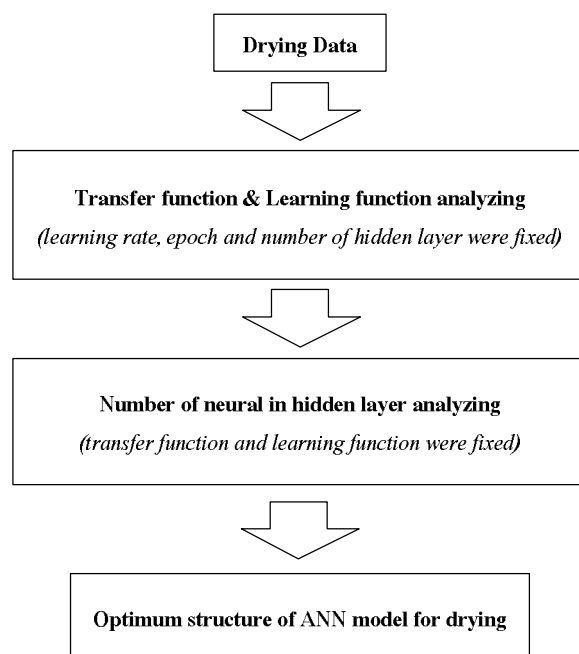
ตารางที่ 2 learning function ที่ทำการวิเคราะห์

No.	learning function
1	traingd
2	traingdm
3	traingda
4	traingdx
5	trainr
6	trainrp
7	traincgf
8	traincgp
9	traincgb
10	trainscg
11	trainbfg
12	trainoss
13	trainlm
14	trainbr

Learning function



รูปที่ 3 การวิเคราะห์หา transfer function และ learning function



ภาพที่ 4 กระบวนการวิเคราะห์หาสถาปัตยกรรม
โครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่าย
ประสาทเทียม

3. ผลการทดลองและวิจารณ์

3.1 ผลการวิเคราะห์หา transfer function และ learning function ของโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการวิเคราะห์หา transfer function และ learning function ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งแครอท พบว่าใน hidden layer และ output layer ที่ใช้ transfer function ชนิด tansig function และ purelin function ตามลำดับโดยใช้ learning function ชนิด trainlm มีความเหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งแครอทมากที่สุด โดยมีค่า r^2 มากที่สุดเท่ากับ 0.99981 และมีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.00367

และในส่วนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งบอระเพ็ด พบว่าใน hidden layer และ output layer ที่ใช้ transfer function ชนิด tansig function และ purelin function ตามลำดับโดยใช้ learning function ชนิด trainlm มีความเหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งบอระเพ็ดมากที่สุดเช่นกัน โดยมีค่า r^2 มากที่สุดเท่ากับ 0.99996 และมีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.00449

3.2 ผลการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนใน hidden layer ของโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนใน hidden layer ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ transfer function ชนิด tansig-purelin function ใน hidden layer และ output layer ตามลำดับและใช้ learning function ชนิด trainlm ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 3 และ 4

จากตารางที่ 3 พบว่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งแครอทด้วยลมร้อน จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 จะเหมาะสมที่สุดโดยจะให้ค่า r^2 สูงที่สุดเท่ากับ 0.99956 และมีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.00161

ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนใน hidden layer ของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแครอท

ผลิตภัณฑ์	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	r^2	RMSE
แครอท	5	0.99850	0.00327
	10	0.99956	0.00161
	15	0.99877	0.00221
	20	0.99856	0.00262

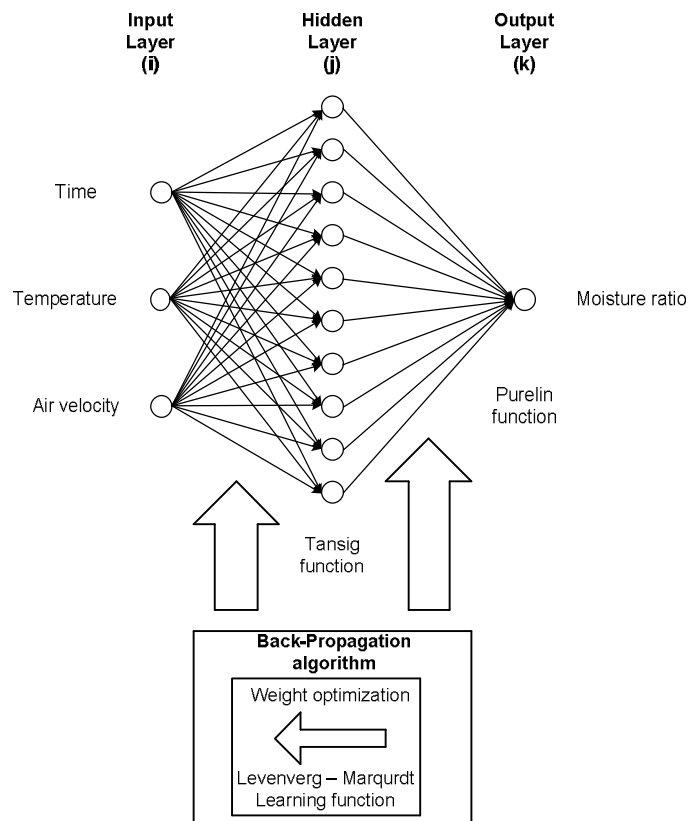
ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์หาจำนวนนิวรอนใน hidden layer ของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับบอระเพ็ด

ผลิตภัณฑ์	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	r^2	RMSE
บอระเพ็ด	5	0.99847	0.00331
	10	0.99949	0.00174
	15	0.99869	0.00217
	20	0.99867	0.00256

สำหรับจำนวนนิวรอนภายใน hidden layer ของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งบอระเพ็ดด้วยลมร้อน จำนวนนิวรอนภายใน hidden layer เท่ากับ 10 จะเหมาะสมที่สุดเช่นกัน โดยที่จะให้ค่า r^2 สูงที่สุดเท่ากับ 0.99949 และมีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.00174 ดังแสดงในตารางที่ 4

4. บทสรุป

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเครือข่ายประสาทหลายชั้นและเชื่อมโยงในทิศทางเดียวโดยใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับซึ่งมี transfer function ชนิด tansig-purelin ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตตามลำดับ โดยใช้ learning function ชนิด trainlm (Levenberg-Maquardt learning function) และมีจำนวนนิวรอน 10 นิวรอนในชั้นซ่อน ดังแสดงในรูปที่ 5 มีความเหมาะสมสำหรับทำนายอัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งด้วยลมร้อนมากที่สุดโดยที่ให้ค่า r^2 มากที่สุดและค่า RMSE ต่ำที่สุด



รูปที่ 5 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับทำนายพฤติกรรม การอบแห้งด้วยลมร้อน

5. กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
ที่สนับสนุนทุนวิจัย

6. 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*, vol. 59, pp. 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*, vol. 58, pp. 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*, vol. 15 (5), pp. 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*, vol. 15 (5), pp. 1433–1457.
- [6] Midilli, A., Olgun, H., Ayhan, T. (1999). Experimental studies of mushroom and pollen drying, *International Journal of Energy Research*, vol. 23, pp. 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*, vol. 40, pp. 219–226.
- [8] Midilli, A. (2001). Determination of pistachio drying behavior and conditions in a solar drying system, *International Journal of Energy Research*, vol. 23, pp. 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*, vol. 55, pp. 323–330.
- [10] Kaymak-Ertekin, F. (2002). Drying and rehydrating kinetics of green and red peppers, *Journal of Food Science*, vol. 67 (1), pp. 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*, vol. 26, pp. 99–109.
- [12] Diamante, L.M. and Munro, P.A. (1993). Mathematical modeling of thin layer solar drying of sweet potato slices, *Solar Energy*, vol. 51, pp. 271–276.
- [13] Ratti, C. and Mujumdar, A.S. (1997). Solar drying of foods: modeling and numerical simulation, *Solar Energy*, vol. 60, pp. 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*, vol. 45, pp. 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*, vol. 5, pp. 57-64.
- [17] Kerr, W.L., Kerdpiroon, 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*, vol. 39, pp. 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*, vol. 78, pp. 905-912.
- [19] Martynenko, A.I. and Yang, S.X. (2006). Biologically inspired neural computation for Ginseng Drying rate, *Biosystems Engineering*, vol. 95 (3), pp. 385–396.
- [20] Movagharnejad, K. and Nikzad, M. (2007). Modeling of tomato drying using artificial neural network, *Computers and electronics in agriculture*, vol. 59, pp. 78-85.
- [21] Torrecilla, J.S., Otero, L., and Sanz, P.D. (2007). Optimization of an artificial neural network for thermal/pressure food processing: Evaluation of training algorithms, *Computer and electronics in agriculture*, vol. 56, pp. 101-110.
- [22] Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beals, M. (1996). *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, USA.