

การทำนายจลนพลศาสตร์การอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและ
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
Prediction of Hot Air Drying Kinetics
using an Empirical Model and Artificial Neural Network Model

นันทวัฒน์ วีระยุทธ*,

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี จ.
ติดต่อ: โทรศัพท์: 045 353 308, : 045 353 309
E-mail: weerayuth_gm@hotmail.com

34190

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการทำนายจลนพลศาสตร์ของการอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบภายใต้อุณหภูมิอบแห้ง 50-70 °C 1.0 - 2.0 m/s ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ทำนายจลนพลศาสตร์ของการอบแห้งซึ่งก็คืออัตราส่วนความชื้นที่ได้จากการทดลองมาทำนายและเปรียบเทียบผลการทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ผลจากการศึกษาพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งได้แม่นยำ นอกจากนี้ยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเอมพีริคัล

: การอบแห้ง / จลนพลศาสตร์การอบแห้ง / แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

The objective of this study was to predict drying kinetics 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 °C and air velocities of 1.0-2.0 m/s. Subsequently, EM and ANNM were applied to describe the drying kinetics 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 ANNM is good agreement with experimental results than those of EM.

Keywords: Drying / Drying kinetics / Artificial neural network model.

1.

การถนอมอาหารโดยการทำให้แห้งเป็นวิธีการ
การที่เก่าแก่ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อยืด
ระยะเวลาในการเก็บรักษาอาหารให้นานขึ้น
เพื่อให้สะดวกต่อการบรรจุหีบห่อ
สะดวกต่อการขนส่ง การทำให้แห้งด้วยแสงอาทิตย์
เป็นวิธีการทำให้แห้งที่ถูกใช้มาตั้งแต่สมัยโบราณเพื่อ
ตากแห้ง ผลไม้
อย่างไรก็ตามการทำให้แห้งด้วยวิธีการตากแห้งนี้ยัง
ไม่มีความเหมาะสมเสมอไปเมื่อนำไปใช้กับการผลิตที่มี
ขนาดใหญ โดยจะพบปัญหาบางประการเกิดขึ้น
ไม่สามารถควบคุมการทำให้แห้งให้
เป็นไปอย่างเหมาะสมถูกต้องได้ในเรื่อง ระยะเวลาที่ใช้
ให้แห้ง สภาพอากาศที่ไม่เหมาะสม
ค่าใช้จ่ายในด้านแรงงานที่สูง ใช้พื้นที่ในการตากแห้ง
ปัญหาการรบกวนจากแมลง
ฝุ่นและวัตถุแปลกปลอมอื่นๆ ทำให้กระบวนการทำให้
แห้งในทางอุตสาหกรรมถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหา
เหล่านี้

การอบแห้งคือกระบวนการลดความชื้นซึ่ง
ถ่ายเทความร้อนและถ่ายเทมวลสารเกิดขึ้นพร้อมๆกัน
[1] กระบวนการที่ซับซ้อนนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่ต่างกัน
เช่น
สัมพัทธ์ของอากาศ
ทางกายภาพและความชื้นเริ่มต้นของวัสดุที่จะทำการ
อบแห้ง [2] ความรู้
เกี่ยวกับอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งเป็นสิ่งสำคัญ
ในการออกแบบจำลองกระบวนการอบแห้งให้มีความ
[3] มีการศึกษาเกี่ยวกับอัตราส่วนความชื้น
การอบแห้งของวัสดุธรรมชาติที่แตกต่างกันจาก
นักวิจัยหลายกลุ่ม [4-10] นักวิจัยหลายท่านได้ทำการ
แบบจำลองเพื่อกระบวนการอบแห้ง[11-13]
ความสัมพันธ์สมการคณิตศาสตร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่อ
อธิบายอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งของวัสดุ
สมการเหล่านี้เน้นเฉพาะปัญหาที่มีความ
ซับซ้อนไม่มากนัก เช่นสมการเอกซ์โปเนนเชียลอย่าง
ง่ายที่รู้จักกันคือสมการของนิวตัน อย่างไรก็ตาม

สมการดั้งเดิมได้ถูกดัดแปลงเพื่อให้เหมาะสมกับข้อมูล

แบบจำลองเอมพีริคัลส่วนใหญ่จะมีความแม่นยำ
แต่เมื่อเงื่อนไขเปลี่ยนแปลงไป
แบบจำลองเอมพีริคัลที่ใช้จะเปลี่ยนไปตามเงื่อนไขการ
ปัญหานี้สามารถแก้ได้โดยการวิเคราะห์ตาม
หลักการของการถ่ายเทความร้อนและมวลสารโดยใช้
แต่ผลลัพธ์สุดท้ายนั้นซับซ้อน
และยากที่จะนำมาใช้ในกระบวนการอบแห้งจริง
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)
จึงได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาทางชีววิทยา
[14] โดยโครงข่ายประสาท
ใช้เพื่ออธิบายจลนพลศาสตร์การอบแห้งของวัสดุ
ธรรมชาติที่แตกต่างกัน เช่น *Echinacea angustifolia*
[15] มันสำปะหลังและมะม่วง [16] [17, 18]
[19] เพื่อนำเสนอให้เห็นถึงความสามารถของ
การแก้ปัญหาโดยโครงข่ายประสาทเทียม
มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลอง
โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายจลนพลศาสตร์
การอบแห้งและเปรียบเทียบกับผลการทำนายโดยใช้

2. อุปกรณ์และวิธีการ

ในงานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลการอบแห้งด้วยลมร้อนที่
ได้จากการทดลองมาทำนาย
ทำนายอัตราส่วนความ การอบแห้งโดยใช้
แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่าย
โดยมีผลิตภัณฑ์ตัวอย่างที่ใช้ในการ
ภายใต้เงื่อนไขการอบแห้งคือ
อุณหภูมิอบแห้ง 50, 60 70 °C
1.0, 1.5 2.0 m/s
2.1 แบบจำลองเอมพีริคัลของการอบแห้ง
อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้งจากการทดลอง
คำนวณตามความสัมพันธ์ในสมการที่ 1
ได้เลือกแบบจำลองเอมพีริคัลมาทำการวิเคราะห์ทั้งสิ้น
13 จลนพลศาสตร์การอบแห้ง
จลนพลศาสตร์การอบแห้งจะแสดงอยู่ในรูปของ

อัตราส่วนความชื้น (MR) ซึ่งเป็นฟังก์ชัน

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

MR คือ อัตราส่วนความชื้น
 M_t (% dry basis)
 M_{eq} (% dry basis)
 M_i คือ ปริมาณความชื้นเริ่มต้น (% dry basis)

จะห้หา

จลนพลศาสตร์ ออบแห้ง

งานวิจัยนี้ได้พิจารณาถึงอิทธิพลของอุณหภูมิอบแห้ง ความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง a, b, c, g, h, k, k_1 , k_2 n ซึ่งเดิมเป็นเพียงค่าคงที่ จึงได้ถูกกำหนดให้เป็นฟังก์ชันกับ ณหภูมิมอบแห้ง ความเร็วลมที่ใช้ในการอบแห้ง โดยสามารถเขียนความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ 2

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

K a, b, c, g, h, k, k_1 , k_2 n
T คือ อุณหภูมิมอบแห้ง ()
V (/)
 x_i คือ ค่าคงที่ของสมการที่ (2)

หลังจากนั้นได้ทำการวิเคราะห์หาแบบจำลอง ด้วยการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) หาค่าตัวแปรของแบบจำลอง และใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวม (Root Mean Squared Error, RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of determination, r^2) เป็น

RMSE

คำนวณได้จาก 3

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

$MR_{pre,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นที่ทำนายด้วย

$MR_{exp,i}$ คือ อัตราส่วนความชื้นจากข้อมูล

N คือ จำนวนของข้อมูล

1

จลนพลศาสตร์การอบแห้ง [20, 21]

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 ₁ t) + b exp(-k ₂ t)
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 การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาท

2.2.1 หลักการโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ข่ายงาน (neural network neural net)

โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศ ด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist)

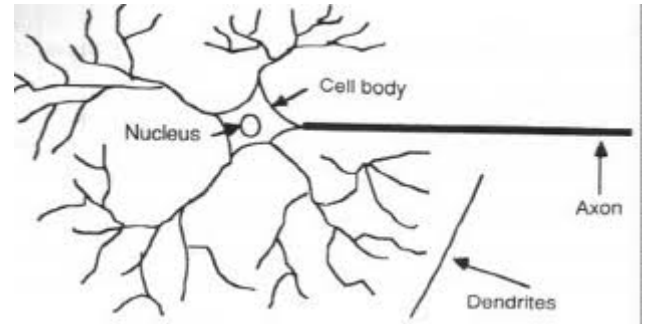
ด้วย (pattern recognition) (knowledge deduction) เซ

มนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท " " (neurons)

(synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า " " (dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่ง

เรียกว่า " " (axon) ซึ่งเป็นเหมือนเอาต์พุตของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่

กลีบซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน 1

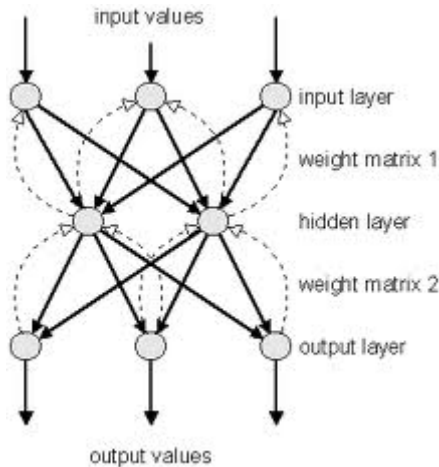


1 แบบจำลองเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

2.2.2 สถาปัตยกรรมโครงสร้างของโครงข่าย

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า (multilayer feed forward neural network) และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับของเลเวนเบิร์ก-มาควาต (Levenberg-Maquardt 's Back-Propagation) ซึ่งเป็นหนึ่งในโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้ที่สุด [22] เนื่องจากเป็นโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อนและใช้เวลาไม่นานในการฝึกหัดโครงข่าย

[23] Back-Propagation ยังเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ ชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าคำตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น



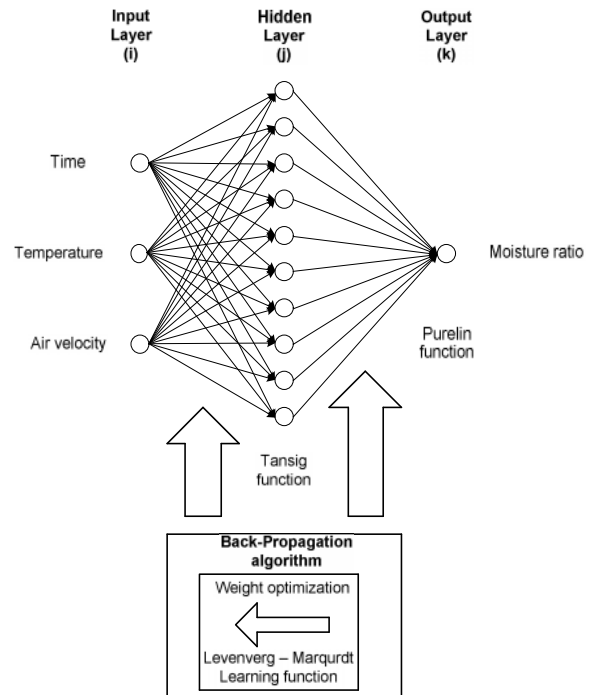
2 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

2.2.3 ข้อมูล เอาท์พุท โครงข่าย

งานวิจัยนี้ได้ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านกล่องเครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม (neural network toolbox) โดยที่ข้อมูล (input) ของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อุณหภูมิ, ความเร็วลม และเวลาที่ใช้ในการอบแห้ง ข้อมูล เอาท์พุท (output) ของโครงข่ายประสาทเทียมคือ อัตราส่วนความชื้นของการอบแห้ง และมีจำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) ของโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้นซ่อนมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 10 นิวรอน และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ของโครงข่าย tansig function purelin function ในชั้นซ่อนและชั้น output

3

อัตราส่วนการอบแห้งระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองเอมพีริคัลโดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อน (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์ (r^2)



3 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับทำนาย
จลนพลศาสตร์การอบแห้ง

ข้อมูลจากการอบแห้ง ด้วยลมร้อนจะนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายอัตราส่วนความชื้นอบแห้ง จากข้อมูลทั้งสิ้น 790 ชุดข้อมูลจากการอบแห้งด้วยลมร้อนทั้ง 9 เงื่อนไข โดยที่ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้เพื่อการฝึกหัดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและส่วนที่เหลือจะใช้เพื่อทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในอัตราส่วนความชื้นแห้ง ซึ่งในร้อยละ 75 ของข้อมูลการอบแห้งจะถูกใช้เพื่อฝึกหัดและอีกร้อยละ 25 ของข้อมูลการอบแห้งจะใช้เพื่อทดสอบการทำนายอัตราส่วนความชื้นอบแห้งของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3. ผลการทดลองและวิจารณ์

3.1 ผลการหาวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีริคัลที่

ผลการวิเคราะห์การถดถอยเพื่อหาแบบจำลอง

จลนพลศาสตร์การอบแห้ง ด้วยลมร้อนแสดงอยู่

ค่าสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (r^2) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลรวมความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) เมื่อเทียบกับข้อมูลการทดลองของ

2

2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองเอมพีริคัลสำหรับการอบแห้ง ด้วยลมร้อน

	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
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

2 พบว่าแบบจำลองของ Modified Henderson and Pabis

อัตราส่วนความชื้นการอบแห้ง ด้วยลมร้อนโดยมีค่า r^2 มากที่สุดเท่ากับ 0.99914 ความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดโดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.000637

3.2 จลนพลศาสตร์การอบแห้งโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลอง

จลนพลศาสตร์การอบแห้ง ด้วยลมร้อนโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้

การอบแห้ง จลนพลศาสตร์ โดยใช้ค่า r^2 และค่า RMSE เป็นดัชนีชี้วัดดังแสดงในตารางที่ 3

3 ผลการวิเคราะห์การอบแห้ง ด้วยลมร้อน

	r^2	RMSE
Modified Henderson and Pabis	0.98144	0.00637
โครงข่าย Multilayer feed forward back propagation	0.99968	0.00538

3 แสดงให้เห็นถึงความสามารถในอัตราส่วนความชื้นการอบแห้งโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีกว่าแบบจำลอง ทั้งนี้เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นในการเรียนรู้ สังเคราะห์ ทำนายผลลัพธ์ของปัจจัยแบบมีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุตแบบขนาน ดังการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปได้ อย่างแม่นยำและรวดเร็ว

4.

จลนพลศาสตร์การอบแห้งด้วยลมร้อนโดยใช้แบบจำลองเอมพีริคัลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าทั้งแบบจำลองเอมพีริคัล และแบบจำลองโครงข่าย

จลนพลศาสตร์การอบแห้งได้แม่นยำ โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้แม่นยำกว่า

นอกจากนั้นยังพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาท

ที่ยังมีความยืดหยุ่นต่อการนำไปใช้ทำนาย
จลนพลศาสตร์ การอบแห้งแต่ละผลิตภัณฑ์
โดยครอบคลุมทุกทุกเงื่อนไขของการอบแห้งซึ่งเป็นข้อ
ได้เปรียบเมื่อเทียบกับแบบจำลองเอมพีริคัล

5.

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

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., 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*, 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] 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*, vol. 47, pp. 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*, vol. 89(3), pp. 289-296.
- [22] Movagharnejad, K. and Nikzad, M. (2007). Modeling of tomato drying using artificial neural network, *Computers and electronics in agriculture*, vol. 59, pp. 78-85.
- [23] Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beals, M. (1996). *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, USA.