

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคัดแยกคุณภาพนมจากคุณสมบัติไดอิเล็กตริก

ประพนธ์ ลีกุล

สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคมและสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการคัดแยกคุณภาพของนมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ความแตกต่างของคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่เกิดขึ้นระหว่างนมดีและนมเสีย การวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมถูกวัดในช่วงความถี่กว้างตั้งแต่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิร์ตซ์ ข้อมูลที่ได้จากการวัดคือค่าคงที่ไดอิเล็กตริกและตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก ถูกนำมาใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้สามารถจำแนกคุณภาพของนม ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมถูกแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ 10%, 20% และ 50% ต่อข้อมูลทั้งหมด อัตราการเรียนรู้ในช่วง 0.0005, 0.001 และ 0.002 ตามลำดับ และจำนวนโนดซ่อนเร้นถูกปรับตั้งแต่ 4, 6 และ 9 ตามลำดับ ซึ่งจากการจำลองระบบข้อมูลที่ 20% เพียงพอต่อการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 ระบบสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จำนวนโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม 6 โหนด ซึ่งทำให้ระบบสามารถตัดสินใจได้อย่างแม่นยำจึงทำให้สามารถใช้ทรัพยากรได้อย่างคุ้มค่าและมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ : คุณสมบัติไดอิเล็กตริก, คุณภาพนม, คลื่นความถี่เอชเอฟ, โครงข่ายประสาทเทียม

Application of artificial neural network for milk quality classification with dielectric properties

Prapan Leekul

Department of Telecommunication and Information Engineering, Faculty of Industrial Technology, Rambhai Barni Rajabhat University

Abstract

This paper presents the categorization of quality of milk by using artificial neural networks. In order to distinguish quality of milk, the difference of dielectric properties between fresh milk and spoiled milk are used. A measurement of the dielectric properties of milk is measured in the range frequency from 0.5 to 3 GHz. The measured dielectric constant and dielectric loss factor are used for training artificial neural networks (ANNs) to classify the quality of milk. The data for training ANNs is divided into 3 groups which consist of 10%, 20% and 50% per all data. The learning rates are comprised of 0.0005, 0.001 and 0.002 respectively and the number of hidden node is comprised of 4, 6 and 9 respectively. From the simulation, the data for training at 20% is enough for ANN's learning. The system can learn efficiently at learning rate of 0.001. The suitable number of the hidden nodes is 6 nodes, which makes the system decides precisely resulting in using the resources effectively and low complexity.

Keywords : Dielectric properties, Milk quality, UHF frequency, Artificial neural network

1. บทนำ

นมวัวเป็นอาหารที่มีประโยชน์สูง สารอาหารที่มีมากในนมวัว ได้แก่ โปรตีน แคลเซียม และวิตามินบี 2 นมจึงมีประโยชน์ต่อร่างกายโดยเฉพาะในวัยเด็ก ความต้องการบริโภคนมวัวของโลกในปี 2559 อยู่ที่ 182.29 ล้านตัน เพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 1.6 ต่อปี อินเดียเป็นประเทศที่บริโภคนมสูงสุด คือ 62.75 ล้านตันต่อปี รองลงมาได้แก่ สหภาพยุโรป 34.00 ล้านตันต่อปี และสหรัฐอเมริกา 26.52 ล้านตันต่อปี ช่วงปี 2555 - 2559 ผลผลิตนํ้านมดิบ มีอัตราเพิ่มขึ้นร้อยละ 2.12 ต่อปี ประเทศที่ให้ผลผลิตนํ้านมดิบมากที่สุด คือ สหภาพยุโรป รองลงมาคือสหรัฐอเมริกา และอินเดีย [1] ซึ่งแสดงให้เห็นว่านมเป็นสิ่งสำคัญต่อประชากรโลก ประเทศไทยมีเกษตรกรผู้เลี้ยงโคนมกว่า 2 หมื่นครัวเรือน มีจำนวนโคนมกว่า 6 แสนตัว เป็นแม่วัวที่สามารถรีดนมได้ 3 แสนตัว กำลังการผลิตนํ้านมดิบของประเทศไทยอยู่ที่ประมาณ 1 ล้านตันต่อปี โดย 40 % ของนํ้านมดิบที่ได้จะนำเข้าสู่โครงการอาหารเสริม (นม) โรงเรียน ส่วนที่เหลืออีก 60 % จึงนำเข้าสู่ตลาดผลิตภัณฑ์นมให้กับผู้บริโภคทั่วไป [2] ความต้องการผลิตภัณฑ์นมในประเทศไทยมีค่อนข้างสูง โดยปี 2555 - 2559 ความต้องการบริโภคนมพร้อมดื่มมีอัตราเพิ่มร้อยละ 1.67 ต่อปี ในปี 2559 มีปริมาณการบริโภค 1,077,910 ตัน เพิ่มขึ้นจาก 1,046,216 ตัน ของปี 2558 ร้อยละ 3.03 กำลังการผลิตนมวัวในประเทศไม่เพียงพอต่อความต้องการ จึงทำให้ต้องนำเข้าผลิตภัณฑ์นมจากต่างประเทศ

ดังนั้นการควบคุมคุณภาพนม การตรวจสอบคุณค่าทางอาหารจึงเป็นสิ่งสำคัญ ฟาร์มโคนมสมัยใหม่มีการนำระบบอัตโนมัติหลายประเภทมาใช้ จึงสามารถเก็บข้อมูลที่สนใจในฟาร์มเพื่อนำมาให้บริการจัดการและปรับปรุงผลผลิต [3] ในปี 2008 คารอสและคณะได้ใช้เทคนิค NIR ในช่วงความยาวคลื่น 400 ถึง 1100 นาโนเมตร ในการวัดคุณสมบัติและใช้การวิเคราะห์ข้อมูลเทคนิคกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial least squares) ในการตรวจสอบไขมัน แลคโตส และโปรตีนรวมในนํ้านมดิบ [4] ซึ่งเทคนิค NIR ที่ใช้ในการตรวจสอบนมยังคงมีราคาสูงเมื่อจะนำไปใช้งานจริง รวมถึงในขั้นตอนการใช้งานยังมีความซับซ้อน ต่อมาในปี 2011 เฉินโจวและคณะ ได้ใช้เทคนิคการ

วัดค่าอิมพีแดนซ์ ในการตรวจสอบแบคทีเรียในนํ้านมโดยใช้ ออกแบบวงจรปรับสภาพสัญญาณ (Signal conditioning) เพื่อศึกษาผลกระทบที่เกิดขึ้นของสัญญาณไฟฟ้า ในกรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าอิมพีแดนซ์จากแบคทีเรียที่เกิดขึ้นในนํ้านม รวมถึงการออกแบบวงจรขยายเพื่อให้สัญญาณที่ได้จากการวัดชัดเจน [5] การตรวจสอบคุณภาพนมถูกพัฒนาอย่างต่อเนื่อง และในปี 2015 อัวซาและคณะนำเสนอเทคนิคการวัดคุณภาพนมแบบไม่ทำลายโดยใช้คลื่นอัลตราโซนิกในการตรวจสอบ ซึ่งได้ตรวจสอบนมยูเอชทีที่อยู่ในบรรจุภัณฑ์ รวมถึงได้ศึกษาถึงการเจริญเติบโตของแบคทีเรียที่อุณหภูมิแตกต่างกัน จากการทดลองแสดงให้เห็นว่าที่ 35 องศาเซลเซียส แบคทีเรียสามารถเติบโตได้ดีที่สุด [6] ต่อมาในปี 2016 ฮุสเซนได้นำเสนอระบบเฝ้าระวังการเสียของนมที่ราคาประหยัดในลักษณะ จมูกอิเล็กทรอนิกส์ โดยใช้เซนเซอร์ตรวจสอบกลิ่นทั้งหมด 3 ตัว และนำค่าที่ได้ไปประมวลผลและตัดสินใจคุณภาพของนมโดยใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ (ARM 7) ในการควบคุมและตัดสินใจ รวมถึงแสดงผลบนหน้าจอแอลซีดี [7] ซึ่งจะเห็นได้ว่าการตรวจสอบคุณภาพและอายุของนมเป็นสิ่งสำคัญ รวมถึงได้รับความสนใจอย่างแพร่หลาย

ดังนั้นบทความนี้จะนำเสนอการตรวจสอบคุณภาพนมจากการวัดคุณสมบัติทางไฟฟ้าของนมดีและนมเสียด้วยโพรบไดโอดเล็กทรอนิกส์ และวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเครื่องวิเคราะห์โครงข่าย (Vector network analyzer) ในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ จากนั้นนำข้อมูลคุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์ที่ได้มาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสม และนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโครงข่ายไปใช้ในการตัดสินใจเพื่อแบ่งกลุ่มของนมดีและนมเสีย

2. ทฤษฎีและหลักการ

2.1 การทดสอบค่าสภาพยอมไฟฟ้าของวัสดุ

วัสดุแต่ละชนิดมีคุณสมบัติทางไฟฟ้าที่เรียกว่า คุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์แตกต่างกัน ซึ่งสามารถนำมาใช้จำแนกความแตกต่างของวัสดุได้ คุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์เป็นค่าที่แปรผันตามความถี่ อุณหภูมิ การจัดเรียงตัวของประจุส่วนผสม ความดัน และโครงสร้างโมเลกุลของวัสดุ คุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์ประกอบด้วยค่าสภาพยอมไฟฟ้า และ

ความชื้นขบแม่เหล็ก ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ถึงความแตกต่างของวัสดุแต่ละประเภทที่มีคุณสมบัติทางไฟฟ้าที่แตกต่างกัน ค่าสภาพยอมไฟฟ้าสัมพัทธ์เชิงซ้อนแสดงได้ดังสมการที่ (1)

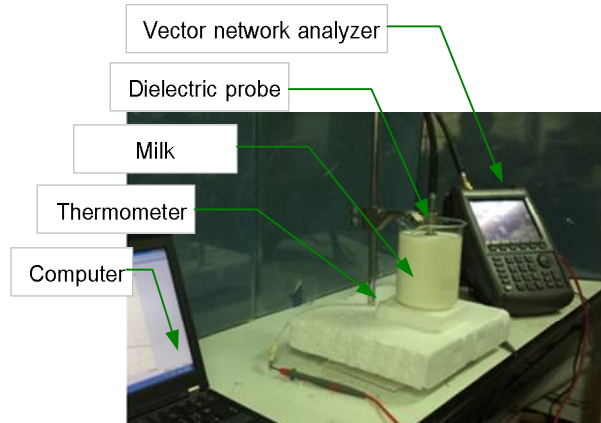
$$\epsilon_r = \epsilon_r' - j\epsilon_r'' \quad (1)$$

ส่วนจริงหรือเรียกว่าค่าคงที่ไดอิเล็กตริก เป็นปริมาณที่แสดงถึงความสามารถในการเก็บสะสมพลังงานสนามไฟฟ้า และตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก เป็นปริมาณที่แสดงถึงความสามารถในการเปลี่ยนพลังงานสนามไฟฟ้าเป็นพลังงานความร้อน โดยค่าสภาพยอมไฟฟ้าเชิงซ้อนในรูปแบบฟังก์ชันของความถี่เป็นดังสมการของเดอบาย (Debye equation) ในสมการที่ (2) [8]

$$\epsilon(\omega) = \epsilon_\infty + \frac{\epsilon_s - \epsilon_\infty}{1 + j\omega\tau} \quad (2)$$

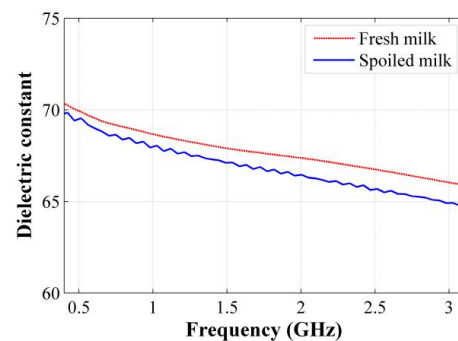
โดย ϵ_s หมายถึงค่าคงที่ไดอิเล็กตริกที่ความถี่เป็นศูนย์ (DC) ϵ_∞ คือ ค่าคงที่ไดอิเล็กตริกที่ความถี่สูงมาก ω คือ ความถี่เชิงมุม τ คือเวลาในการผ่อนคลายของวัสดุ (Relaxation time) นมพาสเจอร์ไรส์ที่เสื่อมสภาพจุลินทรีย์ที่อยู่ในนมมีปริมาณเพิ่มขึ้น ทำให้เกิดการย่อยโปรตีนในนมเพิ่มขึ้น ลักษณะของนมที่เสื่อมสภาพหรือนมเสียจึงแตกต่างจากนมดี ส่งผลให้ค่าสภาพยอมไฟฟ้าของนมดีและนมเสียแตกต่างกัน

การทดสอบคุณสมบัติไดอิเล็กตริกนม ใช้ตัวอย่างเป็นนมพาสเจอร์ไรส์ชนิดจืด นำนมมาบรรจุในบีกเกอร์ (Beaker) ขนาด 500 มิลลิลิตร ควบคุมอุณหภูมิห้องและอุณหภูมิของนมอยู่ที่ 25 องศาเซลเซียส ตลอดการทดสอบ เริ่มทำการวัดค่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกครั้งแรกที่นมอายุ 0 ชั่วโมง หลังจากใส่ในภาชนะบรรจุ จากนั้นเมื่อเวลาผ่านไป 12 ชั่วโมง จึงวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกอีกครั้ง ซึ่งเป็นระยะเวลาที่นมเปลี่ยนเป็นนมเสีย การวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมพาสเจอร์ไรส์ใช้วิธีการวัดแบบโพรบโคแอกเซียล [9] วัดในช่วงความถี่กว้างตั้งแต่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิร์ตซ์ ด้วยเครื่องวิเคราะห์ที่โครงข่าย รุ่น Field fox N9916A [10] และโพรบไดอิเล็กตริก 85070 B [11] ดังแสดงในรูปที่ 1

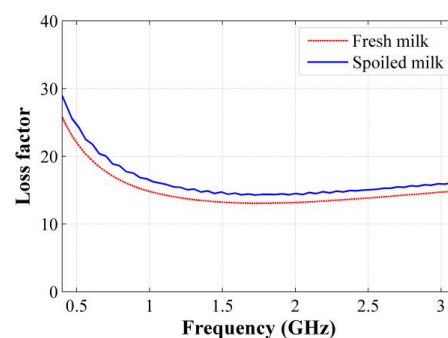


รูปที่ 1 การวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนม

คุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่ได้จากการวัดอยู่ในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิร์ตซ์ ประกอบด้วยค่าคงที่ไดอิเล็กตริกและค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกที่แบ่งออกเป็นของนมดีและนมเสีย การใช้คุณสมบัติไดอิเล็กตริกเพื่อแบ่งกลุ่มของนมดีและนมเสียถูกใช้อย่างแพร่หลายเช่น ในงานวิจัยของดิงและคณะ นมดีจะมีอายุ 0 ชั่วโมง และนมเสียคือนมที่มีอายุมากกว่า 12 ชั่วโมง [12] ซึ่งสอดคล้องกับค่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่วัดได้ ผลที่ได้จากการวัดแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างที่เกิดขึ้นระหว่างนมดีและนมเสีย



รูปที่ 2 ค่าคงที่ไดอิเล็กตริก



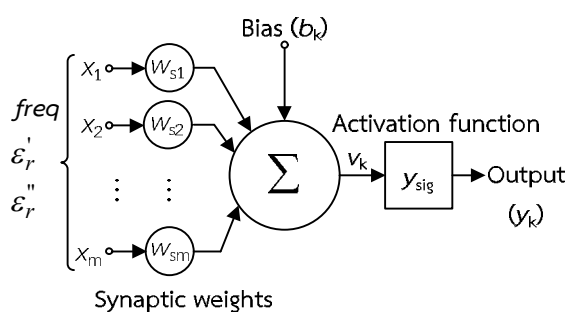
รูปที่ 3 ตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก

เมื่อเปรียบเทียบในช่วงความถี่เดียวกันพบว่าคุณสมบัติไดโพลีเมอริกของนมดีมีค่าสูงกว่านมเสีย และเมื่อความถี่สูงกว่า 2 กิกะเฮิร์ตซ์ ความแตกต่างจะเพิ่มมากขึ้น ค่าคงที่ไดโพลีเมอริกตลอดช่วงความถี่ระหว่างนมดีและนมเสียแตกต่างกันต่ำสุดคือ 0.36 และสูงสุดคือ 1.15 ดังแสดงรูปที่ 2 เมื่อเปรียบเทียบค่าตัวประกอบการสูญเสียไดโพลีเมอริกที่ความถี่เดียวกัน นมดีมีค่าต่ำกว่านมเสียตลอดช่วงความถี่ และในช่วงที่ต่ำกว่า 1.2 กิกะเฮิร์ตซ์ ตัวประกอบการสูญเสียไดโพลีเมอริกมีความแตกต่างชัดเจนกว่าที่ความถี่สูง ความแตกต่างของค่าตัวประกอบการสูญเสียระหว่างนมดีและนมเสียต่ำสุดที่ 1.27 และสูงสุด 2.74 ดังแสดงในรูปที่ 3

จากการทดสอบคุณสมบัติไดโพลีเมอริกของนมดีและนมเสียแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการจำแนกคุณภาพนม แต่จะสังเกตได้ว่าค่าคุณสมบัติไดโพลีเมอริกของนมดีและนมเสียที่วัดตั้งแต่ความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิร์ตซ์ มีค่าแตกต่างกันไม่ชัดเจนในบางช่วงความถี่ ทำให้การจำแนกคุณภาพนมควรใช้การวัดในช่วงความถี่กว้างเพื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผล เมื่อข้อมูลมากขึ้นจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการตัดสินใจได้ดีและจะส่งผลให้ค่าความผิดพลาดลดลง

3. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นโมเดลทางที่คณิตศาสตร์ และถูกนำมาประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายเพื่อใช้ตัดสินใจคัดแยกหรือแบ่งกลุ่มข้อมูลออกจากกัน โดยมีการทำงานคล้ายกับสมองของมนุษย์ โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer perceptron: MLP) ประกอบด้วย อินพุตจำนวน m ค่า คือ $x_1, x_2, \dots, x_m$ ค่าถ่วงน้ำหนัก $w_{s1}, w_{s2}, \dots, w_{sm}$ ค่าไบแอสของระบบคือ b_k ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 โมเดลโครงข่ายประสาทเทียม [13]

v_k คือ ผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักคูณด้วยอินพุตกับค่าไบแอส จากนั้นจึงผ่านฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) จึงได้เป็นค่าเอาต์พุต y_k ดังสมการที่ (3)

$$y_k = y_{sig} \left(\underbrace{\sum_{j=1}^m w_{sj} x_j + b_k}_{v_k} \right) \quad (3)$$

โดยค่า y_{sig} คือ ฟังก์ชันแอคติเวทแบบไม่เชิงเส้น และสมการคุณลักษณะของฟังก์ชันซิกมอยด์ดังสมการที่ (4)

$$y_{sigmoid} = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

เริ่มต้นของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนสำคัญคือการกำหนดน้ำหนักเริ่มต้น เพื่อนำไปใช้ในการประมวลผลในชั้นซ่อนเร้น เพื่อให้ได้น้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสมกับจำนวนโนดอินพุตและโนดซ่อนเร้น ค่าน้ำหนักเริ่มต้นสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (5)

$$\left(-\frac{2.4}{F_i}, +\frac{2.4}{F_i} \right) \quad (5)$$

การกำหนดค่าเอาต์พุตที่ต้องการของโครงข่ายประสาทเทียมกำหนดได้ดังแสดงในสมการที่ (6)

$$y_{d,1}(p), y_{d,2}(p), \dots, y_{d,l}(p) \quad (6)$$

โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อวิเคราะห์หาค่า $w_i, w_j, \theta_j, \theta_k$ และจำนวนข้อมูลอินพุตที่เหมาะสม ที่ทำให้สามารถทำตัดสินใจได้อย่างแม่นยำและใช้ทรัพยากรได้อย่างคุ้มค่ามากที่สุด บทความนี้จึงศึกษาถึงความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยจำแนกและวิเคราะห์คุณภาพของนมจากคุณสมบัติไดโพลีเมอริก

การทดสอบเพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมในการจำแนกคุณภาพนม การฝึกสอนได้ใช้ข้อมูลคุณสมบัติไดโพลีเมอริกของนม ซึ่งแบ่งออกเป็นกลุ่มของนมดีและกลุ่มของนมเสีย ข้อมูลคุณสมบัติไดโพลีเมอริกทั้งหมดที่วัดได้มีจำนวน 110 ข้อมูล เป็นค่าคงที่ไดโพลีเมอริก

55 ข้อมูล ตัวประกอบการสูญเสียไดโอดเล็กทรอนิกส์ 55 ข้อมูล คุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์ของนมถูกใช้เป็นอินพุตหรือข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม โดยข้อมูลขาเข้าได้แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม เพื่อเปรียบเทียบสมรรถนะในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คือ กลุ่มที่ 1 ใช้ข้อมูลคุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์ที่ได้จากการวัดในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ จำนวน 10% ของข้อมูลทั้ง โดยเลือกข้อมูลออกมาอย่างเป็นเชิงเส้น (ที่มีระยะห่างของแต่ละข้อมูลเท่ากันตลอดครอบคลุมความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์) กลุ่มที่ 2 ใช้การคัดเลือกข้อมูลในลักษณะเดียวกับกลุ่มที่ 1 แต่ได้เพิ่มจำนวนของข้อมูลมากขึ้นเป็น 20% จากข้อมูลทั้งหมด และในกลุ่มที่ 3 ได้ทำในลักษณะเดียวกับกลุ่มที่ 1 และ 2 แต่เพิ่มข้อมูลมากขึ้นเป็น 50% ในการฝึกสอน ขั้นตอนต่อมาคือการกำหนดจำนวนโนดซ่อนเร้น เพื่อหาจำนวนโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม โดยแต่ละการฝึกสอนโนดซ่อนเร้นจะถูกปรับเป็น 1 เท่า 2 เท่า และ 3 เท่า ของจำนวนอินพุตทั้งหมด เพื่อศึกษาถึงความเหมาะสมในการนำไปใช้งานดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจากจำนวนโนดซ่อนเร้น

Case	Data 10%, 20%, 50%		
	Input node	Hidden node	Output node
1	3	4	1
2	3	6	1
3	3	9	1

การปรับอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมถูกปรับอยู่ในช่วง 0.0005, 0.001 และ 0.002 เพื่อหาอัตราการเรียนรู้ที่ดีที่สุด ขั้นตอนสุดท้ายคือการกำหนดค่าอัตราความผิดพลาดที่ยอมรับได้ และจำนวนของการวนซ้ำที่มากที่สุด คือ 10^{-3} และ 10^7 ตามลำดับ การฝึกสอนแต่ละครั้งกำหนดให้มี 1 โนดเอาต์พุต กรณีที่เป็นนมดีคือ 1 และนมเสียคือ 0

4. ผลการทดลองและวิจารณ์

การทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใช้ข้อมูลที่ได้จากการวัดคุณสมบัติไดโอดเล็กทรอนิกส์ของนมดีและนมเสีย

ในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ การฝึกสอนแบ่งออกเป็น 3 แบบ หลักๆ โดยแบ่งตามจำนวนกลุ่มของข้อมูลที่เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบ่งเป็นกลุ่มละ 10%, 20% และ 50% ของข้อมูลไดโอดเล็กทรอนิกส์ทั้งหมด เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการจดจำรูปแบบและความสามารถในการเรียนรู้ การทดลองได้ใช้วิธีการเขียนบรรยายข้อโค้ดด้วยโปรแกรมภาษาไซแลบ (SCILAB) เวอร์ชัน 6.0.0 โดยใช้หลักการทำซ้ำแบบมีเงื่อนไข (While loop) เมื่อเจอค่าน้ำหนักที่เหมาะสมจะหยุดการทำงาน ข้อโค้ดตัวอย่างแสดงในรูปที่ 5

```

ANN's training.sce (C:\Users\WEVMSO\Documents\SciLab\ANN's training.sce) - SciNotes
ANN's training.sce
1 while err > 0.001 & ep < 10^7
2   erro=[]; ep=ep+1;
3   for i=1:length(Yd)
4     for j=1:length(zeta_j)
5       Yi(j)=sigmoid((x(i,:)*wi(:,j))-zeta_j(j));
6     end
7     for k=1:length(zeta_k)
8       Yo(k)=sigmoid((wj(k,:)*Yi')-zeta_k(k));
9     end
10    error=Yd(i,:)-Yo;
11    erro=abs(error);
12    if-----return error-----
13      gradi_k=Yo.*(1-Yo).*error;
14      for y=1:length(Yi)
15        Delta_j=alpha*Yi(y)*gradi_k;
16        Delta_wj=[Delta_wj;Delta_j];
17      end
18      Delta_zeta_k=alpha*(-1)*gradi_k;
19      for t=1:length(Yi)
20        gradi_j(t)=Yi(t)*sum((1-Yi(t))*(wj(:,t)).*gradi_k));
21      end
22      Delta_wi=[];
23      for ti=1:row
24        Delta_i=alpha*x(i,ti)*gradi_j;
25        Delta_wi=[Delta_wi;Delta_i];
26      end
27 end
  
```

รูปที่ 5 ตัวอย่างข้อโค้ดในโปรแกรมไซแลบ

ตารางที่ 2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูล 10%

No de	Learning	Iteration	Error	Accuracy
(ก)	0.0005	10^7	0.5	50%
	0.001	10^7	0.4993	50%
	0.002	10^7	0.1648	82.73%
(ข)	0.0005	10^7	0.4998	50%
	0.001	10^7	0.0142	83.64%
	0.002	10^7	0.164	82.73%
(ค)	0.0005	10^7	0.5	50%
	0.001	10^7	0.0026	84.55%
	0.002	10^7	0.1629	82.73%

การฝึกสอนเริ่มจากการใช้ข้อมูลจำนวนน้อยโดยใช้ข้อมูล 10% จากข้อมูลที่มีทั้งหมด ใช้จำนวนโนดซ่อนเร้น 4, 6 และ 9 โนด เพื่อศึกษาถึงผลที่เกิดขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้น อัตราการเรียนรู้ถูกปรับตั้งแต่ 0.0005, 0.001 และ 0.002 เพื่อให้การปรับน้ำหนัก (Weight) มีความละเอียดแตกต่างกันไป การฝึกสอนได้ใช้จำนวนการวนซ้ำมากที่สุดที่ 10^7 ครั้ง หรือ อัตราความผิดพลาดต่ำกว่า 10^{-3} ก็จะหยุดการปรับน้ำหนัก ซึ่งจะเห็นได้ว่ากรณีที่ใช้นัดซ่อนเร้น 4 โนด ใช้ อัตราการเรียนรู้ 0.0005 และ 0.001 ไม่สามารถฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมได้ เนื่องจากใช้ความละเอียดในการปรับน้ำหนักมากเกินไป รวมถึงจำนวนโนดซ่อนเร้นไม่เพียงพอต่อการเรียนรู้จดจำและเมื่อเพิ่มอัตราการเรียนรู้เป็น 0.002 จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้ ดังแสดงในตารางที่ 2 (ก) กรณีที่ 2 เมื่อเพิ่มโนดซ่อนเร้นเป็น 6 โนด ทำให้การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมทำได้ดีกว่าเดิมนั่นคือ ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ของ 6 โนดซ่อนเร้น โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และให้ความแม่นยำเกิน 82% ดังแสดงในตารางที่ 2 (ข) และในกรณีสุดท้ายคือการใช้โนดซ่อนเร้น 9 โนด เห็นได้ว่าแนวโน้มของความแม่นยำเพิ่มมากขึ้นสังเกตได้ในกรณีที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 พบว่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นจาก 83.64% เป็น 84.55% ดังแสดงในตารางที่ 2 (ค)

จากนั้นได้เพิ่มข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเป็น 20% ของข้อมูลทั้งหมด จำนวนโนดซ่อนเร้นและอัตราการเรียนรู้ถูกทดลองปรับเปลี่ยนในลักษณะเดียวกับการใช้ข้อมูล 10% ในการฝึกสอน จำนวนการวนซ้ำปรับเช่นเดียวกันคือ มากสุดที่ 10^7 ครั้ง ต่อการฝึกสอน หรือเมื่ออัตราความผิดพลาดต่ำต้งไว้คือ 10^{-3} น้ำหนักก็จะหยุดการปรับ จะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลเป็น 20% การเรียนรู้สามารถทำได้ดีกว่าเดิม สังเกตได้จากเมื่อใช้โนดซ่อนเร้น 4 โนด

สามารถฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เรียนรู้ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ได้ เนื่องจากความสัมพันธ์ของข้อมูลที่เพิ่มขึ้นดังแสดงในตารางที่ 3 (ก) ในกรณีที่ 2 เมื่อโนดซ่อนเร้นเพิ่มเป็น 6 โนด การเรียนรู้สามารถทำได้ดีกว่าเดิม สังเกตได้จากที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 ความแม่นยำเพิ่มขึ้นจาก 82.73% เป็น 98.18%

แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้ดีกว่าเดิม ดังแสดงในตารางที่ 3 (ข) กรณีที่ 3 เพิ่มโนดซ่อนเร้นเป็น 9 โนด โครงข่ายประสาทเทียมมีการพัฒนาสามารถเรียนรู้ที่อัตราการเรียนรู้ 0.0005 แต่ในบางกรณีความแม่นยำลดลงหรือคงที่ เช่น ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 เนื่องจากด้วยจำนวนการวนซ้ำถูกจำกัดอยู่ที่ 10^7 จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมหยุดการเรียนรู้ดังแสดงในตารางที่ 3 (ค)

ตารางที่ 3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูล 20%

No de	Learning	Iteration	Error	Accuracy
(ก)	0.0005	10^7	0.4996	50%
	0.001	10^7	0.166	82.73%
	0.002	10^7	0.2135	85.46%
(ข)	0.0005	10^7	0.4998	50%
	0.001	8.9×10^6	0.001	98.18%
	0.002	10^7	0.2131	85.46%
(ค)	0.0005	10^7	0.2138	85.46%
	0.001	10^7	0.2302	85.46%
	0.002	10^7	0.2126	85.46%

ข้อมูลชุดสุดท้ายใช้ 50% ของข้อมูลทั้งหมดในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม การทดลองเปลี่ยนจำนวนโนดซ่อนเร้นและอัตราการเรียนรู้ทำเหมือนกับการฝึกสอนในขั้นตอนก่อนหน้า รวมถึงจำนวนการวนซ้ำและการปรับอัตราความผิดพลาด เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลเป็น 50% นั้นส่งผลตรงดีต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเนื่องจากธรรมชาติของโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะกับการเรียนรู้ข้อมูลจำนวนมากๆ เพื่อปรับน้ำหนักให้เหมาะสมที่สุด เริ่มต้นที่ 4 โนดซ่อนเร้น โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ดีกว่าการใช้ข้อมูล 20% ในการฝึกสอน ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ความแม่นยำเพิ่มขึ้นประมาณ 4% และ 1% ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 4 (ก) เมื่อใช้โนดซ่อนเร้นเพิ่มเป็น 6 โนด ความสามารถในการเรียนรู้ทำได้ดีขึ้นอย่างชัดเจนคือ ทั้ง 3 อัตราการเรียนรู้ให้ความแม่นยำ 100% โดยอัตราการเรียนรู้ 0.002 มีการวนซ้ำน้อยสุด และที่อัตราการเรียนรู้

เรียนรู้ 0.0005 ใช้จำนวนการวนซ้ำสูงสุด เนื่องจากการปรับ การเรียนรู้ทำอย่างละเอียด

ตารางที่ 4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ ข้อมูล 50%

	Node	Learning	Iteration	Error	Accuracy
(ก)	4	0.000	10^7	0.4992	50%
		5			
		0.001			
		0.002			
(ข)	6	0.000	3.1×10^6	0.001	100%
		5			
		0.001			
		0.002			
(ค)	9	0.000	10^7	0.2002	86.36
		5			
		0.001			
		0.002			

ดังแสดงในตารางที่ 4 (ข) กรณีท้ายสุดคือการใช้โนดซ่อนเร้น 9 โหนด สังเกตได้ว่าที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ยังคงให้ความแม่นยำ 100% แต่จำนวนการวนซ้ำเพิ่มขึ้น เนื่องจากเมื่อจำนวนโนดซ่อนเร้นเพิ่มขึ้นการเรียนรู้จะใช้การวนซ้ำเพิ่มขึ้น แต่จะสามารถเรียนรู้ปัญหาที่ซับซ้อนได้มากกว่าเดิม ในกรณีของอัตราการเรียนรู้ 0.0005 ความแม่นยำลดลงเนื่องการเรียนรู้ถูกปรับอย่างละเอียดรวมถึงการวนซ้ำถูกจำกัดจึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมหยุดการเรียนรู้ก่อนถึงค่าความผิดพลาดที่กำหนดดังแสดงในตารางที่ 4 (ค)

จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแสดงให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ ส่งผลให้ระบบสามารถแบ่งหรือจัดกลุ่มข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ อัตราการเรียนรู้ส่งผลถึงเงื่อนไขในการปรับน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ละเอียดส่งผลให้หาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมซับซ้อนมากกว่าเดิม การทำงานได้ช้ากว่าปกติแต่จะสามารถเรียนรู้ได้ดี และเมื่อปรับอัตราการเรียนรู้หยาบการเรียนรู้ทำได้รวดเร็วแต่จะให้ความผิดพลาดสูงหรือในบางกรณีไม่สามารถเรียนรู้ได้

5. สรุปผล

การตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่เกิดขึ้นของนมดิบและนมเสียถูกวัดในช่วงความถี่กว้างตั้งแต่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิร์ตซ์ จึงได้ค่าคงที่ไดอิเล็กตริกและค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกของนมดิบและนมเสีย ซึ่งค่าคงที่ไดอิเล็กตริกอยู่ในช่วง 65.99 ถึง 69.89 และ 64.91 ถึง 69.54 ตามลำดับ และค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกอยู่ในช่วง 13.04 ถึง 21.55 และ 14.28 ถึง 24.27 ตามลำดับ ข้อมูลถูกใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกคุณภาพของนมออกเป็น 2 กลุ่ม คือ นมดิบและนมเสีย การฝึกสอนใช้ค่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่วัดในช่วง 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิร์ตซ์ ที่จำนวน 10%, 20% และ 50% ของข้อมูลทั้งหมด อัตราการเรียนรู้ทดสอบที่ 0.0005, 0.001 และ 0.002 ตามลำดับ โหนดซ่อนเร้นทดสอบตั้งแต่ 4 โหนด 6 โหนด และ 9 โหนด จากการทดสอบระบบที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 จำนวนโนดซ่อนเร้น 6 โหนด ข้อมูลสำหรับการฝึกสอน 20% ระบบสามารถปรับน้ำหนักได้อย่างมีประสิทธิภาพ จำนวนโนดซ่อนเร้นมีความซับซ้อนต่ำแต่สามารถเรียนรู้ได้อย่างดี การใช้ข้อมูลเพียง 20% ในการฝึกสอนแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลได้อย่างดี ระบบที่นำเสนอจึงมีความซับซ้อนต่ำแต่ยังคงสามารถเรียนรู้และมีการตัดสินใจในการจัดกลุ่มได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงทำให้ใช้ทรัพยากรได้อย่างคุ้มค่าและมีประสิทธิภาพ

6. กิตติกรรมประกาศ

การวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ของงานวิจัยด้วยความเรียบร้อย โดยทุนสนับสนุนการวิจัยจากกองทุนวิจัย มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี สัญญาเลขที่ 2236/2560

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] สำนักวิจัยเศรษฐกิจการเกษตร, “สถานการณ์สินค้าเกษตรที่สำคัญและแนวโน้ม,” 2560.
- [2] กิตติศักดิ์ อัจฉริยะขจร, “น้ามนมดิบต้องเริ่มที่แม่วัว,” ข่าวสารนวัตกรรมและงานวิจัย, 2558 แหล่งที่มา: <http://www.chula.ac.th/th/archive/25353>.
- [3] R. Tsenkova, S. Atanassova, K. Itoh, Y. Ozaki and K. Toyoda, “Near infrared spectroscopy for

- biomonitoring: cow milk composition measurement in a spectral region from 1,100 to 2,400 nanometers,” Journal of Animal Science, 2000.
- [4] C. E. Carleos Artime, J. A. Baro de la Fuente, M. A. Perez Garcia, R. M. Vega, and N. C. Blanco, “On-line estimation of fresh milk composition by means of VIS-NIR spectrometry and partial least squares method (PLS),” Proceeding of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2008.
- [5] Z. Zhou, J. Wang, and Y. Qin, “Design of signal conditioning circuits for impedance detection of milk bacteria,” Proceeding of the 6th International Forum on Strategic Technology, pp.818-821, 2011.
- [6] E. Ouacha, B. Faiz, A. Moudden, I. Aboudaoud, H. Banouni, M. Boutaib and H. Bitu, “Non-destructive characterization of the air influence on the UHT milk quality by ultrasonic technique,” Proceeding of International Conference on Electrical and Information Technologies, 2015.
- [7] S. A. Hussain, C. S. Ramaiah, M. N. Giri Prasad and S. M. Hussain, “Milk products monitoring system with ARM processor for early detection of microbial activity,” Proceeding of the 3rd MEC International Conference on Big Data and Smart City, 2016.
- [8] Agilent Technologies, “Basics of measuring the dielectric properties of materials,” USA, 2006.
- [9] J. Baker-Jarvis, M. D. Janezic, P. D. Domich, and R. G. Geyer, “Analysis of an Open-ended Coaxial Probe with Lift-off for Nondestructive Testing,” IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 43, pp.711 – 718, 1994.
- [10] Keysight, “Fieldfox handheld analyzers technical overview,” USA, 2015.
- [11] Agilent Technologies, “85070E Dielectric Probe Kit,” Printed Ver., USA, 2013.
- [12] W. Ding, F. Gao and C. Yan, “LED-induced fluorescence spectroscopy technique for milk freshness detection,” Proceeding of 15th International Conference on Optical Communications and Networks, 2016
- [13] S. Haykin, “Neural networks, a comprehensive foundation,” Macmillan: New York, 1994.

APPENDIX

w_i	-7.707	-0.77	20.094	0.552	0.086	-0.167
	-1.51	0.371	-0.799	0.096	-0.492	0.996
	8.178	-0.226	2.108	0.543	-0.742	-3.077
w_j	12.156	-4.748	15.273	-5.321	-0.402	-5.301
θ_j	0.388	-0.177	-1.779	0.419	0.292	0.201
θ_k	5.144					