

## ■ Research Article



## การวิเคราะห์คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรดในช่วงความถี่ 0.6 ถึง 18 กิกะเฮิรตซ์ และจำแนกปริมาณความหวานด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเพอร์เซพตรอน

### Application of Analysis of the Dielectric Properties of Pineapple in the Frequency Range of 0.6 to 18 GHz and Classification of Soluble Solid Content Using a Multi-Layer Perceptron Neural Network

พรพิมล ฉายแสง, สีนาด โกศลนันท์, เกียรติกร ตริฎกริวิทยา และ  
ประพนธ์ ลีกุล\*

คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี, 41 หมู่ 5 ตำบลท่าช้าง อำเภอเมือง  
จังหวัดจันทบุรี 22000

#### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการวิเคราะห์ปริมาณความหวานของสับปะรดด้วยคุณสมบัติไดอิเล็กตริกในช่วงความถี่ 0.6 ถึง 18 กิกะเฮิรตซ์ และประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น เพื่อประมวลผลและจำแนกระดับความหวานของสับปะรด ค่าคงที่ไดอิเล็กตริก ( $\epsilon_r'$ ) และค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก ( $\epsilon_r''$ ) ของสับปะรดได้รับการตรวจวัดในช่วงความถี่กว้าง โดยใช้เครื่องวิเคราะห์โครงข่ายแบบเวกเตอร์ ทำงานร่วมกับโพรมิเตอร์ไดอิเล็กตริกแบบทอนอิมพิแดนซ์ ค่า  $\epsilon_r'$  และ  $\epsilon_r''$  ที่ความถี่ 0.6 ถึง 18 กิกะเฮิรตซ์ ของสับปะรด 40 ตัวอย่าง มีระดับความหวานตั้งแต่ 14, 15 ถึง 19 %Brix และค่า  $\epsilon_r'$  ที่ความถี่ 0.6, 2, 4 ถึง 12 กิกะเฮิรตซ์ มีค่าอยู่ในช่วง 61.21 ถึง 71.5, 57.40 ถึง 68.44, 50.76 ถึง 62.43 และ 33.09 ถึง 41.01 ตามลำดับ และค่า  $\epsilon_r''$  ที่ความถี่ 6, 8, 10 ถึง 18 กิกะเฮิรตซ์ มีค่าอยู่ในช่วง 21.9 ถึง 25.1, 22.1 ถึง 26.9, 21.4 ถึง 26.8 และ 24.1 ถึง 28.9 ตามลำดับ ค่า  $\epsilon_r'$  และ  $\epsilon_r''$  ถูกใช้เป็นอินพุตในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม และเป้าหมายที่ต้องการเป็นระดับความหวานของสับปะรด โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมใช้ 14 อินพุต โหนดซ่อนแรกได้รับการปรับอยู่ในช่วง 24, 28 ถึง 32 โหนด และเอาต์พุต 3 โหนด เป็นตัวแทนของระดับ %Brix และอัตราการเรียนรู้ปรับในช่วง 0.005 ถึง 0.8 อัตราความผิดพลาดในช่วง  $10^{-3}$  ข้อมูลในการฝึกสอนแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ 20% 35% และ 50% ให้ความแม่นยำอยู่ในช่วง 69.24% ถึง 98.07%, 66.52% ถึง 99.1% และ 70.76% ถึง 98.12% ตามลำดับ อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมอยู่ที่ 0.5 และให้ความแม่นยำ 99.1% ข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการฝึกสอนอยู่ที่ 35% เนื่องจากใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยแต่ตัดสินใจได้แม่นยำ โครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมอยู่ที่ 14 อินพุตโหนด 24 โหนดซ่อนแรก และ 3 เอาต์พุตโหนด ซึ่งมีความซับซ้อนต่ำแต่เรียนรู้และจำแนกระดับความหวานของสับปะรดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

**คำสำคัญ:** คุณสมบัติไดอิเล็กตริก, ความหวานสับปะรด, โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเพอร์เซพตรอน

**Received:**  
29 September 2025  
**Revised:**  
29 April 2026  
**Accepted:**  
4 June 2026  
**Published:**  
29 June 2026

**\*Corresponding  
Author:**  
prapan.l@rbru.ac.th

Copyright:  
© Rajamangala  
University of  
Technology Lanna.  
All right reserved

**ISSN**  
Print: 2586-8500  
Electronic: 2586-8632

## Abstract

This paper presents an analysis of pineapple sweetness using dielectric properties in the frequency range of 0.6 to 18 GHz and applies a multilayer perceptron artificial neural network (ANN) for processing and classifying sweetness levels. Pineapple samples were measured for their dielectric constant ( $\epsilon_r'$ ) and dielectric loss factor ( $\epsilon_r''$ ). Measurements were conducted across a wide frequency range using a vector network analyzer coupled with a high-temperature dielectric probe. The  $\epsilon_r'$  and  $\epsilon_r''$  values were measured at frequencies from 0.6 to 18 GHz for 40 pineapple samples, with sweetness levels ranging from 14 to 19 %Brix. The  $\epsilon_r'$  values at 0.6, 2, 4, and 12 GHz ranged from 61.21 to 71.5, 57.40 to 68.44, 50.76 to 62.43 and 33.09 to 41.01, respectively. The  $\epsilon_r''$  values at 6, 8, 10, and 18 GHz ranged from 21.9 to 25.1, 22.1 to 26.9, 21.4 to 26.8 and 24.1 to 28.9, respectively. The  $\epsilon_r'$  and  $\epsilon_r''$  values were used as inputs for training the ANN, with the target output being the pineapple's sweetness level. The ANN structure utilized 14 input nodes. The number of hidden nodes was optimized within the range of 24, 28 to 32 nodes, and there were 3 output nodes representing the %Brix levels. The learning rate was adjusted between 0.005 and 0.8. The error rate was in the order of  $10^{-3}$ . The training data was divided into three groups: 20%, 35%, and 50%, yielding accuracies ranging from 69.24% to 98.07%, 66.52% to 99.1%, and 70.76% to 98.12%, respectively. The optimal learning rate is 0.5, achieving an accuracy of 99.1%. The ideal data proportion for training is 35%, as it significantly reduces training time while maintaining accurate decision-making. The optimal neural network structure has 14 input nodes, 24 hidden nodes, and 3 output nodes. This design maintains low complexity while proving highly effective at learning and classifying the sweetness levels of pineapples.

**Keywords:** Dielectric properties, Sweetness level of pineapple, multilayer perceptron artificial neural network

## 1. บทนำ

สับปะรดเป็นผลไม้ที่มีหลากหลายรสชาติ ผู้บริโภคนิยมเลือกสับปะรดที่มีรสหวานเป็นหลัก สับปะรดที่นิยมปลูกในประเทศไทยมีอยู่ประมาณ 3 กลุ่มคือ กลุ่มพันธุ์ปัตตาเวีย กลุ่มพันธุ์ภูเก็ต และกลุ่มพันธุ์อินทรีชัยและพันธุ์ขาว สำหรับสับปะรดในประเทศไทยถูกส่งออกในรูปแบบของสับปะรดแปรรูป โดยข้อมูลการส่งออกผลิตภัณฑ์สับปะรดปี 2566 ช่วงเดือนมกราคม – พฤษภาคม พบว่าส่งออกสับปะรดกระป๋องเป็นหลัก ประเทศที่ส่งออกเป็นอันดับหนึ่ง คือ สหรัฐอเมริกา มูลค่า 1,438 ล้านบาท รองลงมา ได้แก่ เยอรมนี มูลค่า 273 ล้านบาท ส่วนน้ำสับปะรด ประเทศที่ไทยส่งออกหลักอันดับหนึ่ง คือ เนเธอร์แลนด์ มูลค่า 315 ล้านบาท รองลงมา ได้แก่ สหรัฐอเมริกา มูลค่า 268 ล้านบาท (กระทรวงเกษตรและสหกรณ์, 2566) ในพื้นที่จังหวัดจันทบุรีและตราดเป็นจังหวัดที่ปลูกสับปะรดแพร่หลาย และเป็นผลไม้เศรษฐกิจที่สำคัญของจังหวัด โดยมีสายพันธุ์ที่นิยม คือ พันธุ์ตราดสีทอง และพันธุ์ปัตตาเวีย (มนตรี กล้าขาย, 2562) ความหวานของสับปะรดไม่สามารถสังเกตได้จากลักษณะภายนอกของผล ดังนั้นการคัดแยกความหวานของสับปะรดจึงเป็นสิ่งที่เพิ่มมูลค่าให้กับสับปะรด การตรวจสอบความหวานของสับปะรดโดยการตรวจวัดโดยตรง คือ การใช้เครื่องมือวัดบรีกซ์แฟลกโตมิเตอร์ (Brix refractometer) ซึ่งขั้นตอนการวัดต้องนำสับปะรดมาคั้นแล้วจึงนำน้ำไปวัด ซึ่งทำให้มีความยุ่งยาก หรือการวัดโดยใช้เครื่องมืออิเล็กทรอนิกส์ (Electronic nose) (Hasan et al., 2020) ใช้การตรวจวัดกลิ่นของสับปะรด ซึ่งวิธีนี้ต้องควบคุมสภาพแวดล้อม เพื่อให้กลิ่นมีความเข้มข้นสูงขณะวัด

ในงานนี้จึงนำเสนอการจำแนกระดับความหวานของสับปะรดด้วยคุณสมบัติไดอิเล็กตริก ( $\epsilon'_r$ ,  $\epsilon''_r$ ) ในช่วงความถี่กว้าง วิเคราะห์ความแตกต่างของค่าคงที่ไดอิเล็กตริก ( $\epsilon'_r$ ) และค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก ( $\epsilon''_r$ ) ของสับปะรดในช่วงความถี่ 0.6 ถึง 18 กิกะเฮิรตซ์ คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรดในแต่ละระดับความหวานถูกใช้เป็นอินพุตและระดับความหวาน (%Brix) เป็นเอาต์พุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนโนดซ่อนเริ่มต้นได้รับการปรับในช่วง 24 ถึง 32 โนด และอัตราการเรียนรู้ได้รับการปรับในช่วง 0.005, 0.01 ถึง 0.8 ค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอน ถูกนำมาใช้ในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกระดับความหวานของสับปะรด ในหัวข้อที่ 3 นำเสนอทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง หัวข้อที่ 4 วิธีดำเนินการวิจัย เป็นการนำเสนอวิธีการตรวจวัดค่า  $\epsilon'_r$  และ  $\epsilon''_r$  ของสับปะรดด้วยเครื่องวิเคราะห์โครงข่ายแบบเวกเตอร์ และการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม หัวข้อที่ 5 ผลการวิจัย เป็นการพิจารณาค่า  $\epsilon'_r$  และ  $\epsilon''_r$  ของความถี่กว้างที่ตอบสนองต่อระดับความหวาน และวิเคราะห์โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม และนำไปใช้ในการคัดแยกระดับความหวานของสับปะรด โดยการปรับค่า  $\epsilon'_r$  และ  $\epsilon''_r$  ตามระดับความหวานของสับปะรดเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม คำนวณน้ำหนักที่เหมาะสมจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ในการคัดแยกระดับความหวานของสับปะรด หัวข้อที่ 6 เป็นการอภิปรายผลการวิจัย และสุดท้ายหัวข้อที่ 7 เป็นการสรุปผล

## 2. วัตถุประสงค์

- 1 เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติไดอิเล็กตริกและความหวานของสับปะรดในช่วงความถี่ 0.6 - 18 กิกะเฮิรตซ์
- 2 เพื่อพัฒนาโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับจำแนกระดับความหวานของสับปะรดจากคุณสมบัติไดอิเล็กตริก

### 3. แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 1. คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของวัสดุ

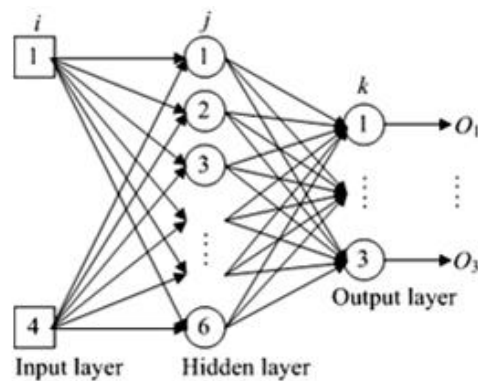
คุณสมบัติไดอิเล็กตริกเป็นคุณสมบัติทางไฟฟ้าประเภทหนึ่งของวัสดุ มีค่าแตกต่างกันขึ้นอยู่กับลักษณะของวัสดุ โดยคุณสมบัติไดอิเล็กตริก ประกอบด้วย ค่าคงที่ไดอิเล็กตริก (Dielectric constant:  $\epsilon_r'$ ) เป็นค่าที่แสดงถึงการดูดกลืนพลังงานสนามไฟฟ้า และตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก (Dielectric loss factor:  $\epsilon_r''$ ) เป็นค่าที่แสดงถึงการเปลี่ยนพลังงานสนามไฟฟ้าเป็นพลังงานความร้อน ซึ่งสามารถเขียนในรูปเชิงซ้อนแสดงดังสมการที่ (1) (Pozar, 2012)

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

วัสดุที่มีลักษณะต่างกันจะมีคุณสมบัติไดอิเล็กตริกต่างกัน เนื่องจากวัสดุที่มีโมเลกุลที่ขนาดใหญ่ส่งผลให้เวลาผ่อนคลาย (Relaxation time) สูง (Yi et al., 2025) และโมเลกุลของน้ำตาลมีขนาดใหญ่กว่าน้ำ ดังนั้นในสารที่มีระดับความหวานสูงซึ่งแสดงถึงปริมาณโมเลกุลของน้ำตาลมาก จึงมีคุณสมบัติไดอิเล็กตริกต่ำกว่า (Onimisi, & Ikyumbur, 2015) สารที่ความหวานต่ำ นอกจากนี้คุณสมบัติไดอิเล็กตริกยังเป็นค่าที่แปรผันกับความถี่ที่ใช้วัด การตรวจสอบคุณภาพของผลไม้จากคุณสมบัติไดอิเล็กตริกเป็นเทคนิคที่ถูกนำเสนอมาในหลายงานก่อนหน้านี้ เช่น คัดแยกมังคุดเนื้อแฉ่ำ (ประมินทร์ วงษ์เจริญ และคณะ, 2566) มะม่วง (Cheng et al., 2018) และอาหาร (วรารัตน์ แก้วหลอด และคณะ, 2567) ดังนั้นจึงแสดงถึงความเป็นไปได้ในการนำคุณสมบัติไดอิเล็กตริกมาใช้เพื่อคัดแยกระดับความหวานสับปะรด

#### 2. โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เป็นวิธีที่ถูกนำมาใช้ประมวลผลข้อมูลอย่างกว้างขวาง เนื่องจากมีความแม่นยำสูงและเหมาะกับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Chaisaeng et al., 2023) โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) มีโครงสร้างการจัดเซลล์ประสาทเทียมเป็นชั้นแสดงดังรูปที่ 1 โดยชั้นอินพุตเป็นชั้นรับข้อมูลเข้า ชั้นเอาต์พุตเป็นชั้นที่ให้คำตอบหรือผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่ช่วยทำการประมวลผลภายในเรียกว่า ชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) ระหว่างแต่ละชั้นมีเส้นการเชื่อมต่อ มีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ซึ่งกำหนดให้กับทุกเส้นที่เส้นเชื่อม (Haykin, 1994)



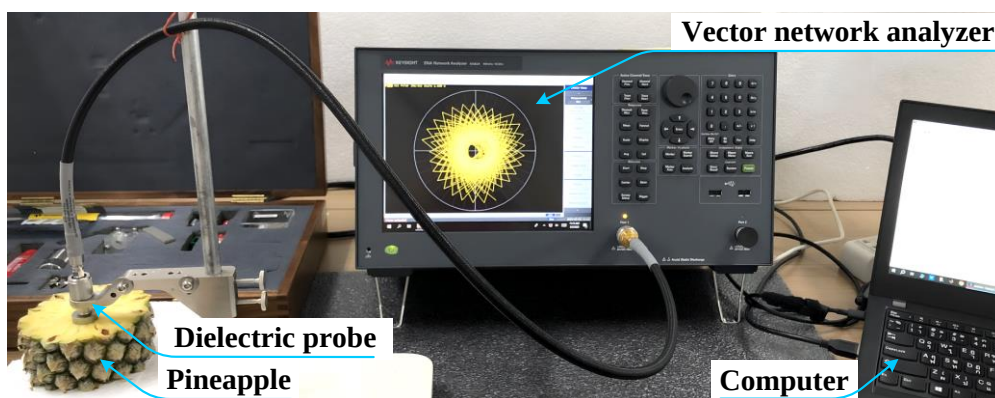
รูปที่ 1 โครงสร้างชั้นข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการวนซ้ำเพื่อหาค่าต่งน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับการตัดสินใจ ค่าต่งน้ำหนักที่ให้ค่าความแม่นยำสูงและโครงสร้างที่ใช้ทรัพยากรน้อยจึงได้รับการเลือกไปใช้งานเนื่องจากใช้หน่วยประมวลผลน้อย จำนวนโนดซ่อนเริ่มขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของข้อมูล โครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer perceptron: MLP) สามารถมีโนดซ่อนเริ่มมากกว่า 1 ชั้น ในหลายงานโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำไปใช้ในการวิเคราะห์ค่าความหวานของอาหาร (Yu et al., 2018), (พรพิมล ฉายแสง และคณะ, 2563) ผลไม้ (Abdel-Sattar et al., 2021) ดังนั้นในงานนี้จึงประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์และจำแนกความหวานของสับปะรด

#### 4. วิธีดำเนินการวิจัย

##### 1. การตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรด

สับปะรดตัวอย่างสายพันธุ์ตราดสีทองได้รับการจัดเตรียมจากตลาดในท้องถิ่นทั้งหมด 40 ตัวอย่าง นำมาแบ่งเป็น 2 ชั้นต่อหนึ่งผล สับปะรดหนึ่งชั้น ตรวจวัด 2 ตำแหน่ง เพื่อให้ครอบคลุมความหวานที่เป็นไปได้ของทั้งผล เนื่องจากความหวานตามธรรมชาติของสับปะรดที่ไม่สม่ำเสมอ การตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกประยุกต์ใช้โพรบโคแอกเซียลปลายเปิด (Open-ended coaxial) รุ่น Agilent 85070E ทำงานร่วมกับเครื่องวิเคราะห์โครงข่ายแบบเวกเตอร์ (Vector network analyzer: VNA) ของบริษัท Keysight รุ่น ENA E5063A ผลการตรวจวัดถูกส่งผ่านไปยังคอมพิวเตอร์เพื่อประมวลผลและแสดงผลการวัด เครื่องมือวัดได้รับการปรับเทียบ (Calibration) ก่อนเริ่มการตรวจวัดเพื่อให้มีความแม่นยำ แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่ การปรับเทียบในสภาพวงจรเปิดโดยใช้อากาศเป็นตัวกลาง (Open circuit) การปรับเทียบในลักษณะลัดวงจร (Short circuit) โดยใช้ Shorting Block และการปรับเทียบแบบโหลดด้วยน้ำกลั่นที่อยู่ในอุณหภูมิห้อง (25°C) สับปะรดได้รับการตรวจวัดค่าคงที่ไดอิเล็กตริก ( $\epsilon'_r$ ) ทั้งหมด 80 ตัวอย่าง จาก 40 ผล ลักษณะการตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรด แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกสับปะรด

การตรวจวัดค่าคงที่ไดอิเล็กตริก ( $\epsilon'_r$ ) และค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก ( $\epsilon''_r$ ) ของสับปะรดตัวอย่าง ทำในช่วงความถี่ระหว่าง 0.6 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ จากนั้นสับปะรดแต่ละชิ้น ถูกนำมาคั้นน้ำเพื่อวัดความหวานด้วยรีแฟลกโตมิเตอร์ คุณสมบัติไดอิเล็กตริกบ่งบอกถึงความสามารถของวัสดุในการยอมให้สนามไฟฟ้าผ่านได้และ

สัมพันธ์กับความถี่ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า คุณสมบัติไดอิเล็กตริกตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงความถี่ การเลือกความถี่ที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์สมบัติเฉพาะของวัสดุจึงมีความสำคัญ การตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรดทำในช่วงความถี่กว้าง เพื่อวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงในแต่ละช่วงความถี่เกี่ยวกับระดับความหวาน เพื่อให้การแยกสับปะรดทำได้ง่ายแม่นยำ

## 2. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลคุณสมบัติไดอิเล็กตริกจากการตรวจวัดสับปะรดในแต่ละ %Brix ที่ความถี่ 0.6 ถึง 18 GHz เฮอร์ตซ์ ถูกนำมาจัดเรียงให้เหมาะสม ก่อนนำไปใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม และมีความซับซ้อนต่ำ เรียนรู้ได้อย่างรวดเร็ว และมีความแม่นยำในการแยกระดับความหวาน อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม คือค่า  $\epsilon'_r$  และค่า  $\epsilon''_r$  ในแต่ละช่วงความถี่ และเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการ คือ ระดับความหวานในช่วง 14 ถึง 19 %Brix และเพื่อลดความซับซ้อนในการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียม ค่า %Brix ได้รับการจับคู่เข้ากับระดับบิต (Mapping function outputs) ทั้งหมด 3 บิต ที่เป็นตัวแทนของความหวาน 7 ระดับ แสดงดังในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ฟังก์ชันการจับคู่ระดับความหวานและเอาต์พุต

| ระดับความหวาน (%Brix) | เอาต์พุต |       |       |
|-----------------------|----------|-------|-------|
|                       | $O_3$    | $O_2$ | $O_1$ |
| $14 < SSC$            | 0        | 0     | 0     |
| $14 \geq SSC \leq 15$ | 0        | 0     | 1     |
| $15 \geq SSC \leq 16$ | 0        | 1     | 0     |
| $16 \geq SSC \leq 17$ | 0        | 1     | 1     |
| $17 \geq SSC \leq 18$ | 1        | 0     | 0     |
| $18 \geq SSC \leq 19$ | 1        | 0     | 1     |
| $19 < SSC$            | 1        | 1     | 0     |

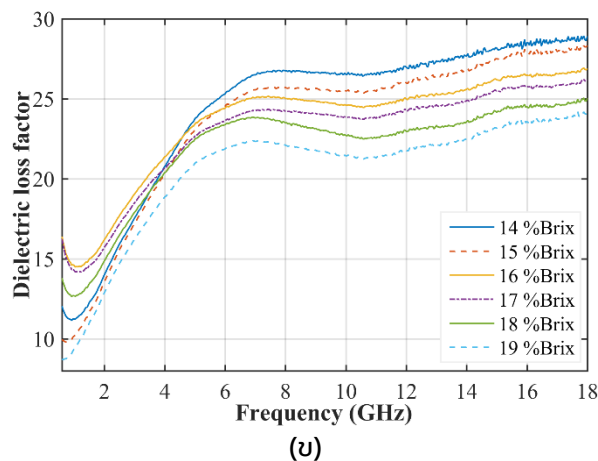
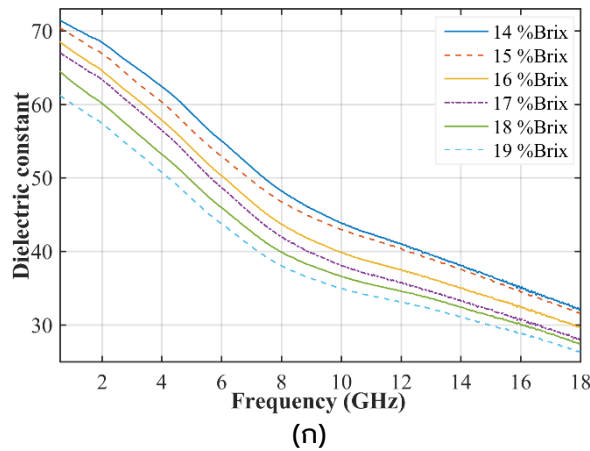
การฝึกสอนเพื่อปรับโครงสร้าง ปรับจำนวนข้อมูล ปรับจำนวนโนดซ่อนเร้น (Hidden node) และปรับอัตราการเรียนรู้ ด้วยการคำนวณตามสมการของโครงข่ายประสาทเทียมบนโปรแกรมที่พัฒนาด้วยภาษาซี และค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ถูกนำไปใช้ตัดสินใจแสดงระดับความหวานสับปะรด เพื่อวิเคราะห์ความแม่นยำของโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนา

## 5. ผลการวิจัย

### 1. ผลการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติไดอิเล็กตริกและความหวานของสับปะรด

การตรวจวัดความหวานของสับปะรดตัวอย่างทั้งหมดพบว่ามีระดับความหวานอยู่ในช่วง 14 ถึง 19%Brix ให้ค่า  $\epsilon'_r$  อยู่ในช่วง 26.27 ถึง 71.49 ที่ระดับความหวาน 14 %Brix ค่า  $\epsilon'_r$  อยู่ในช่วง 32.01 ถึง 71.49 ระดับความหวานที่ 15 %Brix ค่า  $\epsilon'_r$  อยู่ในช่วง 31.58 ถึง 70.47 และสำหรับสับปะรดที่มีระดับความหวานสูงสุดที่ 19 %Brix ค่า  $\epsilon'_r$  อยู่ในช่วง 26.27 ถึง 61.22 ดังแสดงในรูปที่ 3 (ก) และสำหรับค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก ( $\epsilon''_r$ ) ของสับปะรดที่ระดับความหวานอยู่ในช่วง 14 ถึง 19%Brix ให้ค่า  $\epsilon''_r$  อยู่ในช่วง 8.7 ถึง 28.94 โดยที่ความหวาน 14%Brix ให้ค่า  $\epsilon''_r$  อยู่ในช่วง 11.15 ถึง 28.94 และความหวาน 15%Brix ค่า  $\epsilon''_r$  อยู่ที่ 9.8 ถึง 28.4

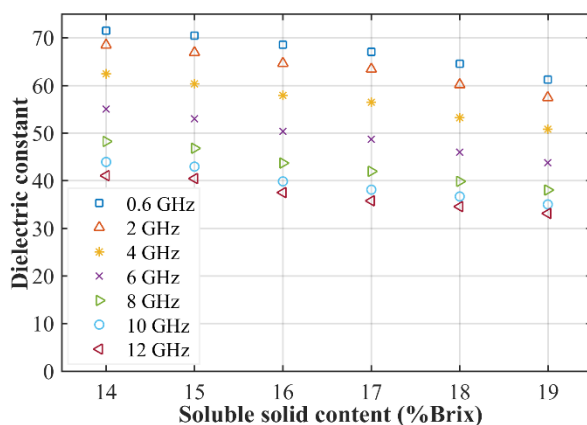
ที่ระดับความหวานสูงสุดที่ 19%Brix ให้ค่า  $\epsilon_r''$  ในช่วง 8.7 ถึง 24.19 ดังแสดงในรูปที่ 3 (ข)



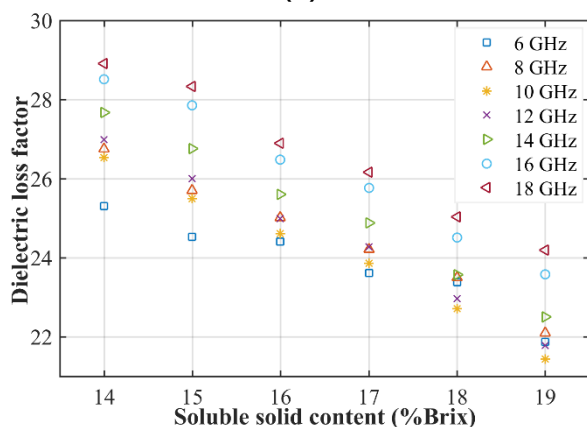
**รูปที่ 3** (ก) ค่าคงที่ไดอิเล็กตริก (ข) ค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก

จากการตรวจวัดแสดงให้เห็นว่าเมื่อความถี่เพิ่มขึ้นจาก 0.6 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ ที่ระดับความหวาน (%Brix) สูงขึ้น ค่า  $\epsilon_r'$  ของสับปะรดแต่ละตัวอย่างมีแนวโน้มลดลง และสำหรับ  $\epsilon_r''$  ของสับปะรดมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ดังนั้นระดับความหวานของสับปะรดส่งผลต่อค่า  $\epsilon_r'$  และค่า  $\epsilon_r''$  อย่างมีนัยสำคัญ

การจัดข้อมูลเพื่อฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเป็นขั้นตอนสำคัญที่ทำให้การตัดสินใจทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยข้อมูลคุณสมบัติไดอิเล็กตริกทั้งหมดถูกนำมาเลือกบางส่วนด้วยการสุ่มแบบเชิงเส้นเพื่อลดความซับซ้อนในการประมวลผล การคัดเลือถูกทำอย่างครอบคลุมเพื่อให้ยังคงลักษณะเฉพาะ ในช่วงความหวานที่ %Brix ตั้งแต่ 14 15 16 ถึง 19%Brix ค่า  $\epsilon_r'$  ได้รับการพิจารณาที่ความถี่ 0.6, 2, 4, 6 ถึง 12 กิโลเฮิรตซ์ ให้ค่า  $\epsilon_r'$  อยู่ในช่วง 61.21 ถึง 71.5, 57.40 ถึง 68.44, 50.76 ถึง 62.43, 43.77 ถึง 55.03 และ 33.09 ถึง 41.01 ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 4 (ก) และค่า  $\epsilon_r''$  ที่ความถี่ 6 8 10 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ มีค่าอยู่ในช่วง 21.9 ถึง 25.1, 22.1 ถึง 26.9, 21.4 ถึง 26.8 และ 24.1 ถึง 28.9 ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 4 (ข)



(ก)



(ข)

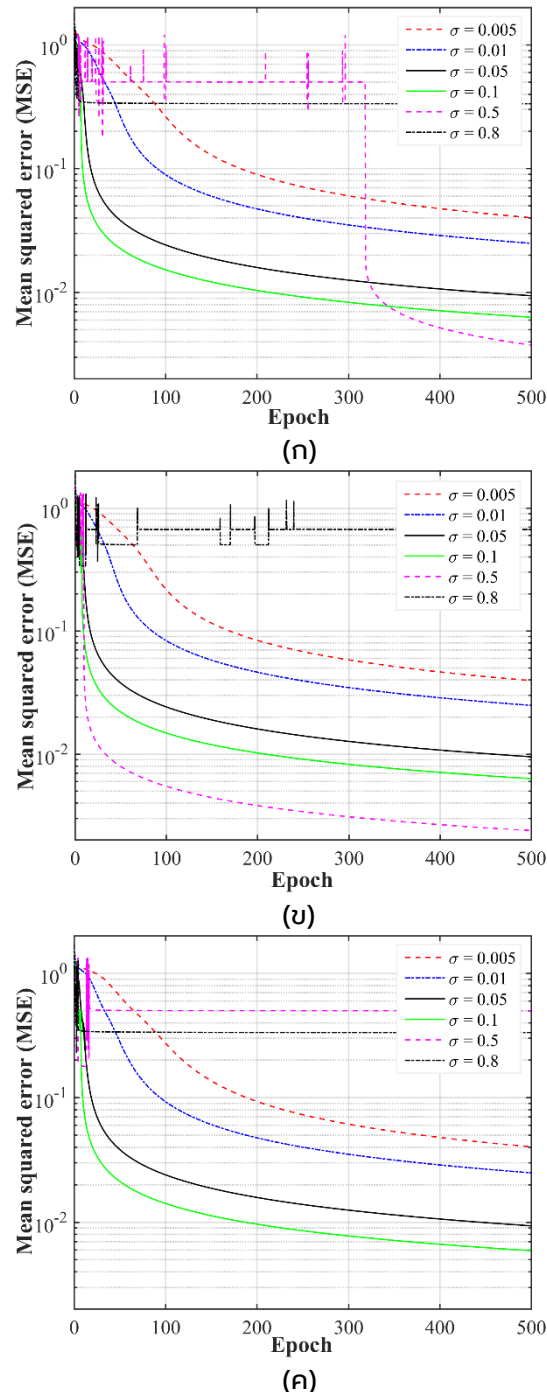
รูปที่ 4 (ก) ค่า  $\epsilon'$ , (ข) ค่า  $\epsilon''$  ของสับปะรดที่ถูกคัดเลือก

## 2. ผลการพัฒนาโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับคัดจำแนกระดับความหวานของสับปะรด

การทดสอบและวิเคราะห์อัตราการเรียนรู้ ( $\alpha$ ) ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้รับการปรับในขั้นตอนการฝึกสอน เพื่อหาอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม ค่าอัตราการเรียนรู้ได้รับการปรับ 6 ระดับ ในช่วง 0.005, 0.01, 0.05 ถึง 0.8 และใช้ข้อมูลอินพุต 100% ทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ซึ่งประกอบด้วยค่า  $\epsilon'$  ที่ความถี่ 0.6, 2, 4, 6 ถึง 12 กิโลเฮิร์ตซ์ และ  $\epsilon''$  ที่ความถี่ 6, 8, 10, 12 ถึง 18 กิโลเฮิร์ตซ์ จำนวนโนดซ่อนเร้นถูกปรับอยู่ในช่วง 24, 28 และ 32 โนด ขอบเขตการเรียนรู้ถูกกำหนดที่การวนซ้ำ (Epoch) มากกว่า 500 หรือ อัตราความผิดพลาดอยู่ในช่วง  $10^{-3}$

ผลการฝึกสอนที่ 14 อินพุตโนด 24 โนดซ่อนเร้น และเอาต์พุต 3 โนด ที่อัตราการเรียนรู้ 0.005, 0.01, 0.05 และ 0.1 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมทำได้อย่างต่อเนื่องและให้อัตราความผิดพลาด (Mean squared error: MSE) ลดลงตามลำดับที่ 0.003, 0.015, 0.009 และ 0.0065 เมื่ออัตราการเรียนรู้อยู่ที่ 0.5 ในช่วงการวนซ้ำน้อยกว่า 310 การเรียนรู้ทำได้ยาก เมื่อการวนซ้ำมากกว่า 310 ความสามารถในการเรียนทำได้ชัดเจนให้อัตราความผิดพลาดอยู่ที่ 0.0003 และอัตราการเรียนรู้ที่ 0.8 การเรียนรู้ไม่สามารถทำได้เนื่องจากค่าอัตราการเรียนรู้กว้างเกินความสามารถในการเรียนรู้ ดังแสดงในรูปที่ 5 (ก) เมื่อปรับจำนวนโนดซ่อนเร้นเพิ่มขึ้นเป็น 28 โนด ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่อัตราการเรียนรู้ 0.005, 0.01, 0.05, 0.1 และ 0.5 การเรียนรู้ทำได้อย่างต่อเนื่อง อัตราความผิดพลาดลดลงอยู่ที่ 0.04, 0.025, 0.009 และ 0.0063 เมื่ออัตราการเรียนรู้ที่

0.8 การเรียนรู้ทำได้ยาก ดังแสดงในรูปที่ 5 (ข) ผลการทดสอบที่ 32 โหนดซ่อนเริ่มค่าอัตราการเรียนรู้ 0.005, 0.01, 0.05 และ 0.1 การเรียนรู้ทำได้อย่างต่อเนื่องและให้อัตราความผิดพลาดลดลงตั้งแต่ 0.004, 0.0025, 0.009 และ 0.006 เมื่ออัตราการเรียนรู้อยู่ที่ 0.5 และ 0.8 การเรียนรู้ทำได้ยากเนื่องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการฝึกสอน ส่งผลให้จำนวนการวนซ้ำไม่เพียงพอต่อการเรียนรู้ รวมถึงอัตราการเรียนรู้กว้างเกินความสามารถในการตัดสินใจ ดังแสดงในรูปที่ 5 (ค)



**รูปที่ 5** ผลการฝึกสอนด้วยจำนวนโนดซ่อนเริ่ม (ก) 24 (ข) 28 (ค) 32 โหนด

การทดสอบความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม จากการปรับจำนวนโนดซ่อนเริ่มและการปรับอัตราการเรียนรู้ในช่วง 0.005 ถึง 0.8 แสดงให้เห็นว่าอัตราการ

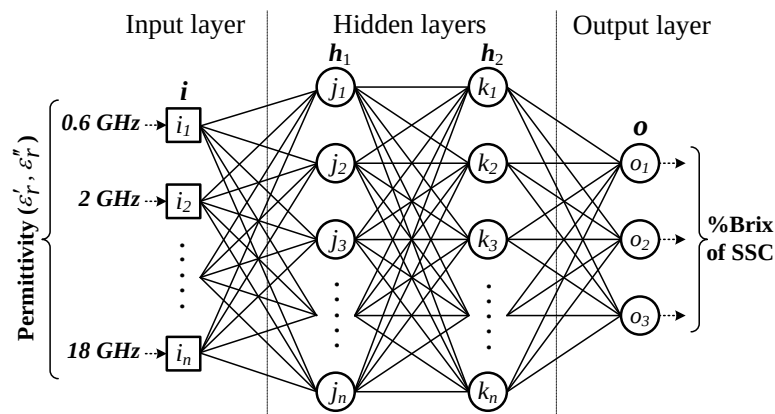
เรียนรู้ที่ 0.5 มีความสามารถในการเรียนรู้ได้อย่างรวดเร็วในโครงสร้างที่ใช้ 24 และ 28 โหนดซ่อนเร้น และสำหรับค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 0.05 และ 0.1 มีความสามารถเรียนรู้และแก้ปัญหาได้ครอบคลุมทั้ง 3 โครงสร้าง ดังนั้นอัตราการเรียนรู้ในช่วง 0.05, 0.1 และ 0.5 จึงถูกนำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนเพื่อทดสอบจำนวนอินพุตที่เหมาะสมโดยใช้ข้อมูลอินพุตทั้งหมด 3 กลุ่ม คือ 20% 35% และ 50% ของข้อมูลทั้งหมด การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมในเงื่อนไขการวนซ้ำน้อยกว่า 500 หรืออัตราความผิดพลาดอยู่ในช่วง  $10^{-3}$  จำนวนโหนดซ่อนเร้นปรับตั้งแต่ 24, 28 และ 32 โหนด การฝึกสอนด้วยข้อมูล 20% ให้ค่าอัตราความผิดพลาดอยู่ในช่วง  $9.32 \times 10^{-3}$  ถึง  $2.06 \times 10^{-3}$  และให้ความแม่นยำอยู่ในช่วง 69.24% ถึง 98.07% การฝึกสอนด้วยข้อมูล 35% ให้ค่าอัตราความผิดพลาดอยู่ในช่วง  $8.41 \times 10^{-3}$  ถึง  $1.77 \times 10^{-3}$  และให้ความแม่นยำอยู่ในช่วง 66.52% ถึง 99.10% การฝึกสอนด้วยข้อมูล 50% ให้ค่าอัตราความผิดพลาดอยู่ที่  $8.67 \times 10^{-3}$  ถึง  $1.69 \times 10^{-3}$  และให้ความแม่นยำอยู่ที่ 70.76% ถึง 98.12% ตามลำดับรายละเอียดการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม แสดงดังตารางที่ 2

**ตารางที่ 2** ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

| โหนดซ่อนเร้น | $\alpha$ | Epoch | ข้อมูล 20%            |            | ข้อมูล 35%            |            | ข้อมูล 50%            |            |
|--------------|----------|-------|-----------------------|------------|-----------------------|------------|-----------------------|------------|
|              |          |       | ความผิดพลาด           | ความแม่นยำ | ความผิดพลาด           | ความแม่นยำ | ความผิดพลาด           | ความแม่นยำ |
| 24           | 0.05     | 500   | $9.06 \times 10^{-3}$ | 70.12%     | $8.21 \times 10^{-3}$ | 66.91%     | $8.36 \times 10^{-3}$ | 72.74%     |
|              | 0.1      |       | $5.19 \times 10^{-3}$ | 96.95%     | $4.96 \times 10^{-3}$ | 96.76%     | $5.36 \times 10^{-3}$ | 97.10%     |
|              | 0.5      |       | $2.12 \times 10^{-3}$ | 97.67%     | $1.77 \times 10^{-3}$ | 99.10%     | $1.69 \times 10^{-3}$ | 97.26%     |
| 28           | 0.05     | 500   | $9.12 \times 10^{-3}$ | 71.29%     | $7.87 \times 10^{-3}$ | 66.52%     | $7.53 \times 10^{-3}$ | 73.52%     |
|              | 0.1      |       | $5.83 \times 10^{-3}$ | 94.71%     | $5.88 \times 10^{-3}$ | 93.55%     | $5.03 \times 10^{-3}$ | 95.31%     |
|              | 0.5      |       | $2.06 \times 10^{-3}$ | 97.48%     | $2.11 \times 10^{-3}$ | 92.87%     | $1.95 \times 10^{-3}$ | 92.71%     |
| 32           | 0.05     | 500   | $9.32 \times 10^{-3}$ | 69.24%     | $8.41 \times 10^{-3}$ | 68.64%     | $8.67 \times 10^{-3}$ | 70.76%     |
|              | 0.1      |       | $6.16 \times 10^{-3}$ | 93.02%     | $5.65 \times 10^{-3}$ | 88.64%     | $6.00 \times 10^{-3}$ | 93.14%     |
|              | 0.5      |       | $2.27 \times 10^{-3}$ | 98.07%     | $1.78 \times 10^{-3}$ | 97.62%     | $1.87 \times 10^{-3}$ | 98.12%     |

จากการฝึกสอนและทดสอบแสดงให้เห็นว่าอัตราความผิดพลาดที่ลดลงส่งผลให้ความแม่นยำเพิ่มขึ้น การฝึกสอนด้วยจำนวนข้อมูลมากขึ้นส่งผลโดยตรงต่อการวนซ้ำที่เพิ่มขึ้น รวมถึงความซับซ้อนในการเรียนรู้ และอัตราการเรียนรู้ส่งผลต่อความเร็วในการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม ในการจำแนกระดับความหวานของสับปะรดด้วยคุณสมบัติไดอิเล็กตริกในช่วงความถี่ 0.6 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ โดยใช้ค่า  $\epsilon'$  ในช่วง 0.6, 2, 4, 6 ถึง 12 กิโลเฮิรตซ์ และ  $\epsilon''$  ในช่วง 6, 8, 10, 12 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ ด้วย 14 อินพุตในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งออกเป็นค่าของ  $\epsilon'$  7 โหนด และ  $\epsilon''$  7 โหนด และเอาต์พุต 3 โหนด ที่เป็นตัวแทนของระดับความหวานตามระดับ %Brix และใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 0.5 ให้ค่าอัตราความผิดพลาดต่ำสุดที่  $1.77 \times 10^{-3}$  มีความแม่นยำสูงสุดที่ 99.10% โดยใช้ข้อมูลในการฝึกสอน 35% ส่งผลให้ระยะเวลาในการฝึกสอนลดลงแต่ยังคงตัดสินใจได้อย่างแม่นยำ โครงสร้างที่เหมาะสมอยู่ที่อินพุต 14 โหนด โหนดซ่อนเร้น 24 โหนด และเอาต์พุต 3 โหนด ดังรูปที่ 6



รูปที่ 6 โครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม

แต่ละโหนดถูกคูณกับน้ำหนักในแต่ละชั้น โครงสร้างถูกปรับให้เหมาะสม โหนดอินพุตแต่ละโหนดคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ในแต่ละชั้นโดยใช้วิธีการแจกแจงสัมประสิทธิ์เพื่อลดความซับซ้อน การตัดสินใจในการแบ่งระดับความหวานสามารถทำได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยข้อมูล 35% ให้ค่าอัตราความผิดพลาด  $1.77 \times 10^{-3}$  มีความแม่นยำสูงสุดอยู่ที่ 99.1% แสดงให้เห็นว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสมต่อการนำประยุกต์ใช้ในการแยกระดับระดับความหวานของสับปะรดจากคุณสมบัติไดอิเล็กตริก

## 6. อภิปราย

คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรดมีแนวโน้มลดลงเมื่อความหวานเพิ่มขึ้น เมื่อนำคุณสมบัติไดอิเล็กตริกมาใช้จำแนกความหวานสับปะรดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม จึงให้ผลการตรวจสอบระดับความหวานของสับปะรดที่มีความแม่นยำสูง เทคนิคที่นำเสนอนี้ช่วยลดขั้นตอนในการตรวจวัดเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวัดด้วยบริกรีแฟกโตมิเตอร์ นอกจากนี้ยังลดความจำเป็นในการควบคุมสภาพแวดล้อม ทั้งการควบคุมกลิ่นดังเทคนิคการใช้มุกอเล็กทรอนิกส์ (Hasan et al., 2020) และควบคุมแสงจากภายนอกดังเทคนิคการวัดด้วย NIR (Qiu et al., 2023) หรือแสงของภาพถ่ายในเทคนิคการประมวลผลด้วยภาพ (ศรัณญา กาญจนวัฒนา และคณะ, 2565) ในการนำเทคนิคที่นำเสนอไปใช้งานจริง ส่วนประมวลผลใช้เพียงค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ คูณกับข้อมูลคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่เป็นอินพุตตามสมการของโครงข่ายประสาทเทียมเท่านั้น และสามารถแสดงผลได้ทันที ทำให้เทคนิคนี้เหมาะกับการนำไปใช้งานจริงภาคสนาม เพื่อตรวจวัดปริมาณความหวานในสับปะรด

## 7. สรุป

คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรดที่ได้รับการตรวจวัดด้วยโพรบไดอิเล็กตริกแบบท่อนสูญญากาศสูง ข้อมูลการวัดในช่วงความถี่กว้างแบ่งออกเป็นค่าคงที่ไดอิเล็กตริก ( $\epsilon'_r$ ) และค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก ( $\epsilon''_r$ ) การวิเคราะห์ค่า  $\epsilon'_r$  และ  $\epsilon''_r$  ทำที่ความถี่ 0.6, 2, 4, 6, 8 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ โดยสับปะรด 40 ตัวอย่าง ให้ระดับความหวาน (SSC) ทั้งหมด 6 กลุ่ม อยู่ในช่วง 14, 15, 16 ถึง 19 %Brix เมื่อความถี่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ค่า  $\epsilon'_r$  มีแนวโน้มลดลง ในขณะที่ค่า  $\epsilon''_r$  มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นและผันผวนเล็กน้อย ดังนั้นการพิจารณาค่า  $\epsilon'_r$  จึงทำที่ความถี่ 0.6, 2, 4 ถึง 12 กิโลเฮิรตซ์ และค่า  $\epsilon''_r$  ที่ความถี่ 6, 8, 10 ถึง 18 กิโลเฮิรตซ์ ซึ่งให้ค่าอยู่ในช่วง 61.21 ถึง 71.5, 57.40 ถึง 68.44, 50.76 ถึง 62.43, 33.09 และ 41.01 กับ 21.9 ถึง

25.1, 22.1 ถึง 26.9, 21.4 ถึง 26.8 และ 24.1 ถึง 28.9 ตามลำดับ ระดับความหวานที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ค่า  $\epsilon'_r$  และค่า  $\epsilon''_r$  ลดลง

การจำแนกปริมาณความหวานของสับปะรดประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเพอร์เซพตรอนในการประมวลผล โดยค่า  $\epsilon'_r$  และค่า  $\epsilon''_r$  ถูกใช้เป็นอินพุต และระดับความหวานถูกใช้เป็นเป้าหมายในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมใช้อินพุตทั้งหมด 14 โหนด และโหนดซ่อนเร้นปรับอยู่ในช่วง 24 ถึง 32 โหนด จำนวนเอาต์พุตอยู่ที่ 3 โหนด ซึ่งเป็นตัวแทนของระดับความหวาน อัตราการเรียนรู้ ปรับในช่วง 0.005 ถึง 0.8 และข้อมูลสำหรับฝึกสอน 3 กลุ่ม อยู่ที่ 20% 35% และ 50% ให้ระดับความแม่นยำอยู่ที่ 69.24% ถึง 98.07%, 66.52% ถึง 99.1% และ 70.76% ถึง 98.12% ตามลำดับ โครงสร้างที่เหมาะสมอยู่ที่ 14 อินพุตโหนด 24 โหนดซ่อนเร้น และ 3 เอาต์พุตโหนด จำนวนข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับฝึกสอน 35% เนื่องจากเรียนรู้ได้รวดเร็วและตัดสินใจอย่างแม่นยำ อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมอยู่ที่ 0.5 อัตราความผิดพลาดที่  $1.77 \times 10^{-3}$  และให้ความแม่นยำ 99.1% แสดงให้เห็นว่าการตรวจสอบคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของสับปะรดและวิเคราะห์ระดับความหวานด้วยโครงข่ายประสาทเทียม สามารถจำแนกคุณภาพสับปะรดได้อย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้งาน

## 8. เอกสารอ้างอิง

- กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. (2566). กระทรวงเกษตรฯ เดินหน้าการพัฒนา สับปะรดไทย เตรียมตั้งคณะทำงานจัดทำร่างกฎหมายพืชสับปะรด หนุนสร้าง อาชีพมั่นคง และยั่งยืน. สืบค้น กุมภาพันธ์ 2568, จาก <https://www.moac.go.th/news-preview-451491791899>.
- ประมินทร์ วงษ์เจริญ, กฤติยาภรณ์ คุณสุข, ประพนธ์ ลีกุล และ พรพิมล ฉายแสง. (2566). การวิเคราะห์คุณสมบัติทางไฟฟ้าของมังคุดและตรวจจับเนื้อ แก้ว ด้วยระบบเซนเซอร์ย่านความถี่เอ็ช. วารสารวิชาการเทคโนโลยีอุตสาหกรรม : มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา, 11(2), 60-71.
- พรพิมล ฉายแสง, ประพนธ์ ลีกุล, ประมินทร์ วงษ์เจริญ และ กฤติยาภรณ์ คุณสุข. (2563). การตรวจวัดค่าสภาพยอมไฟฟ้าของน้ำเชื่อมในย่านความถี่กว้าง เพื่อจำลองการตรวจสอบปริมาณน้ำตาล ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิชาการคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏเทพสตรี, 15(2), 132-142.
- มนตรี กล้าขาย. (2562) สับปะรดตราดสีทอง พืชทองของคนเมืองตราด. สืบค้น กุมภาพันธ์ 2568, จาก [https://www.technologychaoban.com/bullet-news-today/article\\_75101](https://www.technologychaoban.com/bullet-news-today/article_75101).
- วรรัตน์ แก้วหลอด, ศรัณย์ อันเงิน, ชุติมนกนิ์ สิงห์แก้ว, พรพิมล ฉายแสง, และ ประพนธ์ ลีกุล, (2567). การประยุกต์ใช้กำลังคลื่นส่งผ่านย่านความถี่เอ็ชเพื่อ ตรวจสอบการปลอมปนของน้ำผึ้งโดยไม่สัมผัส, วารสารวิจัยเทคโนโลยี นวัตกรรม, 8(2), 23-34.
- ศรัณญา กาญจนวัฒนา, วรวิทย์ ธีรวัฒนประภา, ปิณณัฐสิ ปรานีตพลกรัง, และ กัญจน์ ภัคดีสงคราม. (2565). การจำแนกระดับความหวานของสับปะรดโดยใช้ การเรียนรู้เชิงลึก. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏ ศรีสะเกษ, 2(1), 53-61.
- Abdel-Sattar, M. Eshra, D. H. Al-Obeed, R. S. and Aboukarima, A. M. (2021). Development of an artificial neural network as a tool for

- predicting the chemical attributes of fresh peach fruits, PLoS ONE, 16(7): e0251185, 1-20.  
doi: 10.1371/journal.pone.0251185
- Chaisaeng, P. Limpiti T. and Leekul. P. (2023). Intelligent sensor system with transmission coefficient in x-band frequency for determining sugar content. Progress in electromagnetics research C, 135, 157-172.  
doi: 10.2528/PIERC23040404
- Cheng E. M. et al. (2018). Microwave reflection based dielectric spectroscopy for moisture content in Melele mango fruit (*Mangifera Indica L.*). Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering, 10(1-14), 281-294.
- Hasan, M. A. Sarno, R. and Sabilla, S. I. (2020). Optimizing machine learning parameters for classifying the sweetness of pineapple aroma using electronic nose. International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 13(5), 122-132.  
doi: 10.22266/ijies2020.1031.12
- Haykin, S. (1994). Neural networks, a comprehensive foundation. Macmillan: New York.
- Onimisi, M. Y. and Ikyumbur, J. T. (2015). Computation of dielectric constant and loss factor of water and dimethylsulphoxide from 0.1 to 13 GHz. Scientific Review, 1(4), 79–85.
- Pozar, D.M. (2012). Microwave engineering (4 ed). USA: John : Wiley & Sons.
- Qiu, G. Lu, H. Wang, X. Wang, C. Xu, S. Liang, X. and Fan, C. (2023). Nondestructive detecting maturity of pineapples based on visible and near-infrared transmittance spectroscopy coupled with machine learning methodologies. Horticulturae, 9(8): 889, 1-15.
- Yi, H. Itoh, S. Fukuzawa, K. Zhang, H. and Azuma, N. (2025). Size analysis of large DNA molecules by relaxation time measurement using a nanoslit channel. Lab on a Chip, 25(16), 4048–4058.
- Yu, P. Low, M. Y. and Zhou, W. (2018). Development of a partial least squares-artificial neural network (PLS-ANN) hybrid model for the prediction of consumer liking scores of ready-to-drink green tea beverages. Food Research International, 103, 68–75.  
doi: 10.1016/j.foodres.2017.10.01