

การตรวจสอบอาการเนื้อโพรงในผลมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทอง ด้วยเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี

Inspection of Spongy Tissue in 'Namdokmai Sithong' Mango Fruit by Near Infrared Spectroscopy

จุฑามาส สงวนทรัพย์¹ พิมไพเจ สีนะนาม^{1,2,3} จันทลักษณ์ ทิยานน^{1,2,3*}
สมศักดิ์ ครามโชติ⁴ และ พลกฤษณ์ มณีวรร^{2,3}
Jutamas Sanguansub¹, Pimjai Seehanam^{1,2,3}, Chantalak Tiyayon^{1,2,3*},
Somsak Kramchote⁴ and Phonkrit Maniwara^{2,3}

¹ภาควิชาพืชศาสตร์และปฐพีศาสตร์ คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ จ. เชียงใหม่ 50200

¹Department of Plant and Soil Sciences, Faculty of Agriculture, Chiang Mai University, Chiang Mai 50200, Thailand

²ศูนย์นวัตกรรมเทคโนโลยีหลังการเก็บเกี่ยว กระทรวงการอุดมศึกษา วิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม กรุงเทพฯ 10400

²Postharvest Technology Innovation Center, Ministry of Higher Education, Science,

Research and Innovation, Bangkok 10400, Thailand

³ศูนย์วิจัยเทคโนโลยีหลังการเก็บเกี่ยว คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ จ. เชียงใหม่ 50200

³Postharvest Technology Research Center, Faculty of Agriculture, Chiang Mai University, Chiang Mai 50200, Thailand

⁴คณะเทคโนโลยีการเกษตร สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง เขตลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520

⁴School of Agricultural Technology, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

*Corresponding author: Email: chantalak@gmail.com

(Received: 23 November 2021; Accepted: 21 February 2023)

Abstract: This study aimed to apply near infrared spectroscopy (NIRS) to investigate spongy tissue symptom in 'Namdokmai Sithong' mango. Spectral data were acquired from healthy (1,470 points) and spongy (97 points) tissues from 163 mango fruits prior to developing training models using artificial neural network (ANN). The ANN models were thereafter tested for their efficacies using K-fold cross validation to predict healthy and spongy tissues of mangoes. The results indicated that spectral data of a short-wave near infrared (12500 - 9000 cm^{-1} or 800 - 2500 nm) preprocessed by second derivative provided the highest coefficient of determination (R^2) during model training and validating; 0.60 and 0.75, respectively. The ANN model also provided high accuracy for predicting healthy and spongy tissues; 99.32 and 73.68 percent, respectively. Therefore, NIRS combined with ANN might be a possible nondestructive technique for inspecting spongy tissue in 'Namdokmai Sithong' mango.

Keywords: Physiological disorders, artificial neural network, chemometrics, spongy tissue

บทคัดย่อ: การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (near infrared spectroscopy: NIRS) ตรวจสอบอาการเนื่อโพรงในผลมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทอง โดยเก็บข้อมูลสเปกตรัมเนื้อมะม่วงปกติจำนวน 1,470 ตำแหน่ง และเนื่อโพรงจำนวน 97 ตำแหน่ง จากมะม่วง 163 ผล แล้วนำข้อมูลสเปกตรัมมาสร้างแบบจำลอง (training) ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network: ANN) เพื่อทำนายเนื่อปกติและเนื่อโพรงของมะม่วง พร้อมกับการทดสอบแบบจำลอง (validating) ด้วยวิธี K-fold cross validation ผลการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่าแบบจำลองที่ใช้สเปกตรัมในช่วงความยาวคลื่นสั้นของเนียร์อินฟราเรด ($12500 - 9000 \text{ cm}^{-1}$ หรือ $800 - 2500 \text{ nm}$) ที่ถูกปรับแต่งด้วยอนุพันธ์อันดับสอง (second derivative) มีค่าสัมประสิทธิ์การพิจารณา (coefficient of determination: R^2) ของข้อมูล training และ validating เท่ากับ 0.60 และ 0.75 ตามลำดับ โดยสามารถตรวจสอบเนื่อปกติและเนื่อโพรงในผลมะม่วงได้ที่ระดับความแม่นยำเท่ากับ 99.32 และ 73.68 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ดังนั้นเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีร่วมกับ ANN มีความเป็นไปได้ที่จะใช้เป็นวิธีการประเมินคุณภาพแบบไม่ทำลายเพื่อตรวจสอบอาการเนื่อโพรงในผลมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทอง

คำสำคัญ: ความผิดปกติทางสรีรวิทยา โครงข่ายประสาทเทียม เคมีเมทริกซ์ อาการเนื่อโพรง

คำนำ

มะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทองมีลักษณะที่สอดคล้องต่อความต้องการของผู้บริโภคต่างประเทศ (Pohsomboon and Radanachalee, 2013) จึงมีการผลิตและส่งออกปริมาณมาก การส่งออกมะม่วงสดมักพบปัญหาผลผลิตไม่ได้คุณภาพ อายุการเก็บรักษาสั้น และปัจจัยที่ทำให้เกิดความเสียหายอื่น ๆ โดยสาเหตุหนึ่งที่ทำให้มะม่วงมีคุณภาพต่ำ คือ อาการเนื่อโพรง (spongy tissue) ซึ่งเป็นความผิดปกติทางสรีรวิทยาที่ไม่สามารถมองเห็นได้จากภายนอก เนื่อมีลักษณะเป็นรูพรุนคล้ายฟองน้ำ มีสีเหลืองอ่อนหรือขาวไปจนถึงสีน้ำตาลดำ เนื่อเยื่อบริเวณนี้อาจเป็นโพรงอากาศหรือไม่ก็ได้ และมักเกิดบริเวณใกล้เมล็ด (Shivashankar, 2014; Yahia *et al.*, 2019) (Figure 1) อาการเนื่อโพรงที่พบในมะม่วงจึงส่งผลกระทบต่อคุณภาพของผลมะม่วง ทำให้ลักษณะของเนื้อผลสี กลิ่น และรสชาติของเนื้อผลมะม่วงเปลี่ยนแปลงไม่เหมาะสมต่อการบริโภค และส่งผลกระทบต่อมูลค่าทางเศรษฐกิจและความเชื่อมั่นของผู้บริโภคอีกด้วย โดยมีรายงานว่า การเกิดอาการเนื่อโพรงอาจมีสาเหตุจากการสูญเสีย น้ำและการเคลื่อนย้ายแคลเซียมจากเนื้อผลไปยังเมล็ดที่กำลังเกิดการงอก ส่งผลให้เนื้อผลเกิดการหดตัว (de Freitas and Mitcham, 2012) นอกจากนี้ ยังมีรายงานว่า การเกิดอาการเนื่อโพรงอาจเกิดเมื่อภายในผลมะม่วง

มีอัตราการคายน้ำต่ำและอัตราการหายใจสูง ทำให้คุณภาพภายในผลมะม่วงสูงขึ้น ส่งผลให้เนื้อเยื่อเกิดความเสียหาย (Vasanthai et al., 2008) นอกจากนี้ อาการเนื่อโพรงยังมีสาเหตุมาจากปัจจัยอื่น ๆ เช่น ผลได้รับแสงแดดหลังเก็บเกี่ยว (Gunjate et al., 1982) น้ำหนักผลมาก (Joshi and Limaye, 1986) และอุณหภูมิในดินสูง (Katrodia and Seth, 1988) เป็นต้น

ในปัจจุบันมีการใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (near infrared spectroscopy, NIRS) ประเมินคุณภาพผลผลิตแบบไม่ทำลายตัวอย่าง (nondestructive testing) โดยใช้ตรวจสอบความผิดปกติที่เกิดขึ้นภายในผลผลิตทางการเกษตรหลายชนิด ซึ่งเทคนิคดังกล่าวใช้พลังงานคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่มีความยาวคลื่นระหว่าง $800 - 2500 \text{ nm}$ หรือ $12500 - 4000$ ลูกคลื่นต่อเซนติเมตร (cm^{-1}) แบ่งออกเป็นสองช่วงคลื่น ได้แก่ ช่วงคลื่นสั้นที่มีความยาวคลื่นในช่วง $800 - 1100 \text{ nm}$ และช่วงคลื่นยาวที่มีความยาวคลื่นในช่วง $1100 - 2500 \text{ nm}$ โดยใช้หลักการดูดกลืนพลังงานของโมเลกุลสารอินทรีย์ที่ประกอบด้วยอะตอมของธาตุคาร์บอน (C) ไฮโดรเจน (H) ไนโตรเจน (N) และออกซิเจน (O) ซึ่งเกาะกันด้วยพันธะโควาเลนต์ โดยพลังงานจากคลื่นแสงเนียร์อินฟราเรด (NIR) สัมพันธ์กับการสั่นของพันธะในโมเลกุลสารอินทรีย์ เมื่อพันธะเกิดการสั่นและความถี่ตรงกับความถี่ของคลื่นแสง NIR แสงนั้นจะถูกดูดกลืน

เรียกว่าสเปกตรัม (Boonyakiat, 2020) จากนั้นนำค่าการดูดกลืนแสงมาหาความสัมพันธ์ถดถอยเชิงเส้น (linear regression) กับผลการวิเคราะห์ทางเคมีโดยวิธี chemometrics เพื่อให้ได้สมการในการทำนายปริมาณสาร หรือสารประกอบชนิดนั้น ๆ ซึ่งสามารถนำมาใช้ในงานวิเคราะห์ประจำวัน (routine analysis) ได้ (Theanjumpol, 2017) ปัจจุบันเทคนิค NIRS ถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบคุณภาพของผลิตผลทางการเกษตรมากขึ้น เช่น ตรวจสอบความแก่หรือดัชนีการเก็บเกี่ยว และทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้ (total soluble solids; TSS) ของผลมะม่วงหลังการสุก ซึ่งจากงานวิจัยพบว่า ค่า R^2 ของชุด calibration เท่ากับ 0.90 และ R^2 ของชุด validation เท่ากับ 0.92 (Subedi *et al.*, 2007) การประเมินคุณภาพของผลมะม่วงในระหว่างการจัดการหลังการเก็บเกี่ยว พบว่า จากการสร้างแบบจำลองของข้อมูล TSS มีค่า R^2 ของชุด calibration เท่ากับ 0.87 (Theanjumpol *et al.*, 2014) การประเมินคุณภาพของเสาวรสหลังการเก็บเกี่ยว พบว่า แบบจำลองของข้อมูล soluble solids content (SSC) มีค่า R ของชุด calibration เท่ากับ 0.923 (Maniwara *et al.*, 2014;

2019) นอกจากนี้ ยังมีการใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีในการตรวจสอบความผิดปกติภายใน (internal disorders) ของผลิตผลทางพืชสวนและพืชไร่หลายชนิด ได้แก่ การตรวจสอบอาการไส้ดำของหัวไซเท้าญี่ปุ่น พบว่า แบบจำลองด้วยวิธี Linear discriminant analysis (LDA) และ partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) สามารถจำแนกได้ 90.1 เปอร์เซ็นต์ (Takizawa *et al.*, 2014) การตรวจสอบอาการไส้ดำ (black heart) ในมันฝรั่ง พบว่า สามารถตรวจสอบได้ความแม่นยำเท่ากับ 97.11 เปอร์เซ็นต์ (Zhou *et al.*, 2015) การตรวจสอบอาการไส้สีน้ำตาลในผลสับปะรด พบว่า สมการเทียบมาตรฐานอาการไส้สีน้ำตาล แสดงว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ค่าผิดพลาดมาตรฐานในกลุ่มสร้างสมการ (SEC) ค่าความผิดพลาดมาตรฐานในกลุ่มทดสอบสมการ (SEP) และค่าเฉลี่ยของผลต่างระหว่างค่าที่ได้จากวิธีอ้างอิงกับค่าที่ได้จาก NIR (bias) เท่ากับ 0.81, 8.48, 8.96 และ -2.24 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ซึ่งมีความเป็นไปได้ที่จะใช้เนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีในการตรวจหาอาการไส้สีน้ำตาลในผลสับปะรด (Chaipanwiriaporn *et al.*, 2012)



Figure 1. Longitudinal section of 'Namdokmai Sithong' mango fruit with healthy tissue (A), fruit with spongy tissue (B), healthy tissue (C), and spongy tissue (D)

การตรวจสอบหนอนภายในกระเจี๊ยบเขียวสด พบว่าแบบจำลองการคัดแยกคุณภาพภายในฝักกระเจี๊ยบเขียวสดด้วยวิธี PLSDA สามารถคัดแยกกลุ่มได้มีความแม่นยำ 90 เปอร์เซนต์ (Rittiron *et al.*, 2014) การตรวจสอบอาการเนื่อฟามในส้มสายน้ำผึ้ง พบว่า สามารถคัดแยกกลุ่มได้มีความแม่นยำ 90 เปอร์เซนต์ (Wongzeewasakun *et al.*, 2017) และการตรวจสอบอาการสะท้อนหวานในมะม่วงน้ำดอกไม้สีทอง วิเคราะห์ข้อมูลสเปกตรัมด้วยวิธี principle component analysis (PCA) พบว่า สเปกตรัมของมะม่วงสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่ม ด้วย PC2 และ PC3 ซึ่งพบว่า มะม่วงที่แสดงอาการสะท้อนหวานมีการตอบสนองต่อแสงเนียร์อินฟราเรด (Theanjumpol *et al.*, 2008) เป็นต้น การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีตรวจสอบอาการเนื่อโพรงในผลมะม่วงน้ำดอกไม้สีทอง เพื่อเป็นแนวทางในการตรวจสอบความผิดปกติทางสรีรวิทยาอื่น ๆ ของผลมะม่วงและผลิตผลทางการเกษตรต่อไป

อุปกรณ์และวิธีการ

ตัวอย่างมะม่วงและการวัดสเปกตรัม

เก็บเกี่ยวผลมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทอง (*Mangifera indica* cv. Namdokmai Sithong) ที่มีอายุประมาณ 100 - 105 วันหลังดอกบาน จากสวนของ

เกษตรกรอำเภอแม่แตงและอำเภอพร้าว จังหวัดเชียงใหม่ จำนวนทั้งหมด 163 ผล ขนส่งผลิตผลโดยรถตู้มายังห้องปฏิบัติการวิทยาการหลังการเก็บเกี่ยวพืชสวน สาขาวิชาพืชสวน ภาควิชาพืชศาสตร์และปฐพีศาสตร์ คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ แล้วนำผลมะม่วงมาตรวจอาการเนื่อโพรงด้วยเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (computerized tomography: CT) (รุ่น CT/e, GE Healthcare, สหรัฐอเมริกา) เป็นผลปกติ 140 ผล และผลที่มีอาการเนื่อโพรง 23 ผล จากนั้นแบ่งพื้นที่ผิวมะม่วงด้วยกระดาษกาวย่น (กว้าง 0.3 เซนติเมตร) เป็นช่องขนาด 1.5×1.5 เซนติเมตร โดย 1 ช่องกำหนดให้เป็น 1 ตำแหน่งเนื่อมะม่วงก่อนนำไปวัดสเปกตรัมเนียร์อินฟราเรดด้วยเครื่อง FT-NIR (รุ่น multi-purpose analyzer (MPA), Bruker, เยอรมนี) โดยใช้หัววัดใยแก้วนำแสง (fiber optic probe) ในระบบการวัดแบบ interactance และวัด background ทุกครั้ง หลังจากวัดตัวอย่าง 5 ตัวอย่าง โดยใช้ spectralon เป็น background บันทึกค่าการดูดกลืนแสงเนียร์อินฟราเรดในช่วง $12500 - 4000 \text{ cm}^{-1}$ (800 - 2500 nm) (Figure 2) โดยระบุเนื่อดีหรือเนื่อโพรงเป็นจุด 1 จุดต่อ 1 เส้นสเปกตรัม หลังจากนั้น ทำการผ่าผลมะม่วงตามความยาวของเมล็ด เพื่อกำหนดตำแหน่งของเนื่อปกติและเนื่อโพรงให้สอดคล้องกับช่องที่กำหนดไว้ที่ผิวของผลมะม่วง

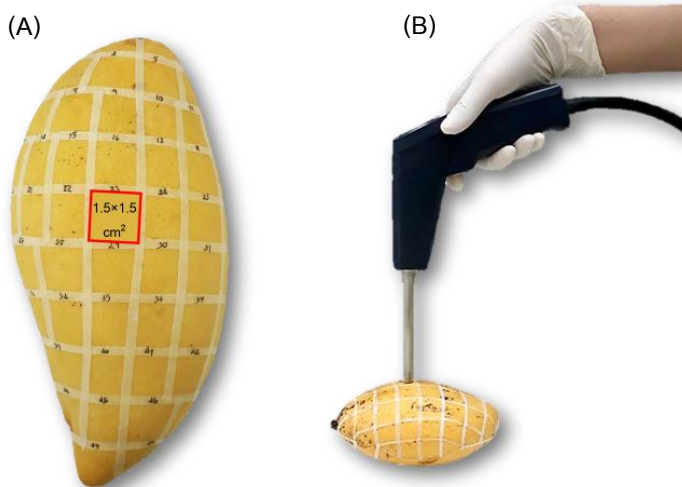


Figure 2. Area meshing (A) and spectral collection using a solid probe of MPA FT-NIR spectrometer (B)

การวิเคราะห์ข้อมูล

นำข้อมูลสเปกตรัมดั้งเดิม (original spectra) ทั้งหมดมาปรับแต่งด้วยวิธีทางคณิตศาสตร์ ได้แก่ อนุพันธ์อันดับหนึ่ง (first derivative) อนุพันธ์อันดับสอง (second derivative) standard normal variate (SNV) และ multiplicative scatter correction (MSC) หลังจากนั้นสร้างแบบจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network: ANN) โดยใช้ one-layer ANN ที่ประกอบด้วย 3 nodes พังกชัน แล้วจึงทำการทดสอบแบบจำลองด้วยวิธี K-fold cross validation (Debska and Guzowska-Swider, 2011) โดยกำหนดให้ K เท่ากับ 5 ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากข้อมูลการสร้างและทดสอบแบบจำลอง และทดสอบแบบจำลองโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การพิจารณา (coefficient of determination: R^2) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error: RMSE) และเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำของการแยกมะม่วงเนื่อปกติและเนื่อโพรง (classification accuracy) วิเคราะห์ข้อมูลทั้งหมดโดยใช้โปรแกรม JMP (Version 10.0, SAS Institute Inc., Cary, NC, สหรัฐอเมริกา)

ผลการศึกษาและวิจารณ์

จากค่าการดูดกลืนแสงหรือสเปกตรัมเนียร์อินฟราเรดเฉลี่ย (average spectra) ของเนื่อมะม่วงปกติและมะม่วงที่แสดงอาการเนื่อโพรงในช่วงความยาวคลื่น 12500 - 4000 cm^{-1} (800 - 2500 nm) (Figure 3) พบว่าความยาวคลื่นสั้นอยู่ที่ 12500 - 9000 cm^{-1} (800 - 1100 nm) และความยาวคลื่นยาวอยู่ที่ 9000 - 4000 cm^{-1} (1100 - 2500 nm) ของเนื่อปกติมีค่าการดูดกลืนแสงสูงกว่าเนื่อโพรงเล็กน้อยตลอดช่วงเนียร์อินฟราเรด โดยในผลมะม่วงปกติมีปริมาณน้ำกว่า 80 เปอร์เซ็นต์ (Yahia, 2011) ขณะที่เนื่อที่แสดงอาการเนื่อโพรงมีปริมาณน้ำน้อยกว่า (Katrodia, 1988) จึงส่งผลต่อเปอร์เซ็นต์น้ำหนักแห้งของเนื่อมะม่วง งานวิจัยของ Ravindra and Shivashankar (2004) พบว่า สาเหตุหนึ่งของการเกิดอาการเนื่อโพรงมาจากการงอกของเมล็ดภายในผลมะม่วง ส่งผลให้เนื่อของผลที่เกิดอาการเนื่อโพรงมีปริมาณแคลเซียมน้อยกว่าเนื่อของผลปกติ เนื่องจากแคลเซียมถูกส่งไปยังเมล็ดที่กำลังเกิดการงอกทำให้เนื่อสัมผัสและความแน่นเนื่อผิดปกติ

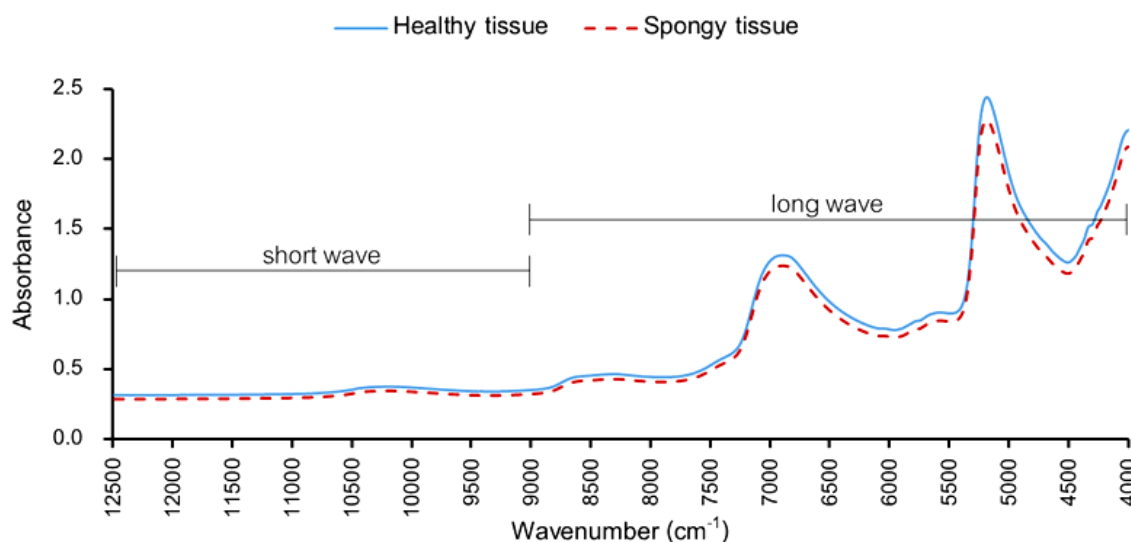


Figure 3. Average spectra of healthy and spongy tissues, scanned on the outside of fruits, obtained from 'Namdokmai Sithong' mango

จากการวิเคราะห์ข้อมูลสเปกตรัมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายเนื้อปกติและเนื้อโพรงของมะม่วง พบว่า สเปกตรัมช่วงความยาวคลื่นสั้นของเนียร์อินฟราเรด (12500 - 9000 cm^{-1} หรือ 800 - 1100 nm) ซึ่งถูกปรับแต่งด้วยอนุพันธ์อันดับสองให้แบบจำลอง มีค่าสัมประสิทธิ์การพิจารณา (coefficient of determination: R^2) และรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error: RMSE) ของข้อมูลในชุด training เท่ากับ 0.60 และ 0.16 ตามลำดับ และมีค่า R^2 และ RMSE ของข้อมูลในชุด validating เท่ากับ 0.75 และ 0.13 ตามลำดับ แบบจำลองโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุด training และชุด validating สามารถทำนายเนื้อผลปกติได้ความแม่นยำ เท่ากับ 99.41 และ 99.32 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ และทำนายอาการเนื้อโพรงได้ความแม่นยำ เท่ากับ 60.26 และ 73.68 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ (Table 1) สอดคล้องกับงานวิจัยของ Gabriëls *et al.* (2020) ที่ใช้ช่วงคลื่นแสงที่มองเห็นได้และเนียร์อินฟราเรดความยาวคลื่นสั้น (visible and short wave near infrared: Vis/SWNIR) ในช่วงความยาวคลื่น 300 - 1100 nm ตรวจสอบการเกิดเนื้อสีน้ำตาล (internal browning) ของมะม่วงพันธุ์ Keitt โดยสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดลองพบว่า วิธีดังกล่าวให้ความแม่นยำในการทำนายการเกิดเนื้อสีน้ำตาลมากกว่า 80 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งสามารถใช้จำแนกคุณภาพของมะม่วงได้ เช่นเดียวกับงานวิจัยของ Mogollón *et al.* (2020) ที่ใช้ Vis/SWNIR เพื่อตรวจสอบการเกิดอาการเนื้ออ่อนใกล้เมล็ด (jelly seed) และอาการเนื้อดำ (black flesh) ของผลมะม่วงพันธุ์ Keitt หลังจากเก็บรักษา โดยวิเคราะห์ข้อมูลสเปกตรัมด้วยวิธี logistic regression analysis (LRA) และ linear discriminant analysis (LDA) ผลการทดลองพบว่า แบบจำลองเชิงเส้นสามารถตรวจสอบอาการเนื้ออ่อนใกล้เมล็ดและอาการเนื้อดำของมะม่วงได้ที่ระดับความแม่นยำประมาณ 80 เปอร์เซ็นต์

การวิเคราะห์การสร้างและทดสอบแบบจำลอง ANN จากข้อมูลสเปกตรัมความยาวคลื่นยาวของเนียร์อินฟราเรด (9000 - 4000 cm^{-1} หรือ 1100 - 2500 nm) แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโดยใช้อนุพันธ์อันดับหนึ่งเพื่อปรับแต่งสเปกตรัมให้ความแม่นยำสูงสุด โดยมีค่า R^2 และ RMSE ของข้อมูล training เท่ากับ 0.41 และ 0.21 ตามลำดับ และมีค่า R^2 และ RMSE ของข้อมูล validating เท่ากับ 0.53 และ 0.19 ตามลำดับ แบบจำลองโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูล training และ validating สามารถทำนายเนื้อผลปกติได้ความแม่นยำ เท่ากับ 98.13 และ 98.64 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม ผลการทำนายอาการเนื้อโพรงกลับพบว่า มีความแม่นยำต่ำกว่า 40 เปอร์เซ็นต์ (Table 2) ผลการทดลองดังกล่าวสอดคล้องกับ Raghavendra *et al.* (2021) ที่ศึกษาการใช้ near infrared spectroscopy (NIRS) ช่วงความยาวคลื่น 673 - 1900 nm เพื่อตรวจสอบความเสียหายภายในของมะม่วงพันธุ์อัลฟองโซ และผลการศึกษาพบว่า ที่ความยาวคลื่นระหว่าง 673 - 1100 nm มีความสามารถในการตรวจสอบความเสียหายภายในของมะม่วงมากกว่าที่ความยาวคลื่นระหว่าง 1100 - 1900 nm จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้ความยาวคลื่นยาวในการตรวจสอบความเสียหายภายในของมะม่วงมีความแม่นยำต่ำกว่าการใช้ความยาวคลื่นสั้น เนื่องจากคลื่นช่วงความยาวคลื่นยาวมีพลังงานต่ำกว่าช่วงความยาวคลื่นสั้น ทำให้ความสามารถในการทะลุทะลวงต่ำ (Workman and Burns, 2001)

Table 1. Training and validating results of artificial neural network (ANN) using short-wave near infrared spectra for predicting healthy and spongy tissues in 'Namdokmai Sithong' mango

Pre-treatment	Training (n = 1254)				Validating (n = 313)			
Original	R ²	0.52			R ²	0.57		
	RMSE	0.18			RMSE	0.18		
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
			Healthy	1168 (99.32 %)			8 (0.68 %)	Healthy
Spongy	46 (59.74 %)	31 (40.26 %)	Spongy	10 (50.00 %)	10 (50.00 %)			
First derivative	R ²	0.51			R ²	0.51		
	RMSE	0.17			RMSE	0.16		
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
			Healthy	1167 (99.24 %)			9 (0.77 %)	Healthy
Spongy	30 (38.46 %)	48 (61.54 %)	Spongy	5 (26.32 %)	14 (73.68 %)			
Second derivative	R ²	0.60			R ²	0.75		
	RMSE	0.16			RMSE	0.13		
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
			Healthy	1169 (99.41 %)			7 (0.60 %)	Healthy
Spongy	31 (39.74 %)	47 (60.26 %)	Spongy	5 (26.32 %)	14 (73.68 %)			
SNV	R ²	0.41			R ²	0.40		
	RMSE	0.19			RMSE	0.19		
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
			Healthy	1172 (99.66 %)			4 (0.34 %)	Healthy
Spongy	49 (62.82 %)	29 (37.18 %)	Spongy	10 (52.63 %)	9 (47.37 %)			
MSC	R ²	0.45			R ²	0.37		
	RMSE	0.19			RMSE	0.20		
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
			Healthy	1171 (99.58 %)			5 (0.43 %)	Healthy
Spongy	51 (65.39 %)	27 (34.62 %)	Spongy	14 (73.68 %)	5 (26.32 %)			

Table 2. Training and validating results of artificial neural network (ANN) using long-wave near infrared spectra for predicting healthy and spongy tissues in 'Namdokmai Sithong' mango

Pre-treatment	Training (n = 1254)				Validating (n = 313)				
Original	R ²	0.31			R ²	0.31			
	RMSE	0.21			RMSE	0.21			
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy	
			Healthy	1169 (99.41 %)			7 (0.60 %)	Healthy	289 (98.30 %)
Spongy			62 (79.49 %)	16 (20.51 %)			Spongy	16 (84.21 %)	3 (15.79 %)
First derivative	R ²	0.41			R ²	0.53			
	RMSE	0.21			RMSE	0.19			
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy	
			Healthy	1154 (98.13 %)			22 (1.87 %)	Healthy	290 (98.64 %)
Spongy			52 (66.67 %)	26 (33.33 %)			Spongy	12 (63.16 %)	7 (36.84 %)
Second derivative	R ²	0.51			R ²	0.41			
	RMSE	0.18			RMSE	0.20			
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy	
			Healthy	1172 (99.66 %)			4 (0.34 %)	Healthy	290 (98.64 %)
Spongy			41 (52.56 %)	37 (47.44 %)			Spongy	12 (63.16 %)	7 (36.84 %)
SNV	R ²	0.22			R ²	0.16			
	RMSE	0.23			RMSE	0.24			
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy	
			Healthy	1171 (99.58 %)			5 (0.43 %)	Healthy	293 (99.66 %)
Spongy			75 (96.15 %)	3 (3.85 %)			Spongy	19 (100.00 %)	0 (0.00 %)
MSC	R ²	0.38			R ²	0.43			
	RMSE	0.21			RMSE	0.21			
	Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		Confusion matrix (Accuracy)	Actual	Predicted		
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy	
			Healthy	1163 (98.90 %)			13 (1.11 %)	Healthy	292 (99.32 %)
Spongy			64 (82.05 %)	14 (17.95 %)			Spongy	18 (94.74 %)	1 (5.26 %)

Remarks: R^2 = coefficient of determination, RMSE = root mean square error; SNV = standard normal variate; MSC = multiplicative scatter correction

จากการสร้างแบบจำลองด้วยข้อมูลเส้นสเปกตรัมช่วงความยาวคลื่นทั้งหมด 12500 - 4000 cm^{-1} (800 - 2500 nm) พบว่า ข้อมูลสเปกตรัมช่วงความยาวคลื่นทั้งหมดที่ถูกปรับแต่งด้วยอนุพันธ์อันดับหนึ่ง มีค่า R^2 และ RMSE ของข้อมูล training เท่ากับ 0.46 และ 0.19 ตามลำดับ และมีค่า R^2 และ RMSE ของข้อมูล validating เท่ากับ 0.52 และ 0.17 ตามลำดับ แบบจำลองโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุด training และ validating สามารถทำนายเนื้อผลปกติได้ ความแม่นยำ เท่ากับ 99.75 และ 100.00 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ และทำนายอาการเนื้อโพรงได้ความแม่นยำ เท่ากับ 33.33 และ 47.37 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ (Table 3) ผลการศึกษาข้างต้นแสดงให้เห็นว่าการใช้ข้อมูลสเปกตรัมช่วงความยาวคลื่นสั้นให้ผลการสร้างและทดสอบแบบจำลองที่ดีกว่าการใช้ข้อมูลสเปกตรัมในช่วงความยาวคลื่นทั้งหมดและช่วงความยาวคลื่นยาว ตามลำดับ ซึ่ง Ozaki and Huck (2020) กล่าวว่าช่วงความยาวคลื่นระหว่าง 800 - 2500 nm สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ช่วง คือ ช่วงที่ 1 ความยาวคลื่นระหว่าง 800 - 1200 nm ช่วงที่ 2 ความยาวคลื่นระหว่าง 1200 - 1800 nm และช่วงที่ 3 ความยาวคลื่นระหว่าง 1800 - 2500 nm เมื่อโมเลกุลของสารดูดกลืนพลังงานจากความยาวคลื่นช่วงที่ 1 เกิดการเปลี่ยนสถานะของอิเล็กตรอน (electronic transition) และเกิดการสั่นสะเทือนแบบ overtone ระดับสูง ซึ่งพันธะของโมเลกุลดูดกลืนคลื่นในระดับต่ำ และคลื่นมีพลังงาน โฟตอนสูง จึงสามารถทะลุทะลวงลงในเนื้อของสสารได้ลึกกว่าความยาวคลื่นช่วงที่ 2 และ 3 ซึ่งมีพลังงานในการทะลุทะลวงต่ำกว่ามาก สอดคล้องกับอาการเนื้อโพรงในผลมะม่วงที่มักเกิดในเนื้อบริเวณใกล้กับเมล็ด ซึ่งอยู่ตำแหน่งที่ลึก (deep-laying spongy tissue) จนพลังงานคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเนียร์อินฟราเรด โดยเฉพาะความยาวคลื่นยาวไม่สามารถทะลุผ่านลงไปได้ จึงให้ผลการทำนายอาการเนื้อโพรงที่ระดับความแม่นยำ

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลสเปกตรัมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พบว่า แบบจำลองของข้อมูลเส้นสเปกตรัมของความยาวคลื่นสั้น ความยาวคลื่นยาว และช่วงความยาวคลื่นทั้งหมดของเนียร์อินฟราเรดที่เส้นสเปกตรัมถูกปรับแต่งด้วยวิธี SNV และ MSC มีค่าความแม่นยำ ซึ่งการปรับแต่งเส้นสเปกตรัมด้วยวิธี SNV และ MSC ปรับแต่งเส้นสเปกตรัมที่ถูกรบกวนจากการกระเจิงของแสง (light scattering) โดยปรับให้สเปกตรัมทุกตัวอย่างอยู่ในสเกลเดียวกัน ช่วยลดความแปรปรวนระหว่างตัวอย่าง ซึ่งอาจเป็นผลจากการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิและความชื้น นอกจากนี้ยังพบว่า เส้นสเปกตรัมถูกปรับแต่งด้วยวิธีอนุพันธ์อันดับหนึ่งและอนุพันธ์อันดับสอง แบบจำลองของข้อมูลเส้นสเปกตรัมของความยาวคลื่นสั้น ความยาวคลื่นยาว และช่วงความยาวคลื่นทั้งหมดของเนียร์อินฟราเรดที่ได้จะมีความแม่นยำสูง เนื่องจากเป็นวิธีหาความชันของเส้นสเปกตรัมเพื่อแก้ปัญหาพีคที่มีฐานกว้าง (broad peak) ที่มีการซ้อนทับกันของพีคและการยกตัวของสเปกตรัม (baseline shift) ที่เกิดจากการกระเจิงแสง ซึ่งมีต่อการดูดกลืนแสง สาเหตุจากขนาดของตัวอย่าง เช่น ผลิตผลมีความไม่สม่ำเสมอ การยึดตัวของตัวอย่าง การกระจายตัวของตัวอย่าง และความร้อนหรืออุณหภูมิภายในตัวอย่างที่แตกต่างกัน โดยอนุพันธ์อันดับสองสามารถลดปัญหาการเพิ่มขึ้นอย่างคงที่ของค่าการดูดกลืนแสงของสเปกตรัมตลอดช่วงความยาวคลื่นตามแกน Y ที่ชัดเจนกว่าวิธีอนุพันธ์อันดับหนึ่ง และสามารถแยกพีคที่ซ้อนทับกันได้อย่างชัดเจน (Kittiwachana, 2020)

Table 3. Training and validating results of artificial neural network (ANN) using near infrared spectra for predicting healthy and spongy tissues in 'Namdokmai Sithong' mango

Pre-treatment	Training (n = 1254)				Validating (n = 313)			
Original	R ²	0.52			R ²	0.25		
	RMSE	0.18			RMSE	0.23		
	Confusion matrix	Actual	Predicted		Confusion matrix	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
	(Accuracy)	Healthy	1172 (99.66%)	4 (0.34%)	(Accuracy)	Healthy	291 (98.98%)	3 (1.02%)
		Spongy	49 (63.64%)	28 (36.36%)		Spongy	16 (80.00%)	4 (20.00%)
First derivative	R ²	0.46			R ²	0.52		
	RMSE	0.19			RMSE	0.17		
	Confusion matrix	Actual	Predicted		Confusion matrix	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
	(Accuracy)	Healthy	1173 (99.75%)	3 (0.26%)	(Accuracy)	Healthy	294 (100.00%)	0 (0.00%)
		Spongy	52 (66.67%)	26 (33.33%)		Spongy	10 (52.63%)	9 (47.37%)
Second derivative	R ²	0.40			R ²	0.37		
	RMSE	0.21			RMSE	0.21		
	Confusion matrix	Actual	Predicted		Confusion matrix	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
	(Accuracy)	Healthy	1161 (98.72%)	15 (1.28%)	(Accuracy)	Healthy	289 (98.30%)	5 (1.70%)
		Spongy	52 (66.67%)	26 (33.33%)		Spongy	11 (57.90%)	8 (42.11%)
SNV	R ²	0.45			R ²	0.54		
	RMSE	0.20			RMSE	0.18		
	Confusion matrix	Actual	Predicted		Confusion matrix	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
	(Accuracy)	Healthy	1173 (99.75%)	3 (0.26%)	(Accuracy)	Healthy	293 (99.66%)	1 (0.34%)
		Spongy	57 (73.08%)	21 (26.92%)		Spongy	13 (68.42%)	6 (31.58%)
MSC	R ²	0.45			R ²	0.38		
	RMSE	0.19			RMSE	0.19		
	Confusion matrix	Actual	Predicted		Confusion matrix	Actual	Predicted	
			Healthy	Spongy			Healthy	Spongy
	(Accuracy)	Healthy	1170 (99.49%)	6 (0.51%)	(Accuracy)	Healthy	294 (100.00%)	0 (0.00%)
		Spongy	48 (61.54%)	30 (38.46%)		Spongy	10 (52.63%)	9 (47.37%)

Remarks: R² = coefficient of determination, RMSE = root mean square error; SNV = standard normal variate; MSC = multiplicative scatter correction

สรุป

การวิเคราะห์การส้างและทดสอบแบบจำลอง
โครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลเนียร์อินฟราเรดสเปก-
โทรสโกปีในสเปกตรัมช่วงความยาวคลื่นยาว และช่วง
ความยาวคลื่นทั้งหมด สามารถตรวจสอบอาการเนื่อโพรง
ได้ที่ระดับความแม่นยำค่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับเนียร์
อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีในสเปกตรัมช่วงความยาวคลื่น
สั้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของเนียร์
อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีในสเปกตรัมช่วงความยาว
คลื่นสั้นจึงมีความเป็นไปได้ในการนำมาใช้ตรวจสอบ
อาการเนื่อโพรงในผลมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทอง
อีกทั้งงานวิจัยนี้ ยังสามารถนำมาเป็นแนวทางใน
การพัฒนาวิธีการตรวจสอบความผิดปกติทางสรีรวิทยา
อื่น ๆ ของผลมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทองได้อีกด้วย

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ศูนย์นวัตกรรมเทคโนโลยีหลัง
การเก็บเกี่ยว กระทรวงการอุดมศึกษา วิทยาศาสตร์
วิจัยและนวัตกรรม ที่สนับสนุนทุนวิจัย ขอขอบคุณ
ศูนย์วิจัยเทคโนโลยีหลังการเก็บเกี่ยว สาขาวิชาพืชสวน
ภาควิชาพืชศาสตร์และปฐพีศาสตร์ และห้องปฏิบัติ
การกลาง คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
ที่สนับสนุนวัสดุอุปกรณ์ เครื่องมือวิทยาศาสตร์ และ
สถานที่ในการทำวิจัย

เอกสารอ้างอิง

Boonyakiat, D. 2020. Nondestructive examination
of produce quality with near-Infrared
spectroscopy. pp. 1-12. *In*: D. Boonyakiat
and P. Theanjumol (eds.). Using NIR
Spectroscopy to Evaluate Agricultural
Produce Quality. Postharvest Technology
Innovation Center, Bangkok. (in Thai)
Chaipanwiriaporn, N., D. Boonyakiat, P.
Noimanee and P. Theanjumol. 2012.

Detection of pineapple fruit internal
browning by near infrared spectroscopy.
Agricultural Science Journal 43(Suppl. 3):
477-480. (in Thai)
de Freitas, S.T. and E.J. Mitcham. 2012. Factors
involved in fruit calcium deficiency
disorders. pp. 107-146. *In* J. Janick (ed.).
Horticultural Reviews: Volume 40. John
Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
Debska, B. and B. Guzowska-Swider. 2011.
Application of artificial neural network in
food classification. *Analytica Chimica
Acta* 705: 283-291.
Gabriëls, S.H.E.J., P. Mishra, M.G.J. Mensink, P.
Spoelstra and E.J. Woltering. 2020. Non-
destructive measurement of internal
browning in mangoes using visible and
near-infrared spectroscopy supported
by artificial neural network analysis.
Postharvest Biology and Technology
166: 111206, doi: 10.1016/j.postharvbio.
2020.111206.
Gunjate, R.T., B.P. Walimbe, B.P. Lad and V.P.
Limaye. 1982. Development of internal
breakdown in Alphonso mango by post
harvest exposure of fruits to sunlight.
Science and Culture 48: 188-190.
Joshi, G.D. and V.P. Limaye. 1986. Effects of tree
location and fruit weight on spongy tissue
occurrence in Alphonso mango. *Journal
of Maharashtra Agricultural Universities*
11: 104-109.
Katrodia, J.S. 1988. Spongy tissue in mango–
causes and control measures. *Acta
Horticulturae* 231: 814-826.
Katrodia, J.S. and I.K. Seth. 1988. Spongy
tissue development in mango fruit of
cv. Alphonso in relation to temperature and

- p>its control.
- Acta Horticulturae*
- 231: 827-834.
- Kittiwachana, S. 2020. Chemometrics for NIR spectroscopy. pp. 48-100. *In*: D. Boonyakiat and P. Theanjumol (eds.). Using NIR Spectroscopy to Evaluate Agricultural Produce Quality. Postharvest Technology Innovation Center, Bangkok. (in Thai)
- Maniwaru, P., K. Nakano, D. Boonyakiat, S. Ohashi, M. Hiroi and T. Tohyama. 2014. The use of visible and near infrared spectroscopy for evaluating passion fruit postharvest quality. *Journal of Food Engineering* 143: 33-43.
- Maniwaru, P., K. Nakano, S. Ohashi, D. Boonyakiat, P. Seehanam, P. Theanjumol and P. Poonlarp. 2019. Evaluation of NIRS as non-destructive test to evaluate quality traits of purple passion fruit. *Scientia Horticulturae* 257: 108712, doi: 10.1016/j.scienta.2019.108712.
- Mogollón, R., C. Contreras, M.L. da Silva Neta, E.J.N. Marques, J.P. Zoffoli and S.T. de Freitas. 2020. Non-destructive prediction and detection of internal physiological disorders in 'Keitt' mango using a hand-held Vis-NIR spectrometer. *Postharvest Biology and Technology* 167: 111251, doi: 10.1016/j.postharvbio.2020.111251.
- Ozaki, Y. and C. Huck. 2020. Introduction. pp. 3-10. *In*: Y. Ozaki, C. Huck, S. Tsuchikawa and S.B. Engelsen (eds.). Near-Infrared Spectroscopy: Theory, Spectral Analysis, Instrumentation, and Applications. Springer Nature Singapore Pte. Ltd., Singapore.
- Pohsomboon, M. and T. Radanachaless. 2013. Commercial Thai mango cultivars. pp. 157-190. *In*: T. Radanachaless, W. Kumpoun and T. Jaroenkit (eds.). Mango-Production and Postharvest Technology. Postharvest Technology Innovation Center, Bangkok. (in Thai)
- Raghavendra, A., D.S. Guru and M.K. Rao. 2021. Mango internal defect detection based on optimal wavelength selection method using NIR spectroscopy. *Artificial Intelligence in Agriculture* 5: 43-51.
- Ravindra, V. and S. Shivashankar. 2004. Spongy tissue in Alphonso mango – significance of in situ seed germination events. *Current Science* 87(8): 1045-1049.
- Rittiron, R., L. Aomsin, B. Thongsongsom, S. Pochanagom and S. Narongwongwattana. 2014. Worms detection within fresh okra for exporting by near infrared technique. *Agricultural Science Journal* 45(Suppl. 3/1): 309-312. (in Thai)
- Shivashankar, S. 2014. Physiological disorders of mango fruit. pp. 313-347. *In*: J. Janick (ed.). *Horticultural Reviews: Volume 42*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
- Subedi, P.P., K.B. Walsh and G. Owens. 2007. Prediction of mango eating quality at harvest using short-wave near infrared spectrometry. *Postharvest Biology and Technology* 43(3): 326-334.
- Takizawa, K., K. Nakano, S. Ohashi, H. Yoshizawa, J. Wang and Y. Sasaki. 2014. Development of nondestructive technique for detecting internal defects in Japanese radishes. *Journal of Food Engineering* 126: 43-47.

- Theanjumpol, P. 2017. Application of near infrared spectroscopy for detection of pesticide residues in agricultural produce. Postharvest Newsletter 16(3): 5-7. (in Thai)
- Theanjumpol, P., G. Self, R. Rittiron, T. Pankasemsuk and V. Sardsud. 2014. Quality control of mango fruit during postharvest by near infrared spectroscopy. Chiang Mai University Journal of Natural Sciences 13(2): 141-157.
- Theanjumpol, P., R. Suwapanich and V. Sardsud. 2008. Responsibility of chilling injury in mango cv. Nam Dok Mai Si Thong on near infrared. Agricultural Science Journal 39(Suppl. 3): 58-61. (in Thai)
- Vasanthaiiah, H.K.N., K.V. Ravishankar, P. Narayanaswamy and K.S. Shivashankara. 2008. Influence of temperature on spongy tissue formation in 'Alphonso' mango. International Journal of Fruit Science 8(3): 226-234.
- Wongzeewasakun, K., V. Changrue, N. Muenmanee and P. Theanjumpol. 2017. Possibility of using near infrared spectroscopy technique to detect dry juice sac of mandarin cv. Sai Nam Pueng. Agricultural Science Journal 48(Suppl. 3): 295-298. (in Thai)
- Workman, J.J. and D.A. Burns. 2001. Commercial NIR instrumentation. pp. 53-70. In: D.A. Burns and E.W. Ciurczak (eds.). Handbook of Near-Infrared Analysis. 2nd ed. Marcel Dekker, Inc., New York.
- Yahia, E.M. 2011. Mango (*Mangifera indica* L.). pp. 492-567. In: E.M. Yahia (ed.). Postharvest Biology and Technology of Tropical and Subtropical Fruits. Woodhead Publishing, Cambridge.
- Yahia, E.M., A. Carrillo-López and A. Sañudo. 2019. Physiological disorders and their control. pp. 499-527. In: E.M. Yahia (ed.). Postharvest Technology of Perishable Horticultural Commodities. Woodhead Publishing, Cambridge.
- Zhou, Z., S. Zeng, X. Li and J. Zheng. 2015. Nondestructive detection of blackheart in potato by visible/near infrared transmittance spectroscopy. Journal of Spectroscopy doi: 10.1155/2015/786709.
-