

การวิเคราะห์คุณภาพของลำไย โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ภาพการดูดกลืนพลังงาน
แสงย่านใกล้อินฟราเรดชนิดความละเอียดสูง

ANALYSIS OF LONGAN'S QUALITIES USING NEAR INFRARED
HYPER SPECTRAL IMAGING



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์การอาหาร

คณะอุตสาหกรรมอาหาร

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2563

KMITL-2020-FI-M-053-375

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**ANALYSIS OF LONGAN'S QUALITIES USING NEAR INFRARED
HYPERSPECTRAL IMAGING**

WORANITTA SAHACHAIRUNGRUENG

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN FOOD SCIENCE
FACULTY OF FOOD INDUSTRY**

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2020

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

KMITL-2020-FI-M-053-375



COPYRIGHT 2020

FACULTY OF FOOD INDUSTRY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การวิเคราะห์คุณภาพของลำไย โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ภาพการดูดกลืนพลังงานแสงย่านใกล้อินฟราเรดชนิดความละเอียดสูง
ชื่อนักศึกษา	นางสาวรณิษฐา สหชัยรุ่งเรือง
รหัสนักศึกษา	62608021
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	สาขาวิทยาศาสตร์การอาหาร
พ.ศ.	2563
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.สนธิสุข ธีระชัยชยุติ

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นการศึกษาเกี่ยวกับการใช้เทคนิคการวิเคราะห์ภาพการดูดกลืนพลังงานแสงย่านใกล้อินฟราเรดชนิดความละเอียดสูง (near infrared hyperspectral imaging, NIR-HSI) เพื่อวิเคราะห์ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ (TA) และปริมาณความชื้น (MC) ของเนื้อลำไย รวมทั้งนำมาจำแนกกลุ่มของลำไยตามความหวานโดยใช้ลำไย 120 ตัวอย่าง โดยแบ่งเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มสำหรับสร้างสมการจำนวน 80 ตัวอย่าง และกลุ่มสำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการจำนวน 40 ตัวอย่าง และนำตัวอย่างทั้งหมดมาวัดค่าการดูดกลืนแสงด้วยวิธีสะท้อนกลับ ที่ช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 นาโนเมตร จากนั้นทำการวิเคราะห์ปริมาณ TSS, TA และ MC ในลำไย ด้วยวิธีมาตรฐาน (AOAC method) ซึ่งสร้างสมการโดยใช้วิธี partial least squares regression (PLSR) และสำหรับการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย ทำการกำหนดให้ 0 = low sweet และ 1 = high sweet เพื่อศึกษาการตัดแยกโดยใช้วิธี partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) และสเปกตรัมได้ถูกปรับแต่ง เพื่อให้ได้โมเดลในการทำนายและการจำแนกที่มีประสิทธิภาพสูงสุด ผลการสร้างสมการในการทำนาย TSS, TA และ MC ในลำไย พบว่ามีประสิทธิภาพในการทำนายดี โดยมีค่า R_p เท่ากับ 0.71, 0.79 และ 0.85 ตามลำดับ และ RMSEP เท่ากับ 0.48%, 0.006% และ 0.49% ตามลำดับ ส่วนผลการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย พบว่า ความถูกต้องในการจำแนกความหวานของกลุ่ม calibration เท่ากับ 85% และความถูกต้องในการจำแนกความหวานของกลุ่ม prediction เท่ากับ 77.5% นอกจากนี้ยังสามารถวิเคราะห์ปริมาณ TSS, TA และ MC ในลำไย และการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไยได้ด้วยการสร้างเป็นภาพสีในแต่ละพิกเซล โดยที่มีสเกลที่บ่งบอกถึงค่าที่ทำนายได้และบอกผลการจำแนกกลุ่มความ

หวานของลำไย ดังนั้น จึงสรุปได้ว่า เทคนิค NIR-HSI มีศักยภาพในการทำนาย TSS, TA และ MC
ในลำไยและจำแนกความหวานของลำไยแบบรวดเร็ว และ ไม่ทำลายตัวอย่าง
คำสำคัญ: ลำไย, การทำนาย, การจำแนกกลุ่ม, วิเคราะห์ภาพ, แบบไม่ทำลาย



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และส่งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	Analysis of longan's qualities using near infrared hyperspectral imaging
Student name	Miss. Woranitta Sahachairungrueng
Student ID	62608021
Degree	Master of Science
Program	Food science
Year	2020
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr. Sontisuk Teerachaichayut

ABSTRACT

In this thesis, near infrared hyperspectral imaging (NIR-HSI) technic was used to analyze quantitative data of total soluble solid (TSS), titratable acidity (TA) and moisture content (MC) in longan and classify the samples by their sweetness. The 120 samples on the experiments were divided into 2 sets Including 80 samples defined as the calibration set and 40 samples defined as the prediction set. All samples were taken to measure absorbance by the reflectance mode in a wavelength region of 935-1,720 nm. Subsequently, the TSS, TA and MC were analyzed according to the AOAC method, then the equations based on the partial least squares regression (PLSR) were established by the results of experiments. The sweetness of longan was classified as low sweetness and high sweetness, where 0 = low sweet and 1 = high sweet and the equations based on the partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) were established by the resultants. Spectra were preprocessed to obtain the optimal performance of prediction and classification models. The equations formulated show the acceptable predicted results of TSS, TA and MC, where $R_p = 0.71$, 0.79 and 0.85 respectively and RMSEP = 0.48%, 0.006% and 0.49% respectively. The results revealed accuracy of the classification model of the calibration set at 85% and the prediction set at 77.5%. Visual images were created to interpret quantitative data of TSS, TA and MC and classify the sweetness of longan by the color scale in each pixel. Therefore, it was concluded that NIR-HSI method has the potential for real-time and nondestructive examination to determine TSS, TA and MC quantitative information and the sweetness of longan.

Keyword: longan, prediction, classification model, image, nondestructive

กิติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาชี้แนะและช่วยเหลือจาก อาจารย์ที่ปรึกษา รศ. ดร.สนธิสุข วีระชัยขุติ ตั้งแต่เริ่มต้นจนสำเร็จเรียบร้อย ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณด้วยความเคารพอย่างสูง ไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณ คุณพ่อและคุณแม่ ที่ให้การสนับสนุนในการเรียนต่อปริญญาโท รวมทั้งให้กำลังใจในระหว่างการศึกษามาโดยตลอด จนกระทั่งทุกอย่างสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอบคุณเพื่อนที่ให้กำลังใจและให้คำปรึกษา ในระหว่างที่ศึกษาโดยตลอด

รวมถึงขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ห้องปฏิบัติการและนักวิทยาศาสตร์ประจำคณะอุตสาหกรรมอาหารทุกท่าน ที่ได้สละเวลาให้คำปรึกษา คำแนะนำ และคอยอำนวยความสะดวกในการเบิกจ่ายเครื่องมือ อุปกรณ์ต่างๆ จนทุกอย่างผ่านไปได้อย่างดี

วรนิษฐา สหชัยรุ่งเรือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และ IV อ่างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	III
กิตติกรรมประกาศ.....	IV
สารบัญ	V
สารบัญตาราง	VIII
สารบัญภาพ	IX
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	3
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 ลำไย.....	4
2.2 การวิเคราะห์ทางเคมี	8
2.3 Near infrared hyperspectral imaging	9
2.4 การปรับแต่งข้อมูลก่อนการวิเคราะห์	10
2.5 วิธีการสร้างสมการ	12
2.6 partial least squares discriminant analysis (PLS-DA)	14
2.7 วิธีการทดสอบสมการ (validation test).....	14
2.8 ค่าทางสถิติที่ใช้พิจารณาความแม่นยำของการสร้างสมการ	16
2.9 การประยุกต์ใช้เทคนิค near infrared hyperspectral image ในการตรวจสอบทั้งเชิงปริมาณและคุณภาพของผลผลิตทางการเกษตร	18
บทที่ 3 อุปกรณ์และวิธีการทดลอง	22
3.1 วัตถุประสงค์	22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และแจ้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2 สารเคมี.....	22
3.3 อุปกรณ์.....	22
3.4 โปรแกรมที่วิเคราะห์ทางสถิติ.....	22
3.5 วิธีการทดลอง.....	23
บทที่ 4 ผลการทดลอง.....	30
4.1 การศึกษาความเป็นไปได้ในการสร้างสมการสำหรับทำนายคุณภาพลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging.....	30
4.2 การเปรียบเทียบค่าปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้, ปริมาณกรดที่ไคเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยในตัวอย่างลำไยพันธุ์อีดอระหว่างลำที่ได้จากการวัดจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging.....	36
4.3 การสร้างภาพเพื่อทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไคเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ของลำไย.....	37
4.4 การศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในการคัดแยกความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ.....	40
4.5 การสร้างภาพเพื่อทำนายคุณภาพ ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ของลำไย.....	46
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	48
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	48
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	49
บรรณานุกรม.....	50
ภาคผนวก.....
ภาคผนวก ก.....

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และแจ้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก ข

ภาคผนวก ค

ประวัติผู้เขียน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และแจ้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ส่วนประกอบของเนื้อลำไยสดและแห้ง	5
2.2 การแปลความหมายของค่า R และ R ²	16
4.1 แสดงค่าปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ (TA) และ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (MC) ในตัวอย่างลำไยพันธุ์อีดอของตัวอย่างกลุ่มที่ใช้ สำหรับสร้างสมการ (calibration set) และ กลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของ สมการ (prediction set)	33
4.2 แสดงผลการทดสอบการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ ไตเตรทได้ (TA) และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (MC) ในกลุ่มที่ใช้สำหรับการสร้าง สมการ โดยใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์ช่วยในการปรับแต่ง	34
4.3 ผลของการวิเคราะห์ PLS regression สำหรับการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลาย ได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ (TA) และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (MC)	35
4.4 แสดงผลการทดสอบสมการในการจำแนกกลุ่มความหวาน โดยทำการปรับแต่งสเปกตรัม ด้วยวิธีต่างๆ	43
4.5 ผลการทำนายความถูกต้องในการคัดแยกกลุ่มความหวานของลำไย โดยใช้เทคนิคการ สมการแบบ PLS-DA	44

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
4.1 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของลำไย	31
4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของอนุพันธ์อันดับที่สอง	32
4.3 กราฟ scatter plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงและค่าที่วัดได้จากการทำนายด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging (ก) ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, (ข) ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และ (ค) ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย	37
4.4 แสดงการทำนายปริมาณของแข็งที่ละลายได้ทั้งหมดด้วยภาพและค่าการทำนายเฉลี่ยด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในลำไย	38
4.5 แสดงการทำนายปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ด้วยภาพและค่าการทำนายเฉลี่ยด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในลำไย	39
4.6 แสดงการทำนายปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยด้วยภาพและค่าการทำนายเฉลี่ยด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในลำไย	39
4.7 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงดั้งเดิม	41
4.8 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี 2 nd derivative	41
4.9 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของกลุ่ม low sweet และ high sweet ของลำไย	42
4.10 กราฟ scatter plot แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยสมการ ทั้งกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ (ภาพที่ ก) และ กลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ (ภาพที่ ข) โดยใช้เทคนิคการสร้างสมการแบบ PLS-DA	45
4.11 การวิเคราะห์ภาพจากเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ของลำไยกลุ่ม (ก) low sweet และ (ข) high sweet	47

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ลำไย มีชื่อทางวิทยาศาสตร์ว่า *Dimocarpus longan* Lour. ซึ่งเป็นไม้ผลตระกูล Sapindaceae พืชร่วมตระกูลที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจ ได้แก่ เงาะ ลิ้นจี่ โดยลำไยจะปลูกในประเทศจีนตอนใต้และประเทศในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้รวมถึงประเทศไทย ลักษณะเฉพาะของลำไยคือ มีรสหวาน น้ำน้ำสามารถรับประทานสดได้ หรือนำไปแปรรูปเป็น ลำไยอบแห้ง และลำไยกระป๋อง (Tokusoglu and Swansan, 2015) ประเทศไทยเป็นหนึ่งในผู้ผลิตและส่งออกผลิตภัณฑ์ลำไยที่ใหญ่ที่สุดในโลก (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561) โดยในปี พ.ศ. 2560 ประเทศไทยได้ส่งออกลำไยสด ลำไยแช่แข็ง และลำไยอบแห้ง 941,230 ตัน เป็นมูลค่า 32,119 ล้านบาท ตั้งแต่นั้นมามูลค่าการส่งออกก็ลดลงเป็น 27,726.8 ล้านบาท ในปี พ.ศ. 2561 แล้วกลับมาเพิ่มเป็น 29,598 ล้านบาท ในปี พ.ศ. 2562 และ ในปี พ.ศ. 2563 นี้ ก็มีมูลค่าการส่งออกในช่วง ม.ค.-ก.ย. อยู่ที่ 12,909.7 ล้านบาท ซึ่งโดยภาพรวมนั้นมูลค่าการส่งออกของลำไยถือว่ามีมูลค่าสูงมาก เมื่อเทียบกับผลไม้ชนิดอื่นๆ ยกเว้นทุเรียน (กระทรวงพาณิชย์, 2563)

สำหรับมาตรฐานการส่งออกนั้น ระบุว่าลำไยจะต้องมีคุณภาพดี ไม่เน่า ไม่ช้ำ และไม่มีรอยตำหนิที่ชัดเจน ปราศจากสิ่งแปลกปลอมที่มองเห็นได้ ปราศจากกลิ่นและรสชาติแปลกปลอมใดๆ มีรสชาติที่เหมาะสมสำหรับการบริโภคสด และเป็นที่ยอมรับของผู้บริโภค (FAO/WHO, 2007) สิ่งผิดปกติจากภายนอกหรือลักษณะที่ไม่เป็นที่ยอมรับของลำไยนั้น มนุษย์สามารถสังเกตเห็นได้ แต่คุณภาพภายใน เช่น รสชาติ กลิ่น จะขึ้นอยู่กับความหวาน ความเปรี้ยวและความสุกหรือระดับความสุก ทั้งนี้คุณภาพภายในดังกล่าว เราไม่สามารถระบุได้จากการสังเกตที่ผิวภายนอกของลำไย ดังนั้นวิธีการแบบไม่ทำลาย สำหรับการประเมินคุณภาพของลำไย จึงเป็นสิ่งที่สำคัญสำหรับการส่งออก ที่จะเป็นการประกันความน่าเชื่อถือด้านคุณภาพก่อนที่จะส่งออกหรือแปรรูป จึงต้องใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในการตรวจวัด

near infrared hyperspectral imaging (NIR-HSI) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการประเมินคุณภาพของอาหารต่างๆ ทั้งเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ ซึ่งเป็นเทคนิคแบบไม่ทำลายตัวอย่าง มีความรวดเร็วและแม่นยำ สามารถใช้ในการคัดเกรดแบบ real-time (Caporaso et al., 2018) ซึ่งมีงานวิจัยมากมายเกี่ยวกับเทคนิคนี้ในเชิงปริมาณ อย่างเช่น การตรวจหาระดับการเกิดปฏิกิริยา browning ของถั่วลิสงที่มีความสัมพันธ์กับปริมาณความชื้นที่ผิวของถั่วลิสง (Yang et al., 2015), การทำนายปริมาณของแข็งที่ละลายได้ทั้งหมด (TSS), ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ (TA) และ ดัชนีบ่งบอกความสุกในมะนาว (Teerachaichayut and Ho., 2017), การทำนายระดับความสุกของเชอร์รี่จากปริมาณ soluble solids contents (SSC) และ pH (Li et al., 2018), การทำนายเนื้อสัมผัส และ total soluble solids (TSS) ของเมล็ด (Onnom and Teerachaichayut, 2018) และการทำนาย moisture contents (MC) ของเห็ด *Agaricus bisporus* (Lin et al., 2019)

ส่วนปัจจัยด้านคุณภาพที่สำคัญของลำไย คือ ความหวาน ซึ่งมีผลต่อการยอมรับของผู้บริโภค โดยความหวานของลำไยไม่สามารถคัดแยกได้ด้วยการตรวจสอบด้วยตาเปล่าและไม่มีการใช้เทคนิคแบบไม่ทำลายสำหรับการคัดแยกความหวานของลำไย วิธีการนี้เป็นวิธีการหนึ่งที่ประสบความสำเร็จในการคัดแยกคุณภาพของผลไม้แบบไม่ทำลาย โดยใช้เทคนิค near infrared ซึ่งได้มีงานวิจัยที่ทำการทดสอบกับผลไม้มาแล้ว ได้แก่ มะปราง (Teerachaichayut et al., 2017), มังคุด (Teerachaichayut et al., 2007); (Teerachaichayut et al., 2011), สับปะรด (Sukwani and Teerachaichayut, 2013), ข้าวโพดหวาน (Suktanarak et al., 2017) และมะขามหวาน (Teerachaichayut et al., 2014) ดังนั้น เทคนิค near infrared hyperspectral imaging จึงสามารถนำมาใช้สำหรับทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ของลำไยได้ และนำมาใช้ในคัดแยกลำไยออกเป็นกลุ่ม low sweet และ high sweet ได้

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในการวิเคราะห์ทั้งเชิงปริมาณและคุณภาพของลำไยพันธุ์อีดอ โดยวิเคราะห์การทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยและการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย แบบไม่ทำลายตัวอย่าง มีความรวดเร็ว และแม่นยำ สำหรับการแปรรูปและการส่งออก เพื่อเพิ่มความมั่นใจและเป็นการประกันคุณภาพของผลิตภัณฑ์อีกด้วย

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 เพื่อให้ได้ข้อมูลแสดงความสัมพันธ์ระหว่างการดูดกลืนพลังงานแสงย่านใกล้อินฟราเรดกับคุณภาพของลำไย

1.2.2 เพื่อคัดแยกความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ โดยใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging

1.2.3 เพื่อให้ได้สมการและภาพที่ใช้ในการทำนายคุณภาพของลำไยพันธุ์อีดอ ได้แก่ ของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และความชื้นของเนื้อลำไย

1.3 ขอบเขตการวิจัย

ในงานวิจัยนี้มีเป้าหมายในการสร้างสมการและภาพที่ใช้ในการทำนายคุณภาพของ ของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ของลำไย และเพื่อคัดแยกความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ โดยใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถคัดแยกกลุ่มความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ โดยใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ได้

1.4.2 สามารถทำนายคุณภาพภายในของลำไยได้ แบบไม่ทำลายของลำไยพันธุ์อีดอ โดยใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ได้

1.4.3 สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับโรงงานอุตสาหกรรมสำหรับการคัดแยกคุณภาพของผลไม้

1.4.4 สามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการคัดเลือกคุณภาพของผลไม้ในการส่งออกได้

บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ลำไย

2.1.1 ประวัติความเป็นมาของลำไย

ถิ่นกำเนิดของลำไยนั้น สันนิษฐานว่ามาจากประเทศจีนตอนใต้ เนื่องจากมีการปลูกมาหลายพันปี โดยปลูกกันมากที่ มณฑลฟูเจี้ยน กวางตุ้ง กวางสี ไต้หวัน และเสฉวน และมีศูนย์กลางอยู่ที่ มณฑลฟูเจี้ยน (เสวาลักษณ์, 2527) ส่วนแหล่งปลูกลำไยในประเทศไทยที่สำคัญ คือ จังหวัดทางภาคเหนือ ได้แก่ เชียงใหม่ เชียงราย ลำปางแพร่ พะเยา น่าน และลำพูน นอกจากนี้ยังมีการปลูกทางภาคตะวันออก เช่น จังหวัด จันทบุรี ชลบุรี และได้แพร่กระจายไปในหลายจังหวัดของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เช่น จังหวัด ขอนแก่น หนองบัวลำภู หนองคาย และนครพนม เป็นต้น (ศุภรา, 2547) โดยลำไยเป็นผลไม้ที่สามารถเจริญเติบโตได้ดีที่อุณหภูมิ 10-25°C และมีปริมาณน้ำฝนปานกลาง (1,000-1,200 มม./ปี) พื้นที่ที่เหมาะสมในการปลูกลำไย คือ จังหวัดทางภาคเหนือของประเทศไทย โดยเฉพาะในจังหวัดเชียงใหม่และลำพูน จัดเป็นพื้นที่ที่ปลูกลำไยมากที่สุด และเป็นพืชที่สามารถทำรายได้ให้แก่เกษตรกรมาก โดยสามารถแปรรูปและส่งออกต่างประเทศได้เป็นอย่างดี ตลาดใหญ่ของลำไยสดได้แก่ ฮองกง และสิงคโปร์ ส่วนลำไยแห้งทั้งเปลือกนั้นส่งออกยังประเทศจีน และหลายประเทศ (พงษ์ศักดิ์ และคณะ, 2542)

ลำไยเป็นผลไม้ที่อุดมสมบูรณ์ไปด้วยสารอาหารและมีรสชาติดี โดยสามารถนำมารับประทานได้หลากหลายรูปแบบทั้งสดและแปรรูป อีกทั้งยังสามารถใช้เป็นยาได้ (กรมการค้าระหว่างประเทศ กระทรวงพาณิชย์, 2563) อย่างเช่น ยาแผนโบราณ โดยเนื้อของลำไย มีรสหวาน แต่มีคุณสมบัติร้อน (เมื่อรับประทานจะรู้สึกร้อน) ลำไยจึงไม่เหมาะสำหรับผู้ที่เป็นร้อนใน ซึ่งสรรพคุณของลำไยนั้น มีอยู่ 2 อย่างคือ การบำรุงหัวใจ (ซึ่งครอบคลุมไปถึง สมอง, อารมณ์ และจิตใจด้วย) และ การบำรุงกล้ามเนื้อ (ระบบย่อยอาหารและการดูดซึมทั้งหมด) เหมาะสำหรับ ผู้ที่มีร่างกายอ่อนแอหรือทรุดโทรม เช่น สตรีหลังคลอด สตรีมีประจำเดือนมาก คนไข้ที่ฟุ้งเฟ้อจากอาการป่วยหนัก รวมทั้งคนที่มีปัญหาอาหารไม่ย่อย และพวกที่เบื่ออาหาร สรรพคุณที่สองของลำไยได้แก่ ประโยชน์ทางการแพทย์การบำรุงเลือด

(chemotherapy) เพื่อรักษาผู้ป่วยโรคมะเร็ง นอกจากนี้ ยังมียาน้ำขวนเจ้า ซึ่งมีลำไยเป็นองค์ประกอบ สามารถช่วยให้นอนหลับง่าย คลายความรู้สึกเครียด และความกังวล (สายณรงค์, 2542) ทั้งนี้การแพทย์สมัยใหม่พิสูจน์แล้วว่า การบริโภคลำไย มีผลในด้านความสวยความงามและอายุยืนยาวอีกด้วย (กรมการสาธารณสุขระหว่างประเทศกระทรวงพาณิชย์, 2563)

2.1.2 คุณค่าทางอาหารของลำไย

กองวิทยาศาสตร์ กรมวิทยาศาสตร์แห่งประเทศไทยได้ทำการวิเคราะห์ส่วนประกอบของลำไยปรากฏผล แสดงดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ส่วนประกอบของเนื้อลำไยสดและแห้ง

ส่วนประกอบ	เนื้อลำไยสด	เนื้อลำไยแห้ง
ความชื้น (%)	81.10	17.80
ไขมัน (%)	0.11	0.40
เส้นใย (%)	0.28	1.60
โปรตีน (%)	0.97	4.60
เถ้า (%)	0.56	2.86
คาร์โบไฮเดรต (%)	16.98	72.70
ค่าพลังงานความร้อน (กิโลกรัม/100 กรัม)	72.79	311.80
แคลเซียม (มิลลิกรัม/100 กรัม)	5.70	27.70
เหล็ก (มิลลิกรัม/100 กรัม)	0.35	2.39
ฟอสฟอรัส (มิลลิกรัม/100 กรัม)	35.30	159.50
วิตามินซี (มิลลิกรัม/100 กรัม)	69.20	137.80
โซเดียม (มิลลิกรัม/100 กรัม)	-	4.50
โพแทสเซียม (มิลลิกรัม/100 กรัม)	-	2012.00
ไนอาซีน (มิลลิกรัม/100 กรัม)	-	3.03
กรดแพนโทนิค (มิลลิกรัม/100 กรัม)	-	0.57
วิตามินบี 2 (มิลลิกรัม/100 กรัม)	-	0.375

ที่มา: กรมวิทยาศาสตร์บริการ (วศ.) (2563)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากสารอาหารดังกล่าว เนื้อลำไยสดยังมีน้ำตาลเป็นองค์ประกอบ 3 ชนิด คือ กลูโคส ฟรุคโตส และซูโครส โดยในลำไยมีปริมาณน้ำตาลซูโครสมากกว่าน้ำตาลอีกสองชนิด และยังมีกรดอินทรีย์หลายชนิด เช่น กรดกลูโคมิก กรดมาลิก และกรดซิตริก ฯลฯ รวมทั้งกรดอะมิโนอีก 9 ชนิด ส่วนเนื้อลำไยแห้งยังประกอบด้วยเกลือแร่ที่มีประโยชน์ต่อร่างกายอีก เช่น ทองแดง สังกะสี แมงกานีส เป็นต้น (สำนักโภชนาการ กรมอนามัย กระทรวงสาธารณสุข, 2557)

2.1.3 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์และและพันธุ์ลำไย

ลำไยเป็นไม้ผลที่ติดผลสลับปี (alternate bearing) มีชื่อสามัญว่า “Longan” ส่วนชื่อทางวิทยาศาสตร์มีอยู่หลายชื่อด้วยกัน เช่น “*Euphoria longana* Lam., *Dimocarpus longan* Lour.” และ “*Nephelium longana* Camb.” เป็นไม้ผลตระกูล Sapindaceae เป็นพืชตระกูลเดียวกับ เงาะ (*Rambutan: Nephelium lappaceum* L.) และลิ้นจี่ (*Lychee, Litchi: Litchi chinensis* Sonn.) (เกศินี, 2528)

2.1.3.1 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ของลำไย

- ลำต้น มีขนาดลำต้นสูงปานกลางจนถึงขนาดใหญ่ ต้นที่ขยายพันธุ์ด้วยเมล็ดจะมีลำต้นตรง เมื่อเจริญเติบโตเต็มที่จะมีความสูงประมาณ 12-15 เมตร และถ้าหากเป็นต้นที่ขยายพันธุ์ด้วยการตอนกิ่งจะแตกกิ่งก้านสาขาใกล้ๆ กับพื้น และถ้าไม่ได้รับการตัดแต่งในขณะที่ยังเล็ก มักแตกลำต้นเทียมหลายต้น ลำต้นที่เกิดขึ้นไม่ค่อยเหยียดตรงมักเอนหรือโค้งงอ เปลือกลำต้นขรุขระ มีสีเทาหรือสีเทาปนน้ำตาลแตกเป็นสะเก็ด (พงษ์ศักดิ์ และคณะ, 2542)

- ใบ ลักษณะของใบลำไยเป็นใบรวมประกอบด้วยใบย่อยอยู่บนก้านใบรวมกัน (pinnately compound leaves) มีปลายใบเป็นคู่ มีใบย่อย 2-5 คู่ ความยาวใบ 20-30 เซนติเมตร ใบย่อยเรียงตัวสลับหรือเกือบตรงข้าม ความกว้างของใบย่อย 3-6 เซนติเมตร ยาว 7-15 เซนติเมตร รูปร่างใบ เป็นรูปรีหรือรูปหอก ส่วนปลายใบและฐานใบค่อนข้างป้าน ใบด้านบนมีสีเขียวเข้มกว่าด้านล่างเล็กน้อย ขอบใบเรียบไม่มีหยัก ใบเป็นคลื่นเล็กน้อย และเห็นเส้นแขนง (vein) แดกออกจากเส้นกลางใบชัดเจน และมีจำนวนมาก (พงษ์ศักดิ์ และคณะ, 2542)

- ช่อดอก ลำไยออกดอกเป็นช่อ ช่อดอกเป็นแบบ compound dichasia ที่มีการจัดเรียงดอกแบบที่มีก้านดอกยาวกว่าก้านอื่นๆ หรือมีก้านดอกจัดเรียงแบบ panicle ช่อดอกลำไยส่วนมากจะเกิดจากตาที่ปลายยอด (terminal bud) จึงมักพบช่อดอกตรงปลายกิ่ง บางครั้งอาจเกิดจากตาข้างของกิ่ง ความยาวของช่อดอกประมาณ 15-30 เซนติเมตร มีลักษณะอวบแข็งและอ่อนนุ่ม ช่อดอกขนาดกลางมีดอกย่อยประมาณ 3,000 ดอก (เกศินี, 2528)

- ดอก ดอกลำไยมีสีขาวหรือขาวอมเหลือง มีขนาดเล็กมีเส้นผ่าศูนย์กลางประมาณ 6-8 มิลลิเมตร ช่อดอกหนึ่งๆ อาจมีดอก 3 ชนิด (polygamo-monoecious) คือ ดอกตัวผู้ (staminate flower) ดอกตัวเมีย (pistillate flower) และดอกสมบูรณ์เพศ (perfect flower) (พงษ์ศักดิ์ และคณะ, 2542; พาวิน, 2543)

- ผล มีลักษณะกลม เปลือกผลมีสีเขียวปนสีน้ำตาล เขียวปนเหลืองหรือน้ำตาลแดง แล้วแต่ชนิดของพันธุ์ เปลือกลำไย เมื่อยังไม่โตเต็มที่จะมีผิวขรุขระเล็กน้อย เมื่อแก่จัดเปลือกมีผิวค่อนข้างเรียบ ลักษณะผลจะพองโต เนื้อลำไยเป็นเนื้อเยื่อพารินไคมาที่เจริญล้อมรอบเมล็ด (outer integument) และอยู่ระหว่าง เปลือกกับเมล็ด ซึ่งมีสีขาวคล้ายวุ้น มีสีขาวขุ่น ไสหรือสีชมพูเรื่อๆ มีกลิ่นหอม รสหวาน แตกต่างกันไปตามพันธุ์ (พงษ์ศักดิ์ และคณะ, 2542; เกศินี, 2528)

- เมล็ด มีลักษณะกลมจนถึงกลมแบน เมื่อยังไม่แก่มีสีขาวแล้วค่อยๆ เปลี่ยนเป็นสีดำมัน ส่วนของเมล็ดที่ติดกับข้อผล (placenta) เป็นเนื้อเยื่อสีขาวๆ บนเมล็ด ซึ่งมีลักษณะคล้ายตามังกร (dragon's eye) placenta นี้จะมีขนาดเล็กหรือใหญ่ต่างกันไปตามพันธุ์ เมื่อผลแก่จัดแล้วยังไม่ได้เก็บเกี่ยว placenta จะใหญ่ขึ้นเนื่องจาก placenta ดูดสารอาหาร ไปเลี้ยงเมล็ด ทำให้เนื้อไม้รสชาติจัดลง (พงษ์ศักดิ์ และคณะ, 2542; พาวิน, 2543)

2.1.3.2 พันธุ์ลำไย

พันธุ์ลำไยที่ปลูกกันอย่างแพร่หลาย และเป็นที่ยึดถือ มีอยู่ด้วยกัน 4 สายพันธุ์ คือ พันธุ์อีตอ พันธุ์สีชมพู พันธุ์แก้ว และพันธุ์เป็ยวเขียว (ยุทธนา และคณะ, 2559; พาวิน และวินัย, 2539)

- พันธุ์อีตอ เป็นลำไยพันธุ์เบา สามารถออกดอกและเก็บผลก่อนพันธุ์อื่นๆ ชาวสวนจึงนิยมปลูกกันมากที่สุด เพราะเก็บเกี่ยวได้ก่อน ทำให้ขายได้ราคาดี สามารถจำหน่ายทั้งผลสดและแปรรูปทำลำไยกระป๋องและลำไยอบแห้งได้ เป็นพันธุ์ที่เจริญเติบโตได้ดี ในดินที่มีความอุดมสมบูรณ์ สามารถทนแล้งและทนน้ำได้ดีปานกลาง หากสภาพอากาศเหมาะสมจะออกดอกประมาณเดือนธันวาคม และเก็บผลผลิตได้ประมาณปลายเดือนมิถุนายน ถึงต้นเดือนกรกฎาคม ผลมีขนาดค่อนข้างใหญ่ เปลือกสีน้ำตาลเข้ม เนื้อผลหนาสีขาวขุ่น รสหวาน มีปริมาณน้ำตาลเฉลี่ยประมาณ 19-22 %

- พันธุ์สีชมพู เป็นลำไยพันธุ์กลาง สามารถเก็บเกี่ยวผลได้ตั้งแต่เดือนกรกฎาคมจนถึงต้นเดือนสิงหาคม เจริญเติบโตได้ดีพอใช้แต่ไม่ค่อยทนแล้ง จัดว่าเป็นพันธุ์ที่มีรสชาติดี นิยมรับประทานในประเทศ มีผลขนาดใหญ่ปานกลาง ทรงผลค่อนข้างกลมเป็ยวเล็กน้อย ผิวสีน้ำตาล

อมแดง ผิวเรียบ มีกระสีกล้ำตลอดผล เปลือกหนา เนื้อหนานปานกลางสีชมพูเรื่อๆ ยิ่งผลแก่จัดสีของเนื้อยิ่งเข้ม เนื้อล่อน รสหวานจัด กลิ่นหอม มีปริมาณน้ำตาลเฉลี่ยประมาณ 21-22 % เมล็ดค่อนข้างเล็ก

- พันธุ์แห้ว เป็นลำใยพันธุ์หนัก ลำต้นไม่ค่อยแข็งแรง เปลือกลำต้นสีน้ำตาล เป็นพันธุ์ที่เจริญเติบโตได้ดีมาก สามารถทนแล้งได้ดี พันธุ์แห้ว แบ่งได้เป็น 2 ชนิดคือ แห้วยอดแดง และ แห้วยอดเขียว พันธุ์แห้ว เกิดดอกและติดผลค่อนข้างยาก อาจให้ผลเว้นปี ช่อดอกสั้น มีผลขนาดใหญ่หรือปานกลาง ทรงผลกลมและแป้น ฐานผลบวม ผิวสีน้ำตาล มีกระสีกล้ำตลอดผล เมื่อจับรู้สึกสากมือ เปลือกหนามาก เนื้อหนาแน่น สีขาวขุ่น รสหวานแหลม กลิ่นหอม มีน้ำปานกลาง เมล็ดขนาดค่อนข้างเล็ก

- พันธุ์เบี้ยวเขียว เป็นลำใยพันธุ์หนักที่เก็บผลผลิตได้ช้ากว่าพันธุ์อื่นๆ เจริญเติบโตได้ดี ทนแล้งได้ แต่มักอ่อนแอต่อโรคพุ่มไม้กวาด ออกดอกยาก มักออกปีเว้นปี พันธุ์เบี้ยวเขียว แบ่งได้ 2 ชนิดคือ เบี้ยวเขียวก้านแข็ง (เบี้ยวเขียวป่าเส้า) และ เบี้ยวเขียวก้านอ่อน (เบี้ยวเขียวเชียงใหม่) เบี้ยวเขียวก้านแข็งให้ผลไม่ดก ขนาดผลใหญ่มาก ไม่ค่อยนิยมปลูก ส่วนเบี้ยวเขียวก้านอ่อนให้ผลดก ผลมีขนาดใหญ่ ทรงผลกลมแบนและแป้นมากจนเห็นได้ชัด ผิวสีเขียวอมน้ำตาล ผิวเรียบ เปลือกหนาและเหนียว เนื้อสีขาวขุ่น แท่งกรอบ ล่อนง่าย มีน้ำน้อย รสหวานแหลม กลิ่นหอม มีปริมาณน้ำตาลเฉลี่ยประมาณ 22 %

สำหรับพันธุ์ลำใยที่ปลูกมากที่สุดคือ พันธุ์อู๊ด มีผลผลิตคิดเป็นร้อยละ 80 ของผลผลิตลำใยทั้งหมด (ศุภรา, 2547)

2.2 การวิเคราะห์ทางเคมี

2.2.1 การวิเคราะห์ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้

2.2.1.1 ของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (total soluble solid, TSS) หมายถึง ปริมาณของแข็งที่ละลายได้ในน้ำทั้งหมดใช้บ่งชี้ความเข้มข้นของอาหารเหลว เช่น น้ำเชื่อม น้ำผลไม้เข้มข้น โดยของแข็งที่ละลายได้ในน้ำคั้นจาก ผัก ผลไม้ เป็นผลรวมของของแข็งที่ละลายได้ทั้งหมด ได้แก่ น้ำตาลชนิดต่างๆ เช่น น้ำตาลซูโครส น้ำตาลกลูโคส น้ำตาลฟรักโทส กรดอินทรีย์ เช่น กรดซิตริก กรดแล็กติก และแร่ธาตุต่างๆ สามารถใช้ เป็นดัชนีวัดความแก่อ่อน (maturity index) ของผักผลไม้ (พิมพ์เพ็ญ และนิธิยา, 2563)

2.2.1.2 หลักการทำงานของ refractometer แบ่งการวัดค่าดัชนีหักเห โดยอาศัยหลักการของแสง ได้ 2 แบบ (สุรสิทธิ์, 2547)

- หลักการวัดค่าดัชนีหักเหในระบบส่องผ่าน (transparent system) เมื่อลำแสงส่องผ่านเข้ามาระหว่างสารตัวอย่างกับปริซึม จะทำให้เกิดการหักเหของแสง โดยถ้าตัวอย่างที่นำมาตรวจสอบมีค่าดัชนีการหักเหมาก จะทำให้ลำแสงสามารถส่องผ่านไปยังสเกลได้มาก จึงทำให้สามารถอ่านค่าความเข้มข้นของตัวอย่างได้มาก

- ระบบสะท้อนกลับ (reflection system) จะวัดขนาดของมุมที่สะท้อนกลับเข้าสู่ปริซึม เมื่อลำแสงเกิดกาสะท้อนกลับเข้ามายังปริซึม จะทำให้เกิดแถบมืดและแถบสว่าง โดยจะถูกนำไปคำนวณหาค่าดัชนีหักเหในตัวอย่าง โดยจะเป็นสัดส่วนโดยตรงกับค่าดัชนีหักเหของวัตถุ

2.2.1.3 digital hand refractometer เป็นเครื่องมือที่มีขนาดเล็กพกพาไปยังสถานที่ต่างๆ ได้สะดวกและใช้งานง่าย เนื่องจากแสดงผลเป็น %ตัวเลข เหมาะสำหรับตัวอย่างที่เป็นสารละลาย เช่น การวัด %brix, %ethylene glycol และ %sodium chloride เป็นต้น (สุรสิทธิ์, 2547)

2.2.2 การวิเคราะห์ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้

ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ คือการวัดความเข้มข้นของกรดทั้งหมดที่มีอยู่ในอาหาร กรดในอาหารมักเป็นกรดอินทรีย์ เช่น กรดซิตริก (citric acid) กรดมาลิก (malic acid) กรดแล็กติก (lactic acid) กรดทาร์ทาริก (tartaric acid) และกรดอะซิติก (acetic acid) ซึ่งพบมากที่สุด โดยการไทเทรต ด้วยสารละลายด่างมาตรฐาน (NaOH) ซึ่งจะดูจากจุดสิ้นสุดหรือการเปลี่ยนสีของฟีนอล์ฟทาลีน โดยการคำนวณความเป็นกรดที่ไตเตรทได้จะแสดงในรูปของกรดอินทรีย์ที่พบมากในตัวอย่างนั้น (Nielsen, 2010)

2.2.3 ปริมาณความชื้น

ความชื้น (moisture content) เป็นค่าที่บอกปริมาณน้ำที่มีอยู่ในอาหาร เป็นซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักของผลิตภัณฑ์อาหาร โดยการวัดความชื้นของอาหาร สามารถวัดได้โดยตรง (direct method) ซึ่งเป็นการวัดปริมาณที่มีอยู่ในอาหารโดยตรง สามารถทำได้หลายวิธี ได้แก่ การแยกเอาน้ำออกด้วยวิธีทางกายภาพ เช่น การอบแห้งทำให้น้ำระเหยออกไป การกลั่นแยกเอาน้ำออกจากอาหาร หรือการใช้วิธีการทางเคมี โดยการใช้สารเคมีทำปฏิกิริยากับน้ำ เป็นต้น วิธีการวัดโดยตรงเป็นการวัดที่ทำหลายตัวอย่าง แต่ละวิธีจะมีความถูกต้องแตกต่างกัน (Nielsen, 2010)

2.3 near infrared hyperspectral imaging

เป็นเทคโนโลยีที่เกิดขึ้นใหม่ที่ใช้ในการตรวจสอบคุณภาพตัวอย่าง ทั้งในเชิงปริมาณและคุณภาพ โดยที่ไม่ทำลายตัวอย่าง (non-destructive quality evaluation) มีความสามารถในการประเมินผลแบบ real-time โดยใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ซึ่งเทคนิคนี้จะรวมกันระหว่างเทคนิคสเปกโตรสโกปี (spectroscopy techniques) การใช้พลังงานคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าย่านความถี่อินฟราเรดย่าน ใกล้ (near Infrared) และเทคนิคคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision techniques) การประมวลผลภาพแบบดิจิทัล ไว้ในระบบเดียวโดยจะให้ทั้งข้อมูลเชิงพื้นที่และสเปกตรัมพร้อมกัน ซึ่งสามารถใช้ได้ในหลายกลุ่มอุตสาหกรรม โดยสามารถวิเคราะห์ผลได้เป็นอย่างดี และเทคนิค near infrared hyperspectral imaging สามารถใช้เลือกความยาวคลื่นที่สำคัญสำหรับการสร้างระบบการถ่ายภาพแบบ multispectral ทำให้สามารถตอบสนองความต้องการของความเร็วในสายการผลิตภาคอุตสาหกรรม หากสามารถเลือกความยาวคลื่นที่เหมาะสมได้สำหรับการใช้งานที่เฉพาะเจาะจงสำหรับตัวอย่าง จะเป็นเทคโนโลยีที่มีประสิทธิภาพมากสำหรับการตรวจสอบในกระบวนการผลิตและการตรวจสอบแบบ real-time (Kamruzzaman et al., 2013)

2.4 การปรับแต่งข้อมูลก่อนการวิเคราะห์

ปัจจัยที่มีผลต่อสเปกตรัมของตัวอย่าง ได้แก่ ความชื้นและขนาดอนุภาค (particle size) ซึ่งจะ ทำให้สเปกตรัมที่ได้มีความแตกต่างกัน เนื่องจากสภาพกระเจิงแสงและความแตกต่างที่เป็นผลมาจากความเข้มข้นขององค์ประกอบที่ต้องการวัด ซึ่งอาจจะทำให้เกิดความแตกต่างในผลเชิงบวก (additive scattering) สเปกตรัมเพิ่มขึ้นตามตลอดช่วงความยาวคลื่น หรือผลเชิงคูณ (multiplicative scattering) สเปกตรัมเพิ่มขึ้นเมื่อความยาวคลื่นสูงขึ้น นอกจากนี้สเปกตรัมที่ได้จากการดูดกลืนแสงใน ย่านใกล้อินฟราเรดเป็นสเปกตรัมที่มีการเหลื่อมซ้อนทับกันอยู่ (overlapping band) ดังนั้นในการวิเคราะห์จึงนำไปปรับแต่งด้วยวิธีทางคณิตศาสตร์ก่อน เพื่อลดความคลาดเคลื่อนให้น้อยลง (อนุพันธ์, 2545) วิธีที่นิยมใช้วิธีคือ

2.4.1 วิธีอนุพันธ์ (derivative) เป็นการหาความชันของเส้นสเปกตรัม เพื่อแก้ปัญหาพีคที่มีฐานกว้าง (broad peak) เนื่องจากการซ้อนทับกันของพีค (overlapping) และอิทธิพลจากการยกตัวของเส้นสเปกตรัม (base line shift) ที่เกิดจากการกระเจิงแสง (scattering light) เมื่อแสงตกกระทบที่ตัวอย่างทำให้แสง เปลี่ยนทิศทางซึ่งมีผลต่อการดูดกลืนแสงที่ความยาวคลื่นต่างๆ ทั้งนี้มีสาเหตุมาจากขนาดของ

ตัวอย่าง ไม่สม่ำเสมอ การอัดตัว และการกระจายตัวของตัวอย่างภายในเซลล์บรรจุที่แตกต่างกัน รวมทั้งความชื้นภายในตัวอย่าง ที่แตกต่างกันด้วย (William and Norris, 2001)

2.4.1.1 first derivative เป็นการหาความชันของสเปกตรัมซึ่งจะช่วยแก้ปัญหาที่สเปกตรัมมีค่าเพิ่มขึ้นคงที่ตลอดช่วงความยาวคลื่น หรือการเลื่อนตัวของสเปกตรัมแกน Y เนื่องจากอิทธิพลของความชื้นและขนาดของอนุภาคที่แตกต่างกัน การทำ first derivative ทำให้การแปลความหมายยาก ดังนั้นจึงนิยมใช้ second derivative มากกว่า first derivative (Siesler et al., 2002)

2.4.1.2 second derivative การใช้ second derivative จะเป็นการ เปลี่ยนแปลงความชันของสเปกตรัมสเปกตรัมที่ได้จะมีรูปร่างที่แตกต่างจากสเปกตรัมเริ่มต้น การหา การเปลี่ยนแปลงของความชันสามารถแยกจุดยอดที่เหลื่อมซ้อนกันอยู่ สเปกตรัมที่ผ่านการปรับแต่ง ด้วยวิธี second derivative ที่ได้จะมีจุดยอดที่เป็นบวกในด้านซ้ายและด้านขวา ส่วนจุดยอดตรงกลาง จะอยู่ตรงด้านซ้ายที่มีค่ามากที่สุดและตรงกับจุดยอดเริ่มต้น การคำนวณการเปลี่ยนแปลงความชันของ สเปกตรัมสามารถแยกจุดยอดของสเปกตรัมที่เหลื่อมซ้อนกันของสเปกตรัมเริ่มต้นได้ ดังนั้นข้อมูลที่ได้ จากการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี second derivative จึงเป็นที่นิยมมากกว่าวิธี first derivative (Siesler et al., 2002)

2.4.2 multiplicative scatter correction (MSC) สเปกตรัมที่ได้จากการวัดการ ดูดกลืนย่านแสง NIRs แบบ diffuse reflectance และแบบ transmission มักจะเกิดการกระเจิงแสง (scatter light) ดังนั้นได้มีการใช้วิธีทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า MSC มาปรับแต่งสเปกตรัม เป็นการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งสเปกตรัมเพื่อลดอิทธิพลของการกระเจิงของแสง ซึ่งเป็นอีกวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ใน การลดค่าผิดพลาดใช้ NIRs แบบวัดการสะท้อนกลับของแสง เพื่อหาปริมาณองค์ประกอบทางเคมีในเมล็ดพืช โดยแปลงข้อมูลสเปกตรัมด้วยวิธี MSC พบว่ามีค่าผิดพลาด ของสมการต่ำกว่าสมการของสเปกตรัมดั้งเดิม (original spectrum) (อนุพันธ์, 2545)

2.4.3 วิธี smoothing เป็นการหาค่าเฉลี่ยคลื่น โดยมีการแทนค่าการดูดกลืนแสง แต่ละความยาวคลื่นด้วยค่าเฉลี่ยของค่าการดูดกลืนแสงในช่วงความยาวคลื่นที่มีจุดศูนย์กลางของช่วง ความยาวคลื่นตรงกับจุดที่ถูกแทนที่ ต่อจากนั้นเลื่อนช่วงไปหนึ่งความยาวคลื่น แล้วคำนวณซ้ำจนครบ ตลอดช่วงความยาวคลื่น ซึ่งสามารถลดปัญหาของสัญญาณรบกวนต่อค่าการดูดกลืนแสง โดยจะได้ สเปกตรัมที่มีลักษณะเหมือนสเปกตรัมดั้งเดิมแต่จะเรียบสม่ำเสมอมากกว่า (Siesler et al., 2002)

นอกจากนี้ยังมีวิธีการแปลงสเปกตรัมที่นิยมใช้อีกหลายวิธี เช่น standard normal variate (SNV) ซึ่งจะมีวิธีการคล้ายกับ MSC แต่ SNV จะทำการแปลงเฉพาะสเปกตรัมและความยาว

คลื่นที่ได้รับผลกระทบจากการกระเจิงแสง ซึ่งการหาค่า SNV เพื่อมาลดการกระเจิงแสงของสเปกตรัมที่ความยาวคลื่นนั้นและหารด้วยค่าการเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Branes et al., 1993)

2.5 วิธีการสร้างสมการ (calibration equation)

สมการ calibration ประกอบไปด้วยตัวแปร 2 ชนิด คือ ตัวแปรอิสระ (X) และตัวแปรตาม (Y) การหาตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับค่าตัวแปรตามเป็นสิ่งสำคัญของการสร้างสมการ calibration (Williams, 2007) ซึ่งแบ่งได้ 2 วิธีหลัก คือ

2.5.1 wavelength selection เป็นการเลือกความยาวคลื่นเฉพาะซึ่งเป็นตัวแปร อิสระให้มีความสัมพันธ์กับค่าตัวแปรตามนั้น โดยการพิจารณาจากข้อมูลทางสถิติ ดังนี้

2.5.1.1 simple linear regression (SLR) เป็นการสร้างสมการที่ประกอบด้วยตัวแปรสองชนิดที่มีความสัมพันธ์กัน คือ ตัวแปรอิสระ (X) และตัวแปรตาม (Y) SLR เป็นการเลือกพิจารณาความสัมพันธ์เชิงปริมาณของตัวอย่างที่ความยาวคลื่นเพียงความยาวคลื่นเดียว (single wavelength) การวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมีด้วย NIRs เป็นไปไม่ได้ที่จะใช้ความยาวคลื่นใด ความยาวคลื่นหนึ่งในการหาปริมาณองค์ประกอบทางเคมีของตัวอย่างได้ เนื่องจากตัวอย่าง ประกอบด้วยองค์ประกอบทางเคมีหลายชนิดด้วยกัน ดังนั้นจึงต้องใช้ข้อมูลจากหลายความยาวคลื่น (multiple wavelengths) เพื่อทำนายปริมาณองค์ประกอบทางเคมีของผลผลิต (สุมาพร, 2545) สมการ SLR สามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2.1

$$Y = b_0 + b_1X \quad (2.1)$$

เมื่อ Y = ค่าองค์ประกอบทางเคมี

X = ค่าการดูดกลืนแสงที่ความยาวคลื่นตำแหน่งเดียว

b_0 = ค่าคงที่ ณ จุดตัดแกน Y เมื่อ X มีค่าเท่ากับศูนย์

b_1 = ค่าคงที่การถดถอย

2.5.1.2 multiple linear regression (MLR) เป็นวิธีการวิเคราะห์ผลทางสถิติที่นำ ตัวแปรอิสระ (ตัวแปร X) มากกว่าหนึ่งตัวมาใช้ในการประมาณค่าตัวแปรตาม (ตัวแปร Y) การนำ

เทคนิค MLR มาใช้ในการวิเคราะห์ผลมีข้อดีมากกว่าวิธี SLR หลายประการ เช่นสมการที่สร้างขึ้นสามารถนำไปใช้กับตัวอย่างที่มีองค์ประกอบซับซ้อนได้ อย่างไรก็ตามการสร้างสมการด้วยวิธี MLR มีข้อเสียคือการคัดเลือกตัวแปรอิสระหรือค่าการดูดกลืนแสงที่แต่ละความยาวคลื่นที่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลทางเคมีต้องใช้เวลาาน จำนวนของตัวแปรอิสระหรือจำนวนของความยาวคลื่นที่นำมาใช้ในการสมการจะถูกจำกัด โดยจำนวนของตัวอย่างที่นำมาทำการทดสอบต้องมีตัวอย่างจำนวนมากเพื่อให้สมการที่สร้างขึ้นมีความถูกต้องและแม่นยำ การคัดเลือกตัวแปรอิสระหรือความยาวคลื่นที่เหมาะสมจากความยาวคลื่นทั้งหมดมาสร้างสมการอาจได้ข้อมูลที่ไม่ครอบคลุมมากพอ ทำให้ค่าที่ทำนายได้จากวิธีนี้มีค่าต่ำกว่าหรือสูงกว่าค่าที่แท้จริง (Osborne และคณะ, 1993) สมการ MLR สามารถเขียนได้ ดังสมการที่ 2.2

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (2.2)$$

เมื่อ X_1, X_2, \dots, X_n = ค่าการดูดกลืนแสงที่ความยาวคลื่น n ตำแหน่ง
 $b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$ = ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยที่ความยาวคลื่น n ตำแหน่ง

2.5.2 full spectrum method การที่จะพิจารณาเลือกความยาวคลื่นที่มีความสัมพันธ์กับค่าองค์ประกอบที่ศึกษานั้นค่อนข้างทำได้ยาก เกิดข้อผิดพลาดได้ง่าย การใช้ข้อมูล สเปกตรัมทั้งหมดหรือในช่วงความยาวคลื่นที่สนใจจะช่วยให้สมการ calibration ที่ได้มีความถูกต้อง มากขึ้น full spectrum method เป็นการเลือกช่วงความยาวคลื่นที่เหมาะสมจากความยาวคลื่น ทั้งหมดในสเปกตรัม (full spectrum) มาสร้างสมการโดยทำการลดจำนวนตัวแปรอิสระ (X) และ สร้างตัวแปรกลุ่มใหม่ขึ้นมาวิธีทางสถิติที่นิยมใช้ได้แก่ 2 วิธีคือ principle component regression (PCR) และ partial least square regression (PLSR) (Williams, 2007) ทั้งสองวิธีนี้ต้องใช้ในการสร้างตัวแปรใหม่ที่ เรียกว่า factor หรือองค์ประกอบ

2.5.2.1 principal component regression (PCR) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการลดจำนวนของตัวแปรอิสระ ในกรณีที่ตัวแปรอิสระมีจำนวนมาก การลดจำนวนของตัวแปร คือแบ่งกลุ่มตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันเพื่อสร้างตัวแปรขึ้นมาใหม่เรียกว่า factor หรือองค์ประกอบ factor ที่สร้างขึ้นก็คือผลรวมของค่าสเปกตรัมทุกความยาวคลื่นที่น้ำหนักแตกต่างกัน factor แรกจะถูกสร้าง ขึ้นมาให้เห็นสามารถอธิบายความแปรปรวนที่เหลือซึ่งจะทำให้ factor แต่ละ factor แทบไม่มีความสัมพันธ์ต่อกันซึ่งเป็นข้อดีสำหรับการวิเคราะห์ด้วย PCR เมื่อทำการหา factor เรียบร้อยแล้ว นำ factor ที่ได้มาทำ

regression กับค่าทางเคมีโดยใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (least square method) ก็จะได้ค่า calibration coefficient

2.5.2.2 partial least squares regression (PLSR) วิธีนี้จะคล้ายคลึงกับ PCR แต่จะต่างกันตรงที่วิธี PCR กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลสเปกตรัมจะเป็นอิสระจากกระบวนการทำสมการถดถอยของสมการ calibration ซึ่งใน PLSR ทั้งสองกระบวนการจะถูกเชื่อมโยงเข้าไว้ด้วยกันโดยมีการนำค่าองค์ประกอบทางเคมีมาคิดรวมข้อมูลและเกี่ยวข้องกับการประเมินค่าทางเคมีทำให้ factor ที่ได้จากวิธี PLSR สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลและเกี่ยวข้องกับการประเมินค่าทางเคมีในเวลาเดียวกันสมการ calibration ที่ได้จากวิธี PLSR จึงประเมินค่าทางเคมีได้ถูกต้องมากขึ้น

2.6 partial least squares discriminant analysis (PLS-DA)

เป็นวิธีการจำแนกกลุ่มของข้อมูลตั้งแต่สองกลุ่มขึ้นไป วิธีการนี้จำเป็นต้องกำหนดค่าอ้างอิงให้กับแต่ละกลุ่มข้อมูลที่นำมาเปรียบเทียบกัน โดยกำหนดให้กลุ่มแรกมีค่าเท่ากับ 0 และกลุ่มที่สองมีค่าเท่ากับ 1 จากนั้นนำมาสร้างความสัมพันธ์เชิงเส้นด้วย วิธี PLS-DA เป็นวิธีวิเคราะห์โดยจะสร้างตัวแปรใหม่ที่เรียกว่า principal component (PC) ซึ่งเป็นผลรวมเชิงเส้นของตัวแปรต้นทุกตัวโดย PC1 จะเป็นค่าที่อธิบายความแปรปรวนรวมที่มากที่สุดของตัวแปรต้นของตัวอย่างกับค่าที่ใช้ทำนายแยกกลุ่มระหว่างสองกลุ่มข้อมูล ค่า PC ซึ่งเรียกว่า score เมื่อพล็อตร่วมกันระหว่างสอง PC จะสามารถนำมาตรวจสอบการแบ่งกลุ่มของตัวอย่างได้ว่าถูกแยกด้วย PC ใด และตัวแปรต้นตัวใดที่มีอิทธิพลที่ทำให้เกิดการแยกระหว่างกลุ่ม โดยตรวจสอบดูค่า loading ซึ่งค่า loading ที่มีค่าสูงของ PC ที่ทำให้เกิดการแบ่งกลุ่มจะแสดงว่า ตัวแปรต้นตัวดังกล่าวมีผลที่ทำให้เกิดการแบ่งกลุ่ม (สิริพิชญ์ และทิพย์วรรณ, 2559)

2.7 วิธีการทดสอบสมการ (validation test)

การจะทดสอบความถูกต้องของสมการ (validation) ทำโดยใช้สมการทำนายตัวอย่างจำนวนหนึ่งที่รู้ค่า การเปรียบเทียบค่าที่ทำนายได้กับค่าที่วัดได้จริง จะแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของสมการ โดยมีการทดสอบความถูกต้องของสมการที่นิยมใช้ 2 วิธี (Conzen, 2006) คือ

2.7.1 การทดสอบภายใน (internal validation) หรือ การทดสอบแบบไขว้ (cross validation) ตัวอย่างแต่ละตัวอย่าง จะถูกเลือกออกมาจากชุดข้อมูล calibration แล้วใช้ตัวอย่างที่เหลือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สร้างสมการ และใช้แบบสมการวิเคราะห์ค่าของตัวอย่างที่ถูกเลือกออกไป การเปรียบเทียบค่าที่ทำนายได้กับค่าที่วัดได้จริง จะแสดงว่า สมการที่ใช้ในการทำนายตัวอย่างได้แม่นยำอย่างไร เพื่อที่จะทดสอบชุดข้อมูลทั้งหมด ตัวอย่างที่ถูกเลือกออกไปจะถูกนำเข้ามาในชุดข้อมูลเดิม แล้วเลือกตัวอย่างชุดที่ 2 ออกไป ขั้นตอนของการนำตัวอย่างออก การวิเคราะห์และการนำกลับเข้ามาใหม่ในชุด calibration จะดำเนินไปจนกระทั่งตัวอย่างทั้งหมดถูกวิเคราะห์ การเปรียบเทียบค่าที่ทำนายได้กับค่าที่วัดได้จริงจะช่วยให้ คำนวณค่าความผิดพลาดของการทำนายของระบบข้อมูลทั้งหมด ซึ่งก็คือค่า RMSECV (root mean square error of cross validation) ซึ่งถ้าค่าความผิดพลาด (error) น้อย แสดงว่าสมการที่ใช้ในการทำนายมีประสิทธิภาพดี (Conzen, 2006) โดยทำเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

2.7.1.1 นำตัวอย่างหนึ่งออกจากชุด calibration

2.7.1.2 สร้างสมการด้วยข้อมูลที่เหลืออยู่

2.7.1.3 ทำการวิเคราะห์ตัวอย่างที่นำออกไปในขั้นที่ 1 และคำนวณค่าความผิดพลาดสำหรับตัวอย่างนี้ด้วยสมการ $Y_1^{meas} - Y_1^{pred}$

2.7.1.4 นำตัวอย่างที่นำออกมาในขั้นที่ 1 กลับเข้าสู่กลุ่มข้อมูลและนำตัวอย่างใหม่ออกจากกลุ่มข้อมูล จากนั้นสร้างสมการและทำนายตัวอย่างใหม่อีกครั้ง $Y_2^{meas} - Y_2^{pred}$

2.7.1.5 ทำซ้ำขั้นที่ 4 จนกระทั่งครบหมดทุกตัวอย่างในกลุ่มข้อมูลชุด calibration จากนั้นคำนวณหาค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (mean error of cross validation, RMSECV)

2.7.2 การทดสอบภายนอก (external validation) หรือ การทดสอบแบบชุดทดสอบ (test set validation) จะตรงกันข้ามกับการทดสอบภายใน ตัวอย่างทั้งหมดของชุด calibration จะถูกใช้ในการสร้างสมการ สมการนี้จะใช้สำหรับการพิสูจน์ต่อไป นั่นคือ สเปกตรัมในการวิเคราะห์จะไม่ถูกเอาออกจากชุด calibration เพื่อที่จะประมาณค่าความคลาดเคลื่อนของการทำนายต้องวัดตัวอย่างอื่นๆ และจัดให้เป็นชุด prediction สำหรับการทดสอบ ตัวอย่างเฉพาะของชุด prediction จะถูกวิเคราะห์ นั่นคือชุดข้อมูลของการทดสอบภายนอกจะถูกแบ่งเป็นชุด calibration และตัวอย่างที่วิเคราะห์ ซึ่งตรงข้ามกับการทดสอบแบบไขว้ (cross validation) ที่จะไม่มีการแลกเปลี่ยนระหว่าง 2 ชุดตัวอย่าง การเปรียบเทียบผลของการวิเคราะห์ด้วยสมการกับข้อมูลความเข้มข้นเดิมของชุด prediction จะถูกใช้คำนวณ RMSEP (root mean square error of prediction) คำนี้อยู่เป็นตัวแทนการวัดเชิงปริมาณเพื่อทำนายความแม่นยำของสมการ สมการในการทำนายที่ดีจะต้องมีค่า RMSEP ต่ำ (Conzen, 2006) โดยทำเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

2.7.2.1. สร้างสมการ โดยใช้สเปกตรัมทั้งหมดในชุด calibration

2.7.2.2. ทดสอบสมการ โดยใช้ตัวอย่างชุดทดสอบใหม่ โดยรู้ค่าความเข้มข้น ซึ่งจะคำนวณค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการทำนาย (mean error of prediction, RMSEP) ได้

2.8 ค่าทางสถิติที่ใช้พิจารณาความแม่นยำของการสร้างสมการ

2.8.1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (coefficient of correlation, R) แสดงถึง ความสัมพันธ์ระหว่าง ข้อมูลของตัวแปร X และตัวแปร Y ถ้าข้อมูลทั้งสองชุดมีความสอดคล้องกันมาก ผลของค่า R ที่ได้จะ เข้าใกล้ 1.00 ในกรณีที่ได้ค่า R เท่ากับ 1.00 แสดงว่าข้อมูลทั้งสองชุดมีความสอดคล้องกันอย่างสมบูรณ์ ในขณะที่ถ้าค่า R เข้าใกล้ 0 แสดงว่าข้อมูลทั้งสองชุดไม่มีความสัมพันธ์ หรือความสอดคล้องกัน ทั้งนี้ ตัวแปร X และตัวแปร Y อาจมีความสัมพันธ์กันในเชิงบวกหรือลบก็ได้ (Williams, 2007)

2.8.2 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (coefficient of determination, R^2) แสดงถึง สัดส่วนความแปรปรวนของตัวแปร X (ค่าจริง) ที่สามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปร Y (ค่าทำนาย) ซึ่งจะมีค่าเป็นบวกเสมอ เช่น ถ้าค่า R^2 เท่ากับ 1.00 หมายความว่า ความแปรปรวนของตัวแปร X อธิบายความแปรปรวนของตัวแปร Y ได้ 100 เปอร์เซ็นต์ หรือในกรณีที่ค่า R^2 เท่ากับ 0.50 หมายความว่า ความแปรปรวนของตัวแปร X อธิบายความแปรปรวนของตัวแปร Y ได้ 50 เปอร์เซ็นต์ และอีก 50 เปอร์เซ็นต์ ของความแปรปรวนของตัวแปร X ที่เหลือมาจากปัจจัยอื่นๆ เช่น วิธีการเตรียม ตัวอย่าง หรือวิธีวิเคราะห์มาตรฐาน โดยที่ค่า R^2 นั้นจะมีค่าเป็นบวกเสมอ (Jerome, 2007; Williams, 2007)

ตารางที่ 2.2 การแปลความหมายของค่า R และ R^2

R	R^2	ความหมาย
ถึง ± 0.5	ถึง 0.25	ไม่สามารถใช้ใน NIR calibration
$\pm 0.51-0.70$	0.26-0.49	เป็นความสัมพันธ์ที่ไม่ดีควรหาเหตุผล
$\pm 0.71-0.80$	0.50-0.64	OK สำหรับการคัดเลือก (แบ่งกลุ่ม) อย่างหยาบๆ
$\pm 0.81-0.90$	0.66-0.81	OK สำหรับการคัดเลือก (แบ่งกลุ่ม) และการประมาณค่าอย่างหยาบๆ
$\pm 0.91-0.95$	0.83-0.90	ใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่รวมถึงการวิจัย
$\pm 0.96-0.98$	0.92-0.96	ใช้ในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่รวมถึงการประกันคุณภาพ
$\pm 0.99+$	0.98+	ดีเยี่ยมใช้ได้กับทุกการประยุกต์ใช้

ที่มา: ดัดแปลงจาก Williams (2007)

2.8.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในการทำนาย (bias) คือ ค่าเฉลี่ยของความแตกต่างระหว่างค่าจริง (actual value) และค่าทำนาย (predicted value) เป็นค่าที่ใช้วัดความแม่นยำโดยรวมของแบบจำลองที่สร้างได้ ค่าที่ได้ควรมีค่าน้อย (Williams, 2007)

2.8.4 ค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการทำนายของกลุ่มสร้างแบบจำลอง (standard error of calibration, SEC) คือ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation, SD) ของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าทำนายของกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างแบบจำลองแคลิเบรชัน ค่าที่ได้ควรมีค่าต่ำที่สุด แต่อย่างไรก็ตามค่า SEC ที่มีค่าต่ำที่สุด อาจดีสำหรับกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองแคลิเบรชันเท่านั้น อาจไม่ดีสำหรับตัวอย่างอื่น (Williams, 2007)

2.8.5 ค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการทำนายของกลุ่มทดสอบแบบจำลอง (standard error of prediction, SEP) คือ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าทำนายในกลุ่มตัวอย่างสำหรับทดสอบแบบจำลอง โดยค่า SEP จะเป็นอิสระจากค่า bias ซึ่งต่างจากค่ารากที่สองของความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของกลุ่มทดสอบแบบจำลอง (RMSEP) ที่มีการนำค่า bias มาใช้ในการคำนวณ ดังนั้น เมื่อรายงานผลโดยใช้ค่า SEP จำเป็นต้องรายงานผลคู่กับ ค่า bias เสมอ ซึ่งค่าที่ได้ควรมีค่าน้อยเช่นเดียวกับค่า bias (Williams, 2007)

2.8.6 ค่ารากที่สองของความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของกลุ่มสร้างแบบจำลอง (root mean square error of calibration, RMSEC) เป็นการหาค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าทำนายของกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างแบบจำลองแคลิเบรชัน โดย ค่า RMSEC นั้นเป็นค่าที่นำค่า bias มาใช้คำนวณร่วมด้วย ดังนั้น เมื่อรายงานผลจึงไม่จำเป็นต้องเป็นการรายงานค่า bias และค่าที่ได้ควรมีค่าน้อยเช่นเดียวกัน (Williams, 2007)

2.8.7 ค่ารากที่สองของความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของกลุ่มทดสอบแบบจำลอง (root mean square error of prediction, RMSEP) เป็นการหาค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าทำนายของกลุ่มตัวอย่างสำหรับทดสอบแบบจำลอง โดยค่า RMSEP นั้นเป็นค่าที่นำค่า bias มาใช้คำนวณร่วมด้วย ดังนั้น เมื่อรายงานผลจึงไม่จำเป็นต้องเป็นการรายงานค่า bias และค่าที่ได้ควรมีค่าน้อยเช่นเดียวกัน (Williams, 2007)

2.8.8 ค่า RPD หรืออัตราส่วนระหว่างค่า SEP ต่อค่า SD (ratio of standard error of prediction validation to standard deviation, RPD) เป็นค่าที่บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของ แบบจำลองที่ได้ซึ่งคำนวณ

จากอัตราส่วนระหว่างค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าจริงของข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ทดสอบแบบจำลอง และค่า SEP โดยค่าที่ได้ควรมีค่ามาก (Williams, 2007)

2.9 การประยุกต์ใช้เทคนิค near infrared hyperspectral image ในการตรวจสอบทั้งเชิงปริมาณและคุณภาพของผลผลิตทางการเกษตร

การใช้เทคนิค near infrared hyperspectral image เป็นที่แพร่หลายมากขึ้นกับงานทางด้านอุตสาหกรรมเกษตรและอุตสาหกรรมอาหารเนื่องจาก ในการตรวจสอบคุณภาพของผลผลิตนั้นไม่ต้องเตรียมตัวอย่างหรือชั่งน้ำหนักตัวอย่าง ตรวจวัดได้อย่างรวดเร็วและไม่ทำลาย ทำให้สามารถใช้ประโยชน์จากที่กล่าวมานี้ ในการตรวจสอบผลผลิตในการส่งออกหรือจำหน่ายได้ และยังเป็นการลดต้นทุนในการใช้สารเคมีเพื่อตรวจสอบ อีกทั้งยังรักษาสิ่งแวดล้อมโดยการไม่ใช้สารเคมีที่จะเป็นพิษต่อสิ่งแวดล้อมอีกด้วย และเทคนิคนี้ยังสามารถควบคุมคุณภาพในกระบวนการผลิตได้อีกด้วย (Osborne et al., 1993)

Yang et al. (2015) ได้การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างระดับการเกิดปฏิกิริยา browning ของลิ้นจี่กับปริมาณความชื้นที่ผิวของลิ้นจี่ โดยจะทำการสร้างโมเดลสำหรับการทำนายระดับการเกิดปฏิกิริยา browning จากปริมาณความชื้น ด้วยเทคนิค hyperspectral imaging ที่ช่วงความยาวคลื่น 400-1,000 nm พบว่า วิธีในการสร้างสมการที่ดีที่สุดคือ แบบ RBF-SVB algorithm ซึ่งมีค่า $R_c^2 = 0.946$, $R_p^2 = 0.948$, RMSEC = 0.80% และ RMSEP = 0.86% ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพของเทคนิค hyperspectral imaging ในการทำนายความชื้นและสามารถสร้างเป็นภาพที่สามารถตรวจวัดระดับการเกิดปฏิกิริยา browning ของลิ้นจี่ได้

Xiao et al. (2020) ได้ทำนาย soluble solid content (SSC) ใน *Agaricus bisporus* โดยใช้เทคนิค hyperspectral imaging และสร้างโมเดลด้วยวิธี OSC-CARS-SVM พบว่าวิธีนี้ สามารถทำนายได้อย่างแม่นยำที่สุด โดยมีค่า R_c^2 และ R_p^2 เท่ากับ 0.934 และ 0.878 ตามลำดับ และมีค่า RPD = 2.97 ส่วน RMSEC และ RMSEP มีค่าเท่ากับ 1.132 และ 1.603 ตามลำดับ นอกจากนี้ ปริมาณของ SSC ใน *Agaricus bisporus* แสดงด้วยภาพความเข้มของสีที่มีความเข้มสีแตกต่างกันไปตามปริมาณ SSC ของ *Agaricus bisporus* สามารถใช้ในการตรวจสอบและทำนายค่า SSC ของ *Agaricus bisporus* ได้อย่างรวดเร็ว, ถูกต้อง และ ไม่ทำลายตัวอย่าง

Teerachaichayut and Ho (2017) ได้ทำการศึกษาการทำนายปริมาณ total soluble solid (TSS), titratable acidity (TA) และ ปริมาณ TSS/TA ซึ่งใช้เป็นดัชนีในการบ่งบอกความสุกของมะนาว แบบไม่ทำลาย โดยใช้เทคนิค hyperspectral imaging (HSI) โหมด reflectance ที่ช่วงความยาวคลื่น 929-1,671 nm ซึ่งในการสร้างโมเดลสำหรับทำนายปริมาณ TSS, TA และ TSS/TA ด้วยวิธี partial least square regression (PLSR) พบว่า มีค่า coefficient of determination of prediction (R_p^2) เท่ากับ 0.838, 0.694 และ 0.775 ตามลำดับ และ มีค่า root mean square errors of prediction (RMSEP) เท่ากับ 0.237%, 0.288% และ 0.049% ตามลำดับ ดังนั้น จากผลดังกล่าว จึงบอกได้ว่า HSI มีศักยภาพสำหรับใช้ในการทำนายปริมาณ TSS, TA และ TSS/TA แบบไม่ทำลาย อีกทั้งยังแสดงเป็นภาพที่บอกถึงปริมาณองค์ประกอบทางเคมีด้วยสีที่มีความแตกต่างกันได้อย่างชัดเจนอีกด้วย

Li et al. (2018) ได้ทำนายระดับความสุกของเชอร์รี่จากปริมาณ total soluble solids contents (SSC) และ pH โดยใช้เทคนิค near-infrared (NIR) hyperspectral imaging ที่ช่วงความยาวคลื่น 874-1,734 nm โดยจะสร้างโมเดลด้วยวิธี GA-MLR ซึ่งพบว่า เทคนิค NIR hyperspectral imaging มีความเป็นไปได้ในการตรวจสอบคุณภาพของเชอร์รี่

Lin et al. (2019) ได้นำเทคนิค near-infrared (NIR) hyperspectral imaging มาทำนาย moisture contents (MC) ของเห็ด *Agaricus bisporus* (ทั้งแบบแผ่นและแบบทั้งอัน) โดยจะทำการสร้างโมเดลด้วยวิธี partial least squares regression (PLSR) และปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี standard normal variate (SNV) ซึ่งจากการสร้างโมเดล พบว่า ได้ค่า coefficient of determination (R_p^2) สำหรับการทำนาย MC ของเห็ดแบบแผ่น เท่ากับ 0.985 และ ได้ค่า R_p^2 ของการทำนาย MC ของเห็ดแบบชิ้น เท่ากับ 0.963 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของเทคนิคนี้ในการทำนายความชื้นของเห็ด *Agaricus bisporus*

Onnom and Teerachaichayut (2018) ได้ใช้เทคนิค hyperspectral image ในการสร้างโมเดลสำหรับทำนาย texture และ total soluble solids (TSS) ของเยลลี่ ด้วยวิธี partial least square regression (PLSR) ด้วยโหมด reflectance ที่ช่วงความยาวคลื่น 900-1,700 nm พบว่า โมเดลมีความถูกต้องในการทำนาย texture และ TSS ของเยลลี่ อยู่ในเกณฑ์ดี ซึ่งบ่งชี้ว่า สามารถนำไปใช้สำหรับควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์แบบไม่ทำลาย ได้อย่างเหมาะสม

Klinbumrung et al. (2018) ได้ใช้เทคนิค hyperspectral imaging (HSI) โหมด reflectance ที่ช่วงความยาวคลื่น 936-1,696 nm ซึ่งเป็นเทคนิคแบบไม่ทำลาย โดยจะสร้างโมเดลด้วยวิธี partial least square regression (PLSR) สำหรับทำนาย total soluble solids (TSS) และ titratable acidity (TA) ของฝรั่ง

ซึ่งความแม่นยำของผลการทำนายนี้ สามารถบ่งชี้ได้ว่า เทคนิค near infrared hyperspectral imaging มีศักยภาพ สำหรับใช้ในทำนายปริมาณ TSS และ TA ของฝรั่งได้

Teerachaichayut et al. (2017) ได้ศึกษาการจำแนกมะปราง ตามเวลาเก็บเกี่ยว โดยใช้เทคนิค non-destructive ซึ่งเป็นเทคนิคที่ใช้โหมด transmittance ที่ short wavelength near infrared (SW-NIR) spectroscopy ในช่วงความยาวคลื่น 660-960 nm โดยใช้ตัวอย่าง มะปราง 110 ตัวอย่าง ที่อายุ 62, 65, 68 และ 73 วันหลังดอกบาน ซึ่งจะทำการทำนายค่าปริมาณของแข็งที่ละลายได้ (SSC) และ ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ (TA) ซึ่งจะวิเคราะห์โดยใช้ principle component analysis (PCA) และ partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) ซึ่งจากการทดลอง เพื่อให้ได้ผลลัพธ์การจัดกลุ่มที่ดีที่สุด โดยที่ผลลัพธ์ของการวิเคราะห์แบบ PCA นั้น ไม่สามารถแยกกลุ่มที่ต้องการจำแนกออกได้อย่างชัดเจน ส่วนผลลัพธ์ของ PLS-DA นั้นมีความแม่นยำในการจัดกลุ่มคือ $R = 0.91$ และ $RMSECV = 1.28$ ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่า วิธี SW-NIR spectroscopy มีศักยภาพที่ดีสำหรับใช้ในการกำหนดเวลาเก็บเกี่ยวของ Marian plums

Teerachaichayut et al. (2011) ได้ศึกษาการทำนายความผิดปกติของเปลือกแข็งในมังคุด แบบไม่ทำลาย โดยใช้เทคนิค near infrared (NIR) transmittance spectroscopy ในช่วงความยาวคลื่น 660-960 nm โดยใช้การวิเคราะห์แบบ partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) พบว่า การศึกษานี้มีความแม่นยำในการทำนายเท่ากับ 91% ผลการศึกษาพบว่า สามารถใช้ NIR transmittance spectroscopy ในการทำนายความผิดปกติของเปลือกแข็งในมังคุดแบบไม่ทำลายได้อย่างแม่นยำ

Teerachaichayut et al. (2007) ได้ศึกษาการทำนายความผิดปกติของเนื้อแก้วภายในผลมังคุดแบบไม่ทำลาย โดยใช้เทคนิค short wavelength near infrared (SW-NIR) transmittance spectroscopy ที่ความยาวคลื่น 640-980 nm ซึ่งจากงานวิจัย พบว่า มีความแม่นยำในการจำแนก 92% โดยการศึกษาครั้งนี้แสดงให้เห็นว่า เทคนิค SW-NIR spectroscopy สามารถใช้ทำนายความผิดปกติได้อย่างแม่นยำ แบบไม่ทำลายผลมังคุด

Sukwanit and Teerachaichayut (2013) ได้ศึกษาการใช้ near infrared (NIR) spectroscopy ในช่วงความยาวคลื่น 665-955 nm เพื่อตรวจสอบการเกิดสีน้ำตาลภายในสับปะรด แบบไม่ทำลาย โดยใช้การวิเคราะห์แบบ partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) ซึ่งในงานวิจัยได้ใช้กลุ่มตัวอย่างสับปะรด 243 ตัวอย่าง (สับปะรดที่คุณภาพดี 131 ตัวอย่าง และสับปะรดที่ได้รับความเสียหาย

จนเกิดสีน้ำตาลภายในผล 112 ตัวอย่าง) ซึ่งจากงานวิจัย ความแม่นยำในการจำแนกโดยรวมของแบบจำลอง PLS-DA/NIR เท่ากับ 90.8% พบว่า NIR transmittance spectroscopy เป็นวิธีการที่มีประโยชน์สามารถใช้ในการทำนายความผิดปกติของการเกิดสีน้ำตาลภายในสับประรดได้โดยไม่ทำลายผลสับประรดให้เน่าเสีย

Suktanarak et al. (2017) ได้ศึกษาการใช้ near infrared (NIR) spectroscopy ที่โหมดความยาวคลื่น 1,000-2,500 nm โดยจะทำการศึกษา การจำแนกข้าวโพดหวานที่มีและไม่มีเปลือก จำนวน 120 ตัวอย่าง ซึ่งจะสแกนด้วย NIR spectroscopy ทุกๆ 6 ชม. หลังการเก็บเกี่ยว โดยจะจำแนกเป็น 0 กับ 1 โดยใช้การวิเคราะห์ด้วยวิธี partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) พบว่า ความแม่นยำในการทำนายข้าวโพดหวานที่มีเปลือกและไม่มีเปลือก เท่ากับ 90% และ 97.5% ตามลำดับ ซึ่งผลลัพธ์ทั้งหมดแสดงให้เห็นว่า NIR spectroscopy มีศักยภาพที่ดีสำหรับการจำแนกแบบไม่ทำลายผลของข้าวโพดหวานตามระยะเวลาการเก็บรักษาหลังการเก็บเกี่ยว

Teerachaichayut et al. (2014) ได้ทำการศึกษาเพื่อตรวจสอบ คุณภาพภายในของมะขามหวาน ซึ่งไม่สามารถตรวจสอบได้ด้วยตาเปล่าที่ด้านนอกของมะขามหวาน จึงใช้เทคนิค short wavelength near infrared (SW-NIR) transmittance spectroscopy ที่ความยาวคลื่น 665-955 nm โดยใช้ตัวอย่างมะขามหวานทั้งหมด 176 ตัวอย่าง โดยใช้วิเคราะห์แบบ partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) จากงานวิจัย พบว่า ความแม่นยำในการจำแนก เท่ากับ 86.3% จากชุด calibration และ 84.6% จากชุด prediction โดยการศึกษาครั้งนี้แสดงให้เห็นว่า เทคนิค SW-NIR spectroscopy สามารถตรวจจับการติดเชื้อราภายในมะขามหวานแบบไม่ทำลายได้

Maestresalas et al. (2016) ได้ทดลองนำมันฝรั่งมาทำการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค SIMCA และ partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) ด้วยช่วงความยาวคลื่น 2 ช่วง (Vis-NIR ช่วงความยาวคลื่น 400-1,000 นาโนเมตร และ SWIR ช่วงความยาวคลื่น 1,000-2,500 นาโนเมตร) พบว่า ความถูกต้องในการตรวจสอบ blackspot ของมันฝรั่ง โดยใช้วิธี SWIR spectral range ควบคู่กับ PLS-DA ซึ่งมีความแม่นยำในการคัดแยกมากกว่าวิธีอื่น นั่นก็คือ 93% ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ดี สามารถใช้ในการคัดแยกในโรงงานอุตสาหกรรมและเป็นประโยชน์ต่อผู้บริโภคได้

บทที่ 3

อุปกรณ์และวิธีการทดลอง

3.1 วัสดุดิบ

ลำใยพันธุ์อีดอ (จากตลาดสุวรรณภูมิ เขตลาดกระบัง)

3.2 สารเคมี

3.2.1 1% ฟีนอล์ฟทาลิน

3.2.2 สารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH) 0.01 mol/l (MERCK, Germany)

3.2.3 สารละลายโพแทสเซียมไฮโดรเจนฟลาเตด (KHP) (Ajax Finechem Pty Ltd., New Zealand)

3.3 อุปกรณ์

3.3.1 เครื่อง near infrared hyperspectral image (Specim FX17e, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)

3.3.2 เครื่อง digital hand refractometer (PR 101, Palette Series, Atago Co., Ltd., Tokyo, Japan)

3.3.3 อุปกรณ์เครื่องแก้ว

3.3.4 เครื่องชั่ง 2 ตำแหน่ง (รุ่น BP31005, ยี่ห้อ Sartorius)

3.3.5 เครื่องชั่ง 4 ตำแหน่ง (รุ่น MS2045//01, ยี่ห้อ METTLER TOLEDO)

3.3.6 เครื่อง hot air oven (รุ่น ED/FD, ยี่ห้อ BINDER)

3.4 โปรแกรมวิเคราะห์ทางสถิติ

3.4.1 โปรแกรม the Unscrambler 9.7

3.4.2 โปรแกรม Prediktera Evince 2.7.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.3 โปรแกรม OriginPro 8

3.4.4 โปรแกรม Lumo-Scanner

3.5 วิธีการทดลอง

3.5.1 การเตรียมวัตถุดิบ

ซื้อลำไยพันธุ์อีดอจากตลาดสุวรรณภูมิ เขตสุวรรณภูมิ อย่างน้อย 360 ตัวอย่าง โดยคัดเลือกลูก ลำไยที่มีความสม่ำเสมอทั้งด้านสีและขนาด โดยลูกลำไยต้องไม่แก่เกินไป คือ ผิวต้องสีน้ำตาลอ่อนไม่ดำ ไม่มีรอยแตก ขั้วต้องไม่หลุดออกก่อนทำการทดลอง ซึ่งจะต้องเก็บรักษาไว้ที่ห้องปรับอากาศที่ อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส 24 ชั่วโมง ก่อนทำการวัดด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging แล้วจึงทำการจัดตัวอย่างเป็นกลุ่ม 3 กลุ่ม (กลุ่มหาปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, กลุ่มหาปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ และกลุ่มหาปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ซึ่งในแต่ละกลุ่มใช้ตัวอย่างลำไยทั้งหมด 120 ตัวอย่าง)

3.5.2 ตอนที่ 1 การทำนายปริมาณของของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ และ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยในลำไยพันธุ์อีดอ

3.5.2.1 ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างคุณภาพทางเคมีของลำไยกับการดูดกลืนพลังงานแสงย่าน near infrared

3.5.2.1.1 การทดลองเพื่อสร้างสมการเพื่อทำนายคุณภาพด้านเคมีของลำไย ได้แก่ ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ ปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย

วัดตัวอย่างด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image

- ทำการวัดการดูดกลืนพลังงานแสงด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image โหมด reflectance ในช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 nm สำหรับตำแหน่งการวัดนั้น จะทำการวัดที่ด้านข้างของลูกลำไยโดยจะหันด้านขั้วไปทางด้านซ้ายของเครื่องสแกน

- หลังจากทำการวัดสเปกตรัมแล้ว จะทำการตรวจสอบคุณภาพของ ลำไย โดยการวิเคราะห์หา ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้และปริมาณ ความชื้นของเนื้อลำไย

3.5.2.1.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์หา ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้และความชื้นของเนื้อลำไย

การวิเคราะห์หา ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (total soluble solid, TSS) (AOAC, 2000) จะวัดโดยใช้เครื่อง digital hand refractometer โดยทำการคั้นน้ำลำไยผ่านผ้าขาวบาง แล้วจึงหยดน้ำที่คั้นได้ ลงที่ช่องสำหรับวิเคราะห์ของเครื่อง digital hand refractometer แล้วจะอ่านค่า ซึ่งจะได้ค่า เป็นเปอร์เซ็นต์บริกซ์

การวิเคราะห์หา ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ (titratable acidity, TA) (AOAC, 2000) โดยนำน้ำที่คั้นได้ของลำไยปริมาณ 2-3 กรัม เติมน้ำกลั่น 30 มิลลิลิตร ตามด้วยหยดฟีนอล์ฟทาลีน 2-3 หยด แล้วจึงนำมาไทเตรทด้วยสารละลายด่างมาตรฐานโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH) ความเข้มข้น 0.01 N โดยจะทำการไทเตรทจนถึงจุดยุติหรือเกิดสีชมพู บันทึกปริมาตรของสารละลายด่างมาตรฐานโซเดียมไฮดรอกไซด์ที่ได้มาคำนวณหาปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ตามสูตร (3.1)

$$TA (\% \text{citric acid}) = \frac{[\text{milliequivalent factor}] \times [\text{ml NaOH used}] \times [0.01 \text{ M NaOH}] \times 100}{\text{grams of sample}} \quad (3.1)$$

โดยที่ milliequivalent of citric (anhydrous) = 0.064 เนื่องจากงานวิจัยของ Marisa (2011) ได้กล่าวไว้ว่า กรดอินทรีย์ที่สำคัญที่สุดของลำไย คือ กรดซิตริก

การวิเคราะห์หา ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (moisture content, MC) (AOAC, 2000) ทำได้โดยการอบแห้งทำให้น้ำระเหยออกไป ซึ่งเริ่มจากการอบภาชนะสำหรับหาความชื้นใน hot air oven ที่อุณหภูมิ 105 °C นาน 2 ชั่วโมง นำออกจาก hot air oven ใส่ไว้ในเดซิเคเตอร์ ปล่อยให้เย็น จนกระทั่งภาชนะมีอุณหภูมิเท่ากับอุณหภูมิห้อง แล้วนำไปชั่งน้ำหนัก จดบันทึกค่าที่ได้ ชั่งตัวอย่างที่ต้องการหาความชื้น แล้วใส่ลงในภาชนะที่ทราบน้ำหนักที่แน่นอน แล้วจดบันทึกค่า นำไปอบใน hot air oven ที่อุณหภูมิ 105 °C นาน 48 ชั่วโมง นำออกจาก hot air oven ใส่ไว้ในเดซิเคเตอร์ ปล่อยให้เย็น แล้วจึงนำมาชั่งน้ำหนักภาชนะพร้อมตัวอย่าง บันทึกค่าที่ได้มาคำนวณหาปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ตามสูตร (4.1)

$$\text{moisture (\%)} = \frac{(w_1 - w_2)}{w_1} \times 100 \quad (4.1)$$

w_1 = น้ำหนักก่อนเข้าสู่ตู้อบ hot air oven

w_2 = น้ำหนักหลังเข้าตู้อบ hot air oven

3.5.2.1.3 การนำข้อมูลที่ได้ออกจากการสแกนด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image ออกมาวิเคราะห์

- เปิดไฟล์ที่ได้จากการสแกนด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image แล้วจึงนำมาทำการหาสเปกตรัมเฉลี่ยของลำไยลูกนี้ โดยจะต้องทำการตัดภาพขนาด 30×30 พิกเซล โดยใช้โปรแกรม Evince จะทำให้ได้ข้อมูลสเปกตรัมเฉลี่ยมา นำข้อมูลที่ได้มาเซฟเป็นไฟล์ .xls จากนั้นนำข้อมูลสเปกตรัมเฉลี่ยมาจัดเรียง พร้อมกับข้อมูลทางเคมีของลำไยตัวอย่างนั้น จนครบทุกตัวอย่างของลำไยที่นำมาทำการทดลอง

3.5.2.2 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม The Unscrambler ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- กำหนดตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ โดยให้ตัวแปรตาม คือ คุณภาพทางเคมีของลำไย ได้แก่ ปริมาณกรดที่ใดเตรทได้ ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยส่วนตัวแปรอิสระ คือ ข้อมูลสเปกตรัมที่ได้จากเทคนิค near infrared hyperspectral imaging

- นำข้อมูลค่าตัวแปรตามมาเรียงกัน โดยเรียงค่าตัวแปรตามที่ได้จากการนำลำไยมาเรียงข้อมูลจากน้อยไปมาก แล้วนำข้อมูลทั้งหมดไปเข้าโปรแกรม The Unscrambler เพื่อตัดข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนมากๆ (Out liner) ออก ซึ่งอาจเกิดจากผลลำไยที่มีผลข้างในเน่า หรือเป็นลำไยที่ซื้อมาเก็บรักษาไว้เป็นเวลาหลายวัน เพื่อให้ข้อมูลทั้งหมดเป็นไปในแนวโน้มเดียวกันจนเหลือแต่ข้อมูลที่เหมาะสมในการทำการวิเคราะห์

เกณฑ์ในการตัดข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนมากๆ (Out liner) คือ

1. ตัดสเปกตรัมที่คาดว่าจะผิดปกติทั้งจากแสงหรือจากความผิดปกติของเครื่องที่ใช้สแกน โดยจะเป็นสเปกตรัมที่เกินออกจากกราฟหรือสเปกตรัมที่ขาด

2. ตัดข้อมูลที่จดมาผิดพลาด ทำให้มีตัวเลขแตกต่างจากข้อมูลอื่น ซึ่งสามารถตรวจสอบได้จากการหาค่า max min และ average ของข้อมูลทั้งหมด

3. ตัดข้อมูลที่มาจาก condition ในการทำการทดลองที่แตกต่างกัน มีผลทำให้ได้สเปกตรัมที่แตกต่างจากสเปกตรัมอื่นๆ

- นำข้อมูลที่เหลือจากการตัดสัญญาณรบกวนมาเรียงกัน โดยเรียงค่าตัวแปรตามของผลลำไยเรียงจากน้อยไปมากแล้วทำการแบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่ม โดยกลุ่มที่ 1 เป็น กลุ่ม

สำหรับการสร้างสมการ (calibration set) และกลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มสำหรับการทดสอบความถูกต้องของสมการ (prediction set) โดยกลุ่ม calibration จะต้องมีจำนวนข้อมูลไม่เกิน 70 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่ม prediction จะต้องมีจำนวนข้อมูลไม่ต่ำกว่า 30 เปอร์เซ็นต์ (Hbirkou et.al, 2012) โดยแต่ละกลุ่มมีการกระจายตัวของข้อมูลเท่าๆกัน ค่าคุณภาพทางเคมีในกลุ่ม calibration จะต้องมีค่าคุณภาพทางเคมีที่ต่ำสุดและสูงอยู่ในกลุ่มนี้ด้วย

- นำข้อมูลสเปกตรัมเฉลี่ยในกลุ่ม calibration มาสร้าง สมการในการทำนาย โดยใช้วิธี partial least squares regression (PLSR) เพื่อสร้างสมการที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด แต่ต้องทำการ pre-treatment ก่อน โดยในสเปกตรัมจะมีสัญญาณรบกวนจึงมีการใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์ช่วยในการปรับแต่ง ก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ โดยวิธีที่ใช้คือ วิธี smoothing (Savitzky-Golay), 1st derivative, 2nd derivative, MSC และ SNV ซึ่งจะต้องพิจารณาจาก ค่า R_{cv} จะต้องมีค่าสูงสุด และ RMSECV จะต้องมีค่าต่ำที่สุด

- เมื่อทำการ pre-treatment และได้สมการที่มีประสิทธิภาพในการทำนายดีที่สุดแล้ว จะเลือกสมการจากวิธีนั้นมาใช้ในการทำนาย โดยเราจะนำสมการนั้นไปทำนาย ตัวอย่างในกลุ่ม prediction เพื่อดูความแม่นยำของสมการ ซึ่งพิจารณาจาก ค่า R_p และ RMSEP

3.5.2.3 การวิเคราะห์ภาพสเปกตรัมด้วยโปรแกรม Prediktera Evince ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- เมื่อได้สมการที่ดีที่สุดในการทำนายแล้ว จึงนำสเปกตรัมที่สร้างสมการที่ดีที่สุดมาเข้าโปรแกรม Evince เพื่อสร้างโมเดลในการวิเคราะห์ภาพสเปกตรัม เมื่อสร้างโมเดลแล้วได้ไฟล์นามสกุล .mdl

- เปิดไฟล์ตัวอย่างที่ต้องการจะวิเคราะห์ภาพสเปกตรัมมา 1 ไฟล์ แล้วจึงทำการตัดภาพขนาดพอดีกับขนาดตัวอย่าง จากนั้นจึงทำการตัด background ออก ตัดโดยใช้ shink border เพื่อให้แน่ใจว่าตัด background ออกหมดแล้ว

- จากนั้น จึงนำโมเดลที่สร้างสำหรับการวิเคราะห์ภาพสเปกตรัม มาทำการทำนายตัวอย่างที่ต้องการจะวิเคราะห์

- จะได้ภาพสเปกตรัมที่ทำนายสีในแต่ละพิกเซล ซึ่งจะมีสเกลสีในการจำแนกกลุ่มความหวาน โดยจะกำหนด ตั้งแต่สีน้ำเงินจนถึงสีแดง เป็นเกณฑ์ในการทำนาย โดยสีน้ำเงินจะบ่งบอกถึงว่ามีปริมาณคุณภาพทางเคมีที่ต้องการทำนายอยู่น้อย และสีแดงจะบ่งบอกถึงว่ามีปริมาณคุณภาพทางเคมีที่ต้องการทำนายอยู่มาก

3.5.3 ตอนที่ 2 การจำแนกกลุ่มความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ

3.5.3.1 ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความหวาน (total soluble solid, TSS) กับค่าการดูดกลืนพลังงานแสงย่านใกล้อินฟราเรดของลำไยพันธุ์อีดอ

3.5.3.1.1 การทดลองเพื่อตรวจสอบความแม่นยำในการคัดแยกค่าความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ

- นำตัวอย่างลำไยพันธุ์อีดอที่เตรียมไว้มาทำการวัด ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging โหมด reflectance ที่ช่วงความยาวคลื่น 935-1720 นาโนเมตร สำหรับตำแหน่งการวัดนั้น จะทำการวัดโดยวางลูกลำไยให้ด้านขั้วของลำไยหันไปทางซ้ายของเครื่องวัด near infrared hyperspectral image

- เมื่อทำการวัดด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image เสร็จแล้วจะนำลำไยมา วิเคราะห์ค่าความหวาน (total soluble solid, TSS) จะทำการคั้นน้ำลำไย โดยแกะเมล็ดลำไยออก แล้วจึงนำลำไยคั้นเอาเฉพาะน้ำลำไยโดยผ้าขาวบาง เพื่อมาทำการวัดด้วยเครื่อง digital refractometer (AOAC, 2000)

3.5.3.2 การนำข้อมูลที่ได้จากการวัดด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image ออกมาวิเคราะห์

3.5.3.2.1 เมื่อทำการวัดด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image จะได้ไฟล์จากการสแกนด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image นำมาทำการหาสเปกตรัมเฉลี่ยของลำไย โดยจะต้องทำการตัดภาพขนาด 30×30 พิกเซล โดยใช้โปรแกรม Evince จะทำให้ได้ข้อมูลสเปกตรัมเฉลี่ย แล้วจึงนำข้อมูลที่ได้มาเซฟเป็นไฟล์ .xls นำข้อมูลนั้นมาจัดเรียง พร้อมกับข้อมูลทางเคมีของลำไยตัวอย่างนั้น จัดเรียงจนครบทุกตัวอย่างของลำไยที่นำมาทำการทดลอง

3.5.3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม the Unscrambler ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- กำหนดตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ โดยให้ตัวแปรตาม คือ ค่าความหวาน (total soluble solid, TSS) ส่วนตัวแปรอิสระ คือ ข้อมูลสเปกตรัมที่ได้จากเครื่อง near infrared hyperspectral imaging

- นำข้อมูลค่าตัวแปรตามมาเรียงกัน โดยเรียงค่าตัวแปรตามทั้งหมดของผลลำไยเรียงจากน้อยไปมาก แล้วนำข้อมูลทั้งหมดไปเข้าโปรแกรม the Unscrambler เพื่อตัดข้อมูลที่มีสัญญาณ

รบกวนมากๆ (out liner) ออก ซึ่งเป็นผลลำไยที่มีผลข้างในเน่า หรือเป็นลำไยที่ซื้อมาเก็บรักษาไว้เป็น เวลาหลายวัน เพื่อให้ข้อมูลทั้งหมดเป็นไปในแนวโน้มเดียวกัน จนเหลือแต่ข้อมูลที่เหมาะสมในการทำ การวิเคราะห์

เกณฑ์ในการตัดข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนมากๆ (out liner) คือ

1. ตัดสเปกตรัมที่คาดว่าจะผิดปกติทั้งจากแสงหรือจากความผิดปกติ ของเครื่องที่ใช้สแกน โดยจะเป็นสเปกตรัมที่เกินออกจากกราฟหรือสเปกตรัมที่ขาด

2. ตัดข้อมูลที่จดมาผิดพลาด ทำให้มีตัวเลขแตกต่างจากข้อมูลอื่น ซึ่ง สามารถตรวจสอบได้จากการหาค่า max min และ average ของข้อมูลทั้งหมด

3. ตัดข้อมูลที่มาจาก condition ในการทำการทดลองที่แตกต่างกัน มี ผลทำให้ได้สเปกตรัมที่แตกต่างจากสเปกตรัมอื่นๆ

- นำข้อมูลที่เหลือจากการตัดสัญญาณรบกวนมาเรียงกัน โดยเรียงค่าตัวแปรตาม ของผลลำไยเรียงจากน้อยไปมากแล้วทำการแบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่ม โดยกลุ่มที่ 1 เป็น กลุ่ม สำหรับการสร้างสมการ (calibration set) และกลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มสำหรับการทดสอบความถูกต้องของ สมการ (prediction set) กลุ่ม calibration จะต้องมีจำนวนข้อมูลไม่เกิน 70 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่ม prediction จะต้องมีจำนวนข้อมูลไม่ต่ำกว่า 30 เปอร์เซ็นต์ (Hbirkou et.al, 2012) โดยแต่ละกลุ่มมีการ กระจายตัวของข้อมูลเท่าๆกัน โดยในกลุ่ม calibration จะต้องมีค่าความหวานที่ต่ำที่สุดและสูงที่สุดอยู่ ในกลุ่มนี้ด้วย แล้วจึงทำการกำหนดค่าตัวแปรตามของลำไย โดยกำหนดให้กลุ่ม low sweet เป็น 0 ($TSS \leq 21.30 \%Brix$) และค่าตัวแปรตามของลำไย กลุ่ม high sweet เป็น 1 ($TSS > 21.30 \%Brix$) ซึ่ง เกณฑ์ในการแบ่งกลุ่ม low sweet และ high sweet ของลำไยมาจาก ค่าเฉลี่ยความหวานของลำไยที่ทำ การทดลอง ซึ่งเท่ากับ 21.30 %Brix และเป็นเกณฑ์ความหวานที่เหมาะสม (บุญชนะ และมนตรี, 2552)

- นำข้อมูลสเปกตรัมเฉลี่ยในกลุ่ม calibration มาสร้าง สมการในการตัดแยกกลุ่ม โดยใช้วิธี partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) เพื่อเลือกสมการที่มีประสิทธิภาพดี ที่สุด แต่ต้องทำการ pre-treatment ก่อน โดยในสเปกตรัมจะมีสัญญาณรบกวนจึงมีการใช้วิธีการทาง คณิตศาสตร์ช่วยในการปรับแต่ง ก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ โดยวิธีที่ใช้คือ วิธี smoothing (Savitzky-Golay), 1st derivative, 2nd derivative, MSC และ SNV ซึ่งจะต้องพิจารณาจาก ความแม่นยำในการทำนาย ว่าที่ทำนายนั้นถูกต้องหรือไม่ถูกต้อง โดยดูได้จากความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงกับค่าที่วัดได้จาก

การทำนาย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral image โดยมีค่า cut off อยู่ที่ 0.50 ซึ่งอยู่กึ่งกลางระหว่างค่าตัวแปรตามของกลุ่ม low sweet (0-0.50) และค่าตัวแปรตามของกลุ่ม high sweet (0.51-1.00)

- เมื่อทำการ pre-treatment และได้สมการที่มีประสิทธิภาพในการทำนายดีที่สุดแล้ว จะเลือกสมการจากวิธีนั้นมาใช้ในการทำนาย โดยเราจะนำสมการนั้นไปทำนาย ตัวอย่างในกลุ่ม prediction เพื่อทดสอบความถูกต้องของสมการ โดยพิจารณาจาก ความถูกต้องในการทำนายว่าถูกต้องหรือไม่ โดยพิจารณาจากค่าอ้างอิงที่กำหนดขึ้น คือ ค่า cut off อยู่ที่ 0.50 ซึ่งการจำแนกกลุ่มความหวานจะถูกต้องก็ต่อเมื่อตัวอย่างลำไยที่มีความหวานอยู่ในกลุ่ม low sweet ($TSS \leq 21.30$ %Brix) มีค่าที่ได้จากการทำนาย อยู่ระหว่าง 0-0.50 และกลับกันถ้าลำไยที่มีความหวานอยู่ในกลุ่ม high sweet ($TSS > 21.30$ %Brix) จะต้อง มี ค่าที่ได้จากการทำนาย อยู่ระหว่าง 0.51-1.00

3.5.3.4 การวิเคราะห์ภาพสี ด้วยโปรแกรม Prediktera Evinco ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- เมื่อได้สมการที่ดีที่สุดในการทำนายแล้ว จึงนำสเปกตรัมที่สร้างสมการที่ดีที่สุด มาเข้าโปรแกรม Evinco เพื่อสร้างโมเดลในการวิเคราะห์ภาพสี เมื่อสร้างโมเดลแล้วได้ไฟล์นามสกุล .mdl

- เปิดไฟล์ตัวอย่างที่ต้องการจะวิเคราะห์ภาพสีมา 1 ไฟล์ แล้วจึงทำการตัดภาพขนาดพอดีกับภาพตัวอย่าง จากนั้นจึงทำการตัด background ออก ตัด โดยใช้ shink border เพื่อให้แน่ใจว่าตัด background ออกหมดแล้ว

- จากนั้น จึงนำโมเดลที่สร้างสำหรับการวิเคราะห์ภาพสี มาทำการทำนายตัวอย่างที่ต้องการจะวิเคราะห์

- จะได้ภาพสีที่ทำนายสีในแต่ละพิกเซล โดยจะมีสเกลสีในการจำแนกกลุ่มความหวาน ซึ่งจะใช้ สีแดงและสีดำ เป็นเกณฑ์ในการทำนาย โดยสีดำจะบ่งบอกถึงว่า ตัวอย่างมีความหวานอยู่ในกลุ่ม low sweet (0-0.50) และสีแดงจะบ่งบอกถึงว่าตัวอย่างมีความหวานอยู่ในกลุ่ม high sweet (0.51-1.00)

บทที่ 4

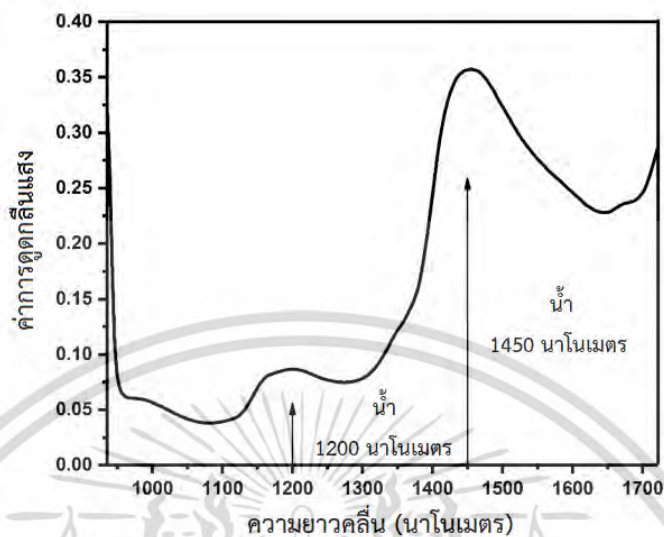
ผลการทดลอง

4.1 การศึกษาความเป็นไปได้ในการสร้างสมการสำหรับทำนายคุณภาพลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging

ตอนที่ 1 การทำนายคุณภาพของของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และ ความชื้นของเนื้อลำไยพันธุ์อูดอ

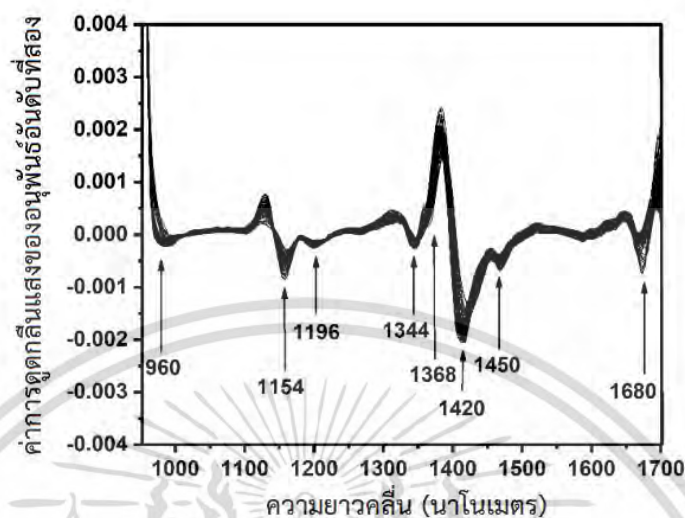
4.1.1 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนแสง

เนื่องจากพันธะโมเลกุลขององค์ประกอบในผลไม้เกิดการสั่น จากการที่โมเลกุลได้รับรังสีอินฟราเรดที่มีช่วงความยาวคลื่นตรงกับพันธะโมเลกุลนั้น ซึ่งจะเกิดการดูดกลืนรังสีไว้ ดังนั้นจึงเกิดพีคขึ้นที่สเปกตรัมของตัวอย่าง และเมื่อพิจารณาจะพบว่า สเปกตรัมของตัวอย่างลำไย จะปรากฏพีคที่สำคัญหลายตำแหน่ง ซึ่งเป็นตำแหน่งที่มีความสัมพันธ์ระหว่างออกซิเจนและไฮโดรเจน (O-H), คาร์บอนกับไฮโดรเจน (C-H), ไนโตรเจนกับไฮโดรเจน (N-H) หรือ คาร์บอนกับออกซิเจน (C-O) (Williams and Norris, 1990) จากภาพที่ 4.1 จะแสดงการวัดสเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของลำไย ในช่วงความคลื่น 935-1,720 นาโนเมตร โดยพีคของน้ำซึ่งเป็นองค์ประกอบที่สำคัญนั้น จะแสดงที่ช่วงความคลื่น 1,200 และ 1,450 นาโนเมตร (Workman and Weyer, 2012) เป็นช่วงที่มีการสั่นของของ 2nd overtone และ 1st overtone กับพันธะ O-H stretching โดยน้ำเป็นองค์ประกอบหลักของผลไม้และมีปริมาณสูงมาก เมื่อเทียบกับองค์ประกอบอื่นๆ ในลำไย ดังนั้น จึงจะเห็นพีคของน้ำทั้งสองพีค ปรากฏชัดเจนบนสเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของลำไย (ภาพที่ 4.1)



ภาพที่ 4.1 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของฉี่

Teerachaichayut and Ho (2017) บอกว่า การปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี Savitzky-Golay 2nd derivative นั้น สามารถใช้ในการพิจารณาองค์ประกอบของตัวอย่าง โดยจะแสดงพีคของสเปกตรัม ซึ่งจากภาพที่ 4.2 ที่แสดงถึง สเปกตรัมการดูดกลืนแสงที่ถูกปรับแต่งด้วยวิธี Savitzky-Golay 2nd derivative ของฉี่ โดยจะพบพีคของน้ำตาลที่สเปกตรัมในช่วงความยาวคลื่นประมาณ 1,450 นาโนเมตร เนื่องจากโมเลกุลมีการจับกันที่ 1st overtone ของพันธะ O-H (Workman and Weyer, 2012) ซูโครสเป็นองค์ประกอบหลักของปริมาณน้ำตาลทั้งหมดในฉี่ (Cheng et al., 2018) และแสดงพีคในช่วงการดูดกลืนแสงที่ 1,196 และ 1,368 นาโนเมตร เนื่องจากโมเลกุลมีการจับกันที่ 2nd overtone ของ พันธะ C-H stretching และ 1st overtone ของ พันธะ O-H stretching (Osborn et al., 1993, Workman and Weyer, 2012) และกรดซิตริกจะแสดงพีคการดูดกลืนแสงที่ 960, 1,420 และ 1,680 นาโนเมตร เนื่องจากโมเลกุลมีการจับกันที่ 2nd overtone ของ พันธะ O-H stretching, 1st overtone ของ พันธะ O-H stretching และ 1st overtone ของ พันธะ CH₂ stretching (Subedi et al., 2012) และมีพีคของน้ำอยู่ที่ช่วงความยาวคลื่นประมาณ 1,154 และ 1,344 นาโนเมตร (Williams and Norris, 1990)



ภาพที่ 4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของอนุพันธ์อันดับที่สอง

4.1.2 ผลการสร้างสมการสำหรับทำนายคุณภาพลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging

เตรียมตัวอย่างลำไย โดยจัดเป็นกลุ่ม 3 กลุ่ม (กลุ่มหาปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ กลุ่มหาปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ และกลุ่มหาปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย) ซึ่งในแต่ละกลุ่มใช้ตัวอย่างลำไยทั้งหมด 120 ตัวอย่าง โดยแบ่งเป็นกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ 80 ตัวอย่าง และ เป็นกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ 40 ตัวอย่าง นอกจากนี้ ในกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ จะต้องมีค่าที่ต้องการหาที่มีปริมาณสูงที่สุดและต่ำที่สุดอยู่ในกลุ่มนี้ด้วย จะพบว่า ค่าเฉลี่ยของปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ของกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการเท่ากับ $21.34 \pm 0.68\%$ ส่วนค่าเฉลี่ยของปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ของกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ เท่ากับ $21.37 \pm 0.70\%$ โดยที่ ค่าเฉลี่ยของปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ของกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการและค่าเฉลี่ยของปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ของกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ เท่ากับ $0.05 \pm 0.01\%$ และค่าเฉลี่ยของปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยของกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการเท่ากับ $79.66 \pm 0.94\%$ ส่วนค่าเฉลี่ยของปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยของกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ เท่ากับ $79.71 \pm 0.93\%$ ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงค่าปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ (TA) และ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (MC) ในตัวอย่างลำไยพันธุ์อีดอของตัวอย่างกลุ่มที่ใช้ สำหรับสร้างสมการ (calibration set) และ กลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของ สมการ (prediction set)

รายการ	ค่าองค์ประกอบทางเคมี					
	TSS (%)		TA (%)		MC (%)	
	calibration set	prediction set	calibration set	prediction set	calibration set	prediction set
จำนวน ตัวอย่าง	80	40	80	40	80	40
min	19.80	19.95	0.02	0.03	77.73	77.92
max	22.65	22.55	0.07	0.07	81.91	81.54
ค่าเฉลี่ย	21.34	21.37	0.05	0.05	79.66	79.71
SD	0.68	0.70	0.01	0.01	0.94	0.93

TSS = ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, TA = ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้, MC = ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย, SD = standard deviation

เมื่อทำการแบ่งกลุ่มตัวอย่างที่ใช้สำหรับสร้างสมการและกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการเสร็จแล้ว จะสังเกตได้ว่า สเปกตรัมมีสัญญาณรบกวนจึงมีการใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์ช่วยในการปรับแต่ง ก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ เพื่อให้ได้สเปกตรัมที่สามารถนำไปสร้างสมการในการทำนายที่มีความแม่นยำมากที่สุด โดยวิธีที่ใช้คือ วิธี smoothing (Savitzky-Golay), 1st derivative, 2nd derivative, MSC และ SNV ดังตารางที่ 4.2 โดยในการสร้างสมการ (calibration) และการตรวจสอบความถูกต้อง (cross validation) จากสเปกตรัมของลำไยที่การปรับแต่งสเปกตรัมแบบต่างๆ เพื่อใช้ในการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย พบว่า เมื่อทำการปรับแต่งสเปกตรัมดั้งเดิมด้วยวิธีต่างๆ ไม่มีวิธีใดที่มีผลการวิเคราะห์ดีกว่าสเปกตรัมดั้งเดิมที่ไม่ได้ปรับแต่ง ดังนั้น การสร้างสมการในการทำนายที่ดีที่สุดของปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย นั้น

คือ จากสเปกตรัมดั้งเดิม โดยจะมีค่า correlation coefficients of cross-validation (R_{cv}) เท่ากับ 0.75, 0.83 และ 0.84 ตามลำดับ ในขณะที่เดียวกันก็มีค่า root mean square error of cross-validation (RMSECV) เท่ากับ 0.45%, 0.006% และ 0.51% ตามลำดับ ซึ่งค่า RMSECV ที่ดี จะต้องมียุทธศาสตร์ที่ต่ำที่สุด รวมถึง ค่า R_{cv} จะต้องเข้าใกล้ 1 หรือมีค่าสูงที่สุด ซึ่งเป็นการบ่งบอกถึงประสิทธิภาพในการทำนายที่มีความแม่นยำสูง โดยจากการสร้างสมการที่ใช้ในการทำนายนี้ มีความแม่นยำ และมีค่าความผิดพลาดน้อย มีผลทำให้การทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ได้แม่นยำดีในระดับหนึ่ง

ตารางที่ 4.2 แสดงผลการทดสอบการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ (TA) และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (MC) ในกลุ่มที่ใช้สำหรับการสร้างสมการโดยใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์ช่วยในการปรับแต่ง

no.	วิธีการปรับแต่ง สเปกตรัม	TSS			TA			MC		
		F	R_{cv}	RMSECV (%)	F	R_{cv}	RMSECV (%)	F	R_{cv}	RMSECV (%)
		1	original	1	0.75	0.45	3	0.83	0.006	3
2	smoothing	1	0.74	0.56	3	0.81	0.006	3	0.61	0.74
3	1 st derivative	4	0.65	0.43	3	0.79	0.007	5	0.81	0.56
4	2 nd derivative	2	0.64	0.52	4	0.77	0.007	6	0.82	0.54
5	MSC	8	0.66	0.52	5	0.78	0.007	2	0.8	0.56
6	SNV	3	0.59	0.55	3	0.77	0.007	2	0.81	0.55

F = factors, R_{cv} = correlation coefficients of cross-validation, RMSECV = root mean square error of cross-validation, smoothing = Savitzky-Golay smoothing, 1st derivative = Savitzky-Golay first derivative differentiation, 2nd derivative = Savitzky-Golay second derivative differentiation, MSC = multiplicative scatter correction, SNV = standard normal variate transformation

หลังจากได้ทำการ pre-treatment และเลือกวิธีที่ดีที่สุดแล้ว จะได้แบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ ปริมาณกรดที่ไตเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย คือ แบบดั้งเดิมที่ยังไม่มีการปรับแต่งสเปกตรัม โดยเมื่อได้สมการที่ดีที่สุดในการทำนายแล้ว

ก็จะนำกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการมาทำการทดสอบความแม่นยำในการทำนาย จากตารางที่ 4.3 พบว่า กลุ่มที่สร้างสมการของ ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ มีค่า correlation coefficients of calibration (R_c) เท่ากับ 0.76 และ root mean square error of calibration (RMSEC) เท่ากับ 0.44% ส่วนกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการมีค่า correlation coefficients of prediction (R_p) และ root mean square error of prediction (RMSEP) เท่ากับ 0.71 และ 0.48% ตามลำดับ ส่วนการ ทดสอบความแม่นยำในการทำนายของ ปริมาณกรดที่ไคเตรทได้ มีค่า R_c เท่ากับ 0.86 และ RMSEC เท่ากับ 0.006% ส่วนกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการมีค่า R_p และ RMSEP เท่ากับ 0.79 และ 0.006% ตามลำดับ และการทดสอบความแม่นยำในการทำนายของ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย มีค่า R_c เท่ากับ 0.87 และ RMSEC เท่ากับ 0.46% ส่วนกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ มีค่า R_p และ RMSEP เท่ากับ 0.85 และ 0.49% ตามลำดับ โดยแสดงถึง การทำนายปริมาณความชื้นของ ลำไย ซึ่งมีความแม่นยำมากกว่า การทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้และทำนายปริมาณกรด ที่ไคเตรทได้ เนื่องจาก ลำไยมีน้ำเป็นองค์ประกอบอยู่มาก ทำให้สามารถทำนายปริมาณความชื้นของ ลำไยได้แม่นยำกว่า

ตารางที่ 4.3 ผลของการวิเคราะห์ PLS regression สำหรับการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้ (TSS), ปริมาณกรดที่ไคเตรทได้ (TA) และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย (MC)

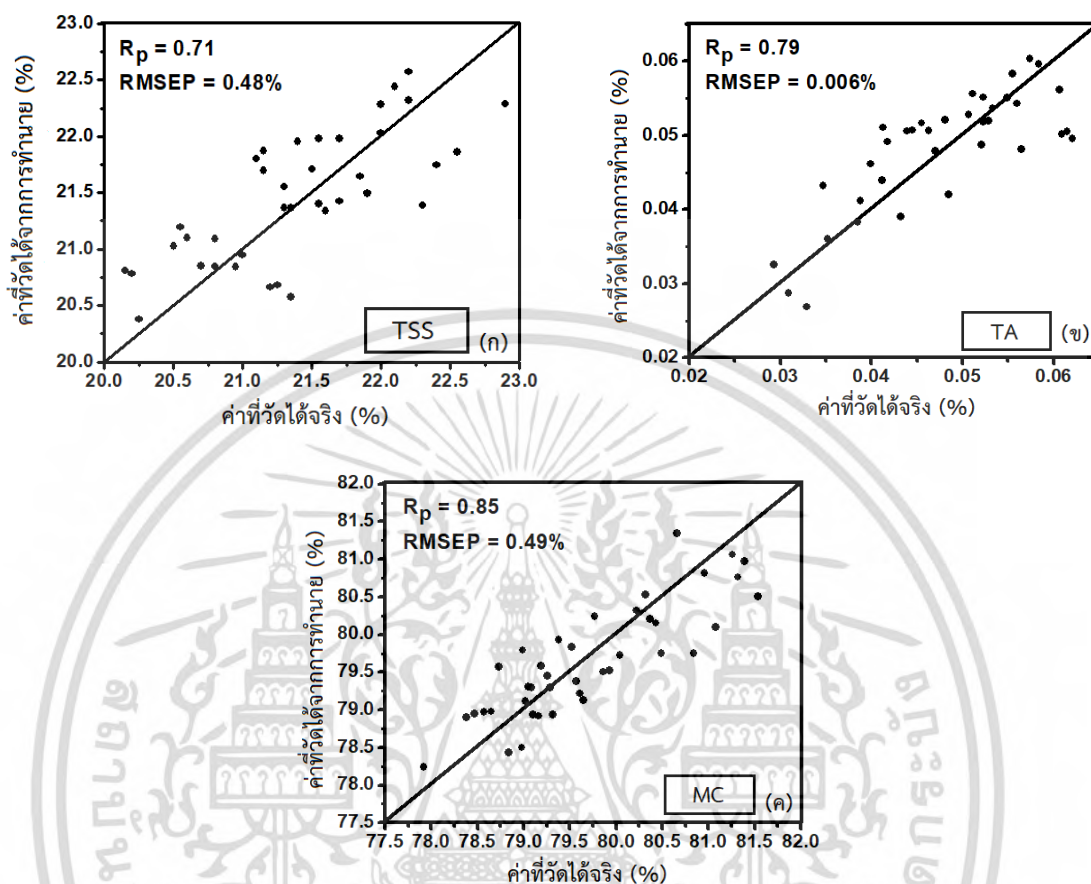
วิธีการปรับแต่งสเปกตรัม		TSS	TA	MC	
		original	original	original	
F		1	3	3	
	จำนวนตัวอย่าง	80	80	80	
	กลุ่มสำหรับการสร้างสมการ	R_c	0.76	0.86	0.87
		RMSEC (%)	0.44	0.006	0.46
	จำนวนตัวอย่าง	40	40	40	
กลุ่มสำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ	R_p	0.71	0.79	0.85	
	RMSEP (%)	0.48	0.006	0.49	

F = factors, R_c = correlation coefficient of calibration, R_p = correlation coefficient of prediction,

RMSEC = root mean square error of calibration, RMSEP = root mean square error of prediction

4.2. การเปรียบเทียบค่าปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้, ปริมาณกรดที่ไเตรตที่ได้ และ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำใยในตัวอย่างลำใยพันธุ์อู๊ดระหว่างค่าที่ได้จากการวัดจริง กับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยเทคนิค **near infrared hyperspectral imaging**

ผลการสร้างกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงและค่าที่วัดได้จากการทำนายด้วยเทคนิค **near infrared hyperspectral imaging** ของปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้, ปริมาณกรดที่ไเตรตที่ได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำใย โดยใช้ตัวอย่างจากกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ จากสเปกตรัมดั้งเดิมในช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 nm แสดงดังภาพที่ 4.3 การแสดงผลการวิเคราะห์ด้วย กราฟ scatter plots นั้น จะทำให้เห็นความแม่นยำในการทำนายได้ง่ายขึ้น เนื่องจาก ถ้าค่าเข้าใกล้เส้นตรง 45 องศา มาก ก็แสดงว่า ค่าที่วัดได้จริงกับค่าที่วัดได้จากการทำนายมีความแม่นยำในการทำนายสูง ดังนั้น จากกราฟจะพบว่า ภาพที่ 4.3ข และ 4.3ค มีการกระจายของข้อมูลออกจากเส้น 45 องศา ไม่มาก แสดงว่า มีความแม่นยำในการทำนายปริมาณกรดที่ไเตรตที่ได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำใยสูงกว่า ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้ เนื่องจาก ภาพที่ 4.3ก ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงและค่าที่วัดได้จากการทำนายของปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้นั้น มีการกระจายของข้อมูลออกจากเส้น 45 องศา มากกว่า ทำให้มีความแม่นยำในการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายน้ำได้น้อยกว่าการทำนายปริมาณกรดที่ไเตรตที่ได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำใย

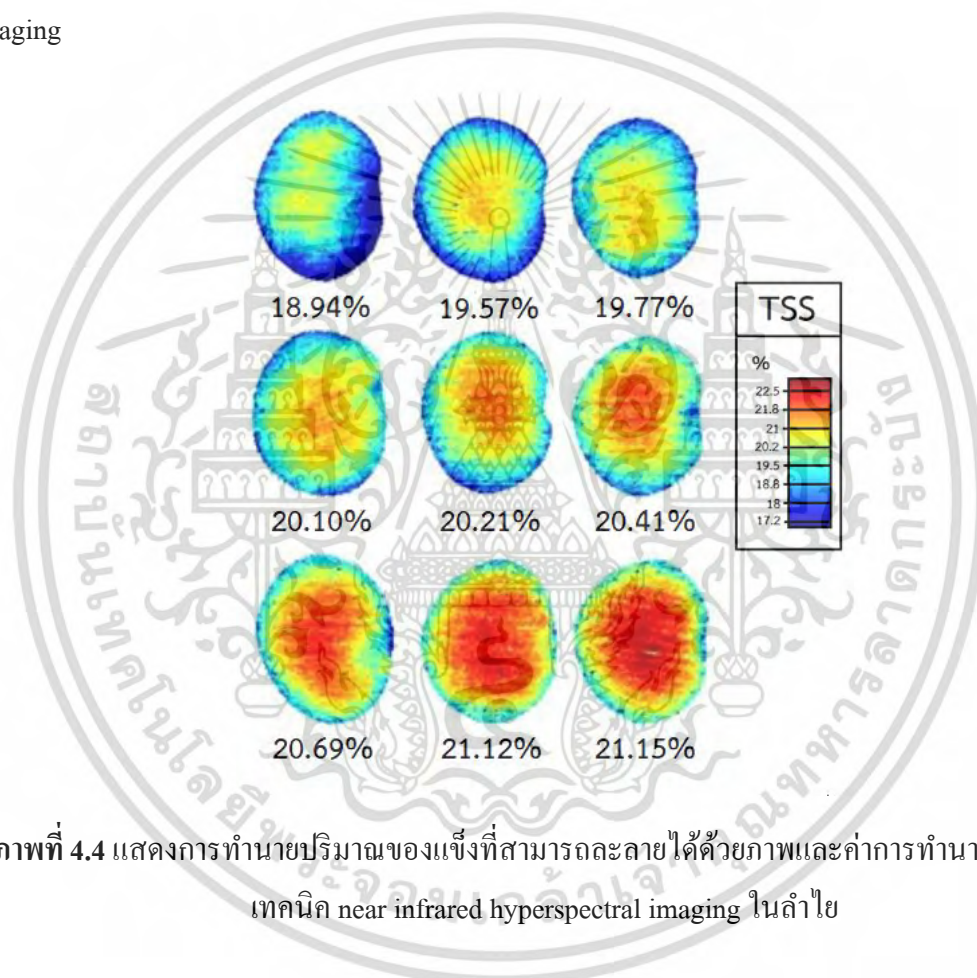


ภาพที่ 4.3 กราฟ scatter plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงและค่าที่วัดได้จากการทำนายด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging (ก) ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, (ข) ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และ (ค) ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย

4.3 การสร้างภาพเพื่อทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ของลำไย

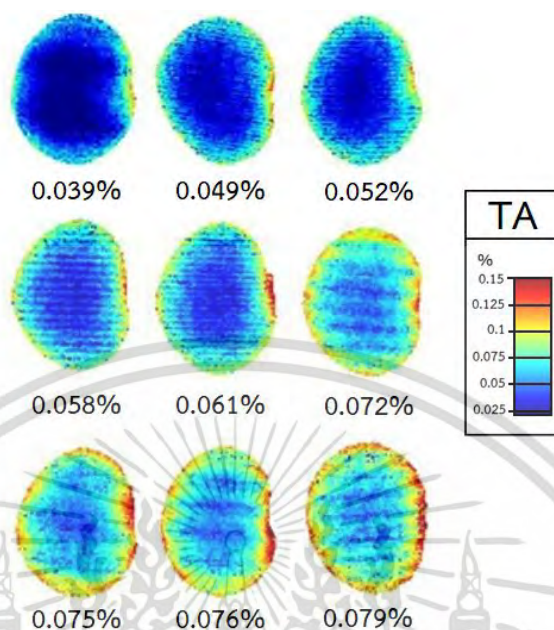
การสร้างภาพสำหรับทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ดังภาพที่ 4.4, 4.5 และ 4.6 ตามลำดับ โดยการใช้ข้อมูลสเปกตรัมจากกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ ที่ดีที่สุด มาสร้างเป็นภาพ ซึ่งในแต่ละพิกเซลจะสามารถใช้เป็นตัวบ่งบอก

ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่โคเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยได้ ดังนั้น สีในภาพจึงแสดงถึงปริมาณและการกระจายตัวขององค์ประกอบในตัวอย่าง ซึ่งพิจารณาจากสเกลสีที่สัมพันธ์กับปริมาณของแต่ละองค์ประกอบในตัวอย่าง โดยสเกลสี จะถูกกำหนดจากสีแดงไปจนถึงสีน้ำเงินซึ่งจะหมายถึงปริมาณสูงไปจนถึงปริมาณต่ำ ส่วนตัวเลขที่อยู่ใต้ตัวอย่างแต่ละตัวนั้น จะแสดงถึง ค่าเฉลี่ยเชิงปริมาณที่ทำนายได้ในแต่ละตัวอย่าง ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging

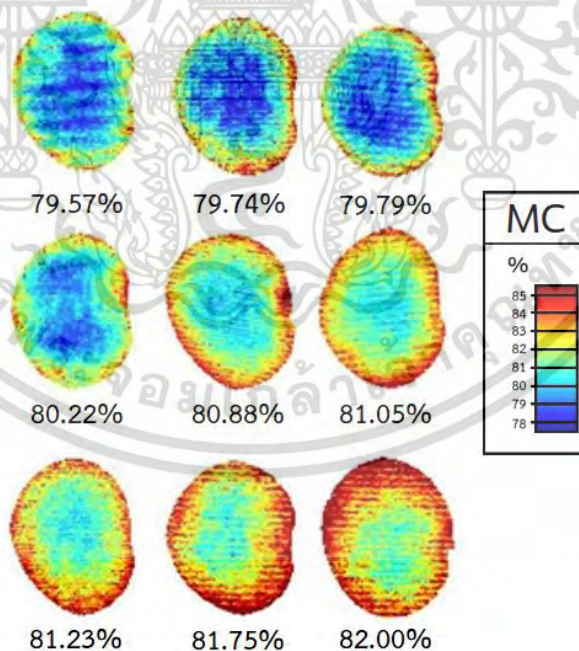


ภาพที่ 4.4 แสดงการทำนายปริมาณของแข็งที่สามารถละลายได้ด้วยภาพและค่าการทำนายเฉลี่ยด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในลำไย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาพที่ 4.5 แสดงการทำนายปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ด้วยภาพและค่าการทำนายเฉลี่ยด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในลำไย



ภาพที่ 4.6 แสดงการทำนายปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยด้วยภาพและค่าการทำนายเฉลี่ยด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในลำไย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

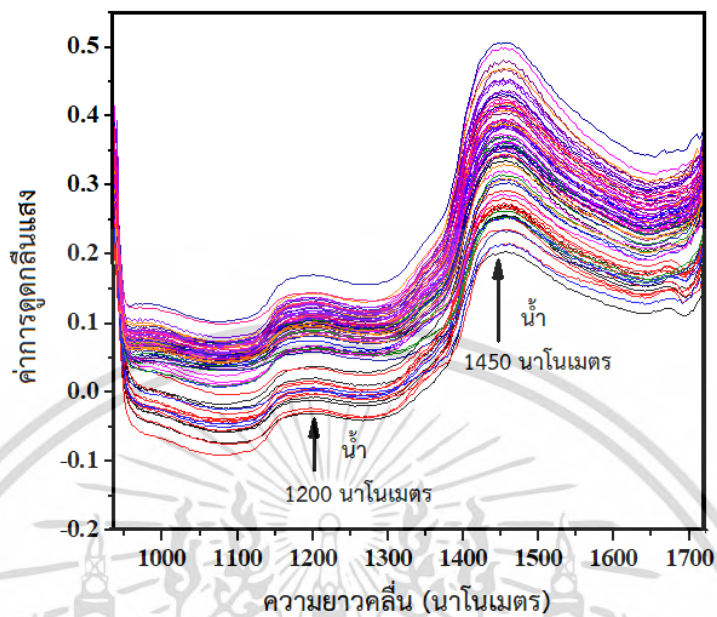
สำหรับภาพการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และ ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยแต่ละภาพแสดงการกระจายของสีในส่วนต่างๆของผลซึ่งบ่งชี้ว่า ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ไม่ได้เป็นเนื้อเดียวกันในผล เหตุผลหรือความแตกต่างนี้สามารถอธิบายได้โดยพิจารณาจากเนื้อลำไยหลังปอกเปลือก มันจำที่ผิวเนื้อและเปลือกด้านนอกใกล้เคียงกับเปลือก ดังนั้นปริมาณน้ำผลไม้อาจแตกต่างกันในส่วนต่างๆของผลทำให้ ปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย แตกต่างกันไป ซึ่งมีผลกับสีของภาพการทำนายผลลำไยแตกต่างกันไปด้วย ซึ่งผลการวิจัยพบว่า การวิเคราะห์ภาพการทำนายสี สามารถใช้สเกลสี ซึ่งประกอบด้วย สีน้ำเงิน สีเหลืองและสีแดง บอกรายละเอียดของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยได้ โดยไม่ทำลายตัวอย่าง ดังนั้นการวิเคราะห์ภาพการทำนายสีของลำไยเพื่อทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไทเตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยได้ จึงแสดงให้เห็นว่าสามารถใช้ทำนายเป็นได้โดยใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging

ตอนที่ 2 การคัดแยกกลุ่มความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ

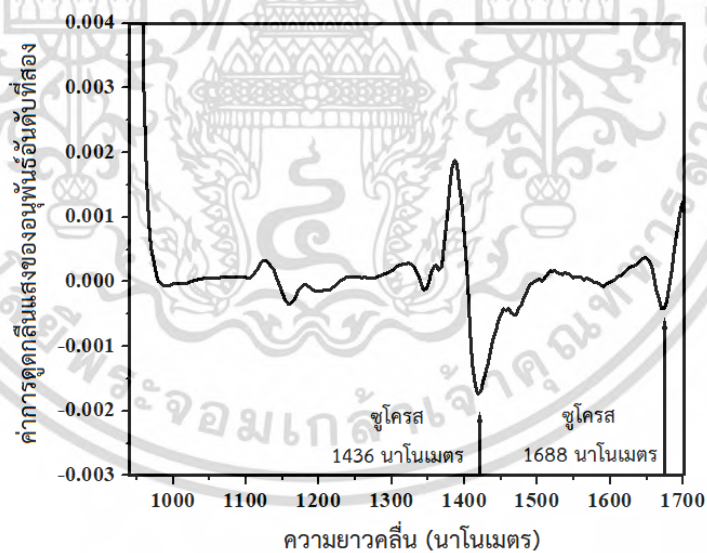
4.4 การศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging ในการคัดแยกความหวานของลำไยพันธุ์อีดอ

4.4.1 ข้อมูลสเปกตรัม

สเปกตรัมดั้งเดิมของลำไย ที่ช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 นาโนเมตร พบพีคชัดเจนที่ความคลื่น 1,200 และ 1,450 นาโนเมตร ซึ่งเกิดจากการดูดกลืนแสงของโมเลกุลน้ำ (ภาพที่ 4.7) และเมื่อทำการปรับแต่งข้อมูลสเปกตรัมด้วยวิธี 2nd derivative จะได้สเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยในช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 นาโนเมตร โดยจะพบพีคหวักลับที่ความยาวคลื่น 1,436 และ 1,688 นาโนเมตร ซึ่งมาจากการดูดกลืนแสงของน้ำตาลซูโครสที่พบในลำไย (ภาพที่ 4.8)



ภาพที่ 4.7 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงดั้งเดิม

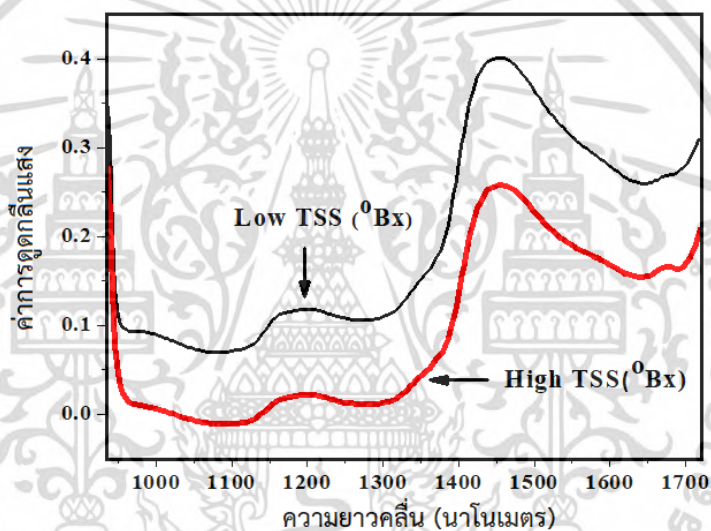


ภาพที่ 4.8 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี 2^{nd} derivative

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของกลุ่ม low sweet และ high sweet ของลำไย

ความสัมพันธ์ระหว่างสเปกตรัมค่าการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของกลุ่ม low sweet และ high sweet ของลำไย ดังภาพที่ 4.9 แสดงถึง ความสามารถในการจำแนกความหวานของลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ซึ่งจากรูป ค่าการดูดกลืนแสงของทั้งกลุ่ม low sweet และ high sweet ของลำไย มีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน แต่ทั้งสองกลุ่มมีพีคที่ความยาวคลื่นเดียวกัน โดยที่กลุ่ม high sweet มีค่าการดูดกลืนแสงต่ำกว่า กลุ่ม low sweet



ภาพที่ 4.9 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงเฉลี่ยของกลุ่ม low sweet และ high sweet ของลำไย

4.4.3 ผลการสร้างสมการด้วยเทคนิค partial least squares regression discriminant analysis (PLS-DA)

4.4.3.1 การปรับแต่งสเปกตรัมเพื่อให้ได้สมการในการจำแนกกลุ่มที่ดีที่สุด

นำตัวอย่างลำไยกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ จำนวน 80 ตัวอย่าง มาทำการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค PLS-DA แล้วปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธีต่างๆ เช่น วิธี smoothing, 1st derivative, 2nd derivative, MSC และ SNV เพื่อให้ได้สมการที่ดีที่สุดสำหรับการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย

จากตารางที่ 4.4 แสดงถึง ค่าความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย ที่ได้มีการปรับแต่งสเปกตรัมต่างๆ พบว่า วิธีการปรับแต่งสเปกตรัมด้วย วิธี Savitzky Golay

smoothing นั้น ทำให้ได้สมการที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มความหวาน มีความถูกต้องมากกว่าวิธีการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธีอื่นๆ

ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดสอบสมการในการจำแนกกลุ่มความหวาน โดยทำการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธีต่างๆ

วิธีปรับแต่ง สเปกตรัม	จำนวน ตัวอย่าง	F	low sweet		high sweet		% ความ ถูกต้อง ทั้งหมด
			ถูกต้อง	ไม่ ถูกต้อง	ถูกต้อง	ไม่ ถูกต้อง	
original	80	1	29/38	9/38	36/42	6/42	81.2
smoothing	80	1	30/38	8/38	36/42	6/42	82.5
1 st derivative	80	4	30/38	8/38	32/42	10/42	77.5
2 nd derivative	80	2	28/38	10/38	33/42	9/42	76.2
MSC	80	2	32/38	6/38	30/42	12/42	77.5
SNV	80	2	32/38	6/38	31/42	11/42	78.8

F = factors, N = number of samples, smoothing = Savitzky-Golay smoothing, 1st derivative = Savitzky-Golay first derivative differentiation, 2nd derivative = Savitzky-Golay second derivative differentiation, MSC = multiplicative scatter correction, SNV = standard normal variate transformation

4.4.4 ผลการวิเคราะห์จากข้อมูลการดูคลื่นแสง

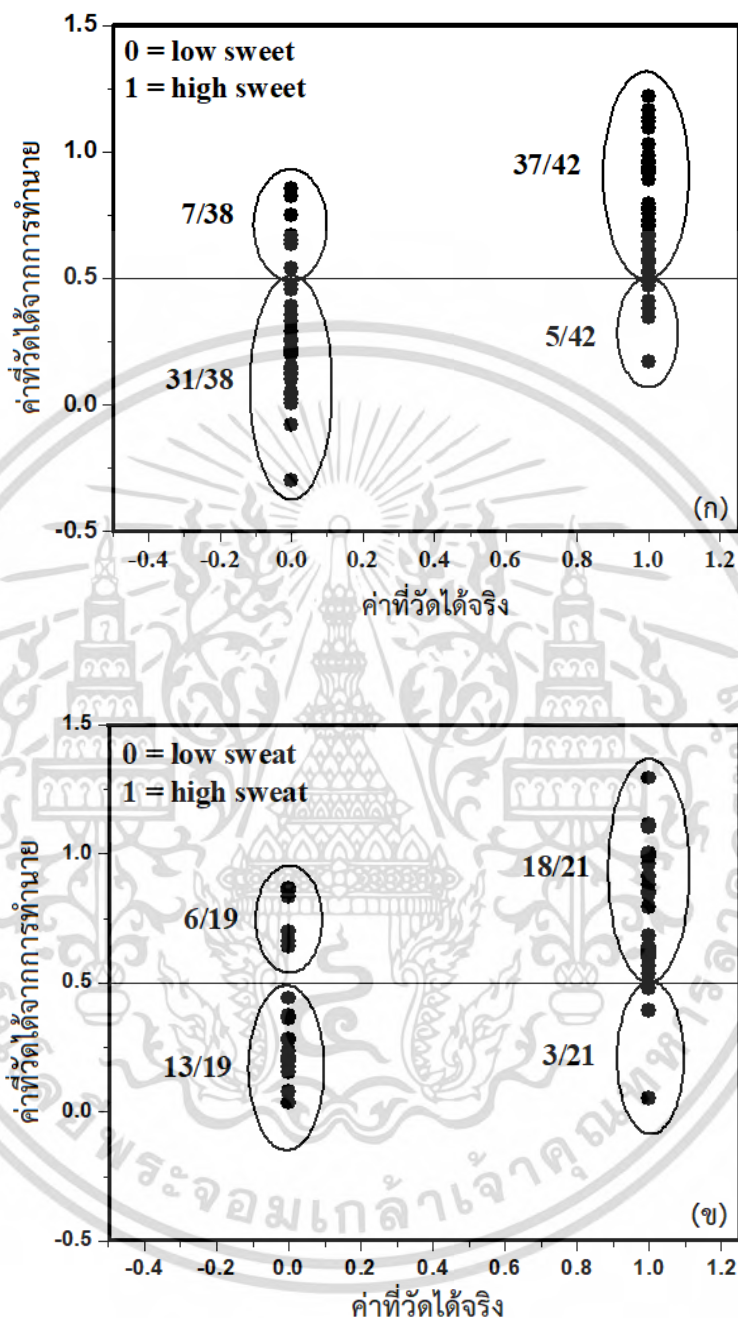
จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค PLS-DA พบว่า สมการในการจำแนกกลุ่มความหวานที่ดีที่สุดสร้างจากข้อมูลการดูคลื่นแสงที่ถูกปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี Savitzky Golay smoothing สำหรับการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไยนั้น ได้แบ่งออกเป็นสองกลุ่ม คือ กลุ่ม low sweet และ high sweet ซึ่งได้ผลความถูกต้องดังตารางที่ 4.5 โดยความถูกต้องในการจำแนกความหวานของกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ คือ 85% และ ความถูกต้องในการจำแนกความหวานของกลุ่มที่ใช้ทดสอบความถูกต้องของสมการ คือ 77.5% และแสดงกราฟ scatter plot ดังภาพที่ 4.10 โดยเป็นกราฟที่

แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงกับค่าที่วัดได้จากการทำนายทั้งกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ (ภาพที่ 4.10ก) และ กลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ (ภาพที่ 4.10ข) ซึ่งมีค่า cut off อยู่ที่ 0.5

ตารางที่ 4.5 ผลการทำนายความถูกต้องในการคัดแยกกลุ่มความหวานของลำไย โดยใช้เทคนิคการสมการแบบ PLS-DA

วิธีปรับแต่ง สเปกตรัม	F	กลุ่มสำหรับสร้างสมการ				% ความถูกต้อง ทั้งหมด	
		จำนวน ตัวอย่าง	low sweet		high sweet		
			ถูกต้อง	ไม่ถูกต้อง	ถูกต้อง		ไม่ถูกต้อง
smoothing	1	80	31/38	7/38	37/42	5/42	85
วิธีปรับแต่ง สเปกตรัม	F	กลุ่มสำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ				% ความถูกต้อง ทั้งหมด	
		จำนวน ตัวอย่าง	low sweet		high sweet		
			ถูกต้อง	ไม่ถูกต้อง	ถูกต้อง		ไม่ถูกต้อง
smoothing	1	40	13/19	6/19	18/21	3/21	77.5

F = factors, smoothing = Savitzky-Golay smoothing

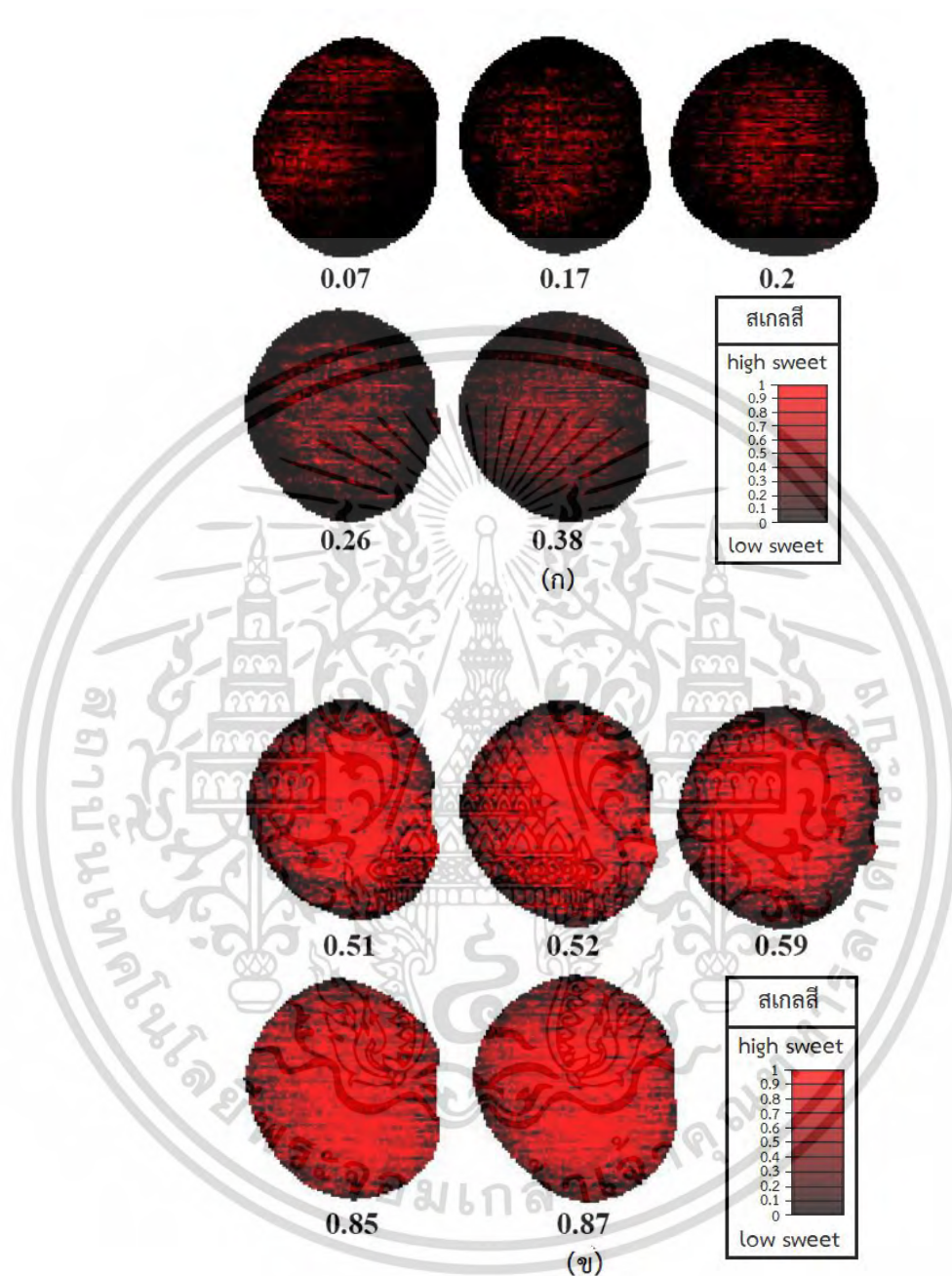


ภาพที่ 4.10 กราฟ scatter plot แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่วัดได้จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยสมการ ทั้งกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ (ภาพ ก) และ กลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ (ภาพ ข) โดยใช้เทคนิคการสร้างสมการแบบ PLS-DA

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5 การสร้างภาพเพื่อทำนายคุณภาพ ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ของลำไย

เมื่อนำโมเดลที่ดีที่สุดในตารางที่ 4.4 มาทำนายการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย จะได้ภาพที่แสดงการจำแนกกลุ่มความหวานดังภาพที่ 4.11 ซึ่งจะพบความแตกต่างกันของระดับสีที่ชัดเจน โดยจะแสดงสเกลสีดำจนถึงสีแดง ซึ่งแสดงถึงปริมาณความหวานที่แตกต่างกัน โดยสเกลสีดำหมายถึง ลำไยที่มีปริมาณความหวานน้อยกว่า 21.3% หรือจัดอยู่ในกลุ่ม low sweet และสเกลสีแดงหมายถึง ลำไยที่มีปริมาณความหวานมากกว่า 21.3% หรือจัดอยู่ในกลุ่ม high sweet ซึ่งจากภาพการทำนาย พบว่า เมื่อภาพของตัวอย่างมีสีแดงเพิ่มขึ้น แสดงถึง ตัวอย่างลำไยมีความหวานมากกว่าภาพของตัวอย่างลำไยที่มีปริมาณสีแดงน้อย และในภาพจะแสดงให้เห็นตัวเลขตัวหนาที่อยู่ใต้ตัวอย่างแต่ละตัว ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการทำนาย โดยถ้าค่าที่ได้จากการทำนายอยู่ในช่วง 0.0-0.50 จะถูกจัดอยู่ในกลุ่ม low sweet แต่ถ้าค่าที่ได้จากการทำนายอยู่ในช่วง 0.51-1.0 จะถูกจัดอยู่ในกลุ่ม high sweet ซึ่งความแตกต่างนี้มาจากปริมาณความหวานที่แตกต่างกัน ส่งผลให้ค่าการดูดกลืนแสงของแต่ละตัวอย่างแตกต่างกันด้วย ทำให้สามารถจำแนกกลุ่มความหวานของลำไยได้



ภาพที่ 4.11 การวิเคราะห์ภาพจากเทคนิค near infrared hyperspectral imaging ของลำไยกลุ่ม (ก) low sweet และ (ข) high sweet

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

จากการใช้เทคนิค near infrared hyperspectral imaging เพื่อตรวจสอบคุณภาพของลำไยพันธุ์ อีคอค จะพบว่า ที่ค่าการดูดกลืนแสงที่แตกต่างกัน จะสามารถทำนายคุณสมบัติทั้งเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพได้ว่า ตัวอย่างลำไยลูกไหนมีคุณภาพดีหรือไม่ดี โดยจากการทดลองนี้ ได้สร้างสมการเพื่อทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้, ปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย และจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย ซึ่งได้ผลการทดลองดังนี้

5.1.1 การสร้างสมการในการทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging โหมด reflectance โดยใช้สเปกตรัมดั้งเดิมในช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 นาโนเมตร และสร้างสมการด้วยวิธี partial least squares regression (PLSR) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ไม่ทำลายตัวอย่าง พบว่า สมการที่ได้มีประสิทธิภาพในการทำนาย โดยมีความแม่นยำดีในระดับหนึ่ง ($R_p = 0.71, 0.79$ และ 0.85 ตามลำดับ) และมีค่าความผิดพลาดในการทำนายต่ำ ($RMSEP = 0.48\%, 0.006\%$ และ 0.49% ตามลำดับ) สำหรับเทคนิคการวิเคราะห์ภาพ พบว่า สามารถทำนายปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้, ปริมาณกรดที่ไต่เตรทได้ และปริมาณความชื้นของเนื้อลำไยในแต่ละฟักเซลของลำไยได้อย่างละเอียด

5.1.2 การสร้างสมการในการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไย ด้วยเทคนิค near infrared hyperspectral imaging โหมด reflectance โดยใช้สเปกตรัมที่ปรับแต่งด้วยวิธี Savitzky-Golay smoothing ที่ช่วงความยาวคลื่น 935-1,720 นาโนเมตร และสร้างสมการด้วยวิธี partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ไม่ทำลายตัวอย่าง พบว่า มีความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มความหวานของลำไยดีในระดับหนึ่ง โดยในกลุ่มที่ใช้สำหรับสร้างสมการ เท่ากับ 85% และในกลุ่มที่ใช้สำหรับทดสอบความถูกต้องของสมการ เท่ากับ 77.5% และสำหรับเทคนิคการวิเคราะห์ภาพนั้น สามารถแสดงผลการในจำแนกกลุ่มได้อย่างชัดเจน จากสเกลสีที่มีความแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด

ดังนั้น งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าเทคนิค near infrared hyperspectral imaging มีความเป็นไปได้ในการนำไปประยุกต์ใช้ในการทำนายเชิงปริมาณและจำแนกกลุ่มความหวานของลำไยได้ เพื่อเพิ่มมูลค่าและควบคุมคุณภาพเป็นการสร้างความมั่นใจให้กับผู้บริโภคและการส่งออกต่อไป

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ข้อเสนอแนะเพื่อนำผลการวิจัยไปใช้

ในงานวิจัยครั้งนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับคัดคุณภาพผลไม้ในการส่งออกได้ และยังสามารถนำไปตรวจสอบคุณภาพสำหรับใช้ในการผลิตผลิตภัณฑ์ที่ต้องการควบคุมคุณภาพของผลผลิต

5.2.2 ข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัยในอนาคต

ควรจะพัฒนาเทคนิคการตรวจสอบคุณภาพนี้ให้สามารถตรวจสอบผลไม้ได้ทุกครั้งและหลายๆลูก และเทคนิคนี้ควรจะต้องสามารถตรวจสอบคุณภาพขณะที่ผลไม้ยังอยู่บนสายพาน เพื่อความรวดเร็วในการตรวจสอบคุณภาพและยังสามารถนำไปใช้ได้โรงงานอุตสาหกรรมเพื่อความรวดเร็วในการผลิต

บรรณานุกรม

- กรมการค้าระหว่างประเทศ กระทรวงพาณิชย์ (DITP). 2563. **ลำไยในตลาดจีน** [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.ditp.go.th>. [14 พฤศจิกายน 2563].
- กรมวิทยาศาสตร์บริการ (วศ.) 2563. **คุณค่าทางอาหารของลำไย** [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.dss.go.th/index.php>. [9 พฤศจิกายน 2563].
- กระทรวงพาณิชย์. 2563. **สินค้าส่งออกสำคัญของไทย** [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://tradereport.moc.go.th/Report/Default.aspx?Report=MenucomRecode&ImExType=I&Lang=Th>. [8 พฤศจิกายน 2563].
- กลุ่มเกษตรสัญจร. ม.ป.ป. (ไม่ปรากฏปีที่พิมพ์) **ลีนจี-ลำไย**. 71 หน้า.
- เกศินี ระมิงค์วงศ์. 2528. **การจัดจำแนกไม้ผล**. เชียงใหม่: คณะเกษตรศาสตร์ ภาควิชาพืชสวน มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- ธงชัย สุวรรณสิขณน์ และปิติพร ฤทธิเรืองเดช. 2552. “การวิเคราะห์เชิงปริมาณและคุณภาพ.” **เทคโนโลยีอินฟราเรดย่านใกล้และการประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรม**. ภาควิชาพัฒนาผลิตภัณฑ์ คณะอุตสาหกรรมเกษตร มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ และมหาวิทยาลัยมหิดล วิทยาเขตกาญจนบุรี.
- บุญชนะ วงศ์ชนะ และมนตรี อิศรไกรศิลป์. 2552. “การเจริญเติบโตและการพัฒนาของผลลำไยพันธุ์ดอ ในจังหวัดนครศรีธรรมราช.” **วารสารวิชาการเกษตร**. 27(2): 151-158.
- พงษ์ศักดิ์ อังกสิทธิ์, คุชฎี ณ ลำปาง และรำไพพรรณ อภิชาติพงษ์ชัย. 2542. **ลำไย: ไม้ผลเศรษฐกิจสำคัญ เพื่อพัฒนาอุตสาหกรรม**. คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- พาวิน มะโนชัย และ วินัย วิริยะอลงกรณ์. 2539. “การขยายพันธุ์ลำไย.” **คำแนะนำที่ 177**. ชุมชนสหกรณ์การเกษตรแห่งประเทศไทย จำกัด.
- พาวิน มะโนชัย. 2543. **ลำไย**. เชียงใหม่: สิรินาถการพิมพ์.

ยุทธนา เขาสุเมรุ, ชิติ ศรีตันทิพย์, สันติ ช่างเจรจา, ฤกษ์พงศ์ เพชรบุล และรัชต์พงษ์ หอชัยรัตน์. 2559.

คู่มือการจัดการ สวนลำไย การจัดการความรู้ และการถ่ายทอดเทคโนโลยีการผลิตลำไยคุณภาพ ดีต้นทุนต่ำ. เชียงใหม่: โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา.

ศิริพิชญ์ พงศ์ประเสริฐ และ ทิพย์วรรณ สวัสดิ์พานิช. 2559. “การคัดแยกชนิดขาลาเปาด้วยการวัดการ ดูดกลืนแสงอินฟราเรดย่านใกล้.” **โครงการนวัตกรรมเกษตร. คณะวิศวกรรมเกษตร กำแพงแสน, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขต กำแพงแสน.**

ศุภรา เสกาจารย์. 2547. “แนวโน้มและโอกาสการขยายตลาดส่งออกลำไย.” **ศูนย์การส่งเสริมการส่งออก ในภูมิภาค จังหวัดเชียงใหม่. กรมส่งเสริมการส่งออกกระทรวงพาณิชย์. ตุลาคม 2547.**

ศุมาพร เกษมสำราญ. 2545. “ขั้นตอนการสร้างสมการประเมินค่าทางเคมีและการทดสอบสมการใน เทคนิคสเปกโตรสโกปีย่านใกล้อินฟราเรด.” หน้า 131-151. ใน: วารุณี ชนะแพทย์, อนุพันธ์ เท็ดวงศ์วรกุล และชัชชัย สุวรรณสิขณณ์, (ผู้รวบรวม), **การควบคุมคุณภาพสินค้าด้วยเทคนิค Near Infrared Spectroscopy เพื่อการแข่งขันในเวทีการค้าโลก 27-28 พฤษภาคม 2545. สถาบันค้นคว้าและพัฒนาผลิตผลทางการเกษตรและอุตสาหกรรมเกษตร. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์**

สายณรงค์ รัสานนท์. 2542. **มองกว้างและไกลเรื่องลำไยโลกและผลกระทบต่อไทย.** [เอกสารอัดสำเนา].

สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. 2561. **สถิติการนำเข้า-ส่งออก.** [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก:

<http://www.oae.go.th>. [20 ธันวาคม 2561]

สำนักโภชนาการ กรมอนามัย กระทรวงสาธารณสุข. 2557. **ปริมาณน้ำตาลในผลไม้ไทย.** [ออนไลน์].

เข้าถึงได้จาก: www.nutrition.anamai.moph.go.th [25 พฤษภาคม 2562]

สุรสิทธิ์ พลิกบัว. 2547. “Material characterization: การตรวจสอบดัชนีหักเหของแสงในวัสดุ.” **วารสาร เทคโนโลยีวัสดุ, 37: 58-62.**

เสาวลักษณ์ ภูมิวสนะ. 2527. “ไม้ผลที่น่าสนใจ.” **งานแปลของสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ อันดับที่ 87. กรุงเทพฯ: คุรุสภา.**

อนุพันธ์ เทอดวงศ์วรกุล. 2545. “การปรับแต่งสเปกตรัมก่อนการวิเคราะห์.” หน้า 67-68. ใน การอบรม
เชิงปฏิบัติการ การควบคุมคุณภาพสินค้าด้วยเทคนิค NIRs เพื่อแข่งขันในเวทีการค้าโลก 27-28
พฤศจิกายน 2545. สถาบันคั้นคว้าและพัฒนาผลิตภัณฑ์เกษตรฯ. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

AOAC International. 2000. **Official methods of analysis of AOAC International.** 17th ed. Gaithersburg, MD, USA.

Barnes, R.J., Dhanoa, M.S. and Lister, S.J. 1993. “Correction to the description of standard normal variate (SNV) and detrend (DT) transformations in practical spectroscopy with applications in food and beverage analysis.” **Journal near Infrared spectroscopy.** 1: 185-186.

Caporaso, N., Whitworth, M.B., Grebby, S. and Fisk, I.D. 2018. “Non-destructive analysis of sucrose, caffeine and trigonelline on single green coffee beans by hyperspectral imaging.” **Food Research International.** 106: 193-203.

Cheng, Y., Lan, H. Zhao, L., Wang, K. and Hu, Z. 2018. “Characterization and Prebiotic Potential of Longan Juice Obtained by Enzymatic Conversion of Constituent Sucrose into Fructo-Oligosaccharides.” **Molecules.** 23(10): 1-13.

Conzen, J.P. 2006. **Multivariate Calibration: A practical guide for developing methods in the quantitative analytical chemistry.** 2nd ed. Bruker Optik GmbH.

FAO/WHO. 2007. “Fresh Fruits and Vegetables. 1st ed.” **The Secretary Codex Alimentarius Commission.** Joint FAO/WHO Food Standards Programme, Rome, Italy.

Hbirkou, C., Patzold, S., Mahlein, A.K. and Welp, G. 2012. “Airborne hyperspectral imaging of spatial soil organic carbon heterogeneity at the field-scale”. **Geoderma.** 175-176: 21-28.

Jerome, J.W. 2007. “NIR Spectroscopy Calibration Basics.” pp. 123-150. In: Donald A.B. and Emil W.C., Editors. **Handbook of Near Infrared Analysis.** 3rd ed. CRC Press-Taylor&Francis Group.

- Kamruzzaman, M., Sun, D., Elmasry, G. and Allen, P. 2013. “Fast detection and visualization of minced lamb meat adulteration using NIR hyperspectral imaging and multivariate image analysis.” **Talanta**. 103: 130-136.
- Klinbumrung, N. and Teerachaichayut, S. 2018. “Quantification of acidity and total soluble solids in guavas by near infrared hyperspectral imaging.” In **Proc. 4th International Conference on Green Design and Manufacture 2018**. 2030: 020209-1–020209-5.
- Li, X., Wei, Y., Xu, J., Feng, X., Wu, F., Zhou, R., Jin, J., Xu, K., Yud, X. and He, Y. 2018. “SSC and pH for sweet assessment and maturity classification of harvested cherry fruit based on NIR hyperspectral imaging technology.” **Postharvest Biology and Technology**. 143: 112-118.
- Lin, X., Xu, J.L. and Sun, D.W. 2019. “Investigation of moisture content uniformity of microwave-vacuum dried mushroom (*Agaricus bisporus*) by NIR hyperspectral imaging.” **LWT – Food Science and Technology**. 109: 108-117.
- Maestresalas, A.L., Keresztes, J.C., Goodarzi, M. Arazuri, S. Jaren, C. and Saeys, W. 2016. “Non-destructive detection of blackspot in potatoes by Vis-NIR and SWIR hyperspectral imaging.” **Food Control**. 70: 229-241.
- Marisa, M.W., Kate, A.N., Lisa, M.K. and Mike, A.N. 2011. “Influence of Packaging on Quality Retention of Longans (*Dimocarpus longan*) Under Constant and Fluctuating Postharvest Temperatures.” **Postharvest Biology and Technology**. 46(6): 917-923.
- Nielsen, S.S., editor. 2010. **Food Analysis**. 4th ed. Purdue University West Lafayette, IN, USA.
- Onnom, P. and Teerachaichayut, S. 2018. “Development of calibration models to predict texture and total soluble solids in jelly using hyperspectral imaging.” In **Proc. 4th International Conference on Green Design and Manufacture 2018**. 2030: 020211-1-020211-5.
- Osborne, B.G., Fearn, T. and Hindle, P.H. 1993. **Practical NIR Spectroscopy: with applications in food and beverage analysis**. Longman Scientific and Technical, Harlow, UK.

- Siesler, H.W., Ozaki, Y. and Kawata, S. 2002. **Near-Infrared Spectroscopy**. WILEYVCH Verlag GmbH, Federal Republic, Germany. pp. 348.
- Subedi, P.P., Walsha, K.B. and Hopkins, D.W. 2012. “Assessment of titratable acidity in fruit using short wave near infrared spectroscopy. Part A: establishing a detection limit based on model solutions.” **Journal of Near Infrared Spectroscopy**. 20: 449–457.
- Suktanarak, S., Supprung, P. and Teerachaichayut, S. 2017. “Classification of sweet corn based on storage time after harvest using near infrared spectroscopy.” **Acta Horticulturae (ISHS)**. 1152: 47-54.
- Sukwani, S. and Teerachaichayut, S. 2013. “Non-destructive prediction of internal browning in pineapple using transmittance short wavelength near infrared spectroscopy.” **Acta Horticulturae (ISHS)**. 989: 395-399.
- Teerachaichayut, S. and Ho H.T. 2017. “Non-destructive prediction of total soluble solids, titratable acidity and maturity index of limes by near infrared hyperspectral imaging.” **Postharvest Biology and Technology**. 133: 20-25.
- Teerachaichayut, S., Kil, K.Y., Terdwongworakul, A., Thanapase, W. and Nakanishi, Y. 2007. “Non-destructive prediction of translucent flesh disorder in intact mangosteen by short wavelength near infrared spectroscopy.” **Postharvest Biology and Technology**. 43: 202-206.
- Teerachaichayut, S., Phonmakham, S. and Suksanarak, S. 2017. “Grouping Marian plums harvested at different times by transmittance near-infrared spectroscopy.” **Acta Horticulturae (ISHS)**. 1179: 25-30.
- Teerachaichayut, S., Suksanarak, S. and Kasemsomram, S. 2014. “Non-destructive detection of internal mold infection in sweet tamarind using short wavelength near infrared spectroscopy.” **Acta Horticulturae (ISHS)**. 1053: 113-119.

- Teerachaichayut, S., Terdwongworakul. A., Thanapase, W. and Kiji, K. 2011. “Non-destructive prediction of hardening pericarp disorder in intact mangosteen by near infrared transmittance spectroscopy.” **Journal of Food Engineering**. 106: 206-211.
- Tokusoglu, O. and Swanson, B.G. 2015. “Improving Food Quality with Novel Food Processing Technologies CRC Press Boca multiple F tests.” **Biometrics**. 11: 1-42.
- Williams, P. and Norris, K. 1990. **Near-Infrared Technology in the Agriculture and Food Industries**. American Association of Cereal Chemists, Inc. St Paul, Minnesota, USA.
- Williams, P. 2007. **Near-infrared Technology-Getting the Best out of Light**. Canada: PDK project Inc.
- Williams, P.C. and Norris, K.H. 2001. “Implementation of Near – Infrared Technology”. pp. 145-170. In: Williams, P.C. and Norris, K.H., editors. **Near-Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries**. 2nd ed. American Association of Cereal Chemists, Inc. Sy. Paul, Minnesota, USA.
- Workman, J. and Weyer, L. 2012. **Practical guide and spectral atlas for interpretive near-infrared spectroscopy**. 2nd ed. Taylor & Francis Group, LLC, USA.
- Xiao, K., Liu Q., Wang, L., Zhang, B., Zhang, W., Yang, W., Hu, Q. and Pei, F. 2020. “Prediction of soluble solid content of *Agaricus bisporus* during ultrasound-assisted osmotic dehydration based on hyperspectral imaging.” **LWT – Food Science and Technology**. 122: 109030.
- Xiao, K., Liu Q., Wang, L., Zhang, B., Zhang, W., Yang, W., Hu, Q. and Pei, F. 2020. “Prediction of soluble solid content of *Agaricus bisporus* during ultrasound-assisted osmotic dehydration based on hyperspectral imaging.” **LWT – Food Science and Technology**. 122: 109030.
- Xue, J., Zhang, S., Sun, H. and Zhou, J. 2013. “Study of *Malus Asiatica Nakai*’s firmness during different shelf lives based on visible/near-infrared spectroscopy.” **Mathematical and Computer Modelling**. 58: 1829-1836.
- Yang, Y.C., Sun, D.W. and Wand, N.N. 2015. “Rapid detection of browning levels of lychee pericarp as

affected by moisture contents using hyperspectral imaging.” **Computers and Electronics in Agriculture**. 113: 203-212.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



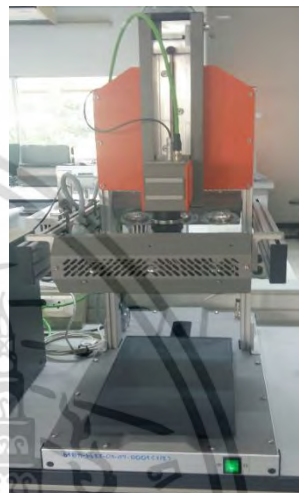
ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก
 วัสดุุดิบและเครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย



ภาพที่ ก.1 ลำไย พันธุ์อีดอ



ภาพที่ ก.2 NIR hyperspectral image



ภาพที่ ก.5 refractometer



ภาพที่ ก.4 อุปกรณ์การไทเตรท

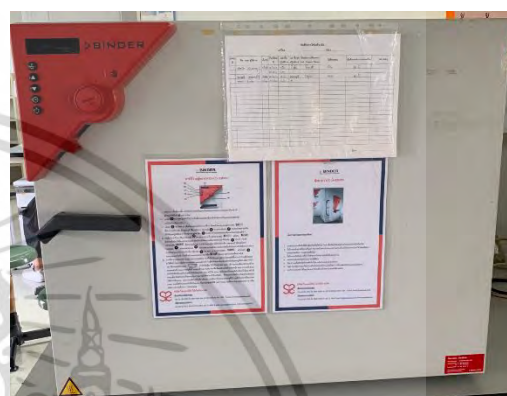
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

วัตถุดิบและเครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อ)



ภาพที่ ก.5 อลูมิเนียม캔



ภาพที่ ก.6 hot air oven

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข
ขั้นตอนการทำงานวิจัย

การวัดค่าปริมาณของแข็งที่ละลายน้ำได้

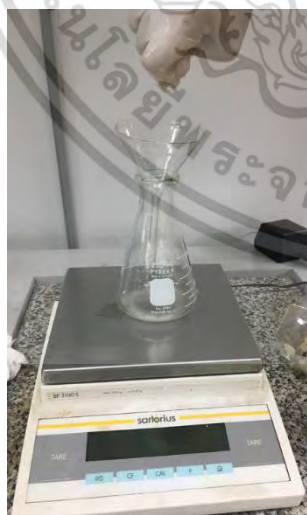


ภาพที่ ข.1 คั้นน้ำลำไยใส่แก้ว



ภาพที่ ข.2 วัดปริมาณของแข็งทั้งหมดที่ละลายได้
ด้วย refractometer

การวัดปริมาณกรดที่ไตเตรทได้



ภาพที่ ข.3 ชั่งน้ำหนักน้ำคั้น



ภาพที่ ข.4 ไตเตรทด้วย NaOH

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข
ขั้นตอนการทำงานวิจัย (ต่อ)

การวัดค่าปริมาณความชื้น



ภาพที่ ข.5 ชั่งน้ำหนักลำไย



ภาพที่ ข.6 ชั่งลูมินียมแคน



ภาพที่ ข.7 แกะใส่ลูมินียมแคน

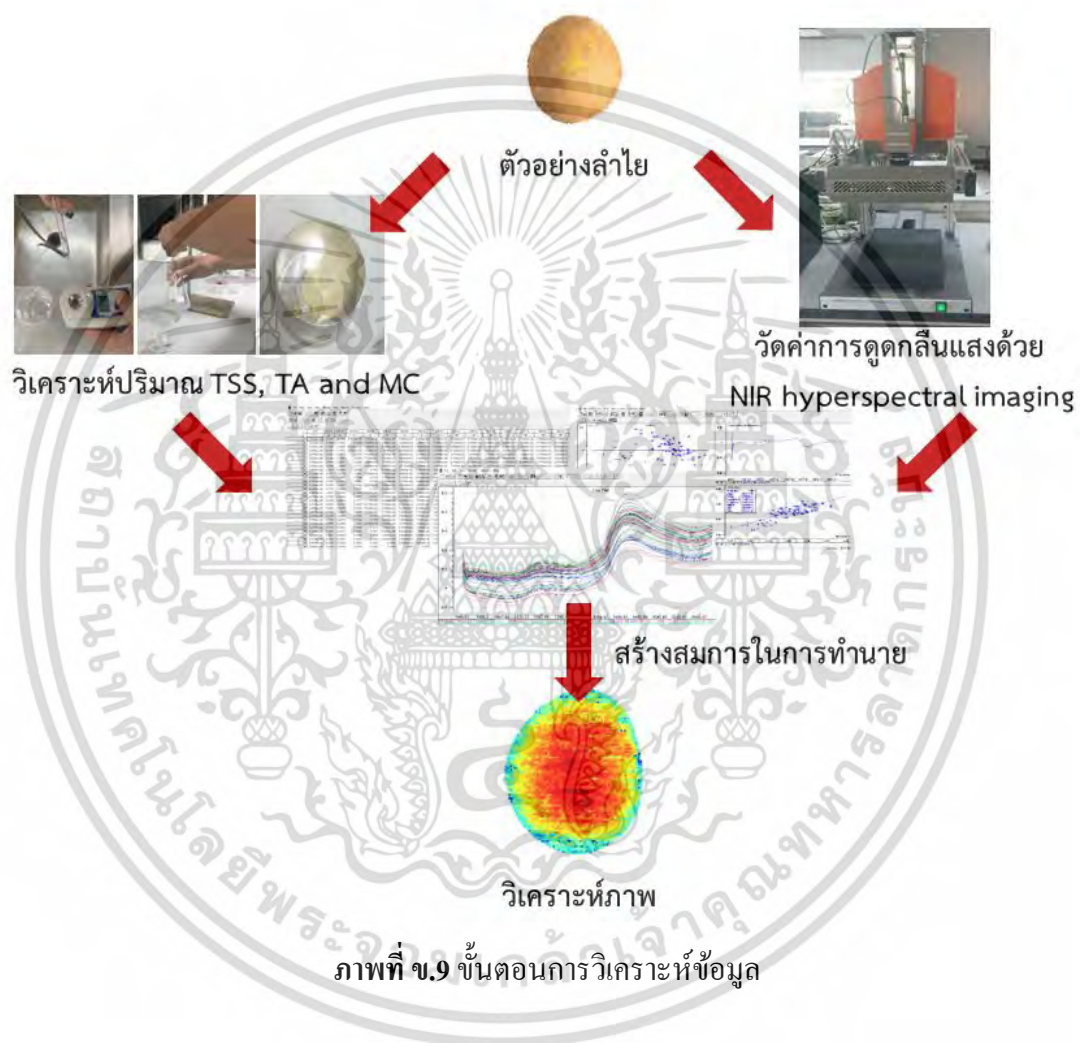


ภาพที่ ข.8 เตรียมลำไยเข้าตู้ hot air oven

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข

ขั้นตอนการทำงานวิจัย (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค
งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

IOP Conference Series: Materials Science and Engineering

PAPER • OPEN ACCESS

Qualitative analysis for sweetness classification of longan by near infrared hyperspectral imaging

To cite this article: W Sahachairungrueng and S Teerachaiyayut 2019 *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 639 012038

View the [article online](#) for updates and enhancements.



This content was downloaded from IP address 161.246.144.190 on 04/06/2020 at 05:43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Qualitative analysis for sweetness classification of longan by near infrared hyperspectral imaging

W Sahachairungrueng¹ and S Teerachaichayut^{1,2}

¹ Department of Food Process Engineering, Faculty of Agro-Industry King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

² sontisuk.te@kmitl.ac.th

Abstract. Near infrared analysis is a nondestructive technique used for determining the quality of various materials including fruit and other food. The objective of this study was to test whether near infrared hyperspectral imaging could be used for classifying sweetness of longan. One hundred and twenty samples were divided into a calibration set (n= 80) and a prediction set (n= 40). The average absorbance spectra from samples in the wavelength range of 935-1720 nm were used in this study. The sweetness of longan was represented by total soluble solids (TSS) which was used to separate fruit into a low sweet (TSS≤21.30°Bx) and high sweet fruit (TSS>21.30°Bx). A classification model was developed in order to classify groups of longan based on sweetness, where 0 = low sweet and 1 = high sweet, by partial least squares discriminant analysis (PLS-DA). Spectra were preprocessed using a Savitzky-Golay smoothing method in order to obtain the optimal performance of the classification model. The results showed an accuracy of the classification model in the calibration set of 85% and the accuracy was 77.5% in the prediction set. Therefore, it was concluded that near infrared hyperspectral imaging has a potential for classifying longans nondestructive based on sweetness.

1. Introduction

Longan (*Dimacarpus longan* Lour) is a tropical fruit in the sapindaceae family similar to lychee and rambutan. It is grown in southern China and countries in Southeast Asia including Thailand. The flesh of longan is sweet and juicy and is normally eaten fresh, but can be processed to many kinds of product such as frozen longan, dried longan, canned longan and longan juice [1]. Thailand is one of the largest producers and exporters of longan products in the world [2]. In 2015, Thailand exported 565,559 tonnes of fresh, frozen and dried longan with a value of 401.49 million USD. Since then the value has progressively increased to 451.80 in 2016, 494.17 in 2017 and 501.69 million USD in 2018 [3]. Sweetness is a major quality factor of longan that can affects its acceptability to consumers. It would therefore be an asset to the export and processing industries to have a reliable, accurate, fast, simple nondestructive method of assessing sweetness on each individual fruit before it was exported or processed. Therefore fresh longans were tested qualitative in order to separate them into low sweet and high sweet longans.

Sweetness of longan cannot be sorted by visual inspection and there is no report about a nondestructive technique that uses for classifying the sweetness of longan. One method that has been successfully used to grade the quality of fruit nondestructively are near infrared techniques. Fruit that have been tested include Marian plum [4], mangosteen [5]; [6], pineapple [7], sweet corn [8] and Sweet Tamarind [9]. Therefore, near infrared hyperspectral imaging was tested on longans, cv. "Edo" in order to classify them into low sweet and high sweet groups.

2. Materials and Methods

2.1 Longan samples

Samples of longan were purchased from a local fruit market in Bangkok, Thailand were selected for good appearance and size uniformity (1.5 cm) and stored in an air conditioning room at about 25°C for about 24 hr before measurement. Each fruit was scanned by the near infrared hyperspectral imaging unit, peel and seed were removed and the juice was extracted and TSS was measured using a digital refractometer (PR101, Palette Series, Atago Co., Ltd., Tokyo, Japan).

2.2 Near infrared hyperspectral imaging unit

Near infrared hyperspectral imaging, was a hyperspectral camera (Specim FX17e, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland) in reflectance mode at a scanning speed of 5.5 mm/s and the scanning positioning speed was 20 mm/s was used to acquire spectral data in the range 935-1720 nm of each sample.

2.3 Data analysis

The acquired spectral data from each sample gave the spectral data including the background. Therefore the region of interest (ROI) was defined with the same dimensions (30x30 pixels), in only that the area of each sample so the background would be excluded. Average absorbance spectrum from the ROI of each sample was used for analysis. The spectra feature of samples was considered in order to eliminate outliers (abnormal spectra) from this analysis. Low sweet samples with a $TSS \leq 21.30^{\circ}Bx$ were defined as "0" and high sweet samples with a $TSS > 21.30^{\circ}Bx$ were defined as "1". Samples (N= 120) were divided into a calibration set (N= 80) and a prediction set (N= 40). In the calibration set there were 38 low sweet samples and 42 high sweet samples and in the prediction set there were 19 low sweet samples and 21 high sweet samples. From the calibration set, the classification model was established using partial least squares discriminant analysis (PLS-DA). Spectral pretreatment methods, smoothing (Savitzky-Golay), first derivative differentiation, second derivative differentiation, multiplicative scatter correction (MSC) and standard normal variate transformation (SNV) were investigated in order to obtain the highest accuracy of classification for establishing the model. The cut off value of 0.5, mid-way between low sweet longans (0) and high sweet longans (1), was used to evaluate correct or incorrect prediction. Then the acquired classification model was tested for accuracy by samples in the prediction set. Analysis was carried out using the Unscrambler software (CAMO, Osla, Norway), Microsoft Office Excel 2007 and the UmBio Evince hyperspectral image analysis software (Prediktera Evince, version 2.7.5, Sweden).

3. Results and Discussions

The spectra feature of longan (N= 120) showed the main peaks at around 1200 and 1450 nm (figure 1) which were previously reported to be the absorbance peaks of water [10], which, as with other fresh fruit, are mainly composed of water. As described above, the samples were separated based on TSS with $TSS = 19.89-21.30^{\circ}Bx$ for the low sweet group and $TSS = 21.35-22.90^{\circ}Bx$ and the average absorbance spectra both groups in the wavelength range of 935-1720 nm are shown in 'figure 2', which clearly shows a difference over most of the range.

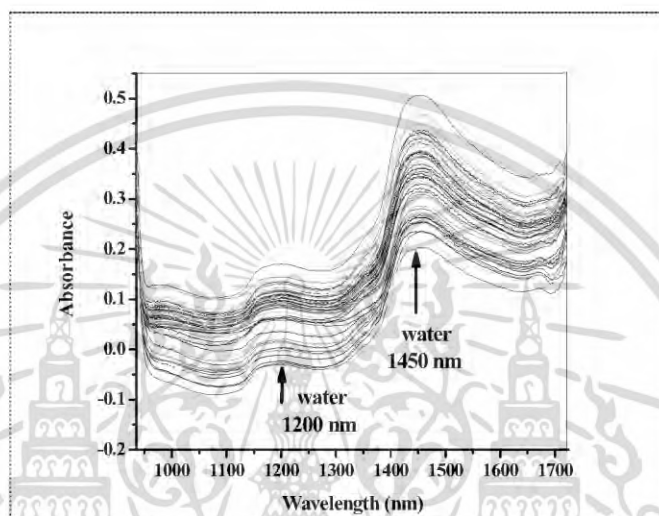


Figure 1. The original spectra of longan in the wavelength range of 935-1720 nm.

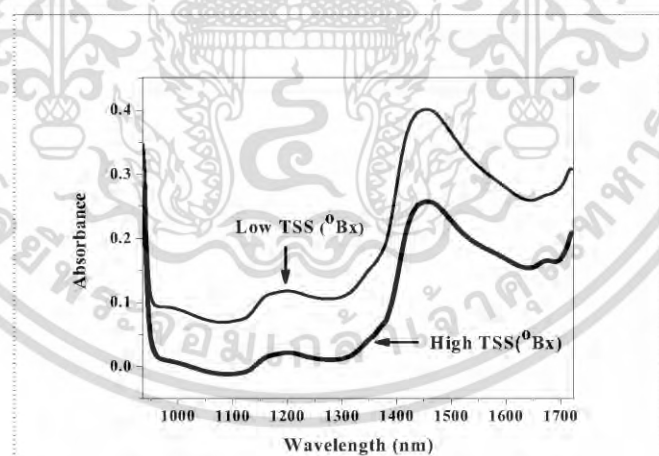


Figure 2. Average absorbance spectra of low sweet longans and high sweet longans.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The spectral pretreatments were carried out in order to obtain the best condition for developing the classification model (table 1), which shows that Savitzky-Golay smoothing methods gave the best results with a total accuracy of 82.5%. The accuracy of the model for the low sweet group was 79% and for high sweet longans was 85.7%. This indicates that the Savitzky-Golay smoothing spectral pretreatment gave the best results and was therefore used to establish the classification model in this research. The accuracy of the classification model in the calibration set gave an accuracy of 85% (81.6% for low sweet longans and 88.1% for high sweet longans) while the classification model in the prediction set had an accuracy of 77.5% (68.4% for low sweet longans and 85.7% for high sweet longans) (table 2).

Table 1. Spectral pretreatments for the classification model in the calibration set.

Spectral pretreatment	N ^b	F ^a	Low Sweet		High Sweet		%Total accuracy
			Correct	Incorrect	Correct	Incorrect	
Original	80	1	29/38	9/38	36/42	6/42	81.2
Smoothing^c	80	1	30/38	8/38	36/42	6/42	82.5
1 st Derivative ^d	80	4	30/38	8/38	32/42	10/42	77.5
2 nd Derivative ^e	80	2	28/38	10/38	33/42	9/42	76.2
MSC ^f	80	2	32/38	6/38	30/42	12/42	77.5
SNV ^g	80	2	32/38	6/38	31/42	11/42	78.8

^aFactors, ^bNumber of samples, ^cSavitzky-Golay smoothing, ^dSavitzky-Golay first derivative differentiation, ^eSavitzky-Golay second derivative differentiation, ^fMultiplicative scatter correction, ^gStandard normal variate transformation

Table 2. Results of the classification model for the low sweet longans and the high sweet longans in the calibration set and in the prediction set.

Spectral pretreatment	F ^a	N ^b	Calibration				% total accuracy
			Low Sweet		High Sweet		
			Correct	Incorrect	Correct	Incorrect	
Smoothing ^c	1	80	31/38	7/38	37/42	5/42	85

Spectral pretreatment	F ^a	N ^b	Prediction				% total accuracy
			Low Sweet		High Sweet		
			Correct	Incorrect	Correct	Incorrect	
Smoothing ^c	1	40	13/19	6/19	18/21	3/21	77.5

^aFactors, ^bnumber of samples, ^cSavitzky-Golay smoothing

The scatter plot of actual value versus predicted value in both the calibration set (figure 3a) and the prediction set (figure 3b) of the classification model for low (0) and high sweet longans (1) using the cut off value of 0.5 show the accuracy of the classification model.

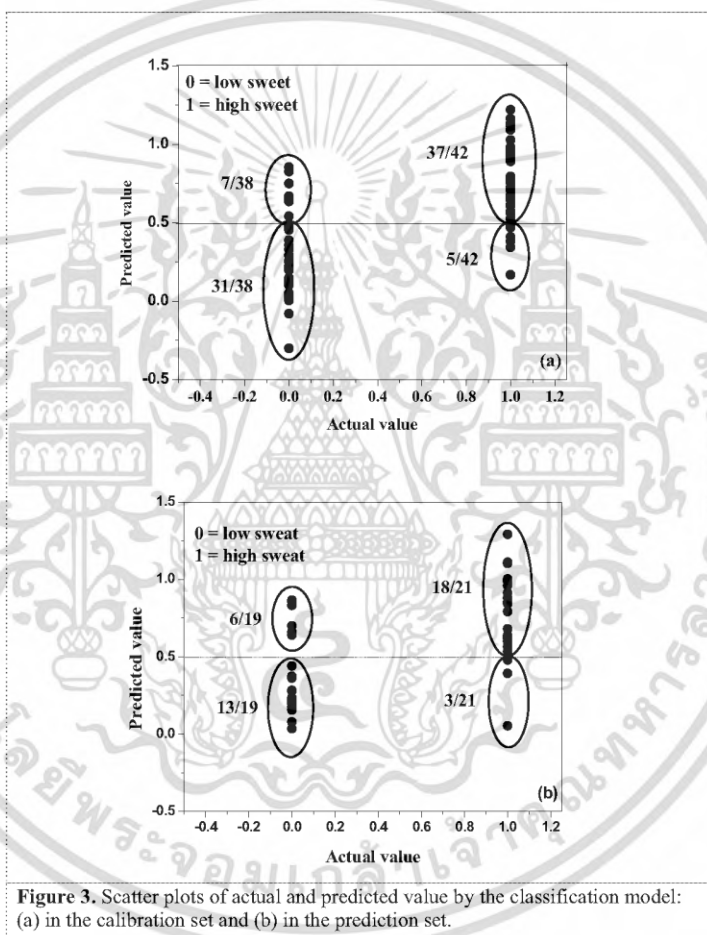


Figure 3. Scatter plots of actual and predicted value by the classification model: (a) in the calibration set and (b) in the prediction set.

The results showed that the classification model for prediction obtained the accuracy of 77.5%. Therefore it can be used for rough screening for the sweetness discrimination of intact longans [12].

4. Conclusions

The average absorbance spectra from ROI of samples by the near infrared hyperspectral imaging technique were preprocessed by Savitzky-Golay smoothing spectral pretreatment in order to establish the classification model for low sweet longans and high sweet longans. The results of prediction were appropriate for classification with 85% in the calibration set and 77.5% in the prediction set. Therefore the near infrared hyperspectral imaging technique has a potential to use to classify between low sweet and high sweet longans.

5. References

- [1] Tokusoglu O and Swanson B G 2015 *Biometrics* **42**-1
- [2] Office of Agricultural Economics Import-Export Statistic [Online] Available: <http://www.oae.go.th> [Accessed: Dec. 20 2018]
- [3] Postharvest Technology Innovation Center Logistics of longan in the eastern part of Thailand [Online] Available: <http://www.pltne.org/2018/01/737/> [Accessed: Dec. 20, 2018]
- [4] Teerachaichayut S, Phonmakham S and Suktanarak S 2017 *Acta Hort. (ISHS)* **1179** 25-30
- [5] Teerachaichayut S, Kil K Y, Terdwongworakul A, Thanapase W and Nakanishi Y 2007 *Postharvest Biol Technol* **43** 202-206
- [6] Teerachaichayut S, Terdwongworakul A, Thanapase W and Kiji K 2011 *J. Food Eng* **106** 206-211
- [7] Sukwani S and Teerachaichayut S 2013 *Acta Hort. (ISHS)* **989** 395-399
- [8] Suktanarak S, Supprung P and Teerachaichayut S 2017 *Acta Hort. (ISHS)* **1152** 47-54
- [9] Teerachaichayut S, Suktanarak S and Kasemsunram S 2014 *Acta Hort. (ISHS)* **1053** 113-119
- [10] Workman J and Weyer L 2012 *Practical guide and spectral atlas for interpretive near-infrared spectroscopy* (2nd ed Taylor & Francis Group LLC USA)
- [11] Williams P 2007 *Near-infrared Technology-Getting the Best out of Light* (PDK Grain Nanaimo British Columbia and Winnipeg Manitoba Canada)

Acknowledgment

This research was funded by the Faculty of Agro-Industry, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand (2562-01-07002). The authors are grateful to Assoc. Prof. Panmanas Sirisomboon for technical help and Prof. A K Thompson for editing English language in this paper.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ – นามสกุล	นางสาววรนิษฐา สหชัยรุ่งเรือง
Name-Surname	Woranitta Sahachairungrueng
วัน เดือน ปีเกิด	5 มีนาคม 2540
ที่อยู่	69 ม.6 ต.กุดโง้ง อ.พนัสนิคม จ.ชลบุรี 20140
E-mail	woranitta.s@gmail.com
ประวัติการศึกษา	สำเร็จการศึกษาชั้นมัธยมศึกษาจาก- โรงเรียนพนัสพิทยาคาร ปีการศึกษา 2555 สำเร็จการศึกษาปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมแปรรูปอาหาร คณะอุตสาหกรรมเกษตร สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2561 กำลังศึกษาต่อปริญญาโท หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาศาสตร์การอาหาร คณะอุตสาหกรรมอาหาร สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2561
ประสบการณ์การฝึกงาน	ฝึกงานระยะเวลา 1 เดือนที่ อีซีตัน กรุ๊ป จำกัด (มหาชน)
ผลงาน	Sahachairungrueng, W. and Teerachaichayut, S. 2019. “ Qualitative analysis for sweetness classification of logan by near infrared

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

hyperspectral imaging.” IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Volume 639, International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology 2019 2–5 July 2019, Luang Prabang, Laos.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้