

การสร้างภาพสเปกโทสโคปพื้นที่กว้างโดยอาศัยการเลี้ยวเบนแสงด้วยเกรตติง
เพื่อจำแนกข้าวขาวไทยพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวพันธุ์อื่น



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเกษตรและอาหาร
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2562

WIDE FIELD SPECTROSCOPIC IMAGING BASED ON DIFFRACTION
GRATING FOR IDENTIFICATION OF WHITE RICE KHAO DAWK
MALI 105 VARIETY FROM OTHER WHITE RICE VARIETY



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of
Doctor of Philosophy in Agricultural and Food Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2020

การสร้างภาพสเปกโทรสโกปพื้นที่กว้างโดยอาศัยการเลี้ยวเบนแสงด้วยเกรตติง
เพื่อจำแนกข้าวขาวไทยพันธุ์ขาวดอกมะลิ จากข้าวพันธุ์อื่น 105

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม
หลักสูตรปริญญาดุษฎีบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

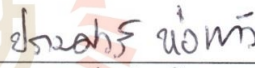

(ศ. ดร.อุบลรัตน์ สิริภัทรารวม)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร.วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน)


กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)


(ผศ. ดร.เทวรัตน์ ตรีอำนรรค)

กรรมการ

(รศ. ดร.ประเมศวร์ ท่อแก้ว)

กรรมการ

(รศ. ดร.พนมศักดิ์ มีมนต์)


(รศ. ดร.ฉัตรชัย โชติษฐยางกูร)
รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ

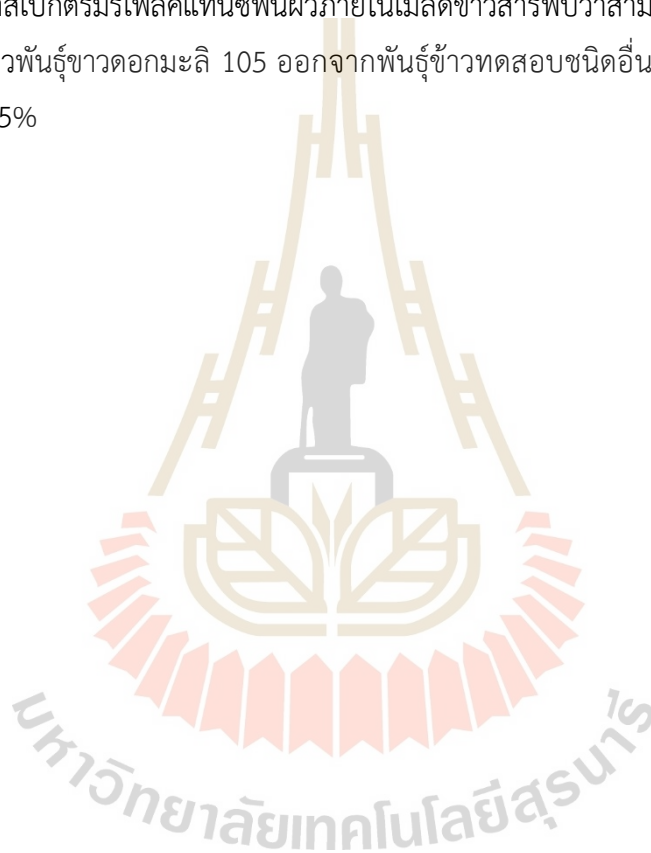

(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)
คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

สุวรรณ เอกรัมย์ : การสร้างภาพสเปกโตรสโคปิกพื้นที่กว้างโดยอาศัยการเลี้ยวเบนแสงด้วยเกรตติงเพื่อจำแนกข้าวขาวไทยพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวพันธุ์อื่น (WIDE FIELD SPECTROSCOPIC IMAGING BASED ON DIFFRACTION GRATING FOR IDENTIFICATION OF WHITE RICE KHAO DAWK MALI 105 VARIETY FROM OTHER WHITE RICE VARIETY) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน, 103 หน้า.

คำสำคัญ: สเปกโทรสโกปี/ข้าว/การจำแนกข้าวขาวดอกมะลิ 105

งานวิจัยเรื่อง “การสร้างภาพสเปกโตรสโคปิกพื้นที่กว้างโดยอาศัยการเลี้ยวเบนแสงด้วยเกรตติงเพื่อจำแนกข้าวขาวไทยพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวพันธุ์อื่น” มีจุดมุ่งหมายเพื่อพัฒนาเทคนิคทาง imaging spectroscopy ย่านแสงขาวถึงย่าน อินฟราเรดในการจำแนกความแตกต่างระหว่างข้าวขาวพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 และพันธุ์ข้าวขาวชนิดอื่น ผลงานวิจัยแบ่งออกได้เป็นสองส่วนหลัก โดยส่วนแรกเป็นการพัฒนาเทคนิควิเคราะห์ทางสเปกโตรสโคปีเพื่อสร้างสเปกตรัมของคาร์ฟีลิกแทนซ์พื้นผิวอันเป็นอัตลักษณ์ของข้าวสารเจ็ดพันธุ์ข้าว ได้แก่ พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 พิษณุโลก 2 ปทุมธานี 1 กข 31 กข 57 และ กข 77 และส่วนที่สองเป็นการพัฒนาและสร้างเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์จำแนกพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิออกจากพันธุ์ข้าวชนิดอื่น ผลวิจัยในส่วนแรกครอบคลุมการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์คาร์ฟีลิกแทนซ์พื้นผิวของตัวอย่างเมล็ดข้าวอย่างละเอียดด้วยเครื่อง UV/VIS/NIR Spectrophotometer และ FTIR-Spectrometer-ATR-SP Detector ผลวิจัยพบว่าค่าความยาวคลื่นอัตลักษณ์ของทั้งเจ็ดพันธุ์ข้าว มีความคล้ายคลึงกันทั้งหมดเพียงแต่มีค่าระดับความเข้มของสัญญาณแตกต่างกันในช่วงความยาวคลื่นย่านอัลตราไวโอเลตถึงแสงขาว (UV-VIS) ที่ 462 507 และ 570 nm และที่อินฟราเรดช่วงคลื่นสั้น (SWIR) ที่ 1782 1856 1877 1942 และ 2163 ส่วนผลการวิเคราะห์ด้วยเครื่อง FTIR-microscope-ATR-FPA Detector พบค่าความยาวคลื่นอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารที่พบเฉพาะในพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 ปรากฏในอินฟราเรดช่วงคลื่นกลาง (MWIR) ที่ 3420 nm และในย่านอินฟราเรดช่วงคลื่นยาว (LWIR) ที่ 5711 และ 7987 nm ผลการใช้อัลกอริทึมของการระบุอัตลักษณ์ในช่วงนี้บ่งชี้ความแตกต่างของข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ออกจากพันธุ์ข้าวทดสอบชนิดอื่นที่เหลือทั้งหมดให้ระดับความเชื่อมั่นที่ไม่น้อยกว่า 95 เปอร์เซ็นต์ ผลวิจัยในส่วนของการพัฒนาและสร้างเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph โดยใช้หลักการแยกความยาวคลื่นรีเฟล็กแทนซ์ด้วย diffraction grating ร่วมกับเครื่องเก็บสัญญาณแสงแบบแยกตำแหน่ง (focal plane array detector) ชนิด CCD สำหรับย่านแสงขาว และไมโครบอโรมิเตอร์สำหรับแสงอินฟราเรดย่าน MLWIR การออกแบบระบบทางแสงและทางกลเพื่อเก็บค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวตัวอย่างเมล็ดข้าวสารทำ

โดยการจำลองทางแสงด้วยโปรแกรม Zemax ผลการสอบเทียบความยาวคลื่นและค่าสัญญาณสเปกตรัมของเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph ในกรณีของคลื่นแสงย่านแสงขาวใช้ค่าสเปกตรัมการหักเหแสงของเลเซอร์ He-Ne (630 nm) และในกรณีของคลื่นแสงย่านอินฟราเรดใช้ค่าสเปกตรัมการหักเหแสงของแผ่นฟิล์มพอลิไธรีนมาตรฐาน ผลการทดสอบวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวตัวอย่างเมล็ดข้าวสารของเครื่องต้นแบบพบว่ามีความสามารถในการวัดค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวครอบคลุมความยาวคลื่นได้ในช่วง 500 -9000 nm โดยค่าความเข้มของสัญญาณขึ้นกับความไวของเครื่องเก็บสัญญาณแสงทั้งสองชนิด ผลการวิเคราะห์โดยใช้ความยาวคลื่นอัตลักษณ์ในช่วง MLWIR ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพบว่าสามารถใช้ในการจำแนกความแตกต่างของข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ออกจากพันธุ์ข้าวทดสอบชนิดอื่นที่เหลือทั้งหมดได้ที่ระดับความเชื่อมั่น 95%



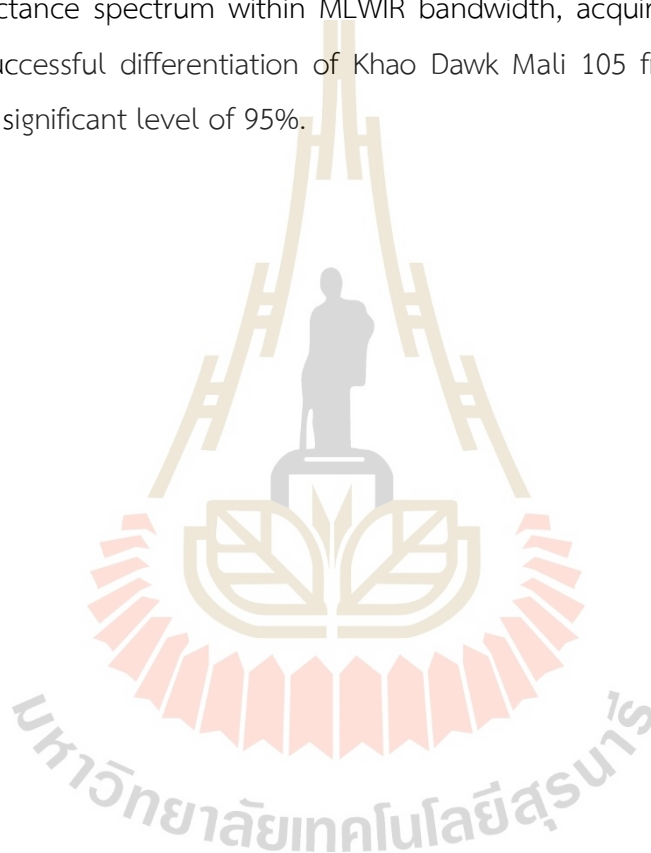
SUWAN AEKRUM : WIDE FIELD SPECTROSCOPIC IMAGING BASED ON
DIFFRACTION GRATING FOR IDENTIFICATION OF WHITE RICE KHAO DAWK MALI
105 VARIETY FROM OTHER WHITE RICE VARIETY. THESIS ADVISOR : ASST. PROF.
WEERASAK LERTSIRIYOTHIN, Ph.D., 103 PP.

Keyword: SPECTROSCOPY/RICE/IDENTIFICATION OF WHITE RICE KHAO DAWK MALI 105

The research entitled “Identification of Thai rice variety by signal processing technique of reflectance energy from surface of rice grain” is aimed to develop imaging spectroscopic technique covering visible to infrared bandwidth for differentiation of Thai white rice variety of “Khao Dawk Mali 105” from other varieties. Two major parts of the project outcomes were presented in this report. Firstly, the spectroscopic analytical methods were thoroughly investigated to acquire the identity of the surface reflectance spectrum for seven varieties of Thai rice, namely, Khao Dawk Mali 105, ChaiNat 1, Phitsanulok 2, Pathumthani 1, RD31, RD57, and RD 57. The second part was to design and build a prototype of an imaging spectrograph that is purposely used for differentiation of Khao Dawk Mali 105 from other varieties. Analysis of the reflectance spectrum from surface of rice grain, acquired by the UV/VIS/NIR spectrophotometer and FTIR-spectrometer-ATR-SP Detector, found that all seven rice varieties contained a similar set of identity wavelengths with different level of intensity. The identity wavelengths for UV-VIS were at 462, 507 and 570 nm and for short wave infrared (SWIR) were at 1782, 1856, 1877, 1942, and 2163 nm. However, analytical results by FTIR-microscope-ATR-FPA Detector identified a specific set of wavelengths for the variety of Khao Dawk Mali 105 at 3420 nm within the MWIR bandwidth and at 5711 and 7987 nm within the LWIR bandwidth. Statistical analyses of the identity reflectance spectrum were able to differentiate rice variety of “Khao Dawk Mali 105” from other testing varieties at significant level no less than 95%.



Technical design details for a prototype of imaging spectrograph based on the principles of wavelength separation by a diffraction grating and focal plane array light detectors (CCD for visible and microbolometer for MLWIR bandwidth) were reported.

Optical alignment for light collimation, specifically designed for acquisition of surface reflectance spectrum from rice grain, was simulated by using Zemax. Validation of diffracted wavelengths for the reflectance spectrum carried out with He-Ne laser for visible and by comparison to the standard polystyrene spectrum in case of infrared. The prototype is able to acquire the surface reflectance of the rice grain covering a wide bandwidth of 500-9000 nm, but the signal intensities and optical resolution are indeed limited by the detectivity of camera. Nonetheless, statistical analyses of the surface reflectance spectrum within MLWIR bandwidth, acquired by the prototype, confirmed successful differentiation of Khao Dawk Mali 105 from other tested rice varieties at a significant level of 95%.



School of Agricultural
Academic Year 2020

Student's Signature _____
Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณสำนักงานพัฒนาการวิจัยการเกษตร องค์การมหาชน (สวก.) ที่เห็นถึงความสำคัญของโครงการวิจัยนี้โดยให้การสนับสนุนทุนอุดหนุนการพัฒนาการวิจัยการเกษตร เรื่อง การจำแนกพันธุ์ข้าวไทยโดยใช้เทคนิคการประมวลสัญญาณค่าการสะท้อนพลังงานบนพื้นผิวเมล็ดข้าวสาร ปีงบประมาณ 2560 และมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีที่สนับสนุนอุปกรณ์เครื่องมือในการวิจัย ขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำปรึกษา ชี้แนะ แนะนำและถ่ายทอดความรู้ตลอดจนควบคุมการศึกษา ค้นคว้าจนประสบความสำเร็จด้วยดี

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์สาขาวิชาวิศวกรรมเกษตรและอาหารทุกท่าน ที่กรุณาถ่ายทอดความรู้ตลอดระยะเวลาในการศึกษา รวมทั้งบุคคลที่ปรากฏตามเอกสารอ้างอิงที่ผู้ศึกษาใช้อ้างอิงทางวิชาการ

ขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. อุบลรัตน์ สิริภัทรารวรรณ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. เทวรัตน์ ตรีอำนาจ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พนมศักดิ์ มีมนต์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ในการเขียนวิทยานิพนธ์เล่มนี้ให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณทีมงานผู้ช่วยวิจัยประจำหน่วยวิจัย PFIR มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ได้แก่ อาจารย์จรูญศักดิ์ สมพงศ์ นาย ภัทรพงษ์ สุธนองบัว นาย ณัฐพิชฌ บุตริ และนางสาวจินตพร กลิ่นสุข ที่มีส่วนช่วยทำให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้ประสบความสำเร็จด้วยดีตลอดมา เจ้าหน้าที่ประจำศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่านที่สละเวลาให้ความช่วยเหลือ และอำนวยความสะดวกแก่ผู้วิจัยด้วยดีตลอดมา และขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และญาติพี่น้องของข้าพเจ้าที่คอยให้กำลังใจและเลี้ยงดูข้าพเจ้าเป็นอย่างดี

ประโยชน์และคุณค่าอันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้ศึกษาวิจัยขอมอบเป็นกตัญญูตาบูชาแด่คุณบิดามารดาและทุกคนในครอบครัว ครูอาจารย์ ตลอดจนผู้มีพระคุณทุกท่าน

สุวรรณ เอกรัมย์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ค
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูป.....	ฐ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ธ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	2
1.3 สมมุติฐานงานวิจัย.....	2
1.4 ขอบเขตของโครงการวิจัย.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
2 ปรัชญาวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 การวิเคราะห์โมเลกุลของสสารโดยใช้สเปกตรัมการดูดกลืนของแสง.....	4
2.2 พลังงานจากการแผ่รังสี.....	4
2.3 ผลของรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าต่อการเคลื่อนไหวในระดับโมเลกุล.....	6
2.4 UV-VIS spectroscopy.....	7
2.5 IR spectroscopy.....	8
2.6 ทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลภาพ.....	11
2.6.1 แบบจำลองสี.....	13
2.6.2 การปรับปรุงภาพ.....	14
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	19
3 วิธีการดำเนินการวิจัย	23
3.1 การเตรียมตัวอย่างข่าวสาร.....	23

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.1.1	กระบวนกรสีข้าว 24
3.1.2	กระบวนกรเตรียมตัวอย่างเมล็ดข้าวเพื่อใช้ในงานวิเคราะห์ หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิว 24
3.2	การระบุอัตลักษณ์ในการจำแนกสายพันธุ์ข้าวโดยใช้ค่าสเปกตรัมรีเฟล็ค แทนซ์พื้นผิวข้าวสาร 26
3.2.1	การสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิว ข้าวสารในย่านคลื่นแสง UV-VIS – SWIR 27
3.2.2	การสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิว ข้าวสารในย่านคลื่นแสง MWIR – LWIR 28
3.3	การออกแบบ และสร้างเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของรีเฟล็คแทนซ์ พื้นผิวเมล็ดข้าวสารในงานจำแนกพันธุ์ข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวพันธุ์อื่น 30
3.3.1	อุปกรณ์หลัก 30
3.3.2	วิธีการออกแบบเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph 32
4	ผลการทดลองและวิจารณ์ 43
4.1	ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูด กลืนแสงของพื้นผิวข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ช่วงคลื่นแสงย่าน MWIR และ LWIR ด้วยเครื่อง FTIR- microscope-ATR-FPA 44
4.2	ผลการเปรียบเทียบอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของ พื้นผิวข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์ พิษณุโลก 2 ช่วง คลื่นแสงย่าน MWIR และ LWIR ด้วย เครื่อง FTIR- microscope-ATR-FPA 47
4.3	ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูด กลืนแสงของพื้นผิวข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ช่วงคลื่นแสงย่าน MWIR และ LWIR ด้วย FTIR spectrometer-ATR-SPD 50

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.4	การวิเคราะห์การจำแนกความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าวด้วยหลัก การวิเคราะห์ทางสถิติโดยอาศัยหลักการของการวิเคราะห์ความ แปรปรวนจำแนกสองทางแบบมีการวัดซ้ำ (ANOVA TWO WAY WITH REPLICATION) กับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS – PCA).....	54
4.4.1	สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าว สารพันธุ์พิษณุโลก 2 แบบ เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-spectrometer-ATR- SPD	54
4.4.2	สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสาร พันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ข้าวสารพันธุ์ปทุมธานี และข้าว พันธุ์ กข77 ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR- microscope- ATR-FPA.....	63
4.5	การพัฒนาและสร้างเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph เพื่อใช้ ทดสอบวิเคราะห์จำแนกข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ ข้าวชนิดอื่น	73
4.6	ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph.....	75
4.6.1	ผลการคำนวณค่าความละเอียดในการแยกสัญญาณ สเปกตรัมของเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph	75
4.6.2	ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph และการวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็ค- แทนซ์พื้นผิวในช่วงคลื่นแสงย่าน VIS	77
4.6.3	ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัม รีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์ กข 77 พันธุ์ 57 และพันธุ์ กข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR ด้วยเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph.....	81

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.6.4	ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph และการวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวในช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR	86
5	สรุปผลการศึกษาวิจัย	98
5.1	สรุป	98
5.1.1	ผลวิจัยสำหรับงานพัฒนาเทคนิควิเคราะห์ทางสเปกโตรสโคปีเพื่อสร้างสเปกตรัมของคาร์บอนรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวอันเป็นอัตลักษณ์ของข้าวเจ้า 108	99
5.1.2	ผลวิจัยสำหรับงานพัฒนาและสร้างเครื่องต้นแบบ Imaging Spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์จำแนกพันธุ์ข้าวสารขาวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวชนิดอื่น	98
	รายการอ้างอิง	100
	ภาคผนวก	103
	ประวัติผู้เขียน	114

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ความเข้มของสัญญาณ IR ที่มีต่อการสั่นของพันธะที่ปรากฏในโครงสร้างของสารประกอบอินทรีย์	9
3.1 ค่าสมบัติด้านสีเฉลี่ยของข้าวสารทั้ง 7 พันธุ์.....	24
3.2 แสดงข้อจำกัดของเครื่อง UV/VIS/NIR spectrophotometer (PerkinsElmers รุ่น LAMBDA 950).....	27
3.3 แสดงข้อจำกัดของเครื่อง FTIR (BRUKER รุ่น TENSOR 27) และโหมดการวิเคราะห์.....	28
3.4 แสดงข้อจำกัดของเครื่อง FTIR microscope (BRUKER รุ่น FTIR microscope) และโหมดการวิเคราะห์.....	29
3.5 ผลการคำนวณค่าความยาวคลื่นที่สะท้อนจาก ruled diffraction grating.....	42
4.1 รายละเอียดการวิเคราะห์และจำนวนตัวอย่าง	44
4.2 ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกสองทางแบบวัดซ้ำ (Anova Two Factor with Replication) เพื่อบ่งชี้จุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ช่วงคลื่นย่าน SWIR-MWIR เพื่อใช้จำแนกข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ด้วย FTIR spectroscopy-ATR-SPD detector.....	56
4.3 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lamda โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR –SP detector.....	60
4.4 ผลการสร้างสมการความถดถอยเพื่อใช้จำแนกกลุ่มด้วยวิธี stepwise method โดยใช้ข้อมูล FTIR spectroscopy ATR –SP detector.....	61
4.5 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัยนาท 1 และ พันธุ์พิษณุโลก 2 (KDML CH1 และ PS2 ตามลำดับ).....	62
4.6 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้ สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lamda โดยใช้ข้อมูล FTIR- microscope – ATR -FPA Detector.....	69

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.7 ผลการสร้างสมการความถดถอยเพื่อใช้จำแนกกลุ่มด้วยวิธี stepwise method โดยใช้ข้อมูล FTIR- microscope - ATR -FPA Detector	71
4.8 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 และ พันธุ์ กข77 (KDML PT1 และ RD77 ตามลำดับ)	72
4.9 ผลการจำลองการปรับมุมตกกระทบ grating และความยาวคลื่นที่เข้าสู่ FPA-detector แสงย่าน MLWIR.....	75
4.10 ค่าพารามิเตอร์สำหรับคำนวณและผลการคำนวณค่า spectral resolution	76
4.11 ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทางเพื่อบ่งชี้ชุดความยาวคลื่น อักลักษณะช่วงคลื่นย่าน VIS-NIR เพื่อใช้จำแนกข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ออกจากพันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข 77 พันธุ์ กข 57 และพันธุ์ กข 31 ด้วยเครื่อง ต้นแบบ wide field imaging spectrograph	83
4.12 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปร อิสระโดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilk’s Lamda ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น VIS –NIR	83
4.13 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข77 พันธุ์กข31 และ พันธุ์ กข57 (KDML PT1N PT1O RD77 RD31 และ RD57 ตามลำดับ)ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่นVIS –NIR	85
4.14 เปรียบเทียบความยาวคลื่นอักลักษณะที่ใช้จำแนกความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าว ระหว่างเครื่องมือวิเคราะห์ FTIR-microscope-ATR-FPA และ Prototype Imaging Spectrograph	91
4.15 ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทางเพื่อบ่งชี้ชุดความยาว คลื่นอักลักษณะช่วงคลื่นย่าน MLWIR เพื่อใช้จำแนกข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105ออกจากพันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข 77 พันธุ์ กข 57 และพันธุ์ กข 31 ด้วย เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph	92
4.16 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปร อิสระโดยใช้ สถิติทดสอบ F และ Wilk’s Lamda ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น MLWIR	95

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.17 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข77 และพันธุ์ กข31 (KDML PT1N PT1O RD77 RD31 และ RD57 ตามลำดับ) ข้อมูลของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น MLWIR	96



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	สเปกตรัมของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า.....5
2.2	การเปลี่ยนแปลงโมเมนต์ขั้วคู่ระหว่างการสั่นของโมเลกุล HCl และ CO ₂ a) Hydrogen chloride, b) Carbon dioxide การสั่นแบบไม่สมมาตรเกิด โมเมนต์ขั้วคู่: เมื่อเทียบกับสถานะปราศจากขั้วคู่ที่สมดุลจะปรากฏการสั่นของ ทั้งอะตอมออกซิเจน ขั้วลรอบอะตอมคาร์บอนขั้วบวกเกิดการสั่น c) Carbon dioxide การสั่นแบบสมมาตรไม่เกิดโมเมนต์ขั้วคู่: เมื่อเทียบกับ สถานะปราศจากขั้วคู่ที่สมดุลจะปรากฏการณ์สั่นไปกลับของอะตอมออกซิเจน ขั้วลรอบอะตอมคาร์บอนขั้วบวกแบบร่วมเฟส 8
2.3	การแปลงภาพต่อเนื่อง (ก) เป็นภาพเชิงตัวเลข (ข) ด้วยวิธีการ Digitization 11
2.4	แสดงภาพที่มีการปรับปรุงคอนทราสต์ (ก) ภาพคอนทราสต์ต่ำ (ข) ภาพที่ได้รับ การปรับปรุงคอนทราสต์ให้มากขึ้น..... 15
2.5	แสดงผลการคำนวณการทำ convolution 16
2.6	แสดงการ pixel แรกที่ต้องคำนวณใน input image เมื่อใช้ mask coefficient ขนาด 3x3 17
2.7	แสดงผลรวมของผลคูณระหว่างค่าระดับความเข้มแสงแต่ละพิกเซล mask coefficient..... 17
2.8	แสดง Mask coefficient ขนาด 3x3 สำหรับตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน..... 18
2.9	แสดง Mask coefficient ขนาด 3x3 สำหรับตัวกรองความถี่สูงผ่าน..... 18
3.1	เครื่อง Microtome 25
3.2	เครื่อง Cryostat Microtome..... 26
3.3	ตัวอย่างการตัดเมล็ดข้าวด้วยเครื่อง Cryostat Microtome 26
3.4	ขั้นตอนการทดสอบผลการตอบสนองของข้าวในคลื่นแสงย่าน IR ด้วยเครื่อง FTIR 29
3.5	การออกแบบ spectrograph ตามหลักการของ Czerny–Turner..... 32
3.6	ลักษณะของภาพแสงตกกระทบบนตัวอย่างเมล็ดข้าวสาร 32

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.7 ภาพแสงเลี้ยวเบนของแสงรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวที่เกิดจาก grating แสดงอันดับการเลี้ยวเบนที่ 0 และ 1.....	33
3.8 อัลกอริทึมสำหรับการประมวลผลสเปกตรัมแสง	34
3.9 แสดง ROI (ก) เริ่มต้นโปรแกรม (ข) ปรับตำแหน่งและขยาย ROI	34
3.10 Block diagram สำหรับกำหนด ROI.....	35
3.11 Block diagram สำหรับกำหนดตำแหน่งพิกเซลเริ่มต้นเพื่อสร้างรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าสำหรับกำหนด ROI	36
3.12 Block diagram แสดงฟังก์ชันแปลงสี่เหลี่ยมผืนผ้าเป็น ROI และแสดงผล ROI บนภาพถ่ายที่นำมาประมวลผล	36
3.13 แสดงตัวอย่างการคำนวณผลรวมค่าความเข้มแสงประจำพิกเซลในแนวตั้งตลอดความยาวของภาพ.....	37
3.14 Block diagram สำหรับคำนวณและพลอตกราฟค่าสเปกตรัมแสง	37
3.15 ภาพกราฟความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมความเข้มแสงในช่วง ROI กับค่าพิกเซล.....	38
3.16 ภาพสัญญาณค่าการหักเหของแสงสะท้อนที่ได้จากแหล่งกำเนิดแสง global เทียบกับแสงเลเซอร์สีเขียว (513 nm) และสีแดง (633 nm).....	38
3.17 ภาพสเปกตรัมของตัวอย่างข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ในย่านคลื่น VIS ที่ได้รับการสอบเทียบแล้วกรณีความยาวคลื่นในช่วง MLWIR.....	39
3.18 ผลการสอบเทียบค่าสเปกตรัมการส่องผ่านบรรทัดฐานโดยใช้ Polystyrene ด้วยเครื่องวิเคราะห์ FTIR และระบบตรวจวิเคราะห์คาร์โบไฮเดรตที่พัฒนาขึ้น.....	40
3.19 ภาพสเปกตรัมของตัวอย่างข้าวพันธุ์พิษณุโลก ในย่านคลื่น 2VIS ที่ได้รับการสอบเทียบแล้วกรณีความยาวคลื่นในช่วง MLWIR.....	41
3.20 ผลการสอบเทียบค่าสเปกตรัมการส่องผ่านบรรทัดฐานโดยใช้ Polystyrene ด้วยเครื่องวิเคราะห์ FTIR และระบบตรวจวิเคราะห์คาร์โบไฮเดรตที่พัฒนาขึ้น.....	42

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.1 ความเชื่อมโยงของกิจกรรมวิจัยใน ส่วนที่ 1 การพัฒนาเทคนิควิเคราะห์ทางสเปกโตรสโกปีเพื่อสร้างสเปกตรัมของคาร์โบไฮเดรตที่พืชฝั้วอันเป็นอัตลักษณ์ของข้าวเจ้า.....	44
4.2 ขั้นตอนการแสดงผลของการวัดเมล็ดข้าวด้วยโหมด FTIR-ATR-FPA.....	45
4.3 ภาพเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ระหว่างตำแหน่งบริเวณพื้นที่ภายในสีใส และสีขาวขุ่นที่วัดด้วย FTIR-microscope ATR-FPA	45
4.4 ภาพเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 ระหว่างตำแหน่งบริเวณพื้นที่ภายในสีใส และสีขาวขุ่นที่วัดด้วย FTIR microscope -ATR-FPA detector	49
4.5 ภาพเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 พันธุ์ ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 ระหว่างตำแหน่งบริเวณพื้นที่ภายในสีใส และสีขาวขุ่นที่วัดด้วย FTIR microscope -ATR-FPA detector	50
4.6 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ105 เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-microscope-ATR-SPD.....	53
4.7 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชัยนาท 1 เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-microscope-ATR-SPD.....	53
4.8 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์พิษณุโลก 2 เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-spectrometer-ATR-SPD.....	54

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
<p>4.9 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (ชุดข้อมูล 12 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ,ชัชนาถ 1 และพิษณุโลก 2ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR-SP detector โดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 1.97E-11 (@alpha0.05) Fintereaction = 3.3256 Fcritical = 1.6024).....</p>	57
<p>4.10 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (ชุดข้อมูล 7 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ,ชัชนาถ 1 และพิษณุโลก 2ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR –SP detector โดยใช้หลักการ Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง Principal (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 3.56E-07 (@alpha0.05) F intereaction = 3.2035 Fcritical = 1.8836).....</p>	58
<p>4.11 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (ชุดข้อมูล 3 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ,ชัชนาถ 1 และพิษณุโลก 2 ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR –SP detector โดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 0.016 (@alpha0.05) Fintereaction = 0.0866 Fcritical = 3.1504).....</p>	59
<p>4.12 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105พันธุ์ปทุมธานี 1 และพันธุ์ กข 77 ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-microscope –ATR -FPA Detector.....</p>	63

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.13 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (ชุดข้อมูล 9 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 และพันธุ์ปทุมธานี 1 ด้วยหลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 0.02 (@alpha0.05) Fintereaction = 0.6520 Fcritical = 1.9493).....	65
4.14 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (ชุดข้อมูล 4 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 และพันธุ์ปทุมธานี 1 (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 0.01 (@alpha0.05) Fintereaction = 0.7386 Fcritical = 3.0277).....	66
4.15 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (ชุดข้อมูล 3 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 และ พันธุ์ปทุมธานี 1 (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 2.66E-05 (@alpha0.05)Fintereaction = 22.6608 Fcritical = 3.8913).....	67
4.16 ผลการออกแบบและจำลอง ray tracing ของระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสารในย่านคลื่น VIS-NIR.....	69
4.17 ผลการออกแบบและจำลอง ray tracing ของระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสารในย่านคลื่น MLWIR.....	71
4.18 ภาพร่างแบบการติดตั้งอุปกรณ์หลักของระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสาร	74
4.19 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR ที่อันดับการหักเหที่ 1	74

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.20 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR อันดับการหักเหที่ 2	75
4.21 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS – NIR ที่อันดับการหักเหที่ 2 วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph	79
4.22 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 กข 77 กข 57 และกข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS – NIR ที่อันดับการหักเหที่ 1 วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph	80
4.23 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (3 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพ การจำแนกข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O) ข้าว กข 31 (RD31) ข้าว กข 57 (RD57) และ ข้าว กข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทาง การกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่นสเปกตรัมของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า.....	81
4.24 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph.....	82
4.25 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph.....	84
4.26 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 กข 77 และ กข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph	86

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
<p>4.27 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (6 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพ การจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O) ข้าวกข 31 (RD31) และ ข้าวกข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 3.54E-21 (@alpha0.05) F interaction = 3.8012 F critical = 1.6095).....</p>	89
<p>4.28 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (5 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพ การจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) , ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O), ข้าวกข 31 (RD31) และ ข้าวกข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ Imaging spectrographโดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (A) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (B) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 6.28E-06 (@alpha0.05) F intereaction = 4.8419 F critical = 1.8062)</p>	89
<p>4.29 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 กข 77 และ กข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph</p>	90
<p>4.30 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (6 ความยาวคลื่น)ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O) ข้าวกข 31 (RD31) และ ข้าวกข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 3.54E-21 (@alpha0.05) F intereaction = 3.8012 F critical = 1.6095)</p>	93

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.31	ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (5 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) , ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O), ข้าวกข 31 (RD31) และ ข้าวกข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ Imaging spectrographโดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (A) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (B) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางของการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 6.28E-06 (@alpha0.05) F intereaction = 4.8419 F critical = 1.8062) 8062)	94
4.32	ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข77 และ พันธุ์ กข31 (กลุ่ม 1 คือ พันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 กลุ่ม 2 คือพันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวใหม่ กลุ่ม 3 คือพันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวเก่า กลุ่ม 4 คือ พันธุ์กข77 และ กลุ่ม 5 คือ พันธุ์ กข31 ตามลำดับ) ข้อมูลของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น MLWIR.....	97

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

FPA	=	Focal plane array detector
FTIR	=	Fourier-transform infrared spectroscopy
IR	=	Infrared light
LWIR	=	Long wavelength infrared light
MLWIR	=	Mid-long wavelength infrared light
MWIR	=	Mid wavelength infrared light
NIR	=	Near infrared light
PCA	=	Principal Components Analysis
SVM	=	Support Vector Machine
UV	=	Ultraviolet light
VIS	=	Visible light

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ประเทศไทยเป็นประเทศผู้ผลิตและส่งออกข้าวเป็นอันดับต้น ๆ ของโลก โดยเฉพาะข้าวหอมมะลิไทยซึ่งเป็นข้าวที่มีเอกลักษณ์โดดเด่นคือเมื่อหุงสุกแล้วข้าวจะมีความนุ่มมีกลิ่นหอมน่ารับประทาน ซึ่งเป็นสิ่งที่พึงประสงค์ของผู้บริโภคส่งผลให้ราคาข้าวหอมมะลิไทยมีราคาสูงสร้างมูลค่าการส่งออกให้ประเทศไทยเป็นอย่างมาก แต่ในปัจจุบันการส่งออกข้าวของประเทศไทยกำลังประสบปัญหาการปลอมปนของข้าวหอมมะลิไทย กล่าวคือ ผู้ผลิตและหรือผู้ส่งออกข้าวมีความต้องการลดต้นทุนในการผลิตจึงได้ผสมข้าวพันธุ์ที่ใกล้เคียงกันกับข้าวหอมมะลิไทยไปกับข้าวหอมมะลิไทยในปริมาณที่มากเกินไปกว่ามาตรฐานกำหนด ซึ่งการผสมดังกล่าวนี้ส่งผลเสียโดยตรงต่อการส่งออกและภาพลักษณ์ของประเทศไทยเป็นอย่างมาก ด้วยเหตุดังกล่าวก่อนการส่งออกข้าวทุกครั้งผู้ผลิตจำเป็นต้องได้รับการตรวจสอบคุณภาพของข้าวที่ส่งออกเพื่อป้องกันการผสมของข้าวพันธุ์อื่นที่มากเกินไปกว่ามาตรฐานกำหนด

ในปัจจุบันวิธีการตรวจสอบเพื่อยืนยันพันธุ์ข้าวมักใช้การสังเกตด้วยตาซึ่งกระทำได้อย่างมากต้องใช้ผู้ที่มีความชำนาญการจึงจะสามารถแบ่งแยกได้ถูกต้องหรือการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบทางเคมี เช่น การตรวจสอบปริมาณแอมิโลส เป็นต้น แต่อย่างไรก็ตามพบว่าข้าวบางพันธุ์ เช่น ข้าวหอมมะลิไทย (พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 และ พันธุ์ช 15) กับข้าวพันธุ์ปทุมธานี 1 มีปริมาณแอมิโลสใกล้เคียงกันมากจนไม่สามารถระบุความแตกต่างได้อย่างเด่นชัด สำหรับวิธีการตรวจสอบพันธุ์ข้าวที่มีความถูกต้องสูง คือการตรวจสอบสายพันธุ์กรรม (DNA) ซึ่งเป็นวิธีการจำเพาะที่สามารถตรวจสอบพันธุ์ข้าวได้อย่างแม่นยำ แต่อย่างไรก็ตามการตรวจ DNA นั้น ยังมีข้อจำกัดอยู่หลายประการ ได้แก่ สถาบันที่รองรับการตรวจสอบมีอยู่อย่างจำกัด ค่าใช้จ่ายในการตรวจสอบค่อนข้างสูง ใช้ระยะเวลาในการตรวจสอบนาน เป็นต้น และไม่เหมาะต่อการใช้ระบุปริมาณการผสมข้าวต่างพันธุ์ ด้วยเหตุดังกล่าวทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจในการพัฒนาวิธีการสำหรับตรวจสอบและจำแนกข้าวไทย โดยวิธีการดังกล่าวต้องสามารถตรวจสอบและยืนยันได้ว่าข้าวที่นำมาทดสอบเป็นข้าวสายพันธุ์ใดซึ่งวิธีการที่ผู้วิจัยเลือกใช้คือการตรวจสอบโดยการวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวข้าวสาร ซึ่งเป็นหลักการวิเคราะห์ทางสเปกโทรสโกปีโดยวิธีการนี้เป็นหลักการวัดที่อิงหลักการตอบสนองของของโครงสร้างโมเลกุลของสารต่อพลังงานคลื่นแสง ซึ่งมีความจำเพาะเจาะจงโดยตรงต่อองค์ประกอบทางเคมีจึงสามารถนำมาใช้เพื่อบ่งชี้หรือจำแนกพันธุ์ข้าวได้ แต่อย่างไรก็ตามวิธีการนี้การวัดนั้นเป็นการวิเคราะห์ตัวอย่างในพื้นที่ขนาดเล็ก (ระดับจุด) ด้วยเหตุนี้จึงมีนักวิจัยทำการพัฒนาเครื่องมือสำหรับวิเคราะห์ด้วยวิธีการ

ดังกล่าวเพื่อตรวจสอบตัวอย่างที่มีขนาดใหญ่มากขึ้น ซึ่งเรียกว่า “Wide field spectroscopic imaging” ซึ่งจะทำให้สามารถวิเคราะห์สสารด้วยเทคนิคทางสเปกโตรสโกปีในพื้นที่กว้างขึ้นกว่าระดับจุดได้

โดยในหัวข้อวิทยานิพนธ์เล่มนี้วางขอบเขตที่การพัฒนา wide field spectroscopic imaging ให้สามารถสร้างสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวครอบคลุมย่านคลื่น visible และ mid-long wavelength infrared เพื่อใช้บ่งชี้ระบุเอกลักษณ์ของพันธุ์ข้าวสารไทย โดยมุ่งเน้นเพื่อคัดแยกข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวขาวพันธุ์อื่น ผลที่ได้จากงานวิจัยนี้จะสามารถนำไปประยุกต์เพื่อพัฒนาเป็นเครื่องมือในการตรวจสอบ ประเมิน คัดแยกหรือจำแนกพันธุ์ข้าวสารไทยที่สามารถวิเคราะห์ได้อย่างรวดเร็ว รวมถึงองค์ความรู้ที่ได้จากงานวิจัยนี้จะสามารถนำไปพัฒนาเพื่อสร้างเครื่องมือตรวจสอบ ประเมิน คัดแยกหรือจำแนกผลผลิตทางการเกษตรและอาหารประเภทอื่นได้ต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาวิธีสร้างค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวของข้าวสารข้าวเจ้าไทยจากภาพถ่ายดิจิทัลที่ถูกลำแสงในย่านคลื่น visible และ mid-long wavelength infrared
2. เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวเพื่อระบุเอกลักษณ์ของพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105
3. เพื่อออกแบบและสร้างเครื่อง Wide field spectroscopic imaging สำหรับระบุและจำแนกพันธุ์ข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากค่าสเปกตรัมของรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวที่เป็นเอกลักษณ์ของพันธุ์ข้าวสารข้าวเจ้าไทยที่ได้จากวัตถุประสงค์ข้อที่ 2
4. พัฒนาระบบโปรแกรมควบคุมการทำงานของ Wide field spectroscopic imaging โดยใช้ โปรแกรม LabVIEW

1.3 สมมุติฐานงานวิจัย

1. สามารถสร้างค่าสเปกตรัมของค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวของข้าวสารข้าวเจ้าไทยจากภาพถ่ายดิจิทัลที่ถูกลำแสงในย่าน visible และ mid-long wavelength infrared ได้
2. สามารถใช้ข้อมูลค่าสเปกตรัมของค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวเพื่อจำแนกข้าวขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวขาวพันธุ์อื่นได้

1.4 ขอบเขตของโครงการวิจัย

งานวิทยานิพนธ์เรื่อง เรื่อง “การสร้างภาพสเปกโตรสโกปีพื้นที่กว้างโดยการเลี้ยวเบนแสงด้วยเกรตติงเพื่อจำแนกข้าวขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวขาวพันธุ์อื่น”

กำหนดขอบเขตของงานศึกษาวิจัยเพื่อตอบวัตถุประสงค์ของงานวิทยานิพนธ์ ดังนี้

1. ตัวอย่างพันธุ์ข้าวสารไทย เน้นเฉพาะข้าวสารข้าวเจ้าพันธุ์ที่กรมวิชาการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ให้การรับรองโดยเป็นรุ่นพันธุ์คัดที่จัดหาได้จากศูนย์วิจัยข้าวและหรือศูนย์เมล็ดพันธุ์ข้าวภายใต้กองเมล็ดพันธุ์ข้าวที่ยืนยันพันธุ์ข้าวได้เท่านั้น ทั้งนี้ได้เลือกพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์พิษณุโลก 2 พันธุ์ชัยนาท 1 พันธุ์ชข57 พันธุ์ชข31 พันธุ์ชข77 และปทุมธานี 1 เป็นตัวอย่างทดสอบ
2. สร้างระบบ Wide field spectroscopic imaging ให้สามารถบันทึกค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวเป็นระบบที่บันทึกสัญญาณภาพถ่ายดิจิทัลและสเปกตรัมครอบคลุมย่านคลื่น visible และ mid-long wavelength infrared ได้
3. นิยามของ “Wide field” สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีพื้นที่ตรวจวิเคราะห์ที่ไม่เกิน 10 ตารางเซนติเมตร
4. โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อควบคุม Wide field spectroscopic imaging ใช้โปรแกรม LabView สำหรับพัฒนา

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้กระบวนการสร้างสเปกตรัมคาร์รีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากภาพถ่ายดิจิทัลในย่านคลื่น visible ถึง mid-long wavelength infrared
2. ได้สเปกตรัมคาร์รีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวที่สามารถระบุเอกลักษณ์ของพันธุ์ข้าวสารไทยบางสายพันธุ์
3. ได้แนวทางในการประยุกต์เพื่อสร้างเครื่องมือจำแนกสพันธุ์ข้าวสารไทยที่สามารถตรวจสอบ ข้าวสารในปริมาณมากภายในเวลารวดเร็วได้

บทที่ 2

ปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การวิเคราะห์โมเลกุลของสารโดยใช้สเปกตรัมการดูดกลืนของแสง

สารต่าง ๆ ตามธรรมชาตินั้นจะมีระดับพลังงานอยู่ในสถานะพื้น (Ground state) ซึ่งโมเลกุลของสารที่แตกต่างกันนั้นจะปรากฏอยู่ที่ระดับพลังงานแตกต่างกันเมื่อสารได้รับพลังงานจากภายนอก อาทิ พลังงานจากคลื่นแสง เป็นต้น สารจะถูกกระตุ้นให้มีพลังงานสูงขึ้นไปในสถานะกระตุ้น (excited state) โดยโมเลกุลของสารใด ๆ มีค่าระดับพลังงานอยู่ที่สถานะหนึ่งเมื่อทำการฉายแสงเข้าสู่สารนั้น ๆ แสงดังกล่าวจะผ่านโมเลกุลแล้วผ่านไปยังเครื่องตรวจจับถ้าโมเลกุลของสารนั้นไม่มีการดูดกลืนแสง แสงที่ฉายแสงที่ผ่านออกไปจะมีปริมาณเท่ากับแสงที่ฉายในตอนต้น แต่ถ้าความถี่ของแสงเท่ากับพลังงานของการเปลี่ยนสถานะพลังงานของโมเลกุลระดับกระตุ้นกับสถานะพื้น โมเลกุลแสงจะถูกดูดกลืนส่งผลทำให้แสงที่ตกกระทบเซนเซอร์ตรวจวัดสัญญาณมีปริมาณลดลงซึ่งในแต่ละโมเลกุลจะมีค่าพลังงานที่จำเพาะกับความถี่ของแสงในบางความถี่เท่านั้น ผลการตรวจวัดสัญญาณการดูดกลืนแสงแสดงได้ในรูปค่า transmittance หรือ absorbance ต่อความยาวคลื่นแสงหรือความถี่โดยสามารถเรียกการแสดงค่าดังกล่าวเป็นสเปกตรัมการดูดกลืนแสง สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของสารประกอบมีความจำเพาะทั้งในแง่ของช่วงคลื่นแสงและความเข้มของการดูดกลืนแสง หรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นเหมือนดังลายมือของมนุษย์ ดังนั้นลักษณะการดูดกลืนแสงหรือคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าไม่ว่าจะเป็นย่านคลื่นช่วง UV-VIS และ IR ที่เป็นรูปแบบจำเพาะที่ตรวจวิเคราะห์ทำให้ความเหมือนได้ตีพิมพ์เป็นเครื่องมือบ่งชี้ชนิดของสารประกอบ ทั้งนี้การเปรียบเทียบรูปแบบสเปกตรัมของการดูดกลืนแสงของสารประกอบผสมชนิดที่มีความคล้ายกันของรูปแบบสเปกตรัมยังถือว่าเป็นเรื่องที่ต้องสร้างเทคนิคการจำแนกรูปแบบของสเปกตรัมที่มีความถูกต้องและแม่นยำสูง แม้แต่ในกรณีของการเปรียบเทียบสเปกตรัมของตัวอย่างทดสอบกับฐานข้อมูลของสารประกอบทราบชนิดก็ตาม

2.2 พลังงานจากการแผ่รังสี

การแผ่คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าจำเป็นต้องมีการใช้พลังงานรูปแบบใดรูปแบบหนึ่ง เช่น การแพร่ของรังสีในย่านคลื่นแสงที่ตามองเห็นจากวัสดุที่ร้อน และการปลดปล่อยพลังงานจากปฏิกิริยาเคมีสามารถแพร่พลังงานในรูปรังสีที่เรียกว่าการเรืองแสงทางเคมี เป็นต้น ดังนั้นการแผ่คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าจึงถือว่าเป็นตัวส่งผ่านพลังงานซึ่งมีความสัมพันธ์ดังสมการ

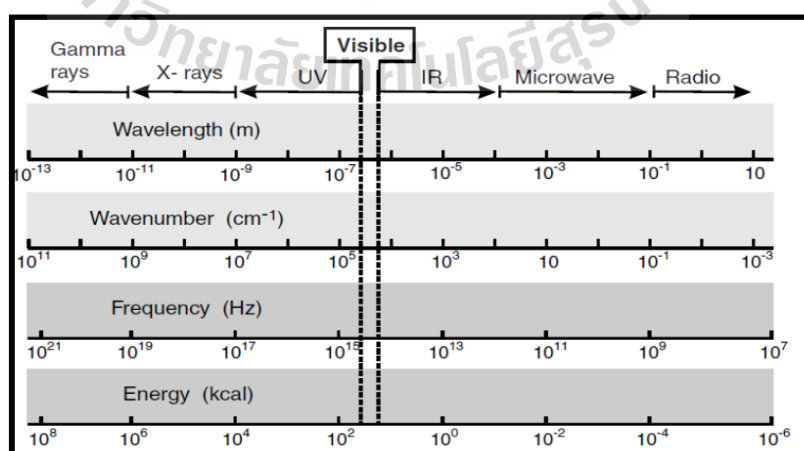
$$E = h\nu = h\frac{c}{\lambda} \quad (2.1)$$

โดยที่

h	=	Plank constant = 6.626×10^{-34} J.s
ν	=	ความถี่
c	=	ความเร็วแสง

ดังนั้นพลังงานจากการแผ่รังสีและความถี่ของรังสีจึงเป็นสัดส่วนกัน หรือความถี่ของรังสีในย่านสเปกตรัมของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าจึงสะท้อนถึงระดับพลังงาน เช่น รังสีคลื่นสั้นหรือความถี่สูง เช่น รังสีแกมมามีพลังงานสูง ในขณะที่รังสีช่วงคลื่นวิทยุมีพลังงานต่ำ เป็นต้น

ในระหว่างปรากฏการณ์การแผ่รังสีซึ่งเกิดขึ้นจากการตกกระทบของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้ากับวัสดุ ย่อมให้ผลเป็นการส่งผ่านพลังงาน โดยที่โมเลกุลของวัสดุจะดูดซับพลังงานจากการแผ่รังสีและเปลี่ยนไปเป็นพลังงานความร้อน ทั้งนี้การถ่ายโอนพลังงานในแต่ละย่านความยาวคลื่น เช่น fluorescence, ultraviolet, visible, และ IR มีสถานะจำเพาะเจาะจงต่อย่านคลื่นนั้น ๆ หรือกล่าวได้ว่าสำหรับทุกวัสดุที่ยอมให้สเปกตรัมช่วงกว้างของความยาวคลื่นผ่านได้ย่อมไม่เกิดปฏิกิริยาใดกับรังสีช่วงคลื่นดังกล่าวนั้น ในขณะที่วัสดุหรือสารประกอบเดิมอาจไม่ยอมให้ช่วงคลื่นอื่น ๆ ผ่านได้หรือยอมให้รังสีผ่านบางส่วน จึงมีรูปแบบการถ่ายโอนพลังงานที่แตกต่างกัน ซึ่งผลดังกล่าวนี้บ่งชี้ได้ถึงความเหมาะสมของย่านคลื่นรังสีตกกระทบต่อการปลดปล่อยพลังงานออกจากวัสดุ หรือสาร ประกอบเพื่อใช้จำแนกชนิดของสารประกอบนั่นเอง ช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าแสดงได้ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 สเปกตรัมของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

2.3 ผลของรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าต่อการเคลื่อนไหวในระดับโมเลกุล

โมเลกุลของสารประกอบใด ๆ ประกอบไปด้วยอะตอมที่มีการจัดเรียงตำแหน่งที่แน่นอนโดยระยะห่างระหว่างอะตอมถูกกำหนดโดยสมดุขของแรงที่กระทำกันระหว่างอะตอม เมื่อโมเลกุลได้รับพลังงานเพิ่มขึ้นอะตอมจึงถูกกระตุ้นให้เกิดการสั่นรอบๆ สถานะสมดุขของโครงสร้างโมเลกุลตามทฤษฎีกลศาสตร์ควอนตัมของ Bohr ค่าพลังงานของอิเล็กตรอนที่ขึ้นกับชั้นวงโคจรของอิเล็กตรอนที่เคลื่อนอยู่รอบโมเลกุลที่ระบุได้ด้วยเลขควอนตัม (quantum number) ซึ่งอาจเป็นเลขจำนวนเต็มหรือครึ่งหนึ่งของเลขจำนวนเต็ม หรือกล่าวได้ว่าพลังงานของอิเล็กตรอนอยู่ในรูปเลขควอนตัมเช่นกัน ในกรณีที่อิเล็กตรอนเกิดการเคลื่อนย้ายระหว่างวงโคจรย่อมเกี่ยวข้องกับระดับพลังงานที่ได้รับหรือปลดปล่อยซึ่งขึ้นกับผลต่างของระดับพลังงานของแต่ละชั้นวงโคจรดังสมการ

$$\Delta E = E_1 - E_2 \quad (2.2)$$

ค่า E_1 และ E_2 เป็นพลังงานของอิเล็กตรอนชั้นออบิทอลที่ 1 และ 2 ตามลำดับ พลังงานที่อิเล็กตรอนได้รับเพิ่มขึ้นอาจมาจากการชนกันของอะตอมหรือถูกกระตุ้นโดยรังสีแม่เหล็กไฟฟ้า (หรือแสง) ซึ่งระดับพลังงานของรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าขึ้นกับความถี่ตามกฎของความถี่ ดังนั้นพลังงานที่อิเล็กตรอนได้รับจากการกระตุ้นโดยรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าที่ระบุความถี่ในระดับที่ทำให้อิเล็กตรอนเปลี่ยนวงโคจรจึงเขียนได้ในรูปสมการ

$$E_1 - E_2 = h \cdot \nu \quad (2.3)$$

ในลักษณะเดียวกันกับค่าพลังงานของอิเล็กตรอน พลังงานจากการสั่นของอะตอมในโมเลกุลย่อมปรากฏในรูปเลขควอนตัมเหมือนกันดังนั้นหากการสั่นของอะตอมถูกกระตุ้นโดยรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าความสัมพันธ์ระหว่างพลังงานของการสั่นของอะตอมกับความถี่ย่อมเป็นไปตามกฎของพลังงานกับความถี่เช่นกัน หรือ ระดับพลังงานของการสั่นบางค่าสามารถอธิบายได้ด้วยเลขควอนตัมหรือกล่าวได้ว่าเมื่อโมเลกุลในสถานะที่อิเล็กตรอนเป็น ground state ถูกกระตุ้นโดยรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าที่มีระดับพลังงานเพียงพอให้เกิดการสั่นของอะตอม อิเล็กตรอนในโมเลกุลนั้นจะปรากฏอยู่ในสถานะถูกกระตุ้นที่เรียกว่า excited state และการเปลี่ยนสถานะ excited state กลับสู่ ground state อิเล็กตรอนสามารถเคลื่อนย้ายจากวงโคจรที่ถูกกระตุ้นกลับสู่วงโคจรเดิมได้ด้วยการปลดปล่อยพลังงานในรูปการแผ่รังสีแม่เหล็กไฟฟ้า (radiation emission) ซึ่งระดับพลังงานที่ปลดปล่อยเท่ากับพลังงานที่ถูกกระตุ้นตามสมการข้างต้นเช่นกัน หรืออาจไม่มีการแผ่รังสีแม่เหล็ก

ไฟฟ้า (radiation free) เลยกพลังงานถูกปลดปล่อยไปกับสิ่งแวดล้อมรอบโมเลกุล เช่น การชนกันของโมเลกุลก๊าซ

นอกจากการสั่นของอะตอมในโมเลกุลที่เกิดขึ้นได้จากการกระตุ้นโดยรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าที่มีระดับพลังงานเพียงพอเท่านั้นแล้ว หากระดับพลังงานที่กระตุ้นไม่เพียงพอต่อการสั่นของอะตอม โมเลกุลอาจถูกเหนี่ยวนำให้เกิดการหมุนขึ้นได้โดยเฉพาะกับโมเลกุลขนาดเล็ก รังสีแม่เหล็กไฟฟ้าบางย่านความถี่ที่ให้ระดับพลังงานเหมาะต่อการหมุนของโมเลกุลในระดับพลังงานแบบเลขควอนตัมปรากฏในย่านความยาวคลื่นช่วงยาวของสเปกตรัม IR เช่น far-infrared spectrum (ความยาวคลื่นมากกว่า $50 \mu\text{m}$ หรือ เลขคลื่นน้อยกว่า 200 cm^{-1}) Günzler (2002)

ด้วยเหตุนี้เองจึงสามารถใช้หลักการทางแสงในการวิเคราะห์โครงสร้างของสารประกอบแต่ละประเภทได้ โดยการกระตุ้นให้โมเลกุลเกิดการเปลี่ยน electronic states ซึ่งอิเล็กตรอนของโมเลกุลมีระดับพลังงานที่ไม่เท่ากันเพื่อติดตามปรากฏการณ์การแผ่รังสีแม่เหล็กไฟฟ้า ทั้งนี้แสงที่ใช้กระตุ้นต้องมีความถี่ที่เหมาะสมในการตรวจสอบการเปลี่ยน electronic states ของชนิดสารประกอบ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงกำหนดการใช้แสงในช่วงความยาวคลื่นสองช่วงหลักคือ visible และ infrared ซึ่งเป็นคลื่นแสงที่สอดคล้องกับการใช้ UV-VIS และ Infrared spectroscopy โดยรายละเอียดของหลักการทั้งสองพอสังเขปจะถูกแสดงถัดไป

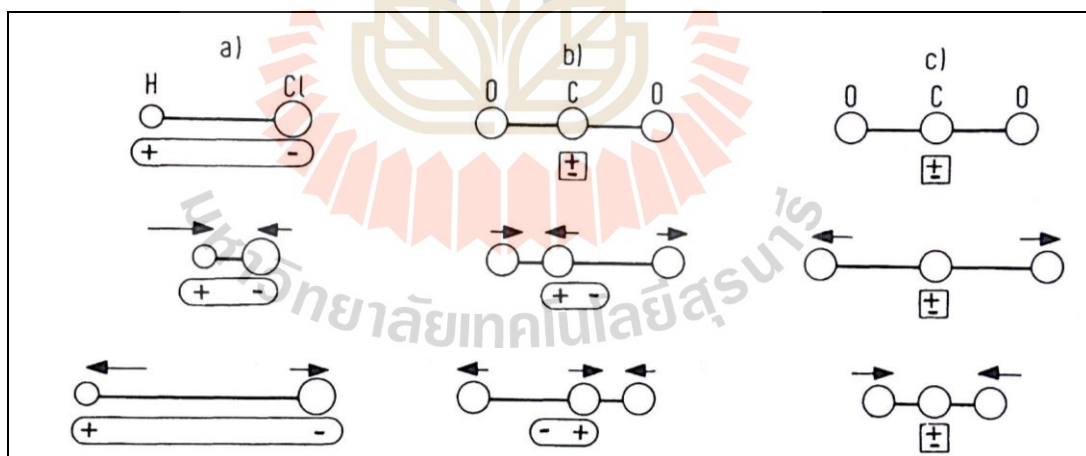
2.4 UV-VIS spectroscopy

การวิเคราะห์โดยใช้ UV-Visible spectroscopy จะอาศัยหลักการพื้นฐานคือ เมื่อโมเลกุลได้รับพลังงานคลื่นแสงในช่วง UV ($200 - 400 \text{ nm}$) หรือ VIS ($400 - 700 \text{ nm}$) ที่มีพลังงานหรือความถี่เหมาะสมจะทำให้อิเล็กตรอนภายในอะตอมเกิดการดูดกลืนแสงแล้วเปลี่ยนสถานะไปอยู่ในชั้นที่มีระดับพลังงานที่สูงกว่า โดยปริมาณพลังงานที่สัมพันธ์กับแสงในช่วง visible มีค่าประมาณ $37-75 \text{ kcal/mol}$ และสำหรับแสงในช่วง ultraviolet จะมีพลังงานอยู่ในช่วง $75-150 \text{ kcal/mol}$ (สุภาพร, 2557) ซึ่งจะสัมพันธ์กับปริมาณพลังงานที่ก่อให้เกิดการเคลื่อนที่ของ electron จากตำแหน่งบน molecular orbital จากสถานะเสถียรเชิงพลังงานเดิมไปยัง molecular orbital ที่มีพลังงานสูงกว่า การเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนดังกล่าวเรียกว่า electronic transition เมื่อทำการวัดปริมาณของแสงที่ผ่านหรือสะท้อนมาจากตัวอย่างเทียบกับแสงจากแหล่งกำเนิดที่ความยาวคลื่นค่าต่าง ๆ ตามกฎของ Beer-Lambert ค่าการดูดกลืนแสง (absorbance) ของสารจะแปรผันกับชนิดและปริมาณโมเลกุลที่มีการดูดกลืนแสง ดังนั้นจึงสามารถใช้เทคนิคนี้ในการระบุชนิดสารประกอบที่มีอยู่ในตัวอย่างได้เฉพาะที่ตอบสนองต่อความถี่ของแสงจากแหล่งกำเนิดและมีสเปกตรัมอัตลักษณ์ซึ่งบ่งชี้ชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับสเปกตรัมฐานข้อมูล โดยสารประกอบที่สามารถดูดกลืนคลื่นแสงในช่วง UV-VIS ได้ นั้นเป็นทั้งสารประกอบอินทรีย์ สารประกอบเชิงซ้อนและสารอนินทรีย์ ซึ่งเรียกสารประกอบดังกล่าว

ว่า “Chromophores” อาทิเช่น สารประกอบไฮโดรคาร์บอนชนิดไม่อิ่มตัว หมู่ $C=C$, $C\equiv C$, $C=O$, $N=O$ เป็นต้น

2.5 IR spectroscopy

การวิเคราะห์โดยเทคนิคทาง IR spectroscopy จะใช้คลื่นแสงในช่วงคลื่น infrared (780 nm – 50 μm หรือ $12800 - 200 \text{ cm}^{-1}$) (Günzler, 2002) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์การดูดกลืนพลังงานแสงอินฟราเรดในช่วงที่สอดคล้องกับพลังงานในระดับการสั่น (vibration transition) ของพันธะภายในโมเลกุล ซึ่งมีค่าประมาณ 2 – 12 kcal/mol (ธีรยุทธ และ วรวรรณ, 2548) การสั่นของพันธะเคมีที่ตรงกับความถี่ของคลื่นรังสีอินฟราเรดส่งผลให้เกิดการดูดกลืนแสงในย่านความถี่นั้น การสั่นของพันธะในโครงสร้างโมเลกุลเป็นผลจากการเปลี่ยนแปลงของโมเมนต์ขั้วคู่ (dipole moment) ภายในโมเลกุล ภาพตัวอย่างของการเปลี่ยนแปลงโมเมนต์ขั้วคู่ระหว่างการสั่นของโมเลกุล HCl และ CO_2 เป็นดังรูปที่ 2.2 โดยทั่วไปแล้วสารประกอบอินทรีย์มีอะตอมมากกว่าสองชนิดเป็นองค์ประกอบหรือมักปรากฏสถานะโมเมนต์ขั้วคู่อยู่แล้ว หรือกล่าวได้ว่ามักตอบสนองกับรังสีย่าน IR ในกรณีของการตอบสนองต่อรังสี IR อันเนื่องมาจากระดับพลังงานของย่านรังสีกระตุ้นที่เพียงพอเฉพาะกับการหมุนของโมเลกุล โมเลกุลทั้งโครงสร้างยังคงต้องแสดงถึงการเปลี่ยนแปลงโมเมนต์ขั้วคู่เช่นเดียวกัน



รูปที่ 2.2 การเปลี่ยนแปลงโมเมนต์ขั้วคู่ระหว่างการสั่นของโมเลกุล HCl และ CO_2 a) Hydrogen chloride, b) Carbon dioxide การสั่นแบบไม่สมมาตรเกิดโมเมนต์ขั้วคู่: เมื่อเทียบกับสถานะปราศจากขั้วคู่ที่สมดุลจะปรากฏการสั่นของทั้งอะตอมออกซิเจนขั้วลบรอบอะตอมคาร์บอนขั้วบวกเกิดการสั่น c) Carbon dioxide การสั่นแบบสมมาตรไม่เกิดโมเมนต์ขั้วคู่: เมื่อเทียบกับสถานะปราศจากขั้วคู่ที่สมดุลจะปรากฏการสั่นไปกลับของอะตอมออกซิเจนขั้วลบรอบอะตอมคาร์บอนขั้วบวกแบบร่วมเฟส (ที่มา: Günzler (2002))

ดังนั้นสารประกอบใดที่มีการเปลี่ยนแปลงระดับพลังงานและเกิดโมเมนต์ขั้วคู่เมื่อได้รับแสงอินฟราเรดจะปรากฏเป็นอินฟราเรดสเปกตรัมที่มีลักษณะจำเพาะขึ้นกับชนิดของอะตอมและพันธะที่เชื่อมอะตอมดังตารางที่ 2.1 แสดงค่าเปรียบเทียบความเข้มของสัญญาณอินฟราเรดสเปกตรัมและรามานสเปกตรัม ซึ่งใช้ประโยชน์ในการวิเคราะห์สเปกตรัมเพื่อระบุชนิดของสารประกอบที่มีหมู่ฟังก์ชันที่ตอบสนองต่อ IR ตัวอย่าง เช่นสารในหมู่ C=O เป็นต้น ในทางตรงกันข้ามหากได้รับแสงอินฟราเรดแล้วไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงใด ๆ จะเรียกว่าสารประกอบที่มีหมู่ฟังก์ชันที่ไม่ตอบสนองต่อ IR ซึ่งจะไม่ปรากฏอินฟราเรดสเปกตรัม โดยมักพบในสารประกอบที่มีลักษณะโครงสร้างโมเลกุลเชิงสมมาตร เช่น H₂, N₂, O₂ เป็นต้น

การสั่นของโมเลกุลสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทหลักๆ ได้แก่ การยืด-หด (stretching) และการงอ (bending) ของพันธะโดยการสั่นแบบต่าง ๆ เหล่านี้จะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นแสงที่เป็นค่าเฉพาะของพันธะนั้น ๆ และโดยปกติในหนึ่งโมเลกุล อาจจะมีพันธะได้หลายแบบ รวมถึงแต่ละพันธะอาจมีรูปแบบการสั่นได้หลายแบบทำให้เกิดการดูดกลืนรังสีอินฟราเรดได้หลายช่วงคลื่นพร้อม ๆ กัน ซึ่งเป็นลักษณะจำเพาะของโมเลกุลนั้น ๆ ซึ่งจะแสดงออกมาทางสเปกตรัม การแสดงสเปกตรัมของ IR spectroscopy นั้นนิยมแสดงในรูปของ %transmittance ซึ่งหมายถึงปริมาณแสงที่สามารถทะลุผ่านตัวอย่างออกไปได้กับ wave number (cm⁻¹) โดย wave number หมายถึงจำนวนคลื่นต่อหน่วยเซนติเมตร โดยที่จำนวนเลขคลื่นที่มากจะแสดงถึงระดับพลังงานที่มากตามไปด้วย

ตารางที่ 2.1 ความเข้มของสัญญาณ IR ที่มีต่อการสั่นของพันธะที่ปรากฏในโครงสร้างของสารประกอบอินทรีย์

Vibration [a]	Region [cm ⁻¹]	Intensity [b]	
		Raman	IR
V(O-H)	3650-3000	W	s
V(N-H)	3500-3300	M	m
V(≡C-H)	3300	W	s
V(=C-H)	3100-3000	S	m
V(-C-H)	3000-2800	S	s
V(-S-H)	2600-2550	S	w
V(C≡N)	2255-2220	m-s	s-0
V(C≡C)	2250-2100	Vs	w-0
V(C=O)	1820-1680	s-w	vs

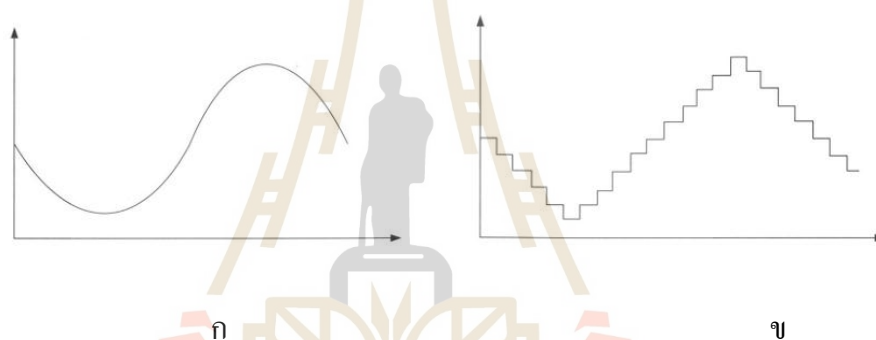
ตารางที่ 2.1 ความเข้มของสัญญาณ IR ที่มีต่อการสั่นของพันธะที่ปรากฏในโครงสร้างของสารประกอบอินทรีย์ (ต่อ)

$\nu(\text{C}=\text{C})$	1900-1500	vs-m	0-w
$\nu(\text{C}=\text{N})$	1680-1610	S	m
$\nu(\text{N}=\text{N})$, aliph. subst.	1580-1550	M	0
$\nu(\text{N}=\text{N})$, arom. subst.	1440-1410	M	0
$\nu_a(\text{C}-\text{NO}_2)$	1590-1530	M	s
$\nu_s(\text{C}-\text{NO}_2)$	1380-1340	Vs	m
$\nu_a(\text{C}-\text{SO}_2(-\text{C}))$	1350-1310	w-0	s
$\nu_s(\text{C}-\text{SO}_2(-\text{C}))$	1160-1120	S	s
$\nu(\text{C}-\text{SO}(-\text{C}))$	1070-1020	M	s
$\nu(\text{C}=\text{S})$	1250-1000	S	w
$\delta(\text{CH}_2)$, $\delta_a(\text{CH}_3)$	1470-1400	M	m
$\delta_s(\text{CH}_3)$	1380	m-w	s-m
		S, if at C=C	

จากหลักการพอสั่งเขปของ UV-VIS และ IR spectroscopy ที่กล่าวมานั้นแสดงให้เห็นถึงระดับพลังงานที่แตกต่างกันของคลื่นแสงแต่ละความยาวคลื่นซึ่งมีผลทำให้โมเลกุลเกิดการเปลี่ยน electronic states การติดตามการเปลี่ยนสถานะจาก excited state กลับสู่ ground state อิเล็กตรอนสามารถเคลื่อนย้ายจากวงโคจรที่ถูกกระตุ้นกลับสู่วงโคจรเดิมทำได้เมื่อสารประกอบปลดปล่อยพลังงานในรูปการแผ่รังสีแม่เหล็กไฟฟ้า (radiation emission) โดยการใช้แสงในช่วงความยาวคลื่นที่แตกต่างกันนั้นช่วยให้สามารถศึกษาโครงสร้างที่หลากหลายของโมเลกุลของสารประกอบอินทรีย์ได้ และเทคนิคการเพิ่มความละเอียดในการจำแนกสัญญาณสเปกตรัมเพื่อระบุชนิดและหรือปริมาณของสารประกอบที่มีอยู่ในเมล็ดข้าวไม่เหมือนกันจะส่งผลให้สามารถระบุอัตลักษณ์ของข้าวสารไทยแต่ละพันธุ์ได้ โดยงานวิจัยที่ใช้เทคนิคดังกล่าวมาข้างต้นเพื่อใช้คัดแยกพันธุ์ข้าวนั้นได้ถูกแสดงในหัวข้องานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.6 ทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลภาพ

ภาพที่มนุษย์มองเห็นด้วยสายตาโดยทั่วไปเป็นภาพในลักษณะ 3 มิติ คือมีมิติของความกว้าง ความยาว และความสูงหรือความลึก แต่ภาพที่อยู่ในจอทีวีหรือจอคอมพิวเตอร์เป็นภาพที่ถูกแปลงจากภาพในระบบสามมิติไปเป็นภาพในระบบสองมิติโดยการแปลงสัญญาณไฟฟ้าในรูปแบบอนาล็อก (Analog) เช่น ภาพที่ได้จากกล้องวิดีโอ ภาพที่ได้จากเครื่องสแกน หรือภาพที่ได้จากกล้องถ่ายรูป เป็นต้น ไปเป็นสัญญาณในรูปดิจิทัล (Digital) การแปลงสัญญาณดังกล่าวมีวัตถุประสงค์เพื่อแปลงภาพที่อยู่ในระบบ Analog โดยภาพดังกล่าวเป็นภาพในลักษณะต่อเนื่องซึ่งเป็นภาพที่ยังไม่สามารถนำไปประมวลผลได้ให้เป็นภาพเชิงตัวเลขด้วยวิธีการที่เรียกว่า Digitization ซึ่งวิธีการดังกล่าวเป็นวิธีการแปลงฟังก์ชันต่อเนื่องให้เป็นฟังก์ชันไม่ต่อเนื่องดังแสดงในรูปที่ 2.3 เพื่อให้สามารถนำภาพไปประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ได้



รูปที่ 2.3 การแปลงภาพต่อเนื่อง (ก) เป็นภาพเชิงตัวเลข (ข) ด้วยวิธีการ Digitization
ที่มา: สิทธิโชค (2550)

ภาพดิจิทัล (Digital Image) เป็นฟังก์ชัน 2 มิติ $f(x, y)$ โดยที่ค่า x และ y เป็นพิกัดของภาพ ส่วนแอมพลิจูดของฟังก์ชันในพิกัด (x, y) ใดๆ คือค่าความเข้มของภาพ (Intensity) ณ ตำแหน่งนั้นๆ โดยที่ (x, y) และแอมพลิจูดของฟังก์ชันเป็นค่าจำกัดแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Quantity) ซึ่งถ้ากำหนดให้ $f(x, y)$ มีขนาด M แถวและ N หลัก และพิกัดของจุดกำเนิด (Origin) ของภาพอยู่ที่ตำแหน่ง $(x, y) = (0, 0)$ จะสามารถเขียนฟังก์ชันในรูปของเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

การประมวลผลภาพ (Image Processing) หมายถึง การเรียกใช้ขั้นตอนหรือกรรมวิธีใด ๆ มากระทำกับภาพ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ได้ภาพใหม่ที่มีคุณสมบัติตามต้องการ เช่น เพื่อเพิ่มความคมชัด หรือการประหยัดพื้นที่ในการเก็บภาพ หรือเพื่อใช้สำหรับการประมวลผลในระดับสูง เช่น การจดจำรูปร่างลักษณะได้อย่างแม่นยำ โดยทั่วไปวัตถุประสงค์ของ Image Processing คือ

- Image Processing : Image in \longrightarrow Image out

กระบวนการนี้เป็นกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัลเพื่อให้ได้ภาพใหม่ออกมา เช่น การตกแต่งรูปด้วยโปรแกรม Photoshop เป็นต้น

- Image Analysis : Image in \longrightarrow Measurement out

กระบวนการนี้เป็นกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัลเพื่อให้ได้ค่าการวัดออกมา

- Image Understanding : Image in \longrightarrow High level Description out

กระบวนการนี้เป็นกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นความหมาย เช่น การจดจำตัวอักษร การจดจำใบหน้าคน เป็นต้น จากวัตถุประสงค์ของการประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์สามารถแบ่งการประมวลผลออกได้เป็นสองระดับหลัก ๆ ดังนี้

1. การประมวลผลภาพระดับต่ำ (Low level Image Processing)
2. การประมวลผลภาพระดับสูง (High level Image Processing)

การประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ขั้นแรกสุดจะเป็นการประมวลผลภาพในระดับต่ำ กล่าวคือภาพถ่ายที่ได้จากกล้องถ่ายภาพดิจิทัลทั่วไปจะมีองค์ประกอบมากมายรวมถึงสิ่งที่มีพียงประสงค์ที่เรียกว่า Noise ซึ่งเป็นสิ่งที่ทำให้ภาพนั้นมีคุณภาพไม่ดีไม่เหมาะที่จะนำไปประมวลผลทางคอมพิวเตอร์ เพื่อกำจัดสิ่งที่ไม่พียงประสงค์ดังกล่าวจำเป็นต้องทำการประมวลผลภาพระดับต่ำก่อน โดยการประมวลผลภาพระดับต่ำนั้นจะเป็นการกำจัดสัญญาณรบกวนหรือสิ่งที่ไม่พียงประสงค์ เช่น การทำให้ภาพชัด (High Pass Filter) การหาขอบ (Edge Detection) การแบ่งแยกรูปร่างวัตถุ (Image Segmentation) เป็นต้น ซึ่งหากมีการจัดการระบบถ่ายภาพได้เหมาะสมจะทำให้ลดขั้นตอนการประมวลผลในขั้นนี้ไปได้มาก สำหรับการประมวลผลภาพระดับสูงนั้นเป็นการสอนให้คอมพิวเตอร์รู้จักและเข้าใจภาพต่าง ๆ ได้ เช่น การจดจำใบหน้าคน การจดจำตัวอักษร การจดจำลักษณะสีต่าง ๆ เป็นต้น กรรมวิธีการประมวลผลภาพในระดับสูงเป็นการประมวลผลในรูปแบบสัญลักษณ์โดยสัญลักษณ์ที่

ได้จะแสดงถึงสิ่งต่าง ๆ ที่อยู่ในภาพและนำตัวแปรที่ได้จากการประมวลผลภาพระดับต่ำมาอธิบายสัญลักษณ์เหล่านั้น การประมวลผลภาพระดับสูงปกติจะอ้างอิงทฤษฎีต่าง ๆ เข้ามาช่วยในการประมวลผล เช่น Neural Network, Image Texture Analysis เป็นต้น

2.6.1 แบบจำลองสี

การประมวลผลภาพสีแท้ที่จริงแล้วก็คือการประมวลผลทางสีนั่นเอง เพราะหากพิจารณาให้ดีแล้วภาพถ่ายก็คือการรวมจุดของสี (pixel) ที่มีสีเหมือนหรือแตกต่างกันหลายจุดหรือหลายล้านจุดไว้ในภาพเดียวกัน ด้วยเหตุนี้พื้นฐานสำคัญของกระบวนการประมวลผลภาพก็คือการเข้าใจหลักการของสี มาตรฐานของสีที่มีใช้ในปัจจุบันนั้นมีหลายระบบด้วยกัน แต่โดยทั่วไปทุกมาตรฐานจะมีหลักการหรือแนวคิดเดียวกันคือ การแทนจุดของสีด้วยจุดที่อยู่ในปริภูมิ 3 มิติโดยจะมีแกนอ้างอิงสำหรับจุดสีนั้น ๆ ในปริภูมิ ซึ่งแกนดังกล่าวจะเป็นอิสระต่อกัน ตัวอย่างมาตรฐานของสีที่ใช้กันในปัจจุบัน มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.6.1.1 แบบจำลองสี RGB

เป็นระบบสีที่เกิดจากการรวมกันของแสงสีแดง เขียวและ น้ำเงินโดยมีการรวมกันแบบ Additive ในสัดส่วนที่แตกต่างกันซึ่งโดยปกติจะนำไปใช้ในจอภาพแบบ CRT (Cathode ray tube) และเนื่องด้วยระบบสี RGB เป็นระบบสีของแสงจึงทำให้ได้ภาพที่สวยงามสมจริง

2.6.1.2 แบบจำลองสี HSI (Hue Saturation Intensity)

แบบจำลองนี้เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมและสอดคล้องกับการรับรู้ค่าสีต่าง ๆ ของมนุษย์มาก โดยแบบจำลองนี้ประกอบไปด้วยค่า H (Hue) S (saturation) I (Intensity) โดยรายละเอียดมีดังนี้

H (Hue) ค่าดังกล่าวนี้คือข้อมูลที่สามารกำหนดได้จากมุมที่หมุนไปในวงล้อสีมาตรฐานโดยมีมุมที่หมุนไปมีค่าเท่ากับ 360° โดยวงจสีที่เกิดขึ้นเกิดจากการแยกเจดสีออกจากแสง ซึ่งเป็นลักษณะเดียวกันกับการเกิดสีของรุ้งกินน้ำ

S (Saturation) ค่าดังกล่าวนี้คือค่าความบริสุทธิ์หรือความอึมตัวของสี โดยเป็นค่าที่กำหนดว่าสีใด ๆ นั้นจะมีสีเทาผสมในปริมาณเท่าใด โดยค่านี้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่ถ้าค่า S มีค่าเท่ากับ 1 สีนั้น ๆ จะมีความอึมตัวมากที่สุด ในทางตรงกันข้ามถ้าค่า S มีค่าเท่ากับ 0 สีดังกล่าวนี้จะไม่มีความผสมอยู่เลยซึ่งผลลัพธ์ที่ได้คือสีดังกล่าวจะเป็นสีดำ

I (Saturation) ค่าดังกล่าวนี้คือค่าความสว่างของสี โดยมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยถ้าค่า I มีค่าเท่ากับ 1 สีนั้นจะกลายเป็นสีขาว ในทางตรงกันข้ามถ้าค่า I มีค่าเท่ากับ 0 สีนั้นจะกลายเป็นสีดำ

2.6.1.3 ระบบสีแบบ CMY(Cyan Magenta Yellow)

เป็นระบบสีที่พัฒนาขึ้นมาใช้สำหรับการพิมพ์ภาพสีโดยมีสีหลักคือสี Cyan Magenta และ Yellow ซึ่งเรียกว่า Subtractive primaries Color ระบบสีแบบ CMY สามารถหาได้ โดยการนำ เอาสีในระบบ RGB ลบกับสีข้างต้นนี้คือ $C = 1 - R$, $M = 1 - G$, $Y = 1 - B$ ระบบสี CMY จะนำไปใช้สำหรับการพิมพ์ภาพสีแต่ยังไม่ดีเท่าที่ควรเนื่องจากไม่ยังสามารถสร้างสีดำ ได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นจึงมีการใช้ระบบ CMYK แทนโดย $K = \min(C, M, Y)$ โดยที่ K คือ สีที่สีแทนด้วยสีดำ ดังนั้นจึงได้ระบบสีใหม่คือ $C = C - K$, $M = M - K$, $Y = Y - K$

2.6.1.4 ระบบสีแบบ YIQ

เป็นระบบที่ใช้ใน TV Broadcasting สำหรับ NTSC ประโยชน์หลักก็เพื่อให้ใช้งานได้กับโทรทัศน์แบบขาวดำ โดยที่ Y คือความสว่างของภาพ ส่วน I และ Q จะเป็นสัญญาณที่เข้ารหัสสีของภาพไว้ดังนั้นสำหรับโทรทัศน์ขาวดำนั้นสามารถใช้ค่า Y ค่าเดียวก็สามารถได้ภาพที่สมบูรณ์

2.6.1.5 ระบบสีแบบ XYZ

เป็นระบบสีที่ CIE ได้กำหนดให้มีขึ้นเป็นมาตรฐานเนื่องจากในระบบสี RGB ยังไม่สามารถสร้างสีที่เป็นไปได้ทั้งหมดดังนั้นจึงได้มีตั้งระบบสี XYZ ซึ่งเป็นระบบสีที่สมมุติขึ้นเพื่อให้สามารถแปลงระบบสีจากระบบหนึ่งไปเป็นอีกระบบหนึ่งได้

2.6.1.6 ระบบสี CIELAB หรือ ระบบ $L^*a^*b^*$

เป็นค่าสีที่ถูกกำหนดขึ้นโดย CIE เพื่อให้เป็นมาตรฐานการวัดสีทุกรูปแบบครอบคลุมทุกสี ทั้งระบบ RGB และ CMYK และใช้กับสีที่เกิดจากอุปกรณ์ทุกอย่าง ไม่ว่าจะเป็น Monitor, Printer หรือ Scanner โดยที่ค่า L (Luminance) คือ ความสว่าง, a คือส่วนประกอบที่แสดงการไล่สีจากสีเขียวไปยังสีแดง, b คือ ส่วนประกอบที่แสดงการไล่สีจากสีน้ำเงินไปยังสีเหลือง

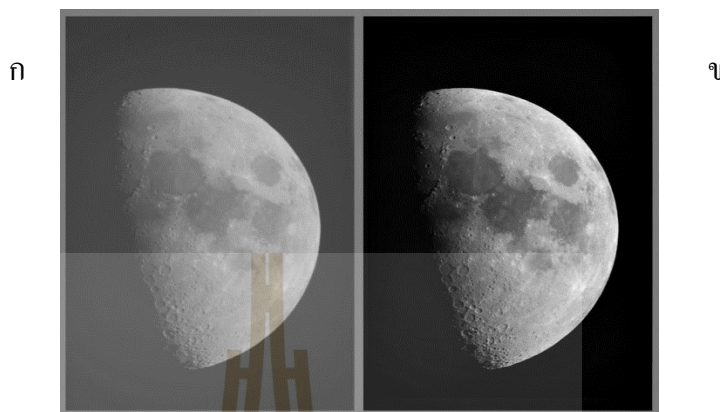
2.6.2 การปรับปรุงภาพ

การปรับปรุงภาพนั้น หมายถึง การเน้นลักษณะของภาพ เช่น ขอบ (Edge) ขอบเขต (Boundaries) หรือการเพิ่มความแตกต่างระหว่างบริเวณพื้นที่ขาวกับดำหรือพื้นที่ที่สีแตกต่างกัน (Contrast) เป็นต้น โดยวัตถุประสงค์ของการปรับปรุงภาพนี้ไม่ได้เป็นการเพิ่มองค์ประกอบให้กับภาพ แต่เป็นการเพิ่มความชัดเจนให้แก่ภาพเพื่อใช้ในการแสดงผลรวมถึงการวิเคราะห์ โดยรายละเอียดของอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับปรับปรุงภาพที่สำคัญและมีการใช้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้มีดังต่อไปนี้

2.6.2.1 การปรับปรุงคอนทราสต์ (contrast enhancement)

การปรับปรุงคอนทราสต์เป็นเทคนิคที่ใช้บ่อยสำหรับการปรับปรุงภาพที่มีค่าคอนทราสต์ต่ำ อันเนื่องมาจากสภาวะแสงที่ไม่เหมาะสมหรือมาจากเซนเซอร์รับภาพเอง การปรับปรุงคอนทราสต์นี้จะช่วยให้ภาพมีรายละเอียดที่ชัดเจนมากขึ้นดังแสดงในรูปที่ 2.4 โดยภาพดังกล่าวแสดง

ให้เห็นถึงภาพที่คอนทราสต์ต่ำ และภาพที่ถูกปรับปรุงคอนทราสต์ โดยภาพที่ได้รับการปรับปรุงคอนทราสต์แล้วสามารถให้รายละเอียดภายในภาพมากขึ้น



รูปที่ 2.4 แสดงภาพที่มีการปรับปรุงคอนทราสต์ (ก) ภาพคอนทราสต์ต่ำ (ข) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงคอนทราสต์ให้มากขึ้น (ที่มา : <https://blog.roboflow.com/>)

สำหรับอัลกอริทึมสำหรับปรับคอนทราสต์นั้น สีคอนทราสต์จะมีค่ากลางอยู่หนึ่งค่า โดยการปรับคอนทราสต์นั้นหมายถึงการปรับสีให้ห่างจากค่ากลาง ซึ่งจำทำได้สีใหม่ที่เป็นค่าที่ถูกปรับจากค่ากลางดังกล่าว โดยการปรับความเข้มของสีให้มากขึ้นนั้นคือการปรับให้ค่าสีห่างจากค่ากลางมากที่สุด ส่วนการปรับค่าความเข้มสีให้ต่ำลงนั้นหมายถึงการปรับค่าสีให้เข้าใกล้ค่ากลางที่สุด โดยค่าคอนทราสต์นี้มีค่า - 255 ถึง 255 ค่าติดลบหมายถึงการปรับลดคอนทราสต์ส่วนค่าที่เป็นบวกหมายถึงการเพิ่มคอนทราสต์ซึ่งสามารถคำนวณการปรับคอนทราสต์นี้ได้จากสมการ 2.5 และ 2.6 ตามลำดับ

$$F = \frac{259(C+255)}{255(259-C)} \quad (2.5)$$

$$R' = F(R - 128) + 128 \quad (2.6)$$

โดยที่

- F = ค่า contrast correction factor
- C = ค่าระดับ Contrast ที่ต้องการ
- R = ค่าสีเดิมก่อนปรับ contrast
- R' = ค่าสีใหม่หลังจากการปรับ contrast

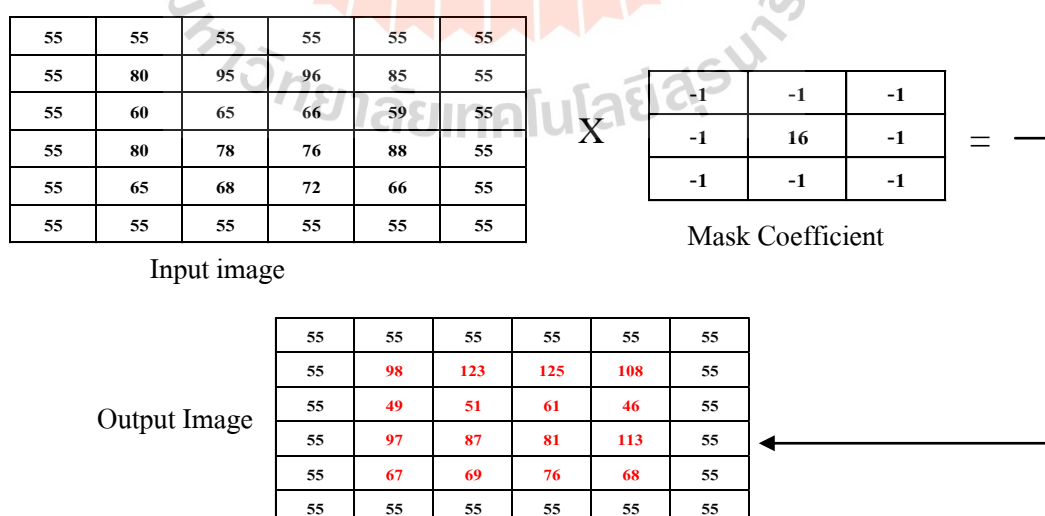
2.6.2.2 การปรับความสว่างของภาพ (Brightness)

ภาพบางภาพนั้นมีความมืดมากเกินไปจำเป็นต้องปรับให้สว่างขึ้นหรือภาพบางภาพมีความสว่างมากเกินไปจำเป็นต้องปรับภาพให้มืดมากขึ้นเพื่อให้ได้รายละเอียดภาพที่เหมาะสมที่สุด การปรับความสว่างนั้นคือการปรับลดค่าความเข้มแสงของพิกเซล โดยภาพดิจิทัลอนั้นจะมีค่าระดับความเข้มแสงอยู่ที่ 0 – 255 โดยค่า 0 หมายถึงภาพมืดส่วนค่า 255 หมายถึงภาพมีความสว่าง การปรับค่าความสว่างนี้คือการเพิ่มหรือลดค่าระดับดังกล่าวซึ่งอาจทำได้โดยการเพิ่มสมการเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้นเข้าไปเพื่อให้ได้ภาพตามที่ต้องการ

โดยการปรับปรุงภาพที่กล่าวมาข้างต้นนั้นเป็นการประมวลผลภาพแบบจุดพิกเซล (point processing) ซึ่งเป็นการประมวลผลเบื้องต้น ถัดไปผู้วิจัยจะได้กล่าวถึงการประมวลผลขั้นถัดไปโดยเป็นการประมวลผลรอบ ๆ จุด พิกเซล (area processing) โดยมีรายละเอียดพอสังเขปดังต่อไปนี้

2.6.2.2 การกรองข้อมูลภาพ (Image filter)

การกรองข้อมูลภาพนี้เป็นการประมวลผลแบบรอบ ๆ จุดพิกเซล โดยเนื้อหาในส่วนนี้จะกล่าวถึงเฉพาะการกรองข้อมูลภาพใน spatial domain เท่านั้น ซึ่งการกรองข้อมูลภาพนี้เป็นกระบวนการที่นำค่าระดับความเข้มแสงรอบ ๆ พิกเซลมาคำนวณและแทนผลการคำนวณในพิกเซลเดิมซึ่งเรียกว่าการทำ convolution ซึ่งคือการหาผลรวมที่ได้ถ่วงน้ำหนักแล้วบริเวณรอบ ๆ จุดพิกเซลที่ต้องการประมวลผล โดยค่าถ่วงน้ำหนักนี้ถูกเรียกว่า Mask coefficient หรือ Kernel coefficient โดยค่าดังกล่าวจะถูกกำหนดเป็นเมทริกซ์ขนาด $n \times n$ ซึ่งค่า n นี้จะเป็นเลขคี่เช่น 3 5 7 เป็นต้น โดยตัวอย่างการคำนวณ convolution มีดังต่อไปนี้



รูปที่ 2.5 แสดงผลการคำนวณการทำ convolution

จากรูปที่ 2.5 แสดงถึงผลการคำนวณการทำ convolution โดยใช้ Mask Coefficient ขนาด 3x3 ซึ่งเป็นการนำค่า input image คูณกับ mask coefficient แล้วได้ผลลัพธ์ออกมาเป็น output image โดยตัวอย่างวิธีการคำนวณนั้นจะถูกแสดงถัดไป

- จาก input image จากรูปที่ 2.5 เมื่อทำการกำหนด mask coefficient เป็น 3x3 จะทำให้ได้เมทริกซ์ของ pixel ซึ่งทำให้ได้ pixel แรกที่ต้องคำนวณมีค่าเท่ากับ 80 ดังรูปที่ 2.6

55	55	55	55	55	55
55	80	95	96	85	55
55	60	65	66	59	55
55	80	78	76	88	55
55	65	68	72	66	55
55	55	55	55	55	55

รูปที่ 2.6 แสดงการ pixel แรกที่ต้องคำนวณใน input image เมื่อใช้ mask coefficient ขนาด 3x3

- จากนั้นทำการนำค่าระดับความเข้มแสงของแต่ละพิกเซลคูณกับค่า mask coefficient และหาผลรวม ผลที่ได้เป็นดังรูปที่ 2.7

55	x	-1	=	-55
55	x	-1	=	-55
55	x	-1	=	-55
55	x	-1	=	-55
80	x	16	=	1280
95	x	-1	=	-95
55	x	-1	=	-55
60	x	-1	=	-60
65	x	-1	=	-65
sum				785

รูปที่ 2.7 แสดงผลรวมของผลคูณระหว่างค่าระดับความเข้มแสงแต่ละพิกเซล mask coefficient

- จากนั้นทำการหาผลรวมค่า mask coefficient พบว่ามีค่าเท่ากับ 8 จากนั้นทำการหาผลรวมของผลคูณระหว่างค่าระดับความเข้มแสงแต่ละพิกเซล mask coefficient กับผลรวม

mask coefficient จะได้ $785/8 = 98.125$ แต่เนื่องจากค่าระดับความเข้มแสงมีค่าเป็นเลขจำนวนเต็มค่าที่แทนกลับเข้าไปในตำแหน่งเดิมจึงเป็น 98 จากนั้นทำการวนกระทำซ้ำตามขั้นตอนดังกล่าวจนครบตลอดทั้งภาพ

ตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low pass filter)

กระบวนการประมวลผลแบบตัวกรองความถี่ต่ำผ่านนี้เป็นกระบวนการทำให้ภาพเบลอ โดย Mask coefficient ทั่วไบนั้นจะอยู่ในลักษณะดังรูปที่ 2.8

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

รูปที่ 2.8 แสดง Mask coefficient ขนาด 3x3 สำหรับตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน

จากรูปที่ 2.8 นั้นสามารถกำหนดขนาดของ Mask coefficient ให้มีขนาดใหญ่มากขึ้นเช่น 5x5 7x7 9x9 เป็นต้นได้ ยิ่งขนาด Mask coefficient มีขนาดใหญ่ยิ่งทำให้ภาพเบลอมากขึ้นแต่ก็ทำให้การประมวลผลนั้นทำได้ช้าลงเนื่องจากมีจุดในการคำนวณมากขึ้น ซึ่งขนาด Mask coefficient ที่เหมาะสมนั้นจำเป็นต้องมีการทดลองและดูผลลัพธ์เพื่อให้ได้ Mask coefficient ที่ทำให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ส่วนค่า $1/9$ ที่อยู่ภายใน Mask coefficient นั้น เกิดจาก 1 หารด้วยขนาดเมทริกซ์ จากรูปที่ 2.8 นั้น เมทริกซ์ 3x3 มีค่าเท่ากับ 9 จึงทำให้ได้ ค่าที่อยู่ใน Mask coefficient เป็น $1/9$

ตัวกรองความถี่สูงผ่าน (High pass filter)

กระบวนการประมวลผลแบบตัวกรองความถี่สูงผ่านนี้เป็นกระบวนการทำให้ภาพคมชัดมากขึ้น โดย Mask coefficient ที่ใช้สำหรับตัวกรองความถี่สูงผ่านนี้มีหลายแบบดังแสดงในรูป 2.9 นอกจากการทำให้ภาพเบลอหรือคมชัดมากขึ้นแล้วการประมวลผลรอบ ๆ จุดที่นิยมนำมาใช้คือ การหาขอบของภาพ โดยมีรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

-1/12	-1/12	-1/12
-1/12	20/12	-1/12
-1/12	-1/12	-1/12

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

รูปที่ 2.9 แสดง Mask coefficient ขนาด 3x3 สำหรับตัวกรองความถี่สูงผ่าน

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การประยุกต์ใช้งานด้านการประมวลผลภาพถ่ายเพื่อการตรวจสอบคุณภาพรวมถึงคัดแยกจำแนกผลผลิตทางการเกษตรจำพวกธัญพืชได้รับความสนใจจากนักวิจัยหลายกลุ่ม เนื่องจากวิธีการดังกล่าวสามารถวิเคราะห์ผลได้อย่างรวดเร็ว ค่าใช้จ่ายในการวิเคราะห์แต่ละครั้งไม่สูง รวมถึงตัวอย่างที่ใช้วิเคราะห์ไม่ถูกทำลาย ส่วนความถูกต้องในการวิเคราะห์นั้นจะขึ้นกับอัลกอริทึมรวมถึงคุณลักษณะบ่งชี้ที่ผู้วิจัยเลือกใช้ สำหรับผลผลิตจำพวกธัญพืชนั้นจากการศึกษาพบว่าการใช้คุณลักษณะทางสัณฐานวิทยาจะให้ผลการวิเคราะห์ที่แม่นยำสูง Majumdar และคณะ (1997) ได้ใช้คุณสมบัติทางสัณฐานวิทยาในการวิเคราะห์เพื่อจำแนกความแตกต่างของธัญพืชชนิดต่างๆโดยใช้วิธีการประมวลผลภาพถ่าย ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึมดังกล่าวมีความถูกต้องสูงถึง 98% สำหรับจำแนกข้าวสาลีพันธุ์ Canada Western Red Spring 91% สำหรับข้าวสาลีพันธุ์ Canada Western Amber Durum 97% สำหรับข้าวบาเลย์ 100% สำหรับข้าว oat และ 91% สำหรับข้าวไรย์ ตามลำดับ Nair และคณะ(1997) ใช้เทคนิคด้านเครือข่ายประสาทเทียม(neural network) ร่วมกับแบบจำลองด้านสัณฐานวิทยาและแบบจำลองทางด้านสีเพื่อใช้คัดแยกขึ้นส่วนที่ปลอมปนออกจากข้าวสาลีพันธุ์ Canada Western Red Spring ซึ่งจากการศึกษาพบว่าการใช้เครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับแบบจำลองทางด้านสีให้ความถูกต้องเฉลี่ยที่ 75% ส่วนการใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับแบบจำลองทางด้านสัณฐานวิทยาพบว่าความถูกต้องถึง 96% เมื่อเทียบกับการคัดแยกโดยมนุษย์ Steenhoek และ Precetti (2000) ได้ศึกษาเพื่อประเมินแนวคิดของการวิเคราะห์ภาพถ่ายสองมิติสำหรับการจำแนกประเภทของเมล็ดข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ตามขนาดของเมล็ดข้าวโพดโดยข้าวโพดจำนวน 320 ลูกแบ่งแยกเป็นประเภททั้งหมด 16 ประเภทตามขนาดกับระดับของความกลมและความเรียบ ความถูกต้องของการจำแนกประเภทด้วยวิธีการดังกล่าวมีค่าสูงกว่า 96% นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยของ Liu และคณะ(1998) โดยที่ Liu และคณะ ได้ใช้วิธีการวิเคราะห์ภาพถ่ายเพื่อตรวจสอบคุณภาพของการสีข้าวโดยทำการวิเคราะห์ปริมาณความเข้มข้นของไขมันบนผิวของข้าวสารร่วมกับการวิเคราะห์ทางเคมี โดยสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ระหว่างการวิเคราะห์ด้วยภาพถ่ายกับการวิเคราะห์ทางเคมีค่าเท่ากับ 0.9819 Paliwal และคณะ (2001) ได้ทำการศึกษาศักยภาพของเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับคุณลักษณะของสัณฐานวิทยาเพื่อจำแนกสายพันธุ์ของธัญพืช ซึ่งจากการศึกษาพบว่าการใช้เทคนิคด้านโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับคุณลักษณะทางสัณฐานวิทยาให้ความถูกต้องในการจำแนกมากกว่า 97% สำหรับข้าวสาลีพันธุ์ Hard Red Spring ข้าวสาลี Canada Western Amber Durum และข้าว oat แต่ให้ความถูกต้องประมาณ 88% สำหรับการจำแนกข้าวบาเลย์และข้าวไรย์ เมื่อเทียบกับการคัดแยกโดยมนุษย์ตามลำดับ Dalen (2003) ได้ใช้วิธีการวิเคราะห์ภาพถ่ายโดยใช้คุณลักษณะทางด้านสัณฐานวิทยาในการหาการกระจายตัวของขนาดเมล็ดข้าวรวมถึงใช้วิเคราะห์เมล็ดข้าวที่แตกหักซึ่งพบว่าการใช้ภาพถ่ายให้ความรวดเร็วกว่าการวิเคราะห์ด้วยมนุษย์

มาก นอกจากการใช้คุณสมบัติทางด้านสัณฐานวิทยาเพื่อการจำแนก สายพันธุ์ของธัญพืชแล้ว ยังมีงานวิจัยที่ใช้คุณลักษณะอื่นในการวิเคราะห์เช่นงานวิจัยของ Luo และคณะ(1999) โดย Luo และคณะได้ใช้คุณลักษณะทางด้านสีเพื่อทำการวิเคราะห์สิ่งปลอมปนในข้าวสาลีแต่ผลที่ได้พบว่าความแปรปรวนของแหล่งกำเนิดแสงเป็นอุปสรรคต่อการวิเคราะห์ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Neuman และ คณะ (1998) แต่เมื่อ Luo และคณะได้ปรับเปลี่ยนเทคนิคการวิเคราะห์โดยการใช้คุณลักษณะทางด้านสีร่วมกันคุณลักษณะทางด้านสัณฐานวิทยาพบว่าความถูกต้องในการคัดแยกมีค่าเพิ่มสูงขึ้นมาก (98% สำหรับเมล็ดที่แตกหัก 99% สำหรับการคัดแยกหญ้า) นอกจากการใช้สมบัติทางด้านสัณฐานวิทยาและสีในการระบุและจำแนกสายพันธุ์ธัญพืชแล้ว จากการสืบค้นงานวิจัยพบว่ามีงานนำ hyperspectral imagine มาประยุกต์ใช้เพื่อจำแนกสายพันธุ์ข้าวด้วย ดังเช่นงานวิจัยของ Wang และ คณะ (2015) งานวิจัยดังกล่าวได้ใช้ Hyperspectral ย่าน VIS/NIR ทำการถ่ายภาพและนำสเปกตรัมที่ได้ไปวิเคราะห์ร่วมกับเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลหลายตัวแปร (PCA และ BPNN) ผลที่ได้พบว่า สามารถจำแนกข้าวเปลือก 3 สายพันธุ์ได้ถูกต้องมากกว่า 90% Kong และคณะ (2013) ได้ใช้ Hyperspectral ย่านคลื่น NIR ถ่ายภาพและนำสเปกตรัมไปวิเคราะห์ร่วมกับการวิเคราะห์ข้อมูลหลายตัวแปร (PLS-DA, Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA), K-Nearest Neighbor Algorithm (KNN), Support Vector Machine (SVM) และ novel machine learning algorithm called Random Forest (RF)) เพื่อจำแนกข้าว 4 สายพันธุ์ผลที่ได้พบว่า เทคนิค LS-DA และ KNN ให้ความถูกต้องในการจำแนก 80% ส่วน SIMCA, SVM และ RF models สามารถจำแนกสายพันธุ์ข้าวได้ 100% จากผลที่กล่าวมายืนยันได้ว่าค่า reflectance สามารถใช้จำแนกสายพันธุ์ข้าวได้ จากตัวอย่างงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นพบว่าการประมวลผลภาพให้ความถูกต้องในการวิเคราะห์สูงกว่า 90% ซึ่งผลดังกล่าวสามารถยืนยันได้ว่าการประมวลผลภาพสามารถนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการจำแนกสายพันธุ์ แบ่งเกรด รวมถึงการตรวจสอบคุณภาพของผลิตผลจำพวกธัญพืชได้ แต่อย่างไรก็ตามงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นนั้นถูกประยุกต์ใช้กับธัญพืชที่มีความแตกต่างกันทางรูปร่าง ขนาด ซึ่งเป็นคุณลักษณะที่สามารถคัดแยกได้ไม่ยาก แต่เนื่องจากข้าวบางสายพันธุ์ มีลักษณะรูปร่างและขนาดที่ใกล้เคียงกันมากจนไม่สามารถใช้ลักษณะดังกล่าวในการแบ่งแยกสายพันธุ์ได้โดยง่าย ผู้วิจัยจึงได้มองหาเทคนิคอื่นเพื่อใช้ระบุพันธุ์ข้าวโดยเทคนิคดังกล่าวคือการวิเคราะห์ทางสเปกโตรสโกปีซึ่งในประเทศไทยนี้ ได้มีทีมนักวิจัยหลายทีมได้ทำการทดลองเทคนิคดังกล่าวสำหรับแยกข้าวไทยดังตัวอย่างง่ายวิจัยดังต่อไปนี้ อารีรัตน์ และคณะ (2012) ได้ใช้เทคนิคสเปกโตรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้สำหรับจำแนกข้าวกล้องข้าวหอมมะลิจากข้าวกล้องข้าวพันธุ์อื่น โดยใช้ช่วงคลื่นที่ $10000 - 4000 \text{ cm}^{-1}$ ร่วมกับการวิเคราะห์ PCA ผลที่ได้พบว่าสามารถแยกกลุ่มข้าวหอมมะลิออกจากข้าวอะไมโลสต่ำ ปานกลางและสูงออกจากกันได้ แต่ไม่สามารถแยกข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ออกจากข้าวหอมมะลิได้ โดยตัวอย่างข้าวหอมมะลิที่ใช้เป็นพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 และ กข15 เป็นต้น ตัวอย่างข้าวอะไมโลสต่ำประกอบด้วย ข้าวพันธุ์หอมคลองหลวง ปทุมธานี1 และข้าวพิษณุโลก 1 เป็น

ต้น ตัวอย่างข้าวอะไมโลสปานกลางประกอบด้วย ข้าวพันธุ์สุพรรณบุรี 2 และสุพรรณบุรี 60 เป็นต้น และสำหรับตัวอย่างข้าวอะไมโลสสูงประกอบด้วย ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ชัยนาท 2 เหลืองประทิว 123 พิษณุโลก 2 และ ปทุมธานี 60 เป็นต้น Namaporn et. al. (2011) ทำการพัฒนาเทคนิคการจำแนกข้าวเปลือกสดแบบรวดเร็วด้วย Fourier-Transform Near-Infrared Spectroscopy ช่วงคลื่น 9088 – 4000 cm^{-1} ร่วมกับเทคนิค Soft independent modeling of class analogies (SIMCA) และเทคนิค partial least squares discriminant analysis (PLSDA) โดยใช้ตัวอย่างข้าวเปลือกสดจำนวน 259 ตัวอย่างประกอบด้วยพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 สุพรรณบุรี 60 ชัยนาท 1 และ พิษณุโลก 2 เป็นต้น ผลการวิเคราะห์พบว่า SIMCA สามารถจำแนกได้ความถูกต้อง 74.42% และ PLSDA สามารถจำแนกได้ 99.22% โดยผลที่ดีที่สุดคือสามารถจำแนกด้วยเทคนิค PLSDA ซึ่งให้ผลการจำแนกข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ที่ 97% และ 100% สำหรับข้าวพันธุ์อื่น จุฬารัตน์ และคณะ (2017) ทำการสร้างเครื่องต้นแบบสำหรับการคัดแยกข้าวเปลือกทรายเมล็ด โดยใช้อินฟราเรดย่านใกล้ ช่วงคลื่น 360 – 1100 nm ทำการทดสอบกับข้าวเปลือก 7 พันธุ์คือ พันธุ์ กข 15 สุรินทร์ ปทุมธานี 1 ข้าว K-Nearest Neighbor Algorithm (KNN), Support Vector Machine (SVM) และ novel machine learning algorithm called Random Forest (RF)) เพื่อจำแนกข้าว 4 สายพันธุ์ผลที่ได้พบว่า เทคนิค LS-DA และ KNN ให้ความถูกต้องในการจำแนก 80% ส่วน SIMCA, SVM และ RF models สามารถจำแนกสายพันธุ์ข้าวได้ 100% จากผลที่กล่าวมาข้างต้นพบว่าค่า reflectance สามารถใช้จำแนกสายพันธุ์ข้าวได้ จากตัวอย่างงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นพบว่าการประมวลผลภาพให้ความถูกต้องในการวิเคราะห์สูงกว่า 90% ซึ่งผลดังกล่าวสามารถการันตีได้ว่าการประมวลผลภาพสามารถนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการจำแนกสายพันธุ์ แบ่งเกรด รวมถึงการตรวจสอบคุณภาพของผลิตภัณฑ์ข้าวได้ แต่อย่างไรก็ตามงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นนั้นถูกประยุกต์ใช้กับข้าวที่มี ความแตกต่างกันทางรูปร่าง ขนาด ซึ่งเป็นคุณลักษณะที่สามารถคัดแยกได้ไม่ยาก แต่เนื่องจากข้าว บางสายพันธุ์ มีลักษณะรูปร่างและขนาดที่ใกล้เคียงกันมากจนไม่สามารถใช้ลักษณะดังกล่าวในการ แบ่งแยกสายพันธุ์ได้โดยง่าย ผู้วิจัยจึงได้มองหาเทคนิคอื่นเพื่อใช้ระบุพันธุ์ข้าวโดยเทคนิคดังกล่าวคือ การวิเคราะห์ทางสเปกโตรสโกปีซึ่งในประเทศไทยนั้นได้มีทีมนักวิจัยหลายทีมได้ทำการทดลองเทคนิค ดังกล่าวสำหรับแยกข้าวไทยดังตัวอย่างง่ายวิจัยดังต่อไปนี้ อารีรัตน์ และคณะ (2012) ได้ใช้เทคนิคสเปกโตรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้สำหรับจำแนกข้าวกล้องข้าวหอมมะลิจากข้าวกล้องข้าวพันธุ์อื่น โดยใช้ช่วงคลื่นที่ 10000 – 4000 cm^{-1} ร่วมกับการวิเคราะห์ PCA ผลที่ได้พบว่าสามารถแยกกลุ่มข้าวหอมมะลิออกจากข้าวอะไมโลสต่ำ ปานกลางและสูงออกจากกันได้ แต่ไม่สามารถแยกข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ออกจากข้าวหอมมะลิได้ โดยตัวอย่างข้าวหอมมะลิที่ใช้เป็นพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 และ กข 15 เป็นต้น ตัวอย่างข้าวอะไมโลสต่ำประกอบด้วย ข้าวพันธุ์หอมคลองหลวง ปทุมธานี 1 และข้าว พิษณุโลก 1 เป็นต้น ตัวอย่างข้าวอะไมโลสปานกลางประกอบด้วย ข้าวพันธุ์สุพรรณบุรี 2 และ สุพรรณบุรี 60 เป็นต้น และสำหรับตัวอย่างข้าวอะไมโลสสูงประกอบด้วย ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ชัยนาท

2 เหลืองประทีพ 123 พิษณุโลก 2 และ ปทุมธานี 60 เป็นต้น Namaporn et. al. (2011) ทำการพัฒนาเทคนิคการจำแนกข้าวเปลือกสดแบบรวดเร็วด้วย Fourier-Transform Near-Infrared Spectroscopy ช่วงคลื่น 9088 – 4000 cm^{-1} ร่วมกับเทคนิค Soft independent modeling of class analogies (SIMCA) และ เทคนิค partial least squares discriminant analysis (PLSDA) โดยใช้ตัวอย่างข้าวเปลือกสดจำนวน 259 ตัวอย่างประกอบด้วยพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 สุพรรณบุรี 60 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 เป็นต้น ผลการวิเคราะห์พบว่า SIMCA สามารถจำแนกได้ความถูกต้อง 74.42% และ PLSDA สามารถจำแนกได้ 99.22% โดยผลที่ดีที่สุดคือสามารถจำแนกด้วยเทคนิค PLSDA ซึ่งให้ผลการจำแนกข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ที่ 97% และ 100% สำหรับข้าวพันธุ์อื่น จุฬาลงกรณ์ และคณะ (2017) ทำการสร้างเครื่องต้นแบบสำหรับการคัดแยกข้าวเปลือกทรายเมล็ด โดยใช้อินฟราเรดย่านใกล้ ช่วงคลื่น 360 – 1100 nm ทำการทดสอบกับข้าวเปลือก 7 พันธุ์คือ พันธุ์ กข 15 สุรินทร์ ปทุมธานี 1 ข้าวดอกมะลิ 105 อุบลราชธานี ข้าวดอกมะลิ 105 สุรินทร์ สุพรรณบุรี 2 พิษณุโลก 2 และชัยนาท 1 เป็นต้น ทำการสอบพันธุ์ละ 50 ตัวอย่าง พบว่าการวิเคราะห์สเปกตรัมด้วยเทคนิคอนุพันธ์อันดับหนึ่งให้ผลการจำแนกดีที่อยู่ที่มากกว่า 85% นอกจากนี้จากการสืบค้นยังพบว่า ภาณุวัฒน์และสุรศักดิ์ (2012) ทำการหาปริมาณการปลอมปนข้าวเปลือกพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ด้วย FT-NIR และ หัวไฟเบอร์ออปติก โดยทำการทดสอบในช่วงคลื่น 10000 – 4000 cm^{-1} โดยทำการปลอมปนข้าวพันธุ์ กข 15 และ ชัยนาท 1 ในข้าวข้าวดอกมะลิ 105 ในสัดส่วนที่แตกต่างกัน พบว่าช่วงคลื่น 8000 – 5000 cm^{-1} เป็นช่วงคลื่นที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ซึ่งเมื่อทำการปรับสเปกตรัมด้วยอนุพันธ์อันดับ 2 และวิเคราะห์ด้วยวิธีการ PLS พบว่าค่า r และ SEP ของการปลอมปนข้าว กข 15 ในข้าวข้าวดอกมะลิ 105 และข้าวชัยนาท 1 ในข้าวข้าวดอกมะลิ 105 คือ 0.99 2.17% และ 0.99 1.67% ตามลำดับ จากตัวอย่างงานวิจัยที่กล่าวมาพบว่ามีความเป็นไปได้สูงมากที่จะสามารถจำแนกข้าวข้าวดอกมะลิ 105 ออกจากข้าวพันธุ์อื่นด้วยการใช้เทคนิคทางสเปกโตรสโกปี

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

วิธีการดำเนินการวิจัยแบ่งออกเป็น 5 กระบวนการหลัก ๆ คือ การเตรียมตัวอย่างข้าวสาร การระบุอัตลักษณ์ในการจำแนกพันธุ์ข้าวโดยใช้ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข้าวสาร กระบวนการวิเคราะห์เพื่อระบุดัชนีบ่งชี้อัตลักษณ์ของพันธุ์ข้าว การออกแบบและติดตั้งระบบ Wide field imaging spectrograph ให้สามารถวิเคราะห์แสงในย่านคลื่น visible และ mid-long wavelength infrared ได้ กระบวนการสร้างสเปกตรัมของค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากภาพถ่ายดิจิทัล การสอบเทียบความถูกต้องของสเปกตรัมของค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว โดยรายละเอียดของแต่ละกระบวนการมีดังต่อไปนี้

3.1 การเตรียมตัวอย่างข้าวสาร

ตัวอย่างข้าวที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ข้าวเปลือกพันธุ์หลักซึ่งได้จัดหาจากศูนย์วิจัยข้าว ดังนี้

- 1) ข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวอุบลราชธานี เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 20 ตุลาคม 2560
- 2) ข้าวพันธุ์ปทุมธานี 1 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวปทุมธานี ปทุมธานี ใหม่เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 21 พฤศจิกายน 2562 ปทุมธานีเก่า เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 9 กรกฎาคม 2562
- 3) ข้าวพันธุ์ กข 57 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวปทุมธานี เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 15 มกราคม 2563
- 4) ข้าวพันธุ์ กข 77 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวปทุมธานี เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 25 ธันวาคม 2562
- 5) ข้าวพันธุ์ กข 31 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวปทุมธานี เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 8 ธันวาคม 2562
- 6) ข้าวชัยนาท 1 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวชัยนาท เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 15 ตุลาคม 2560
- 7) ข้าวพิษณุโลก 2 ได้รับความอนุเคราะห์จากศูนย์วิจัยข้าวพิษณุโลก เก็บเกี่ยวเมื่อวันที่ 15 ตุลาคม 2560 โดยข้าวเปลือกพันธุ์หลักทุกพันธุ์มีความชื้นเฉลี่ยก่อนทำการสีที่ 16 % (wet basis) วัดโดยเครื่อง Moisture analyzer, Sartorius, Germany

3.1.1 กระบวนการสีข้าว

ตัวอย่างข้าวทั้ง 7 พันธุ์จะถูกเก็บรักษาในลักษณะข้าวเปลือกในพื้นที่แห้งเพื่อเก็บรักษาองค์ประกอบทางด้านเคมีให้มากที่สุด จากนั้นเมื่อต้องการทดสอบ ข้าวเปลือกจะถูกนำมาสี โดยถูกสีด้วยเครื่องสีข้าวขนาดเล็ก (ทองทรี รุ่น NW 1000 TURBO) การแปรสภาพข้าวเปลือกเป็นข้าวกล้องทำได้โดยหลักการใช้ลูกยางกะเทาะและขัดขาวข้าวกล้องด้วยการใช้ตะแกรงขัดขาว การปรับแต่งกระบวนการสีข้าวใช้การพิจารณาคุณภาพข้าวสารให้มีเมล็ดแตกหักน้อยสุด และมีระดับความขาวคล้ายคลึงข้าวสารที่จำหน่ายเชิงพาณิชย์ ทั้งนี้เครื่องสีข้าวที่ใช้ไม่สามารถควบคุมระดับความมันของผิวเมล็ดได้ คุณภาพด้านสีของข้าวกล้องและข้าวสารที่สีได้เมื่อตรวจวัดด้วยเครื่อง spectrophotometer (HunterLab ColorQuest XE, HunterLab, USA) ผลค่าสีเฉลี่ยของข้าวทั้ง 7 พันธุ์แสดงไว้ในตารางที่ 3.1 หลังจากทำการสีข้าวขั้นตอนถัดไปคือการเตรียมตัวอย่างเมล็ดข้าวเพื่อใช้ในงานวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวของเมล็ดข้าวสาร ซึ่งจะแสดงรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

ตารางที่ 3.1 ค่าสมบัติด้านสีเฉลี่ยของข้าวสารทั้ง 7 พันธุ์

พันธุ์ข้าว	L^*	a^*	b^*
ข้าวกล้องข้าวขาวดอกมะลิ 105	56.89	0.02	14.47
ข้าวกล้องข้าวชัยนาท 1	54.42	-0.24	13.28
ข้าวกล้องข้าวพิษณุโลก 2	59.56	0.87	14.31
ข้าวสารขาวดอกมะลิ 105	54.34	-1.49	2.95
ข้าวสารพันธุ์ปทุมธานี 1(ใหม่)	66.98	0.00	15.12
ข้าวสารพันธุ์ปทุมธานี 1(เก่า)	66.75	0.88	15.52
ข้าวสารพันธุ์ กข 77	67.41	0.00	13.86
ข้าวสารพันธุ์ กข 57	70.09	0.28-	12.97
ข้าวสารพันธุ์ กข 31	69.39	0.57-	12.05
ข้าวสารพันธุ์ชัยนาท 1	63.33	-1.39	4.38
ข้าวสารพันธุ์พิษณุโลก 2	60.49	-1.53	4.94

3.1.2 กระบวนการเตรียมตัวอย่างเมล็ดข้าวเพื่อใช้ในงานวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิว

กระบวนการเตรียมตัวอย่างเมล็ดข้าวสารเพื่อทดสอบวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวแบ่งเป็นสามกลุ่ม ได้แก่ **กลุ่มที่ 1** เป็นกลุ่มที่วัดค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์ที่พื้นผิวภายนอกเมล็ดใช้เมล็ดข้าวสารที่ได้จากการสีข้าวและขัดขาวโดยตรง **กลุ่มที่ 2** เป็นกลุ่ม

ที่วัดค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ที่พื้นผิวภายในเมล็ด ใช้วิธีการตัดผิวเมล็ดข้าวสารที่ได้จากการสีข้าว และขัดขาวออกทีละชั้นหรือคิดเป็นความลึกที่ตัดออกทั้งหมดประมาณ 300 μm ด้วยเครื่อง Microtome ผลิตโดย Leica รุ่น RM2235 หรือที่ผลิตโดย MICROM รุ่น HM340F ดังรูปที่ 3.1 การเตรียมตัวอย่างทำโดยนำเมล็ดข้าวมายึดติดกับฐานพลาสติก (slotted cassette) สำหรับยึดตัวอย่าง สำหรับการตัดตัวอย่าง และทำการตัดผิวเมล็ดข้าวออกทีละชั้นชั้นละ 10 μm จำนวนตัดรวม 30 รอบ นอกจากการตัดด้วยเครื่อง microtome งานวิจัยนี้ได้ทดสอบการตัดตัวอย่างเมล็ดข้าวด้วยวิธีการตัดภายใต้สภาวะแช่เยือกแข็ง การเตรียมตัวอย่างทำโดยการจัดเรียงเมล็ดข้าวแต่ละสายพันธุ์ลงบนฐานรองตัดแล้วเคลือบด้วยสาร Killik นำตัวอย่างไปแช่เย็นในเครื่องตัดที่อุณหภูมิ -25°C เมื่อสาร Killik แข็งตัวทำการตัดตัวอย่างโดยใช้เครื่อง Cryostat Microtome ยี่ห้อ AMOS Scientific รุ่น AST 500 ดังรูปที่ 3.2 โดยกำหนดให้ความลึกที่ตัดออกเป็นประมาณ 300 μm ภาพลักษณะปรากฏของตัวอย่างเมล็ดข้าวที่ตัดโดยวิธีนี้เป็นดังรูปที่ 3.3 และกลุ่มที่ 3 เป็นกลุ่มที่วัดค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ที่พื้นผิวของเมล็ดข้าวสารบดละเอียดซึ่งบดด้วยเครื่องบดลดขนาดแบบ Cross beater mill และใช้ตะแกรงแบบคัดแยกแบบ trapezoidal perforation ขนาด 0.5 mm



รูปที่ 3.1 เครื่อง Microtome



รูปที่ 3.2 เครื่อง Cryostat Microtome



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างการตัดเมล็ดข้าวด้วยเครื่อง Cryostat Microtome

3.2 การระบุอัตลักษณ์ในการจำแนกสายพันธุ์ข้าวโดยใช้ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข้าวสาร

งานวิจัยในส่วนนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ทั้งในด้านรูปแบบของสเปกตรัมหรือค่าความเข้มของสัญญาณรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวและความยาวคลื่นหรือเลขคลื่นบ่งชี้อัตลักษณ์ของข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ซึ่งผลวิจัยนี้จะถูกนำไปใช้เพื่องานออกแบบระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของ

รีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสารโดยในส่วนของพัฒนาเครื่องมือใช้ทั้งค่าความเข้มของสัญญาณรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิว และความยาวคลื่นหรือเลขคลื่นบ่งชี้อัตลักษณ์ของข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ในการกำหนดชนิดและประเภทของเซนเซอร์ตรวจจับสัญญาณคลื่นแสง การออกแบบระบบลำเลียงแสงเชิงออปติคทั้งการตกกระทบของแหล่งกำเนิดแสงบนตัวอย่างทดสอบตลอดจนถึงการตรวจรับคลื่นแสงสะท้อนแบบแยกความยาวคลื่นความละเอียดสูง และในส่วนของพัฒนาซอฟต์แวร์ใช้ควบคุมระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากแบบสำรวจข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ โดยการสำรวจนั้นแบ่งช่วงความยาวคลื่นแสง 105 เป็นสองช่วงดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.2.1 การสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวข้าวสารในย่านคลื่นแสง UV-VIS-SWIR

ตัวอย่างทดสอบ

การทดสอบเพื่อสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวข้าวสารในย่านคลื่นแสง UV-VIS-SWIR นั้นใช้ตัวอย่างทดสอบแบบที่ 2 กล่าวคือเป็นตัวอย่างที่มีการตัดผิวเมล็ดข้าวสารออก โดยเรียกกลุ่มตัวอย่างดังกล่าวว่า *พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสาร*

เครื่องมือวิเคราะห์

ทำการทดสอบเพื่อสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวข้าวสารในย่านคลื่นแสง UV-VIS-SWIR โดยใช้เครื่อง UV/VIS/NIR spectrophotometer ผลิตโดย PerkinsElmers รุ่น LAMBDA 950 โดยข้อจำกัดของเครื่องมือวิเคราะห์และย่านคลื่นแสงที่วิเคราะห์ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 แสดงข้อจำกัดของเครื่อง UV/VIS/NIR spectrophotometer (PerkinsElmers รุ่น LAMBDA 950)

Rang	Light source	Detector	Wavelength(nm)/ Wavenumber (cm ⁻¹)	Wavelength accuracy	Wavelength reproducibility
UV/VIS	Tungsten -halogen	PMT	(250 – 700)/ (40000 - 14285.71)	±0.08 nm	UV/VIS :< 0.02
SWIR	Deuterium	InGaAs	(250 – 700)/ (40000 - 14285.71)	±0.300 nm	< 0.08 nm

3.2.2 การสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข่าวสารในย่านคลื่นแสง MWIR – LWIR

ตัวอย่างทดสอบ

การทดสอบเพื่อสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข่าวสารในย่านคลื่นแสง MWIR – LWIR นั้นใช้ตัวอย่างทดสอบแบบที่ 2 ดังเช่นย่านคลื่นแสง UV-VIS-SWIR

เครื่องมือวิเคราะห์

ทำการทดสอบเพื่อสำรวจและวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข่าวสารในย่านคลื่นแสง MWIR – LWIR เป็นการตรวจวิเคราะห์เพื่อตรวจสอบสนองของสารอินทรีย์ที่เป็นส่วนประกอบของเมล็ดข่าวสารซึ่งค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข่าวสารคำนวณประมาณจากค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของสาร โดยแบ่งการตรวจวิเคราะห์ออกเป็นสองส่วน ดังนี้ การตรวจวิเคราะห์แบบที่หนึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยสัญญาณค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของจุดทดสอบเดี่ยว (sample cell แบบ Platinum-ATR) ทดสอบโดยเครื่อง FTIR ผลิตโดย BRUKER รุ่น TENSOR 27 ใช้เซนเซอร์ชนิด single point detector (SPD) โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เรียกว่า FTIR-spectrometer-ATR-SPD โดยข้อจำกัดและโหมดตรวจวิเคราะห์ถูกแสดงในตารางที่ 3.3 ดังนี้

ตารางที่ 3.3 แสดงข้อจำกัดของเครื่อง FTIR (BRUKER รุ่น TENSOR 27) และโหมดการวิเคราะห์

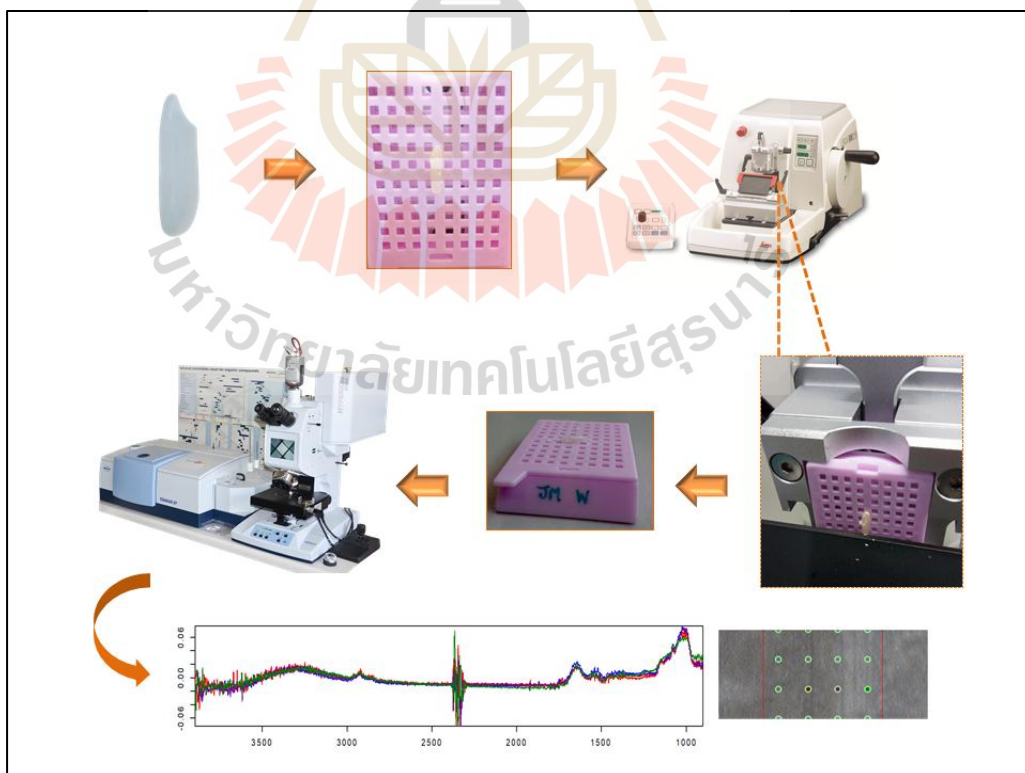
Rang	Light source	Detector	Wavelength(nm)/ Wavenumber (cm ⁻¹)	Wavelength resolution	Measurement mode
MWIR	Globar	DLATGS (SPD)	(2502.50-5000)/ (3996-2000)	2 nm	Attenuated total reflectance (ATR)
LWIR			(5000-25062.66)/ (2000-399)		

การตรวจวิเคราะห์แบบที่สองเป็นการหาค่าสัญญาณค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงประจำตำแหน่งย่อยภายในจุดทดสอบเดี่ยวซึ่งใช้เซนเซอร์ชนิด focal plane array (FPA) โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เรียกว่า FTIR-ATR-FPA ทำการตรวจวิเคราะห์โดยเครื่อง FTIR microscope ผลิตโดย BRUKER รุ่น Hyperion 3000 โดยข้อจำกัดและโหมดตรวจวิเคราะห์ถูกแสดงในตารางที่ 3.4 ดังนี้

ตารางที่ 3.4 แสดงข้อจำกัดของเครื่อง FTIR microscope (BRUKER รุ่น FTIR microscope) และ โหมดการวิเคราะห์

Rang	Light source	Detector	Wavelength(nm)/ Wavenumber (cm^{-1})	Wavelength resolution	Measurement mode
MWIR	Globar	DLaTGS (FPA)	(2565.42-5000)/ (3898-2000)	2 nm	Attenuated total reflectance (ATR)
LWIR			(5000-11123.47) (2000-899)		

โดยการตรวจวิเคราะห์ในแบบที่สองนี้ได้ทำการตั้งค่า FPA detector ซึ่งมี field of view ขนาด $32.2 \mu\text{m}$ ให้ทำ Binning 16×16 หรือคิดเป็นจำนวนตำแหน่งย่อย 16 ตำแหน่ง และตั้งค่า scan time เท่ากับ 256 โดยภาพแสดงขั้นตอนวิธีการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวข่าวสารในคลื่นแสงย่าน IR ด้วยเครื่อง FTIR เป็นดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ขั้นตอนการทดสอบผลการตอบสนองของข่าวในคลื่นแสงย่าน IR ด้วยเครื่อง FTIR

3.3 การออกแบบ และสร้างเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวเมล็ดข้าวสาร ในงานจำแนกพันธุ์ข้าวสาร พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวพันธุ์อื่น

งานวิทยานิพนธ์นี้กำหนดเป้าหมายของการสร้างเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ให้ได้ระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสาร โดยระบบดังกล่าวนี้สามารถเก็บค่าสเปกตรัมได้ในช่วงความยาวคลื่น VIS – NIR และ Mid – Long wavelength IR (MLWIR) โดยสเปกตรัมช่วงย่าน IR ที่เลือกนี้เป็นย่านความยาวคลื่นที่มีพลังงานที่สอดคล้องกับการสั่นของโครงสร้างหรือพันธะเคมีที่เป็นอัตลักษณ์ของข้าวขาวดอกมะลิ 105 ซึ่งจะสามารถใช้บ่งชี้อัตลักษณ์ของข้าวพันธุ์นี้ได้

การออกแบบเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์จำแนกข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวชนิดอื่น ใช้หลักการแยกความยาวคลื่นรีเฟล็คแทนซ์ด้วย diffraction grating ร่วมกับเครื่องเก็บสัญญาณแสงแบบแยกตำแหน่ง (Focal Plane array detectors) ชนิด CCD สำหรับย่าน VIS-NIR (500 – 1200 nm) และไมโครบอโรมิเตอร์สำหรับแสงอินฟราเรดย่าน MLWIR (3 – 14 μm) การออกแบบเครื่อง wide field imaging spectrograph ได้อิงหลักการออกแบบ spectrograph ของ Czerny–Turner โดยมีองค์ประกอบหลักแบ่งเป็น 5 ส่วน คือ ระบบนำแสงส่องสว่าง (illumination source system) ที่สามารถครอบคลุมช่วงความยาวคลื่น VIS-MLWIR ระบบรองรับตัวอย่างเมล็ดข้าว (sample controlling system) เพื่อสามารถปรับตำแหน่งรองรับการปรับจุดโฟกัสของแสงตกกระทบและแสงสะท้อน ระบบนำแสงสะท้อนและระบบการจำแนกความยาวคลื่นด้วยหลักการเบี่ยงเบนแสง ระบบบันทึกและประมวลผลสัญญาณสเปกตรัมแสง ระบบควบคุมสำหรับเครื่อง imaging spectrograph รายละเอียดของวัสดุอุปกรณ์หลัก เครื่องมือ และวิธีการออกแบบมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.3.1 อุปกรณ์หลัก

ระบบนำแสงส่องสว่าง

ระบบดังกล่าวนี้ประกอบไปด้วยแหล่งกำเนิดแสงและกระจกสะท้อนเพื่อลำเลียงแสงให้ตกกระทบตัวอย่างทดสอบในตำแหน่งที่ต้องการ โดยอุปกรณ์ประกอบไปด้วย แหล่งกำเนิดแสงเป็น Global Broadband light source (THORLABS รุ่น SLS203L/M) ครอบคลุมย่านคลื่นแสงตั้งแต่ 500 – 9000 nm สำหรับกระจกสะท้อนใช้กระจกสะท้อนแบบ off-axis- parabolic (OAP) (Thorlabs รุ่น MPD249) ทำหน้าที่โฟกัสแสงจากแหล่งกำเนิดแสงเข้าสู่ตัวอย่างทดสอบ

ระบบรองรับตัวอย่างเมล็ดข้าว

ระบบรองรับตัวอย่างเมล็ดข้าว ใช้ X-Y stage ที่สามารถเคลื่อนในแนวแกน X และ Y ได้เพื่อให้รองรับการวิเคราะห์ตัวอย่างในเชิงพื้นที่

ระบบนำแสงสะท้อนและระบบการจำแนกความยาวคลื่นด้วยหลักการเบี่ยงเบนแสง

ระบบดังกล่าวนี้เป็นระบบที่ลำเลียงแสงจากการตกกระทบตัวอย่างทดสอบ และสะท้อนเพื่อนำแสงเข้าสู่อุปกรณ์จำแนกความยาวคลื่นแสง โดยมีอุปกรณ์หลักดังต่อไปนี้

- 1) กระจกสะท้อนแบบ off-axis-parabolic (OAP) (Thorlabs รุ่น MPD (249) ทำหน้าที่ลำเลียงแสงจากการสะท้อนพื้นผิวตัวอย่างเมล็ดข้าวเพื่อเข้าสู่ Galvo Scanner
- 2) Galvo Scanner (Thorlabs รุ่น GVS102) ใช้สำหรับหักเหแสงเพื่อใช้สำหรับสแกนตำแหน่งวัดในการวัดเชิงพื้นที่และลำเลียงแสงเข้าสู่ Entrance slit
- 3) Entrance slit (Thorlabs รุ่น VA100C/M) ใช้เพื่อควบคุมขนาดของลำแสงก่อนเข้าสู่เกรตติง
- 4) Grating (Thorlabs รุ่น GR2550-15106) ใช้เพื่อแบ่งความยาวคลื่นแสงที่สะท้อนจากพื้นผิวตัวอย่างเมล็ดข้าว ระบบบันทึกและประมวลผลสัญญาณสเปกตรัมแสง

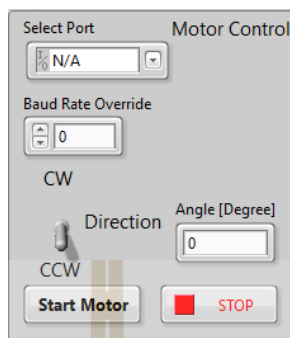
ระบบบันทึกสัญญาณสเปกตรัมแสงนั้นประกอบไปด้วย detector จำนวน 2 ตัว แยกตามความสามารถในการตรวจจับสัญญาณสเปกตรัมแสง โดยงานวิทยานิพนธ์นี้มุ่งเน้นสำหรับการเก็บข้อมูลในช่วงคลื่นแสงย่าน VIS – SWIR และ MLWIR แบบหลายตำแหน่งต่อการเก็บสัญญาณสเปกตรัมหนึ่งรอบ ดังนั้น detector ชนิด focal plane array detector แบบ high detectivity ภายใต้สภาวะแสงน้อยมากจึงเป็นข้อกำหนดสำคัญของงานวิจัยนี้ โดย detector สำหรับตรวจจับในย่าน VIS- SWIR เป็น CCD detector ของ PCO รุ่น sensicam ครอบคลุมความยาวคลื่นแสงย่าน 250 – 1200 nm (PCO, Lower Bavaria, Germany) สำหรับการตรวจจับย่านความยาวคลื่นแสง MLWIR ใช้ uncooled microbolometric detector ของ INO รุ่น Microxcam 384I-MLWIR (INO, Canada) ครอบคลุมความยาวคลื่นแสงตั้งแต่ 3 – 14 μm

สำหรับระบบประมวลผลสัญญาณสเปกตรัมแสงนั้น ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาซอฟต์แวร์ขึ้นเองโดยใช้โปรแกรม LabVIEW (NATIONAL INSTRUMENTS, USA) ในการพัฒนา โดยการพัฒนาซอฟต์แวร์ดังกล่าวอิงหลักการการประมวลผลภาพถ่ายเข้ามาช่วยในการประมวลผล

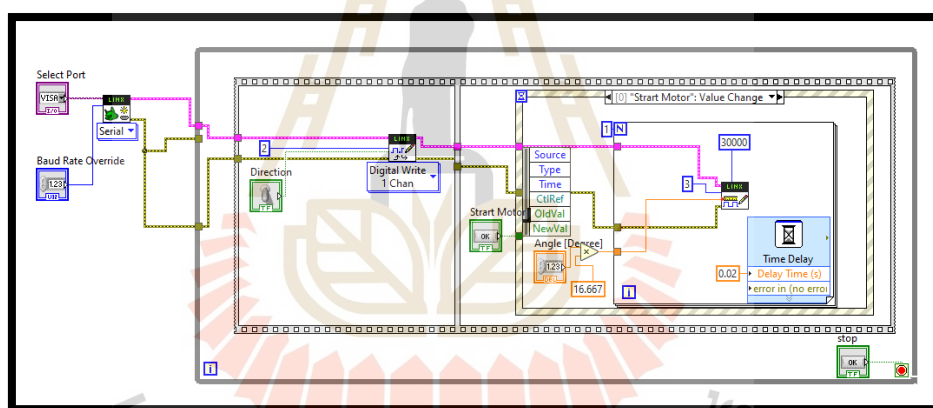
ระบบควบคุมสำหรับเครื่อง wide field imaging spectrograph

ระบบบันทึกสัญญาณสเปกตรัมแสงนั้นประกอบไปด้วย detector จำนวน 2 ตัว แยกตามความสามารถในการตรวจจับสัญญาณสเปกตรัมแสง โดยงานวิทยานิพนธ์นี้มุ่งเน้นสำหรับการเก็บข้อมูลในช่วงคลื่นแสงย่าน VIS – SWIR และ MLWIR แบบหลายตำแหน่งต่อการเก็บสัญญาณสเปกตรัมหนึ่งรอบ ดังนั้น detector ชนิด focal plane array detector แบบ high detectivity ภายใต้สภาวะแสงน้อยมากจึงเป็นข้อกำหนดสำคัญของงานวิจัยนี้ โดย detector สำหรับตรวจจับในย่าน VIS- SWIR เป็น CCD detector ของ PCO รุ่น sensicam ครอบคลุมความยาวคลื่นแสงย่าน 250 – 1200 nm (PCO, Lower Bavaria, Germany) สำหรับการตรวจจับย่านความยาวคลื่นแสง

MLWIR ใช้ uncooled microbolometric detector ของ INO รุ่น Microxcam 384I-MLWIR (INO, Canada) ครอบคลุมความยาวคลื่นแสงตั้งแต่ 3 – 14 μm



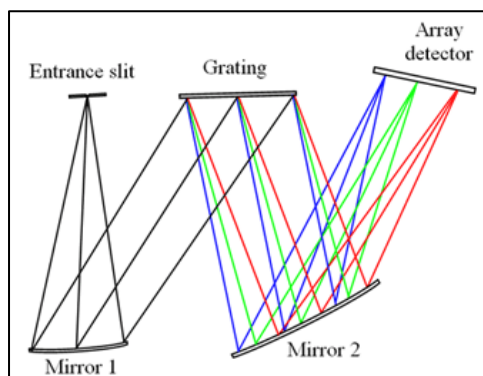
รูปที่ 3.5 ส่วนติดต่อผู้ใช้งาน โปรแกรมควบคุมมอเตอร์สำหรับหมุนเกรตติง



รูปที่ 3.6 Block diagram โปรแกรมควบคุมมอเตอร์สำหรับหมุนเกรตติง

3.3.2 วิธีการออกแบบเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

การออกแบบเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้อิงหลักการออกแบบของ Czerny–Turner ดังรูปที่ 3.7 โดยหลักการพื้นฐานคือ แสงที่สะท้อนจากตัวอย่างพื้นผิวเมล็ดข้าวสารจะถูกลำเลียงเข้าสู่entrance slit และถูกลำเลียงโดยกระจกสะท้อนเพื่อโฟกัสแสงเข้าสู่ diffraction grating โดย diffraction grating จะทำหน้าที่จำแนกความยาวคลื่นแสงจากนั้นแสงที่ถูกจำแนกความยาวคลื่นแสงแล้วจะถูกลำเลียงเพื่อโฟกัสเข้าสู่ detector ต่อไป โดยรายละเอียดของการออกแบบตามหลักการพื้นฐานดังกล่าวนี้จะได้แสดงในหัวข้อถัดไป



รูปที่ 3.7 การออกแบบ spectrograph ตามหลักการของ Czerny–Turner (ที่มา : [https:// bwtek.com/](https://bwtek.com/))

3.3.2.1 การจำลองระบบทางแสง

การออกแบบระบบทางแสงของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph เพื่อใช้เก็บค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวตัวอย่างเมล็ดข้าวสารนั้นการออกแบบระบบทางแสงเป็นการออกแบบสำหรับงานวิจัยนี้โดยเฉพาะ ซึ่งเน้นที่การออกแบบขนาดและการจัดวางอุปกรณ์ลำเลียงแสงของทั้งระบบให้ได้ตำแหน่งเหมาะสมที่สุด เพื่อให้ระบบจัดเก็บสัญญาณแสงสามารถจับคลื่นแสงที่มีความเข้มสัญญาณน้อยมากได้ ซึ่งด้วยสภาพธรรมชาติของแสงสะท้อนจากตัวอย่างเมล็ดข้าวที่จัดเป็นชนิด diffuse reflectance มากกว่า specular reflectance หลักการออกแบบระบบทางแสงนั้นได้ทำการจำลองการเดินทางของแสงทั้งระบบด้วยโปรแกรม Zemax (OpticStudio USA) ในโหมดการจำลองแบบ non-sequential ซึ่งแบ่งแบบออกเป็นย่าน VIS และ MLWIR โดยผลการจำลองถูกแสดงไว้ในบทที่ 4 หัวข้อที่ 4.5

3.3.2.2 การจัดเก็บค่าสเปกตรัมของรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

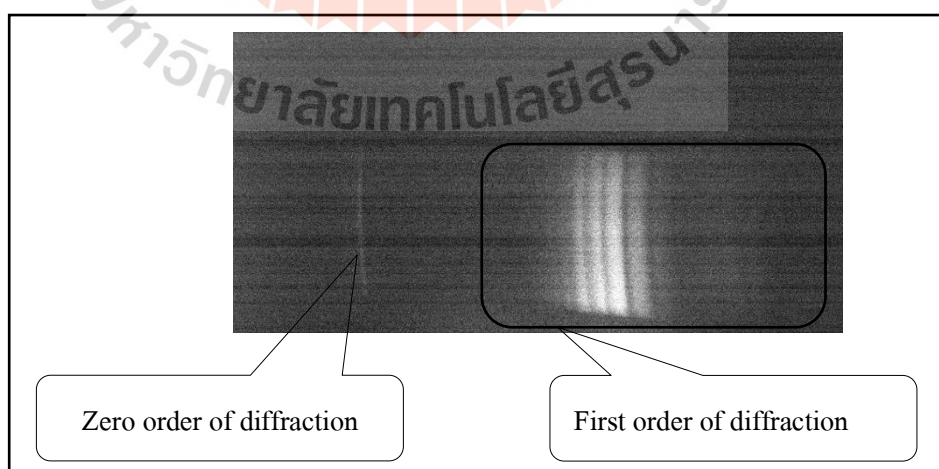
การจัดเก็บค่าสเปกตรัมของรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวด้วยชุด Imaging spectrograph ที่พัฒนาขึ้นขั้นตอนดังนี้

- 1) การเลือกตำแหน่งหรือบริเวณเมล็ดข้าวที่ต้องการค่าสเปกตรัมของรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวทำได้โดยการเลื่อนแท่นวางตัวอย่าง ลักษณะของภาพแสงตกกระทบเป็นดังรูปที่ 3.8 โดยจะทำให้ได้พื้นที่ collimated beam ของแสงตกกระทบเป็นรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าขนาด 3 mm x 12 mm ครอบคลุมเมล็ดข้าวแนวยาวไม่เกิน 1 เมล็ด (รูปที่ 3.8) ทั้งนี้ขนาดมิติของลำแสงสะท้อนที่รวมได้ด้วยกระจก OAP เพียงบางส่วนที่ขนาดเท่ากับความกว้างของ slit เท่านั้นที่ถูกลำเลียงไปยังเกรตติง การปรับค่าพลังงานของแสงสะท้อนทำได้ด้วยการควบคุมความกว้างของ slit



รูปที่ 3.8 ลักษณะของภาพแสงตกกระทบบนตัวอย่างเมล็ดข้าวสาร

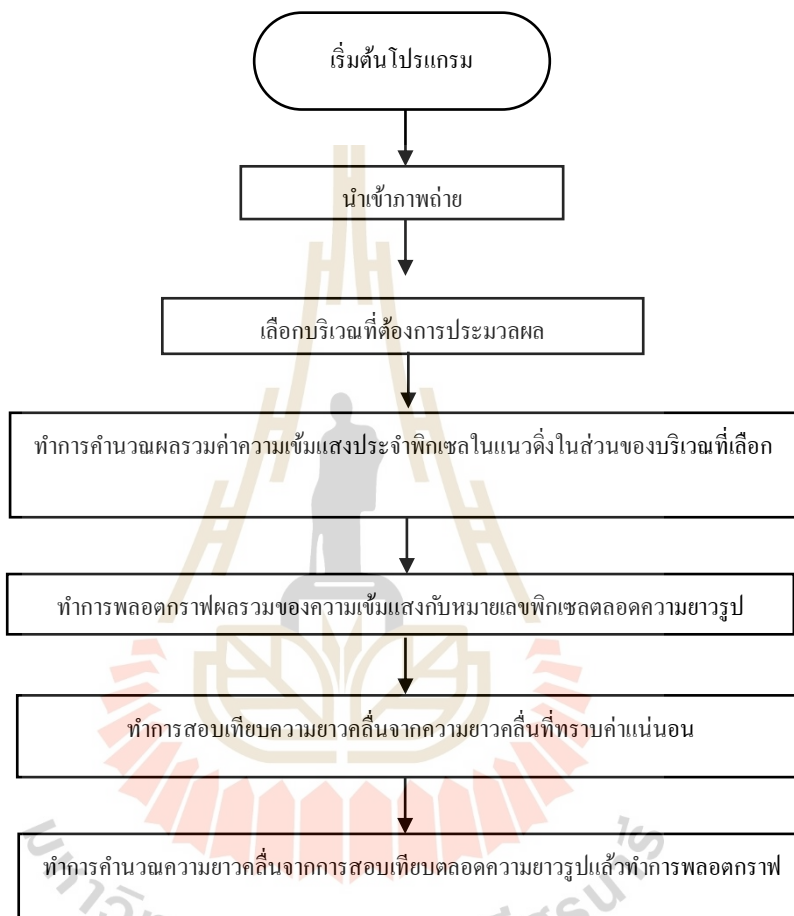
2) การบันทึกภาพถ่ายแสงหักเหจากของแสงรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวตัวอย่าง เมล็ดข้าวสารนั้นทำได้ด้วยการใช้ซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้นทั้งย่านคลื่น แสง 400–12 00nm และ ย่านคลื่น แสง 3 – 14 μm ภาพสัญญาณแสงเลี้ยวเบนที่ได้จากเกรตติงจะมีลักษณะเป็นแถบแสงแนวตั้งดัง แสดงในรูปที่ 3.9 โดยจำนวนแถบแสงแต่ละแถบแทนหนึ่งความยาวคลื่นซึ่งมีจำนวนขึ้นกับจำนวน grooving lines บน ruled diffraction grating ส่วนความสูงของแถบแสงแทนความยาวของลำแสงที่ตกกระทบบนตัวอย่าง หรือกล่าวได้ว่าตัวอย่างภาพแถบแสงเลี้ยวเบนที่ปรากฏในรูปที่ 3.9 เป็นแสงที่ได้จาก ตำแหน่งแสงตกกระทบรูป line source ซึ่งภาพแสงเลี้ยวเบนเป็นการบันทึกประจำพิกเซลของเซนเซอร์ที่ สัมพันธ์โดยตรงกับตำแหน่งแสงตกกระทบบนวัตถุทดลองดังนั้นการวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมยังสามารถ เลือกตำแหน่งย่อยจากการเลือกขนาดมิติภาพแสงเลี้ยวเบนที่เล็กลงเพื่อให้ได้ค่าของตำแหน่งที่ต้องการ บนวัตถุทดลอง นอกจากนี้อันดับของแสงเลี้ยวเบนที่ปรากฏในภาพขึ้นกับมุมตกกระทบของแสงสะท้อน บนเกรตติงซึ่งเป็นจุดเด่นของเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph ที่พัฒนาขึ้นนี้ที่สามารถบันทึกภาพ แสงเลี้ยวเบนที่อันดับอื่นนอกจากอันดับ 1 ที่พบในเครื่องวิเคราะห์ทั่วไป



รูปที่ 3.9 ภาพแสงเลี้ยวเบนของแสงรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวที่เกิดจาก grating แสดงอันดับการเลี้ยวเบน ที่ 0 และ 1

3.3.2.3 การประมวลผลภาพถ่ายรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวเพื่อสร้างสเปกตรัมแสง

กระบวนการประมวลผลภาพถ่ายรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวเพื่อสร้างสเปกตรัมแสง เป็นกระบวนการประมวลผลภาพถ่ายแสงเลี้ยวเบนที่ได้จากหัวข้อ 3.3.2.2 เพื่อให้ได้สเปกตรัมแสงที่สอดคล้องกับภาพถ่ายดังกล่าว โดยอัลกอริทึมสำหรับประมวลผลถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 อัลกอริทึมสำหรับการประมวลผลสเปกตรัมแสง

การนำเข้าภาพถ่าย

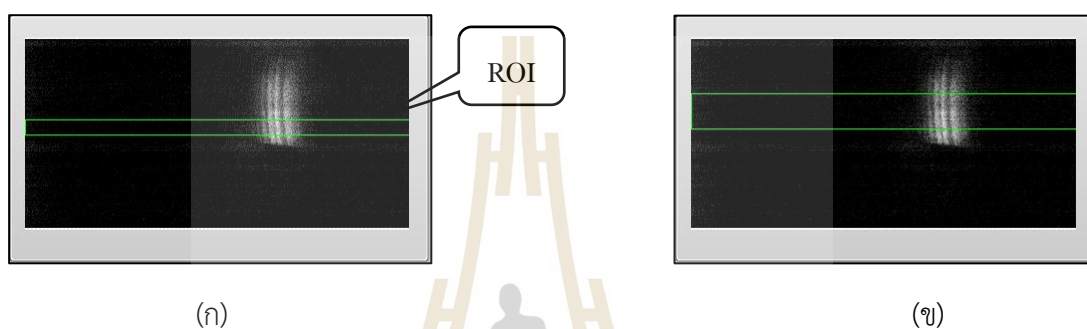
กระบวนการนำเข้าภาพถ่ายดิจิทัลนี้เป็นการนำภาพจากกล้องโดยการเชื่อมต่อกับโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นโดยตรง

กระบวนการเลือกบริเวณที่ต้องการประมวลผล

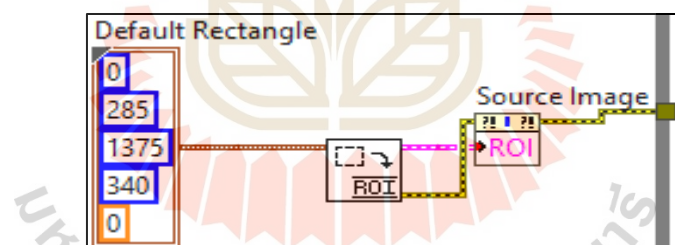
กระบวนการเลือกบริเวณที่ต้องการประมวลผล (Region of Interest, ROI) เป็นกระบวนการเบื้องต้นที่สำคัญมากเนื่องจากผลการประมวลผลถัดจากนี้ไปจะขึ้นกับ ROI ที่เลือกมา

การเลือก ROI ที่ครอบคลุมและตรงกับบริเวณที่ต้องการประมวลผลจะส่งผลให้สเปกตรัมแสงที่ประมวลผลมาขึ้นมีความถูกต้องและมีประสิทธิภาพ โดยขั้นตอนดังกล่าวมีดังต่อไปนี้

ทำการสร้างบริเวณเป็นรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าที่มีความยาวเท่ากับความยาวของภาพถ่าย และมีความกว้างเริ่มต้น 55 พิกเซล โดยกำหนดตำแหน่งเริ่มต้นที่บริเวณกลางภาพถ่าย ดังรูปที่ 3.8 โดย (ก)ROI ดังกล่าวสามารถขยายและหรือย้ายตำแหน่งได้ ดังแสดงในรูป ดังรูปที่ 3.8 ซึ่ง (ข) Block diagram ของการสร้าง ROI ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.11

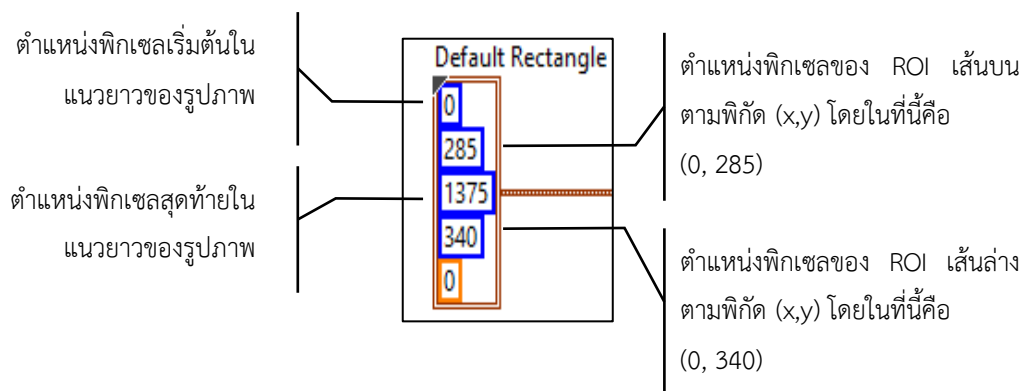


รูปที่ 3.11 แสดง ROI (ก) เริ่มต้นโปรแกรม (ข) ปรับตำแหน่งและขยาย ROI

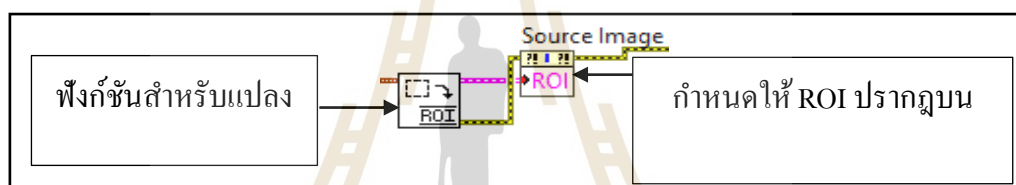


รูปที่ 3.12 Block diagram สำหรับกำหนด ROI

โดยที่ความหมายของสัญลักษณ์ต่าง ๆ มีดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.13 Block diagram สำหรับกำหนดตำแหน่งพิกเซลเริ่มต้นเพื่อสร้างรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าสำหรับกำหนด ROI



รูปที่ 3.14 Block diagram แสดงฟังก์ชันแปลงสี่เหลี่ยมผืนผ้าเป็น ROI และแสดงผล ROI บนภาพถ่ายที่นำมาประมวลผล

กระบวนการสร้างสเปกตรัมแสงจากภาพถ่ายดิจิทัล

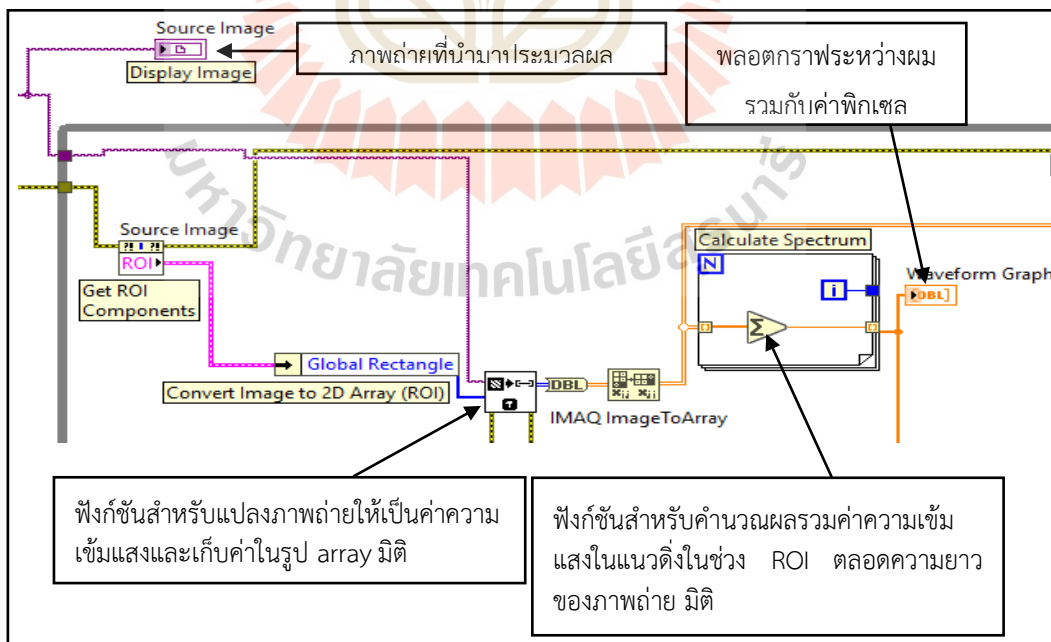
กระบวนการนี้เป็นการนำค่าความเข้มแสงของภาพถ่ายดิจิทัลที่ได้จาก detector ในส่วนของ ROI มาทำการประมวลผลเพื่อสร้างเป็นสเปกตรัมแสง โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ภาพถ่ายดิจิทัลที่ได้จาก detector นั้นจะเป็นภาพถ่ายแบบ gray scale มีค่าความเข้มแสงระหว่าง 0 – 255 (0 ภาพเป็นสีดำและ 255 ภาพเป็นสีขาว) ดังรูปที่ 3.11 โดยแถบแสงที่อยู่ในภาพถ่ายหมายถึงสเปกตรัมแสงหนึ่งความยาวคลื่น ซึ่งการสร้างสเปกตรัมแสงดังกล่าวนี้เกิดจากการคำนวณผลรวมของค่าความเข้มแสงของพิกเซลแต่ละพิกเซลในแนวตั้งตลอดความยาวของภาพ โดยตัวอย่างการคำนวณผลรวมค่าความเข้มแสงในแนวตั้งตลอดความยาวของภาพถ่ายถูกแสดงไว้ในรูป 3.15

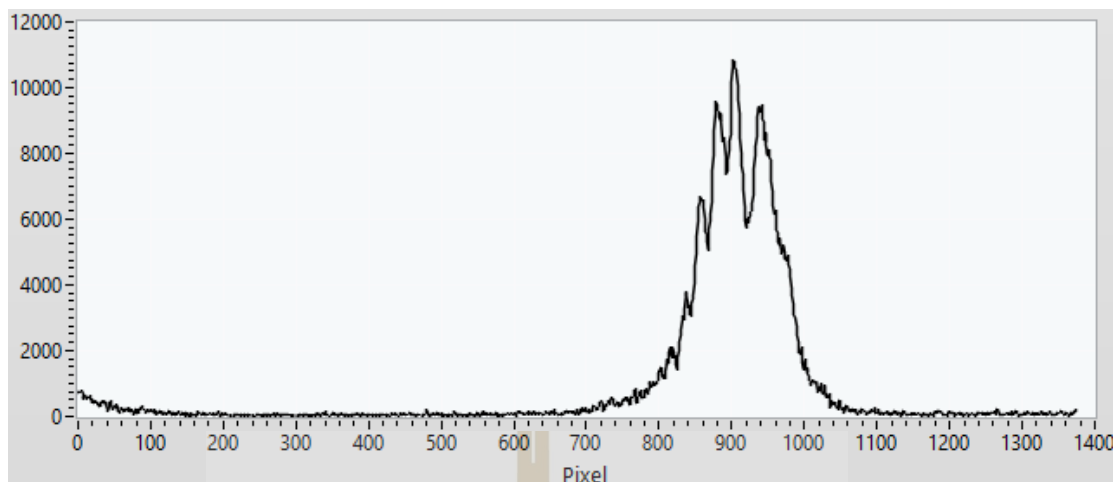
i	หมายเลขพิกเซล				
	1				m
1	121	144	166	166	199
	155	99	121	166	188
	144	188	188	177	121
	133	188	166	133	121
	166	133	177	166	177
	155	133	210	177	133
	77	199	155	144	133
	133	188	144	144	110
	144	121	99	110	133
n	77	144	77	188	121
SUM	1305	1537	1503	1571	1436

รูปที่ 3.15 แสดงตัวอย่างการคำนวณผลรวมค่าความเข้มแสงประจำพิกเซลในแนวตั้งตลอดความยาวของภาพ

ส่วน Block diagram สำหรับคำนวณค่าผลรวมค่าความเข้มแสงแสดงไว้ในรูป สำหรับกราฟผลรวมค่าความเข้มแสงตลอดความยาวของภาพถ่ายกับค่าพิกเซลถูกแสดงในรูป 3.16



รูปที่ 3.16 Block diagram สำหรับคำนวณและพลอตกราฟค่าสเปกตรัมแสง



รูปที่ 3.17 ภาพกราฟความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมความเข้มแสงในช่วง ROI กับค่าพิกเซล

จากรูปที่ 3.17 นั้นสังเกตเห็นได้ว่ากราฟในแนวนอนนั้นยังเป็นค่าหมายเลขของพิกเซลซึ่งยังไม่ได้เป็นค่าความยาวคลื่น ดังนั้นขั้นตอนถัดไปคือการสอบเทียบค่าหมายเลขพิกเซลและความยาวคลื่นโดยรายละเอียดมีดังต่อไปนี้

3.3.2.4 การสอบเทียบความยาวคลื่น

การสอบเทียบอันดับของการdiffract และความยาวคลื่นของค่าสัญญาณสเปกตรัมของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ทำได้โดยใช้วิธีการเทียบผลการคำนวณทั้งจากสมการการเลี้ยวเบนของแสงซึ่งได้ค่าประมาณของอันดับและความยาวคลื่นของแสงเลี้ยวเบนจาก grating สำหรับแต่ละมุมตกกระทบของแสงตกกระทบบดิ่งนี้

$$\frac{mL}{d} = \sin \theta_i + \sin \theta_r \quad (3.1)$$

- โดยที่ = grooving line [line/mm]
- = diffraction order
- = $1000/L$ [μm]
- = incident angle with respect to grating normal line [degree]
- = reflected angle with respect to grating normal line [degree]

นอกจากสมการการเลี้ยวเบนแสงของเกรตติงแล้ว ผลการจำลองโดยโปรแกรม Zemax สามารถให้อันดับและความยาวคลื่นของแสงเลี้ยวเบนจากเกรตติง โดยคำนึงถึงรัศมีความโค้งของ

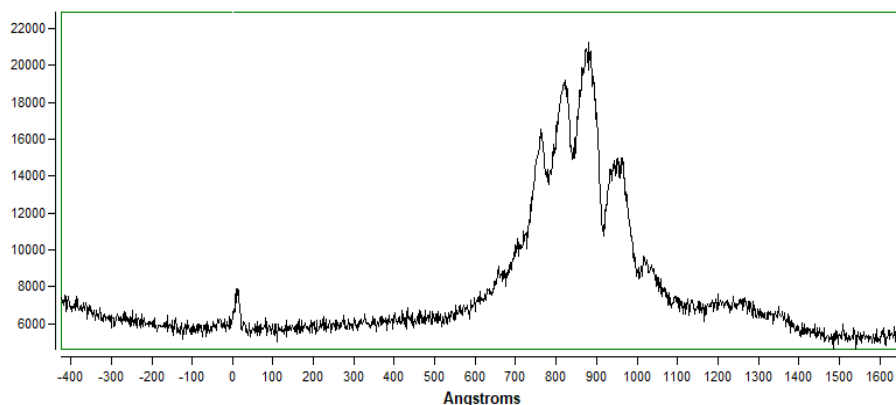
กระจก OAP ที่ใช้ในการรวมและเลี้ยวเบนแสงจึงได้ความยาวคลื่นและมุมที่ใกล้เคียงกับการจัดเรียงตำแหน่งอุปกรณ์ทางแสง ผลการสอบเทียบได้รับการยืนยันจากผลการทดสอบการเลี้ยวเบนแสงโดยมีรายละเอียดขึ้นกับย่านความยาวคลื่นดังนี้

กรณีความยาวคลื่นในช่วง VIS แสงความยาวคลื่นในช่วง VIS นี้ทำการสอบเทียบโดยใช้แสงเลเซอร์ที่มีความยาวคลื่นในช่วงแคบและมีความยาวคลื่นเฉพาะเป็นการสอบเทียบซึ่งงานวิจัยนี้ใช้แสงสีเขียว (ความยาวคลื่น 512 nm) และแสงสีแดงหรือเลเซอร์ HeNe (ความยาวคลื่น 633 nm) เป็นแหล่งกำเนิดแสงอ้างอิง การสอบเทียบกระทำโดยการให้แหล่งกำเนิดแสงเลเซอร์พร้อมกับแหล่งกำเนิดแสง (global light source) ของเครื่องต้นแบบ การเปลี่ยนแปลงอันดับ (diffraction order) ของแสงที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงมุมของแสงตกกระทบบนเกรตติงที่เป็นชนิด broadband จึงอ้างอิงได้จากการเปลี่ยนแปลงอันดับของแสงเลี้ยวเบนที่เกิดจากแสงอ้างอิงสีเขียวและแดงที่มีความยาวคลื่นในช่วงแคบซึ่งเป็นช่วงสองความยาวคลื่นที่ปรากฏในแหล่งกำเนิดแสง broadband global light source โดยสังเกตได้จากความเข้มแสงที่เด่นชัดดังแสดงในรูปที่ 3.18 ส่วนความยาวคลื่นสังเคราะห์ได้จากการประมวลผลภาพสัญญาณสเปกตรัมค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว โดยการเทียบกับความยาวคลื่นอ้างอิงมาตรฐานสีเขียวและสีแดงที่ทราบตำแหน่งพิกเซลแน่นอน ความยาวคลื่นจึงคำนวณได้จากความห่างของจำนวนพิกเซลเทียบกับค่าความยาวคลื่นอ้างอิง โดยมีรายละเอียดแสดงไว้ดังรูป 3.18



รูปที่ 3.18 ภาพสัญญาณค่าการหักเหของแสงสะท้อนที่ได้จากแหล่งกำเนิดแสง global เทียบกับแสงเลเซอร์สีเขียว (513 nm) และสีแดง (633 nm)

ตัวอย่างภาพสัญญาณสเปกตรัมค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวย่าน VIS-SWIR จากตัวอย่างข่าวสารที่ได้จากเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph ที่พัฒนาขึ้นภายใต้โครงการวิจัยนี้ เป็นดังรูปที่ 3.19



รูปที่ 3.19 ภาพสเปกตรัมของตัวอย่างขั้วพันตู้พิษณุโลก ในย่านคลื่น 2VIS ที่ได้รับการสอบเทียบ แล้วกรณีความยาวคลื่นในช่วง MLWIR

กรณีความยาวคลื่นในช่วง MLWIR

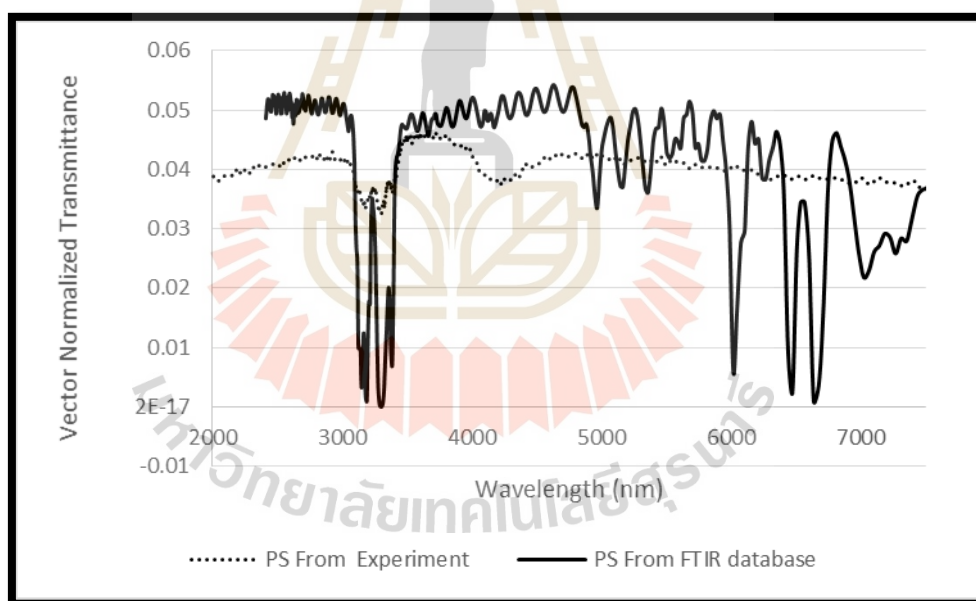
ด้วยขณะนี้หน่วยงานวิจัยหลักยังไม่มีเลเซอร์ชนิดช่วงแคบย่านอินฟราเรด การสอบเทียบ ความยาวคลื่นแสงย่าน MLWIR จึงใช้วิธีการเปรียบเทียบกับค่าสเปกตรัมการหักเหแสงของแผ่นฟิล์ม

polystyrene มาตรฐาน และค่าสเปกตรัมแสงของแหล่งกำเนิดแสงที่ได้จากผู้ผลิต ร่วมกับผลการคำนวณที่ได้จากสมการการหักเหแสงของเกรตติ้งดังสมการที่ 3.1 และผลการจำลอง ด้วยโปรแกรม Zemax ผลการคำนวณที่ได้จากทั้งสองวิธีสรุปไว้ในตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 ผลการคำนวณค่าความยาวคลื่นที่สะท้อนจาก ruled diffraction grating

Incident angle [degree]	Reflected angle [degree]	Reflected wavelength[μm]	
		Diffraction grating	Zemax
16	-40	2.45	1.85 -3.40
14	-42	2.85	2.20 -3.70
11	-45	3.44	2.80 -4.25
9	-47	3.83	3.25 -4.60
6	-50	4.41	3.80 -5.10
3	-53	4.98	4.40 -5.55
0	-58	5.65	4.90 -5.90
-3	-61	6.18	5.50 -6.60
-8	-66	7.02	6.40 -7.25
-11	-69	7.50	6.90 -7.70

ตัวอย่างภาพสัญญาณสเปกตรัมค่า transmittance ย่าน MLWIR ของแผ่นฟิล์ม polystyrene (MID infrared Certified Wavelength Standard Polystyrene, BEM 1921, Bruker) ที่วิเคราะห์ได้จากเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ที่พัฒนาขึ้นภายใต้โครงการวิจัยนี้มีผลสอดคล้องกันกับฐานข้อมูลค่า transmittance ของแผ่นฟิล์ม polystyrene มาตรฐาน แสดงในรูปที่ 3.20 ซึ่งยืนยันได้ว่าค่าสเปกตรัมที่ตรวจวัดได้จากเครื่องต้นแบบสามารถนำไปวิเคราะห์เพื่อจำแนกพันธุ์ข้าวได้ ทั้งนี้ความแตกต่างของความเข้มสัญญาณเป็นผลมาจากค่า detectivity ของเครื่องตรวจวิเคราะห์สัญญาณที่ใช้ในเครื่อง FTIR ชนิด liquid N₂ cooled-detector ซึ่งสูงกว่า uncooled microborometer ที่ใช้ในโครงการวิจัยนี้ถึงราว 100 เท่า แต่มีราคาสูงกว่าสามเท่าตัว แม้กระนั้นก็ตามโครงการวิจัยนี้ได้บรรลุเป้าหมายของการพัฒนาเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ที่ใช้ uncooled microborometer ที่แสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้สูงของการประยุกต์ microborometer detector ชนิดใหม่ที่วิเคราะห์ได้สองย่านคลื่น IR (mid-long wavelength infrared detector) ต่อการวิเคราะห์พันธุ์ข้าว

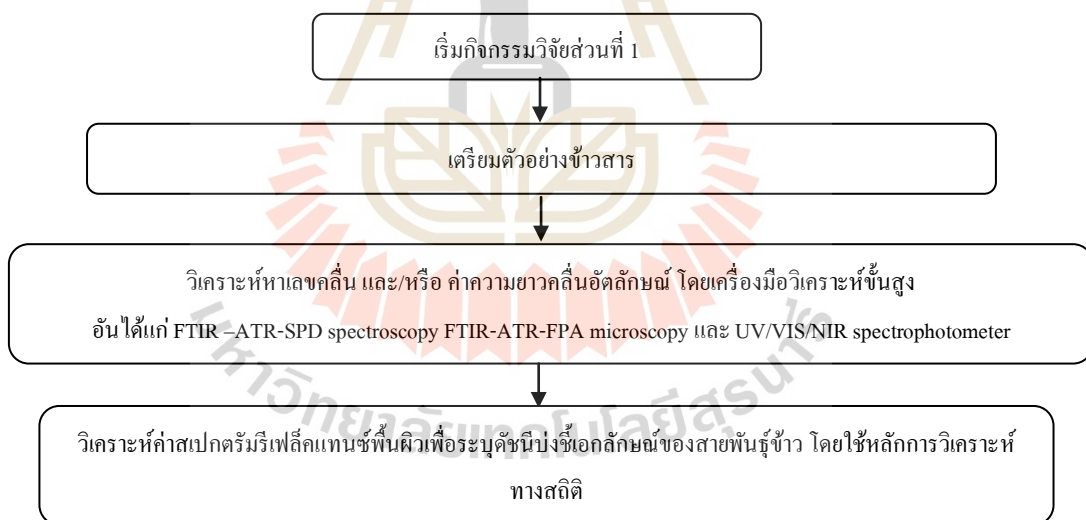


รูปที่ 3.20 ผลการสอบเทียบค่าสเปกตรัมการส่องผ่านบรรทัดฐานโดยใช้ Polystyrene ด้วยเครื่องวิเคราะห์ FTIR และระบบตรวจวิเคราะห์ค่ารีเฟล็กแทนซ์สเปกตรัมที่พัฒนาขึ้น

บทที่ 4

ผลการศึกษาและการวิเคราะห์ผล

ในบทนี้ได้กล่าวถึงผลงานวิจัยซึ่งครอบคลุมการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์คาร์โบไฮเดรตบนพื้นผิวของตัวอย่างเมล็ดข้าวสารอย่างละเอียดโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อหาค่าความยาวคลื่นอัตลักษณ์จากสเปกตรัมของคาร์โบไฮเดรตบนพื้นผิวของข้าวสาร โดยครอบคลุมช่วงความยาวคลื่นตั้งแต่ UV – LWIR เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการออกแบบเครื่อง wide field imaging spectrograph และใช้สร้างอัลกอริทึมที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์จำแนกความแตกต่างของข้าวเจ้า พันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ออกจากข้าวเจ้าพันธุ์อื่น ความเชื่อมโยงของแต่ละกิจกรรมวิจัยในส่วนแรกคือการหาค่าความยาวคลื่นอัตลักษณ์จากสเปกตรัมของคาร์โบไฮเดรตบนพื้นผิวเมล็ดข้าวสารแสดงในรูปที่ 4.1 โดยมีรายละเอียดจำนวนตัวอย่างและจำนวนการวัดถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.1



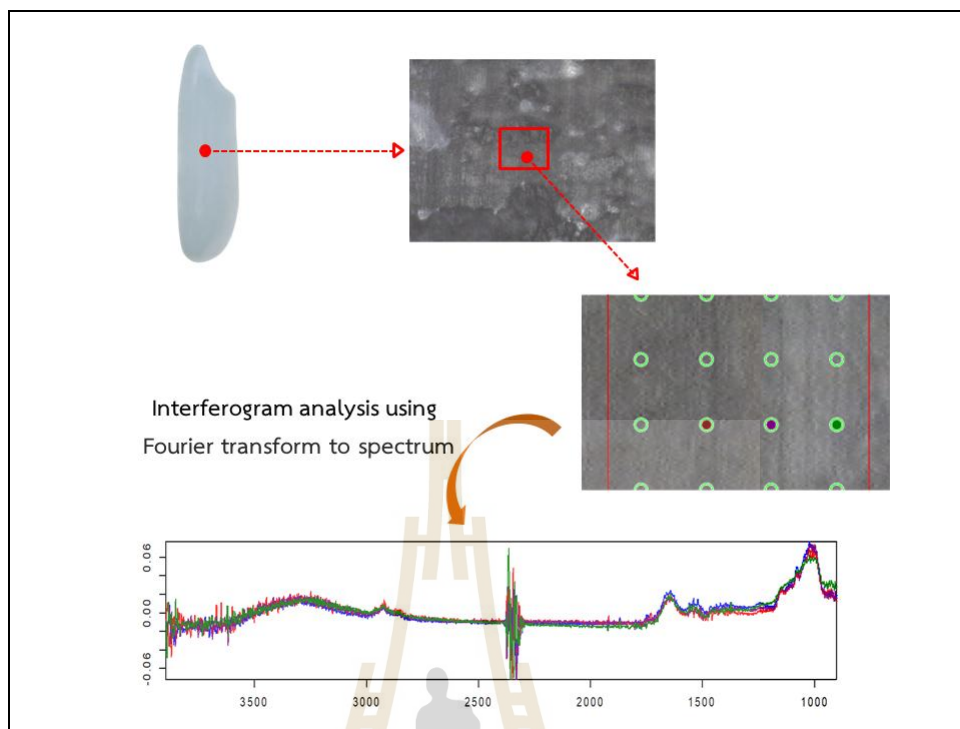
รูปที่ 4.1 ความเชื่อมโยงของกิจกรรมวิจัยในส่วนที่ 1 การพัฒนาเทคนิควิเคราะห์ทางสเปกโตรสโคปี เพื่อสร้างสเปกตรัมของคาร์โบไฮเดรตบนพื้นผิวอันเป็นอัตลักษณ์ของข้าวเจ้า

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดการวิเคราะห์และจำนวนตัวอย่าง

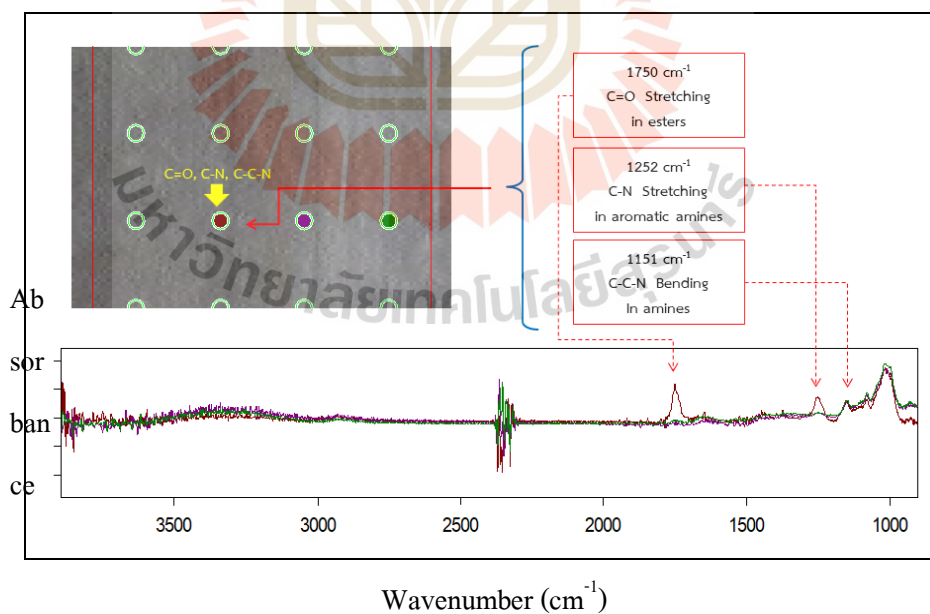
Analytical Instruments	รูปแบบของตัวอย่าง	รายละเอียดการวัด	รวมข้อมูลที่ได้	รูปแบบสเปกตรัมที่ได้
1. VIS spectrophotometer (HunterLAB รุ่น UltraScan VIS)	พื้นผิว ภายนอก	สายพันธุ์ละ 16 ตัวอย่าง	16 ซ้ำ/ สายพันธุ์	%Reflectance
2. UV/VIS/NIR Spectrophotometer* (PerkinsElmer รุ่น LAMBDA 950)	พื้นผิว ภายนอก	สายพันธุ์ละ 1 ตัวอย่าง	1 ซ้ำ / สายพันธุ์	%Reflectance
3. FTIR microscope-ATR-FPA** (BRUKER รุ่น Hyperion 3000),	1.พื้นผิว ภายนอก 2.พื้นผิว ภายใน	เมล็ดละ 16 จุด รวม 16 ซ้ำ/ 1 สายพันธุ์	64 ซ้ำ / สายพันธุ์ (4 เมล็ด/ สายพันธุ์) 48 ซ้ำ / สายพันธุ์	Absorbance Unit
4. FTIR Spectrometer-ATR-SPD*** (BRUKER รุ่น TENSOR 27)	1.พื้นผิว ภายนอก	สายพันธุ์ละ 16 เมล็ด เมล็ดละ 1 จุด (วัดกึ่งกลาง เมล็ด)	16 ซ้ำ / สายพันธุ์	Absorbance Unit

4.1 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิว ข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ช่วงคลื่นแสงย่าน MWIR และ LWIR ด้วยเครื่อง FTIR-microscope-ATR-FPA

ตัวอย่างผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิว ข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กลุ่มที่วัดค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ด โดยใช้วิธีการวัดแบบหาค่าสัญญาณประจำตำแหน่งย่อยภายในจุดทดสอบเดี่ยวซึ่งใช้เซนเซอร์ชนิด focal plane array (FPA) detector (หรือวิธี FTIR-ATR-FPA) ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 4.2 โดยจุดในภาพถ่ายจุลทรรศน์พื้นผิวภายในเมล็ดแสดงถึงจุดทดสอบเดี่ยวบนเมล็ดข้าวซึ่งประกอบด้วยตำแหน่งย่อยภายในจุดทดสอบเดี่ยวจำนวน 16 ตำแหน่ง และตัวอย่างภาพค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงย่าน IR ของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 แสดงเป็นค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงบรรทัดฐานแบบวิธีเวกเตอร์บรรทัดฐาน



รูปที่ 4.2 ขั้นตอนการแสดงผลของการวัดเมล็ดข้าวด้วยโหมด FTIR-ATR-FPA



รูปที่ 4.3 ภาพเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ระหว่างตำแหน่งบริเวณพื้นที่ภายในสีใส และสีขาวขุนที่วัดด้วย FTIR-microscope ATR-FPA

ผลค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ที่ระดับความลึกจากผิวประมาณ 300 μm ดังที่แสดงไว้ในรูปที่ 4.2 นั้น พบว่าค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จะมีรูปร่างค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวขึ้นกับเลขคลื่นที่แตกต่างกันมากระหว่างตำแหน่งย่อยภายในจุดทดสอบเดี่ยวขนาด 32.2 μm โดยเฉพาะเมื่อเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวระหว่างตำแหน่งย่อยบริเวณที่มีลักษณะปรากฏในเมล็ดข้าวเป็นสีใสกับตำแหน่งย่อยที่มีลักษณะปรากฏในเมล็ดข้าวเป็นสีขาวขุ่น ปรากฏว่าค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของบริเวณพื้นผิวที่เป็นสีใสมีค่าสูงกว่าบริเวณพื้นผิวที่เป็นสีขาวขุ่น แสดงลักษณะเด่นที่เลขคลื่น 1151 1252 และ 1750 cm^{-1} ซึ่งค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ที่เลขคลื่นดังกล่าวบ่งบอกถึงลักษณะของพันธะเคมีของสารประกอบที่ปรากฏอยู่ในเมล็ดข้าวขาวดอกมะลิ 105 จากการเทียบองค์ประกอบทางเคมีของข้าวขาวดอกมะลิ 105 กับฐานข้อมูลชนิดการสั่นของโมเลกุลในย่านกระตุ้นด้วยแหล่งกำเนิดแสงย่านอินฟราเรด พบว่าเลขคลื่น 1151 cm^{-1} แสดงถึงการสั่นแบบงอของพันธะระหว่าง C-C-N ในหมู่ amine เลขคลื่น 1252 cm^{-1} แสดงถึงการสั่นแบบยืดของพันธะระหว่าง C-N ในหมู่ aromatic amine และเลขคลื่น 1750 cm^{-1} แสดงถึงการสั่นแบบยืดของพันธะระหว่าง C=O ในหมู่ ester ผลที่ได้บ่งชี้ว่าตำแหน่งย่อยในเมล็ดข้าวบริเวณสีใสมีองค์ประกอบทางเคมี ได้แก่ กรดอะมิโน อะไมโลส อะไมโลเพคติน ไขมัน สารระเหยในข้าว และแร่ธาตุ เป็นต้น ในปริมาณที่แตกต่างกันอย่างเด่นชัดเมื่อเทียบกับตำแหน่งย่อยในเมล็ดข้าวบริเวณสีขาวขุ่นซึ่งเป็นผลของปัจจัยแวดล้อมด้านสภาพการปลูกมีผลกระทบต่อขั้นตอนการพัฒนาการของเมล็ดข้าวทำให้มีลักษณะทางเคมีกายภาพที่แตกต่างกัน ดังรายงานผลการวิจัยอื่นที่พบว่า ส่วนของเมล็ดข้าวสีขาวขุ่นคล้ายชอล์กหรือที่เรียกว่า chalky grain มีความแตกต่างกับเมล็ดข้าวสีใสทั้งในเรื่องสัณฐานวิทยาของเอนโดสเปอร์มสมบัติทางกายภาพ องค์ประกอบทางเคมี และอาจมีผลต่อคุณภาพการบริโภค (Lisle และคณะ (2000) Singh และคณะ (2003)) บริเวณที่เมล็ดข้าวที่เป็นสีขาวขุ่นจะพบว่ามีคอมพาวนด์ของเม็ดแป้งจะจัดเรียงตัวกันหลวมกว่าบริเวณสีใสโดยจะประกอบไปด้วยปริมาณอะไมโลเพคตินที่มากกว่าอะไมโลสโดยชนิดของอะไมโลเพคตินเป็นชนิดที่มีกิ่งก้านสาขาแบบสายสั้นอยู่มากกว่าชนิดที่มีกิ่งก้านสาขาแบบสายยาว (Pantindol และคณะ (2003)) Xi และคณะพบว่าเมล็ดข้าวมิวแทนท์ japonica บริเวณสีขาวขุ่นสำหรับตัวอย่างชนิดที่ให้เรียกว่า white-core มีปริมาณแป้งโดยเฉพาะ อะไมโลเพคติน โปรตีน และกรดอะมิโนบางชนิด ได้แก่ phenylalanine, aspartate, threonine และ glutamate อยู่ต่ำกว่าเมล็ดข้าวข้าวมิวแทนท์ japonica บริเวณสีใส (Xi และคณะ (2016) Lin และคณะ (2016)) พบว่าเลขคลื่นอัตลักษณ์ของข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ณ เลขคลื่น 1252 และ 1750 cm^{-1} ที่ให้ค่าสัญญาณค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวบริเวณที่เป็นสีใสอย่างเด่นชัด แต่ไม่พบที่บริเวณสีขาวขุ่นดังที่แสดงไว้ในรูปที่ 4.3 เลขคลื่นอัตลักษณ์ดังกล่าวเป็นสเปกตรัมของ 2-acetyl-1-pyrroline (2AP) ซึ่งเป็นสารให้ความหอมที่ปรากฏในข้าวขาวดอกมะลิ 105 (Buttery และคณะ

(1983) ซึ่งยืนยันโครงสร้างทางเคมีด้วยการพบเลขคลื่น 1252 cm^{-1} ที่แสดงถึงการสั่นแบบยืดของพันธะระหว่าง C-N ในหมู่ aromatic amine พร้อมกับพบเลขคลื่น 1750 cm^{-1} ที่แสดงถึงการสั่นแบบยืดของพันธะระหว่าง C=O ในหมู่ ester ตำแหน่งบนเมล็ดข้าวที่พบสัญญาณเลขคลื่นอัตลักษณ์สองค่านี้เฉพาะบริเวณที่เป็นสีเขียวซึ่งมีการจัดเรียงตัวของคอมปาวนด์ของเม็ดแป้งอย่างแน่น นอกจากนี้จะยืนยันว่าคอมปาวนด์ของเม็ดแป้งจะจัดเรียงตัวกันอย่างหลวมในบริเวณที่เมล็ดข้าวที่เป็นสีเขียวชุ่นด้วยสารหอมระเหยอาจมีน้อยมากหรือไม่มีอยู่เลยทั้งที่เป็นข้าวที่เพิ่งผ่านกระบวนการขัดสี ผลที่พบนี้ยังสามารถใช้บ่งบอกถึงตำแหน่งหรือศึกษาถึงกลไกการจัดเก็บสารให้ความหอมในเมล็ดข้าวขาวดอกมะลิได้ว่าถูกเก็บไว้บริเวณพื้นที่เมล็ดข้าวขาวดอกมะลิที่มีสีเขียวซึ่งมีปริมาณอะไมโลสอยู่สูงกว่า ประกอบกับเป็นบริเวณที่มีปริมาณโปรตีนและไขมันซึ่งเป็นแหล่งรวมของสารตั้งต้นของปฏิกิริยาการสังเคราะห์สารให้ความหอมดังกล่าว งานวิจัยของ Wei และคณะ (2017) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการประมาณค่าของ 2AP ในข้าวที่มีสายพันธุ์ที่ต่างกัน พบว่าปริมาณ 2AP ในข้าวสายพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 มีความเข้มข้นเท่ากับ $70\text{ }\mu\text{g/kg}$ ในข้าวขัดขาว และมีความเข้มข้นเท่ากับ $200\text{ }\mu\text{g/kg}$ ในข้าวกล้อง การสังเคราะห์สารระเหย 2AP ในข้าวสายพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 นั้นจะถูกสังเคราะห์การทำงานของ DNA และเอนไซม์ BADH2 ซึ่งสามารถตรวจสอบได้ด้วยยีนที่บ่งชี้การสังเคราะห์ของ 2AP คือ Os2AP และ BAD2 (Guar และคณะ (2016)) จากสเปกตรัมอัตลักษณ์ที่แสดงพีคของโปรตีน ไขมัน และกลุ่มของสารระเหยเอมีนที่แสดงไว้รูปที่ 4.3 มีการเปลี่ยนแปลงที่สัมพันธ์สอดคล้องกันในบริเวณที่มีปริมาณอะไมโลสสูงจึงสันนิษฐานได้ว่าเอนไซม์หรือโปรตีนจะพบมากในบริเวณที่มีไขมันสูงและในชั้นของโครงสร้างแป้งที่มีอะไมโลสสูงด้วย การเปรียบเทียบผลการการสำรวจและวิเคราะห์อัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 และข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 แสดงให้เห็นว่าเลขคลื่นอัตลักษณ์ของข้าวขาวดอกมะลิ 105 ณ เลขคลื่น 1252 และ 1750 cm^{-1} มีความเป็นอัตลักษณ์แตกต่างจากจากพันธุ์ข้าวทั้งสองดังผลที่รายงานในส่วนถัดไป ส่วนผลสรุปเลขคลื่นอัตลักษณ์รวมทั้งค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานสำหรับข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ที่คำนวณประมาณค่าจากค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงบรรทัดฐานดังสมการ (4.1) ถึง (4.3) ได้รวมนำเสนอไว้ในหัวข้อย่อยสุดท้ายที่ปรากฏตารางสรุปค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐาน

4.2 ผลการเปรียบเทียบอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน MWIR และ LWIR ด้วยเครื่อง FTIR-microscope-ATR-FPA

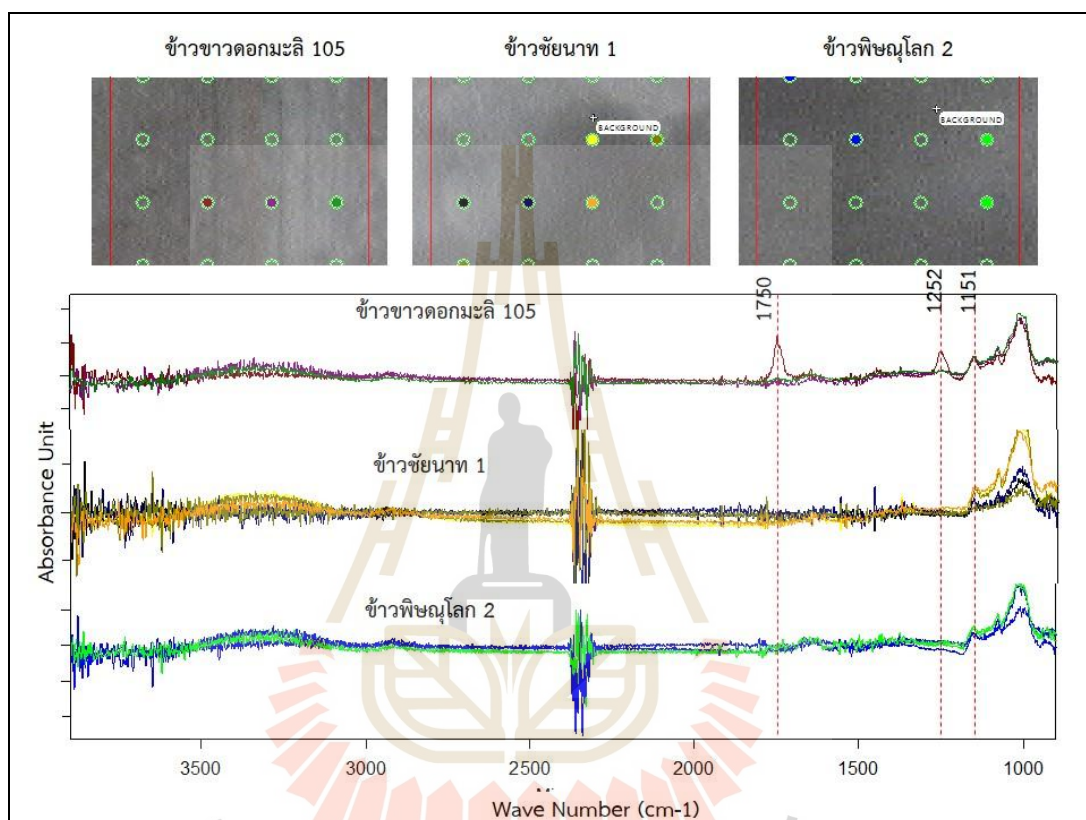
ในเมล็ดข้าวทั้งสามชนิดประกอบไปด้วยส่วนที่เป็นอะไมโลสและอะไมโลเพคตินเป็นหลัก แต่ปริมาณของสารประกอบดังกล่าวมีปริมาณที่ไม่เท่ากันขึ้นกับพันธุ์ของข้าวและในเมล็ดข้าวที่ทำการวัด

ทดสอบด้วยเครื่อง FTIR-ATR-FPA พบว่าข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ที่ผ่านการลอกผิวหน้าของเมล็ดแล้วจะพบบริเวณที่มีลักษณะพื้นที่ขุ่นและใสใน 1 เมล็ด ซึ่งบริเวณพื้นที่ที่เป็นสีขุ่นจะมีค่าอัตราส่วนอะไมโลสต่ออะไมโลเพคตินสูงเกินกว่าพื้นที่สีใสที่จะมีปริมาณอะไมโลสต่ออะไมโลเพคตินต่ำจากผลการทดลองพบว่าที่บริเวณพื้นที่อะไมโลสสูงจะแสดงสเปกตรัมอัตรลักษณ์ที่ชัดเจนกว่าบริเวณที่มีอะไมโลเพคติน ซึ่งลักษณะที่เด่นชัดในบริเวณพื้นที่ที่มีอะไมโลสสูงจะแสดงถึงปริมาณโปรตีน ไขมัน และกลุ่มของสารหอมระเหย

ตัวอย่างผลการเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 เป็นดังรูปที่ 4.4 จากภาพถ่ายตำแหน่งวัดของพื้นผิวภายในตัวอย่างเมล็ดข้าวที่มีทั้งส่วนที่เป็นสีขาวขุ่นปนสีใส (หรือข้าวท้องไข) ในภาพบริเวณที่เป็นสีดำแสดงถึงพื้นที่สีใส (translucent grain) ซึ่งจากการสันนิษฐานโดยเทียบรายงานผลศึกษาวิจัยลักษณะทางเคมีกายภาพของเมล็ดข้าวท้องไขหรือข้าวมิวแทนท์ japonica พันธุ์ Wuyujing3 ของ Xi และคณะ (2016) คาดว่าบริเวณสีใสของเมล็ดข้าวมีค่าอัตราส่วนอะไมโลสต่ออะไมโลเพคตินต่ำกว่าของบริเวณที่เป็นสีขาวถึงพื้นที่สีขาวขุ่น (chalky grain) ด้วยเหตุผลว่าปริมาณอะไมโลเพคตินบริเวณพื้นที่สีขาวขุ่นน้อยลงขณะที่อะไมโลสเพิ่มขึ้นหรือมีแนวโน้มคงตัวขึ้นกับพันธุ์ข้าว ทั้งนี้ข้อสันนิษฐานดังกล่าวจำเป็นต้องทำการศึกษาเพิ่มเติมซึ่งอยู่นอกขอบเขตของงานวิจัย และคณะนักวิจัยโครงการนี้เห็นว่าเป็นประเด็นที่เป็นประโยชน์ที่ควรศึกษาวิจัยเพิ่มเติมอย่างมากโดยเฉพาะต่อนักวิจัยที่ศึกษาวิจัยเรื่องการปรับปรุงพันธุ์ข้าวเพื่อลดปริมาณการเกิดข้าวท้องไข และในกรณีของการปรับปรุงข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ การเกิดข้าวท้องไขปริมาณมากทำให้ข้าวขาวดอกมะลิ 105 มีกลิ่นหอมน้อยลงด้วยดังผลงานวิจัยของโครงการนี้ที่พบตำแหน่งการเก็บสารให้ความหอม (2AP) ในเมล็ดบริเวณพื้นที่สีใสเท่านั้นดังรายละเอียดที่กล่าวไว้ในหัวข้อก่อนหน้า

ผลการเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ในรูปที่ 4.4 พบว่าเมื่อพิจารณาบริเวณพื้นที่สีใสของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 (แสดงเป็นจุดสีเหลืองในภาพถ่าย และเส้นสเปกตรัมสีเหลือง) และข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 (แสดงเป็นจุดสีฟ้าในภาพถ่าย และเส้นสเปกตรัมสีฟ้า) ไม่ปรากฏสเปกตรัมของเลขคลื่นอัตรลักษณ์แทนสารให้ความหอม (2AP) ที่เลขคลื่น 1252 และ 1750 cm^{-1} เหมือนที่พบในบริเวณพื้นที่สีใสของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 หรือเมื่อเปรียบเทียบภาพค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์เดียวกัน ณ บริเวณพื้นที่สีใสและพื้นที่สีขาวขุ่นของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าว จะเห็นได้ชัดเจนว่าไม่พบเลขคลื่นอัตรลักษณ์ของทั้ง พันธุ์ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 นอกจากนั้นในกรณีของข้าวพันธุ์ชัยนาทยังพบเลขคลื่น 1151 cm^{-1} ที่แสดงถึง C-C-N หมู่ amine ในบริเวณพื้นที่สีใสอย่างเด่นชัด บ่งบอกถึงการสะสมของกรดอะมิโนหรือปริมาณโปรตีนในบริเวณพื้นที่สีใสมากกว่าพื้นที่สีขาวขุ่น ผลที่ได้นี้สนับสนุนแนวคิดที่ว่าสันฐานวิทยาของการจัดเรียงคอมพาวนด์เม็ดแป้งแบบจัดเรียงอย่างแน่นและอย่างหลวมซึ่งแสดง

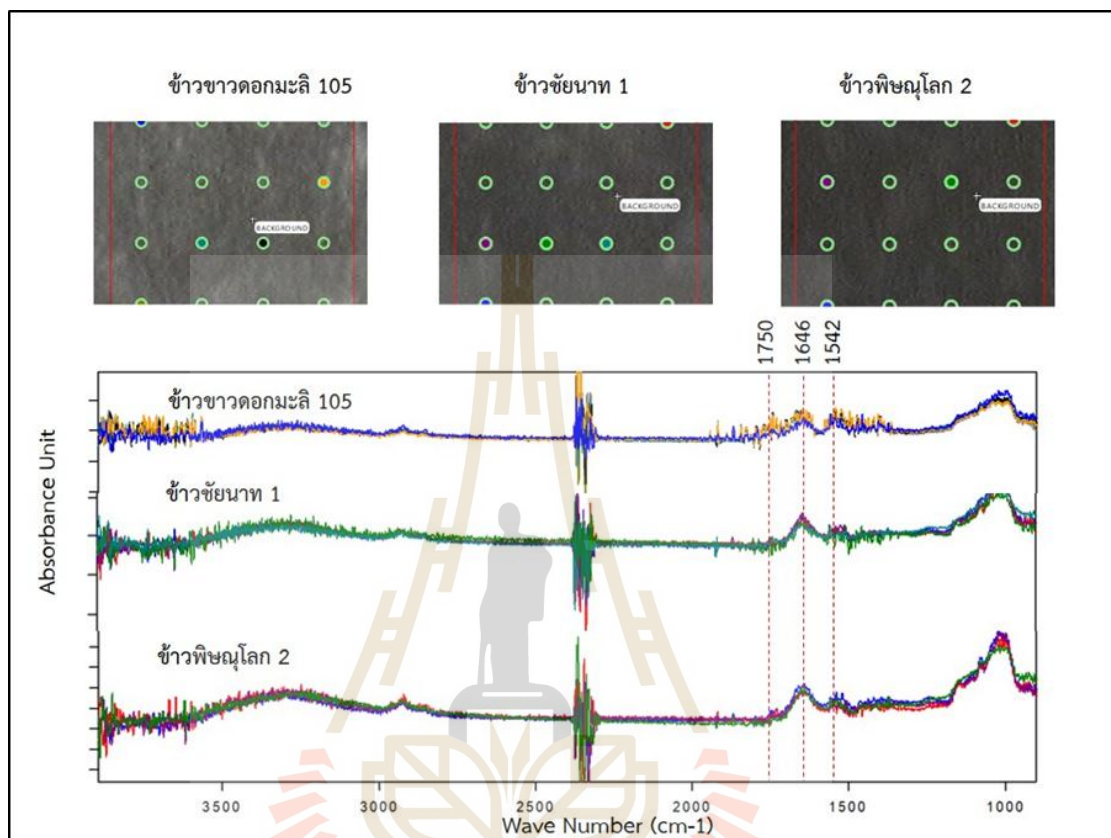
ออกมาเป็นบริเวณพื้นที่สีใสและสีขาวขุ่นคล้ายขอลค์ตามลำดับขึ้นกับอัตราส่วนของปริมาณอะไมโลสต่ออะไมโลเพคติน นอกจากนี้องค์ประกอบทางเคมีที่แตกต่างกันในบริเวณทั้งสองที่สังเกตเห็นได้ด้วยภาพค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารที่ถูกกระตุ้นด้วยคลื่นแสงย่านอินฟราเรด เป็นผลของปัจจัยเรื่องสภาวะการปลูก



รูปที่ 4.4 ภาพเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 ระหว่างตำแหน่งบริเวณพื้นที่ภายในสีใสและสีขาวขุ่นที่วัดด้วย FTIR microscope -ATR-FPA detector

สำหรับผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 ต่อคลื่นแสงย่าน IR การทดสอบทำกับเมล็ดข้าวสารเต็มเมล็ดที่มีแต่พื้นที่บริเวณสีใส ผลที่ได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.5 พบว่าพีกที่แสดงเด่นชัดอยู่ในช่วงของ LWIR ที่เลขคลื่นประมาณ 1646 cm^{-1} บ่งบอกถึงสารประกอบกลุ่มของโปรตีนที่อยู่บนผิวของเมล็ดข้าว และในช่วง MWIR ที่เลขคลื่นประมาณ 2900 cm^{-1} บ่งบอกถึง

สารประกอบกลุ่มไขมันที่มีอยู่บนผิวเมล็ดข้าว ในขณะที่พบเลขคลื่นอัตรลักษณ์ 1750 cm^{-1} ซึ่งเห็นเด่นชัดที่พื้นผิวภายในเมล็ดเฉพาะข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105



รูปที่ 4.5 ภาพเปรียบเทียบค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 ระหว่างตำแหน่งบริเวณพื้นที่ภายในสีใส และสีขาวขุ่นที่วัดด้วย FTIR microscope -ATR-FPA detector

4.3 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตรลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิว ข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ช่วงคลื่นแสงย่าน MWIR และ LWIR ด้วย FTIR spectrometer-ATR-SPD

ในการหาอัตรลักษณ์ของค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวข้าวแต่ละพันธุ์ด้วย FTIR-spectrometer-ATR-SPD เป็นอีกหนึ่งวิธีการที่ได้ทำการทดลองโดยใช้ข้าวทั้งเมล็ดหรือวัดพื้นผิวภายนอกเมล็ดในการวิจัยเพื่อหาความแตกต่างของข้าวทั้งสามพันธุ์ ความแตกต่างของวิธีวัดนี้กับวิธี FTIR-ATR-FPA คือพื้นที่ผิวที่ตรวจวัดจะมีขนาดใหญ่กว่าขึ้นกับขนาดของแหล่งกำเนิดแสงตกกระทบและขนาดเซนเซอร์ของเครื่อง สัญญาณค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกที่ได้จึงเป็น

ค่าเฉลี่ยทั้งหมดของพื้นที่วัดโดยไม่สามารถเลือกพื้นที่การวัดในระดับไมครอนเหมือนวิธี FTIR-microscope -ATR-FPA ที่เป็นระบบกล้องจุลทรรศน์ ตัวอย่างภาพค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.6 - 4.8 ตามลำดับ โดยในแต่ละรูปจะแสดงเป็น 2 ภาพคือ ภาพล่างเป็นภาพฟังก์ชันค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวขึ้นกับเลขคลื่น และภาพบนเป็นภาพอนุพันธ์อันดับหนึ่งของฟังก์ชันค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวเทียบกับเลขคลื่น เนื่องด้วยลักษณะของเซนเซอร์ตรวจจับสัญญาณแสงเป็นแบบ single point detector ของระบบ FTIR-spectrometer-ATR-SPD ซึ่งมีขนาดพื้นที่รับสัญญาณใหญ่กว่าของ FPA detector แต่ให้ค่าเป็นค่าเฉลี่ยสัญญาณของทั้งพื้นที่ แต่ระบบ FTIR-spectrometer-ATR-SPD มีค่าความละเอียดในการแยกสเปกตรอล (spectral resolution) อยู่เพียง 4 nm เท่านั้น สัญญาณสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวที่ได้จึงมีความไวในการตรวจจับสัญญาณแสงสูงรวมถึงสัญญาณรบกวนด้วย และด้วยข้อจำกัดค่าความละเอียดในการแยกสเปกตรัมที่น้อยไปทำให้การแยกสัญญาณที่มีความเข้มสูงในช่วงเลขคลื่นใกล้เคียงกันทำได้ยาก หรือค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวที่ได้เกิดภาพสัญญาณซ้อนกันของค่าสเปกตรัม การระบุหาเลขคลื่นอัตลักษณ์เพื่อนำมาวิเคราะห์จึงใช้วิธียืนยันเลขคลื่นจากภาพอนุพันธ์อันดับหนึ่งของฟังก์ชันค่าการดูดกลืนแสงของพื้นผิวเทียบกับเลขคลื่น เนื่องด้วยสัญญาณค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวเมล็ดข้าวสารของระบบ FTIR-spectrometer-ATR-SPD มีค่าความเข้มของสัญญาณสูงส่งผลให้การเปรียบเทียบสัญญาณค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวเมล็ดข้าวสารต่างพันธุ์จากพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ไม่สามารถทำได้โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบเชิงคุณภาพหรือการสำรวจหาเลขคลื่นอัตลักษณ์จากภาพฟังก์ชันค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงโดยตรงเพียงอย่างเดียว แต่ต้องใช้วิธีการเปรียบเทียบเชิงคุณภาพร่วมกับการเปรียบเทียบเชิงปริมาณในกรณีนี้คือค่าความเข้มของสัญญาณตรวจวิเคราะห์เทคนิควิเคราะห์ด้วยระบบ FTIR-spectrometer-ATR-SPD จึงใช้เมล็ดข้าวสายพันธุ์ละ 11 เมล็ด และสังเคราะห์ข้อมูลแบบ principal component analysis (PCA) ดังตัวอย่างในรูปที่ 4.9 เพื่อหาชุดเลขคลื่นอัตลักษณ์ที่สามารถบ่งชี้ความแตกต่างของข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กับข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 และข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 รายละเอียดของขั้นตอนการคำนวณสังเคราะห์ข้อมูลเป็นดังนี้

1. การแปลงค่าสเปกตรัมความเข้มของการดูดกลืนแสง (% absorbance) เป็นค่าสเปกตรัมความเข้มของการดูดกลืนแสงบรรทัดฐานแบบวิธีเวกเตอร์บรรทัดฐาน (Vector Normalization) โดยทฤษฎีแล้วเป็นดังสมการ 4.1

$$\alpha = \frac{A_i}{\sqrt{\sum_{i=0}^n A_i^2}} \quad (4.1)$$

โดยให้

$A =$ %absorbance

$\alpha =$ vector normalized absorbance*

* ทั้งนี้ค่า vector normalized absorbance ที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลที่วัดด้วยระบบ FTIR spectrometer-ATR-SPD และ FTIR-microscope-ATR-FPA ในวิทยานิพนธ์นี้เป็นค่าที่คำนวณด้วยโปรแกรม OPUS 7.0 ที่มากับระบบซึ่งวิธีการคำนวณค่ามีการพิจารณาถึงการตัดข้อมูลวิเคราะห์ที่คลาดเคลื่อนอันเป็นผลของข้อจำกัดของเซนเซอร์ของแต่ละเครื่องซึ่งผู้ผลิตไม่ได้เปิดเผยวิธีการไว้ แต่ค่าที่ได้ใกล้เคียงมากกับค่าจากสมการ 4.1

2. การคัดเลือกชุดข้อมูลค่าสเปกตรัมความเข้มของการดูดกลืนแสงบรรทัดฐานและค่าเลขคลื่นที่มีแนวโน้มบ่งชี้อัตลักษณ์ของข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากค่าความเข้มสัญญาณการดูดกลืนแสง

3. การสังเคราะห์ชุดข้อมูลข้อ 2 ด้วยวิธี principal component analysis (PCA) หรือใช้คัดกรองชุดเลขคลื่นที่สามารถบ่งชี้ความแตกต่างของข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 เพื่อกำหนดเป็นชุดเลขคลื่นอัตลักษณ์ของข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105

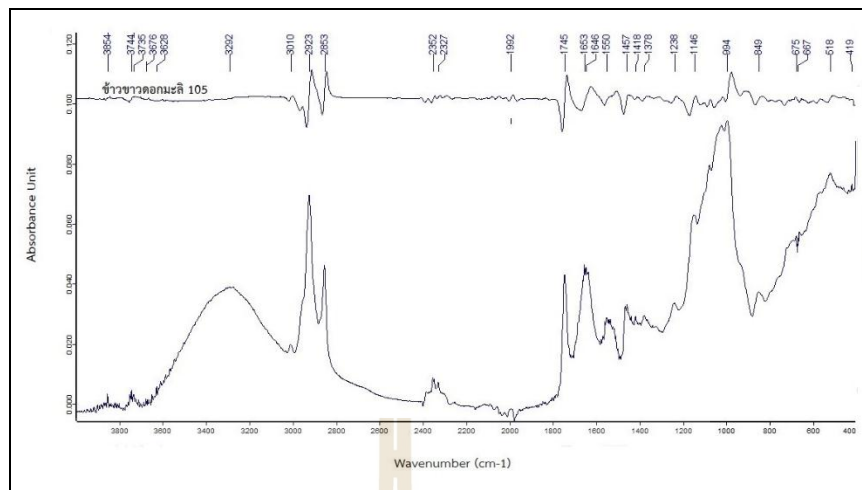
4. การแปลงค่าสเปกตรัมความเข้มของการดูดกลืนแสงบรรทัดฐานเป็นค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานโดยใช้สมการ 4.2 และ 4.3 ดังนี้

$$\tau = 10^{-\alpha} \quad (4.2)$$

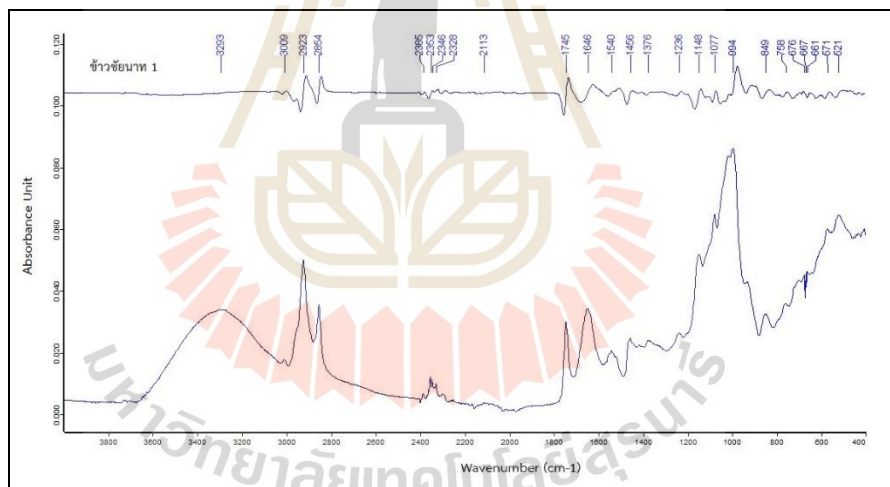
โดยให้ $\tau =$ vector normalized transmittance

$$r + \alpha + \tau = 1 \quad (4.3)$$

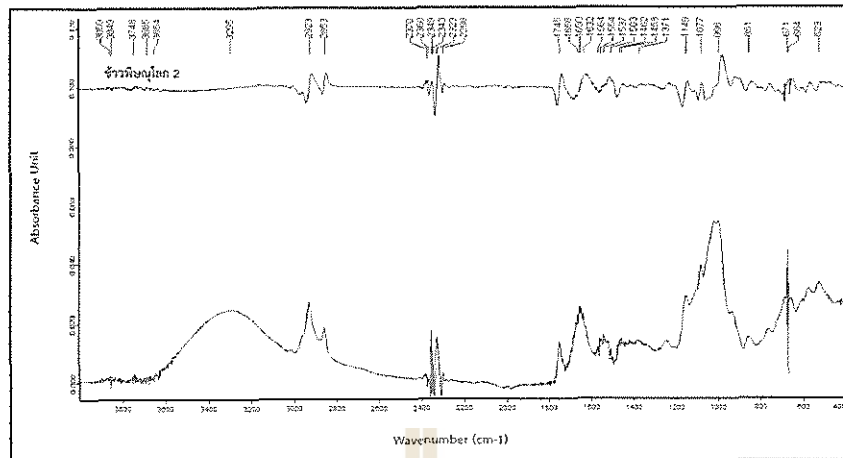
โดยให้ $r =$ vector normalized reflectance



รูปที่ 4.6 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-microscope-ATR-SPD



รูปที่ 4.7 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชัยนาท 1 เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-microscope-ATR-SPD



รูปที่ 4.8 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์พิษณุโลก 2 เต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-spectrometer-ATR-SPD

4.4 การวิเคราะห์การจำแนกความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าวด้วยหลักการวิเคราะห์ทางสถิติโดยอาศัยหลักการของการวิเคราะห์ความแปรปรวนจำแนกสองทางแบบมีการวัดซ้ำ (ANOVA TWO WAY WITH REPLICATION) ก็ร่วมการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS – PCA) และ การวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis – LDA)

ในส่วนนี้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ตามที่มาของข้อมูล คือกลุ่มที่ 1 ข้อมูลสัญญาณสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 (มีอะไมโลสต่ำ) พันธุ์ชัยนาท1 และพันธุ์พิษณุโลก2 (มีอะไมโลสสูง)ที่ได้จากเครื่องมือวิเคราะห์ FTIR-spectrometer-ATR-SPD กลุ่มที่ 2 ข้อมูลสัญญาณสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 และพันธุ์ปทุมธานี 1 (อะไมโลสต่ำ) มาจำแนกความแตกต่างโดยอาศัยหลักการทางสถิติของการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกสองทางแบบมีการวัดซ้ำ (ANOVA Two Factor with Replication) ร่วมกับหลักการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis – PCA) และการวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis – LDA) ผลการวิเคราะห์เป็นดังนี้

4.4.1 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์พิษณุโลก 2 แบบเต็มเมล็ด ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-spectrometer-ATR-SPD

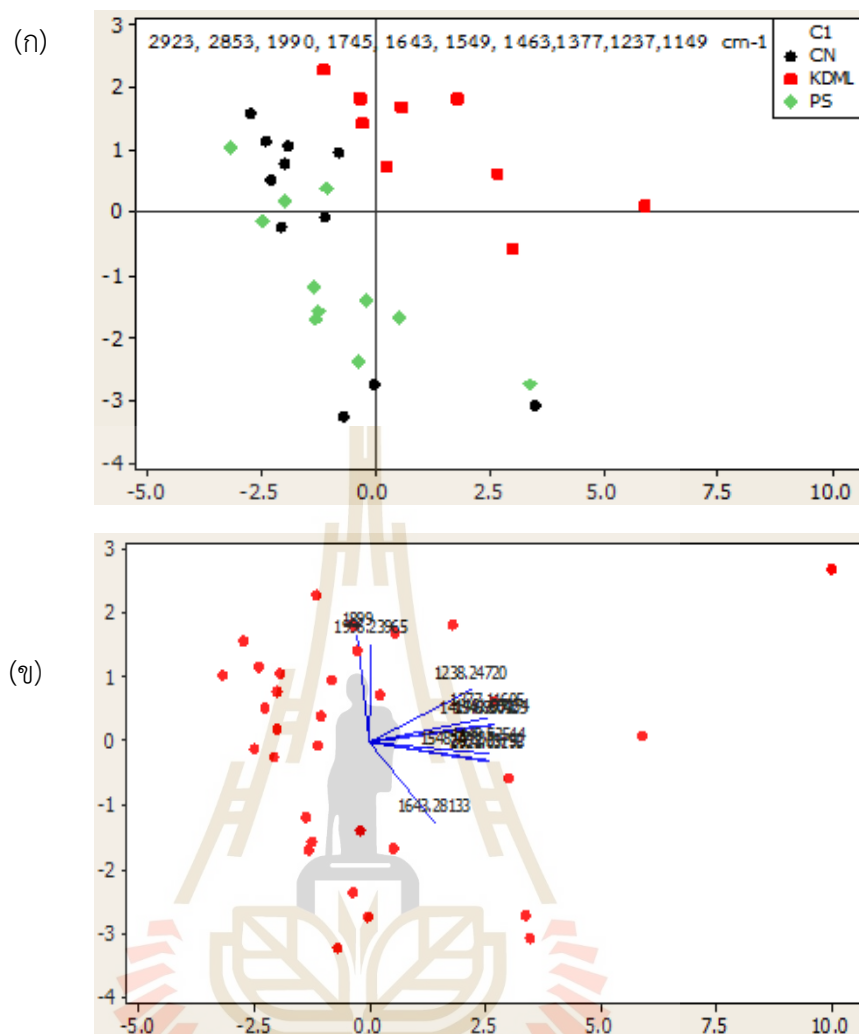
ผลการสังเคราะห์ข้อมูลค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของตัวอย่างเมล็ดข้าวสารพันธุ์ละ 11 ตัวอย่าง ดังแสดงในรูปที่ 4.6 – 4.8 พบว่าไม่มีพีคอัตลักษณ์ที่บ่งชี้ความแตกต่างระหว่างข้าว

ชาวดอกมะลิ 105 และข้าวชยันนาท 1 รวมไปถึงพิษณุโลก 2 ได้อย่างชัดเจน จึงทำการสังเคราะห์หาเลขคลื่นที่จะสามารถบ่งชี้ความแตกต่างของพันธุ์ข้าวได้โดยอาศัยค่าการดูดกลืนแสงที่แตกต่างกัน (Normalized Absorbance unit) ในการหาเลขคลื่นอัตลักษณ์ เริ่มด้วยการแบ่งกลุ่มเลขคลื่นในตำแหน่งที่มีพีคปรากฏเด่นชัด (ตามรูปที่ 4.6) ซึ่งประกอบไปด้วยเลขคลื่น 2923 2853 1990 1899 1744 1644 1549 1463 1417 1377 1237 และ 1149 cm^{-1} ตามลำดับ เป็นช่วงความยาวคลื่นตั้งแต่ช่วง SWIR จนไปถึง LWIR โดยการวิเคราะห์ความแปรปรวนสองทางแบบมีการวัดซ้ำพบว่าพันธุ์ข้าวทั้งสามมีความแตกต่างกันที่ระดับนัยสำคัญ 95 เปอร์เซ็นต์ ($\alpha = 0.05$) จากนั้นทำการวิเคราะห์ความสามารถในการบ่งชี้ความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าวตามช่วงความยาวคลื่น โดยใช้เลขคลื่น 3292 2923 และ 2853 cm^{-1} เป็นตัวแทนของความยาวคลื่นในช่วง MWIR เลขคลื่น 1744 และ 1237 cm^{-1} เป็นตัวแทนของความยาวคลื่นในช่วง LWIR และเลขคลื่น 2923 2853 1744 1644 1463 1377 1237 เป็นตัวแทนความยาวคลื่น MLWIR ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนสองทางแบบมีการวัดซ้ำแสดงในตารางที่ 4.2 พบว่าทุกชุดข้อมูลสามารถจำแนกความแตกต่างของพันธุ์ข้าวได้ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 95 เปอร์เซ็นต์ ($\alpha = 0.05$) โดยชุดข้อมูลที่สามารถจำแนกความแตกต่างได้ดีที่สุดคือ 12 เลขคลื่นตั้งต้น และชุดข้อมูลที่จำแนกความแตกต่างได้น้อยที่สุดคือ เลขคลื่น 3292 2923 และ 2853 cm^{-1}

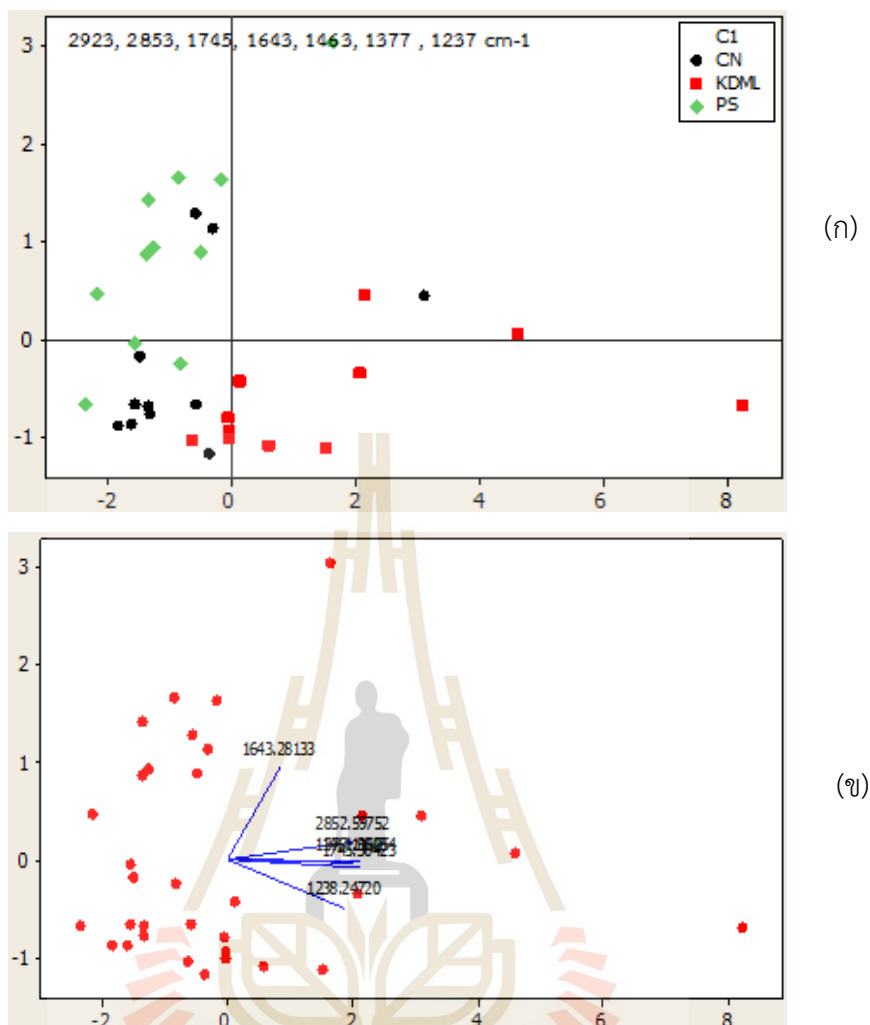
เพื่อให้เห็นภาพของการจำแนกสายพันธุ์ข้าวได้ดียิ่งขึ้นจึงนำชุดข้อมูลดังกล่าวข้างต้นเข้าวิเคราะห์ด้วยหลักการขององค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis) ผลแสดงตามรูปที่ 4.9 ถึง 4.11 เมื่อเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติทั้งสองวิธี (Anova ร่วมกับ PCA) พบว่าข้อมูลที่จำแนกความแตกต่างได้ดีที่สุดคือชุด 12 เลขคลื่นตั้งต้นนั้น มีทิศทางการกระจายตัวขององค์ประกอบ (แสดงในภาพที่ 4.9 (ข)) กว้างกว่าชุดเลขคลื่นอื่น และมีค่ามีค่า $F_{\text{interaction}}$ มากกว่า F_{critical} ที่น้อย ทำให้มีความคาบเกี่ยวของข้อมูลอยู่เล็กน้อย ในขณะที่ชุดวิเคราะห์ 7 เลขคลื่นมีทิศทางการกระจายตัวของแต่ละเลขคลื่นไปในทิศทางใกล้เคียงกัน (รูปที่ 4.10 (ข)) ผลของการแบ่งกลุ่มโดยหลักการขององค์ประกอบหลัก จึงมีการปะปนของตัวอย่างต่างชนิดกันอยู่บ้าง

ตารางที่ 4.2 ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกสองทางแบบวัดซ้ำ (Anova Two factor with Replication) เพื่อบ่งชี้ชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ช่วงคลื่นย่าน SWIR-MWIR เพื่อใช้จำแนกข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ด้วย FTIR spectroscopy-ATR-SPD detector

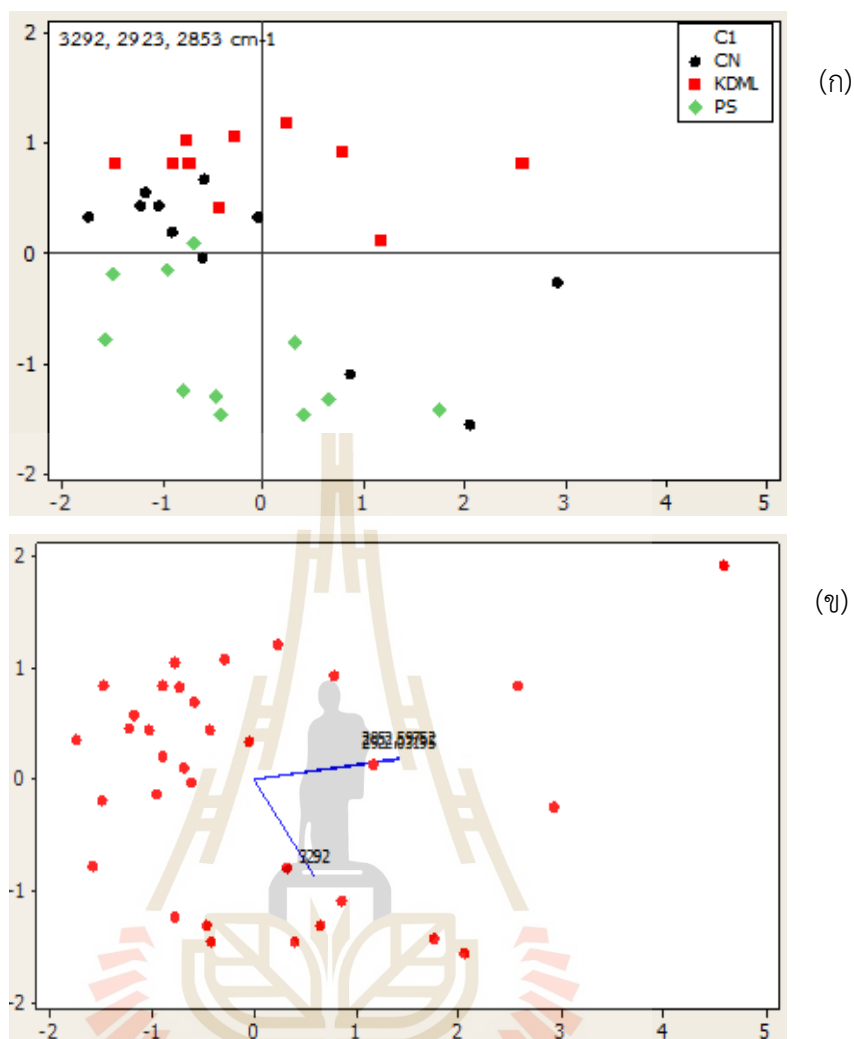
Source of Variation	SS	Df	MS	F	P-value	F crit
1. พื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสาร (with alpha 0.05)						
1.1 ข้าวขาวดอกมะลิ 105 – ข้าวชัยนาท 1 - ข้าวพิษณุโลก 2 (12 wavelength)						
2923 2853 1990 1899 1744 1644 1549 1463 1417 1377 1237 และ 1149 cm ⁻¹						
Rice Variety	0.003334	2	0.001667	26.58668	1.97E-11	3.023093
Wavelength	0.204666	10	0.020467	326.4047	1.7E-164	1.859441
Interaction	0.004171	20	0.000209	<u>3.325625</u>	3.22E-06	<u>1.602478</u>
1.2 ข้าวขาวดอกมะลิ 105 – ข้าวชัยนาท 1 - ข้าวพิษณุโลก 2 (7 wavelength)						
2923 2853 1744 1644 1463 1377 และ 1237 cm ⁻¹						
Rice Variety	0.003362	2	0.001681	16.14246	3.56E-07	3.046148
Wavelength	0.018262	5	0.003652	35.07147	6.01E-25	2.26431
Interaction	0.003336	10	0.000334	<u>3.203586</u>	0.000817	<u>1.883619</u>
1.3 ข้าวขาวดอกมะลิ 105 – ข้าวชัยนาท 1 - ข้าวพิษณุโลก 2 (3 wavelength) 3292 2923 และ 2853 cm ⁻¹						
Rice Variety	0.003199	2	0.001599	4.40485	0.016408	3.150411
Wavelength	0.009886	1	0.009886	27.22891	2.37E-06	4.001191
Interaction	6.29E-05	2	3.14E-05	<u>0.086614</u>	0.917146	<u>3.150411</u>



รูปที่ 4.9 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (ชุดข้อมูล 12 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 , ชัยนาท 1 และ พิษณุโลก 2 ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR –SP detector โดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางของการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น ($P - \text{value} = 1.97\text{E}-11$ ($@\alpha 0.05$) $F_{\text{interaction}} = 3.3256$ $F_{\text{critical}} = 1.6024$)



รูปที่ 4.10 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (ชุดข้อมูล 7 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ,ชัยนาท 1 และ พิษณุโลก 2 ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR –SP detector โดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P - value = 3.56E-07 (@alpha0.05) $F_{\text{interaction}} = 3.2035$ $F_{\text{critical}} = 1.8836$)



รูปที่ 4.11 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (ชุดข้อมูล 3 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105, ชัยนาท 1 และ พิษณุโลก 2 ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR -SP detector โดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางของการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น ($P - value = 0.016$ ($\alpha=0.05$) $F_{intereaction} = 0.0866$ $F_{critical} = 3.1504$)

ทั้งนี้เมื่อพิจารณาผลการวิเคราะห์ PCA ของความยาวคลื่นอัตลักษณ์ ชุดเลขคลื่น 12 เลขคลื่นซึ่งพบว่าสามารถใช้จำแนกแบ่งกลุ่มของพันธุ์ข้าวทั้งสามได้ดีและเพื่อให้เห็นความชัดเจนในการจำแนกกลุ่มยิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงได้ทำการวิเคราะห์ผลทางสถิติเพื่อจำแนกกลุ่มเพิ่มเติมโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์การจำแนกกลุ่มเชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis (LDA)) โดยใช้จำนวนตัวอย่าง 11 ตัวอย่างเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ PCA และใช้ชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ชุดเลขคลื่น 12 เลขคลื่น (2923 2853 1990 1899 1744 1644 1549 1463 1417 1377 1237 และ 1149 cm^{-1}) และวิธี stepwise method โดยเริ่มต้นจากการทำการวิเคราะห์ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระผลที่ได้ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lamda โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ FTIR spectroscopy ATR –SP detector

Tests of Equality of Group Means		
Wavenumber (cm^{-1})	Wilks' Lambda	Sig.
2923	0.870	0.125
2853	0.869	0.121
1990	0.712	0.006
1899	0.748	0.013
1744	0.667	0.002
1644	0.804	0.038
1549	0.548	0.000
1463	0.661	0.002
1417	0.510	0.000
1377	0.580	0.000
1237	0.380	0.000
1149	0.818	0.049

พิจารณาผลการวิเคราะห์ในตารางที่ 4.3 พบว่าค่าตัวแปรอิสระในกรณีนี้คือค่า wavenumber โดยผลจากตารางดังกล่าวพบว่าที่ wavenumber 2923 และ 2853 cm^{-1} มีค่า Sig. มากกว่าระดับ

นัยสำคัญทางสถิติที่กำหนดไว้ที่ 0.05 ซึ่งบ่งชี้ได้ว่าค่าเฉลี่ยของ wavenumber ดังกล่าวของข้าวทั้ง 3 พันธุ์นั้นไม่มีความแตกต่างกัน ดังนั้น wavenumber ดังกล่าวจึงไม่ควรนำมาเป็นตัวแปรในการพิจารณาในการจำแนกกลุ่ม จากผลดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้ทำการวิเคราะห์ผลเพื่อจำแนกกลุ่มโดยตัด wavenumber ดังกล่าวออก โดยการวิเคราะห์ด้วยวิธี stepwise method นั้นเป็นการนำค่าตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมากที่สุดเข้าสู่สมการความถดถอยและทำการทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติ (F-test) หากพบว่าไม่มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติจะถือว่าเป็นการสิ้นสุด แต่หากพบว่ามีนัยสำคัญทางสถิติก็จะทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์อันดับถัดไปเข้าสู่สมการ และทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติเช่นเดียวกับตัวแปรก่อนหน้า กระทำเช่นเดียวกันนี้จนกระทั่งไม่มีตัวแปรอิสระใดที่มีความสัมพันธ์ทางสถิติกับตัวแปรตามถือว่าเป็นอันสิ้นสุด (สุทิน ชนะบุญ, 2017) ซึ่งผลที่ได้พบว่าสามารถวิเคราะห์แล้วเสร็จที่ 4 step ดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ผลการสร้างสมการความถดถอยเพื่อใช้จำแนกกลุ่มด้วยวิธี stepwise method โดยใช้ข้อมูล FTIR spectroscopy ATR –SP detector

Variables in the Analysis				
Step	Wavenumber (cm ⁻¹)	Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	1149	1.000	24.499	0.712
2	1149	0.144	66.113	0.580
	1237	0.144	38.271	0.380
3	1149	0.073	57.126	0.370
	1237	0.051	23.419	0.195
	1463	0.301	6.066	0.104
4	1149	0.064	50.538	0.223
	1237	0.045	24.145	0.131
	1463	0.237	8.064	0.075
	1549	0.301	7.393	0.073

ผลจากตารางที่ 4.4 แสดงให้เห็นว่าสามารถจำแนกกลุ่มของข้าวทั้ง 3 พันธุ์ได้ด้วย wavenumber เพียง 4 wavenumber คือ 1149 1237 1463 และ 1549 cm⁻¹ โดย wavenumber

แรกที่น่าเข้าสู่สมการถดถอยนั้นจะมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามโดยในกรณีนี้คือสมการสำหรับการจำแนกกลุ่มพันธุ์ข้าวมากที่สุด โดยผลการจำแนกถูกแสดงในตารางที่ 4.5 และ รูปที่ 4.12

ตารางที่ 4.5 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัยนาท 1 และ พันธุ์พิษณุโลก 2 (KDML CH1 และ PS2 ตามลำดับ)

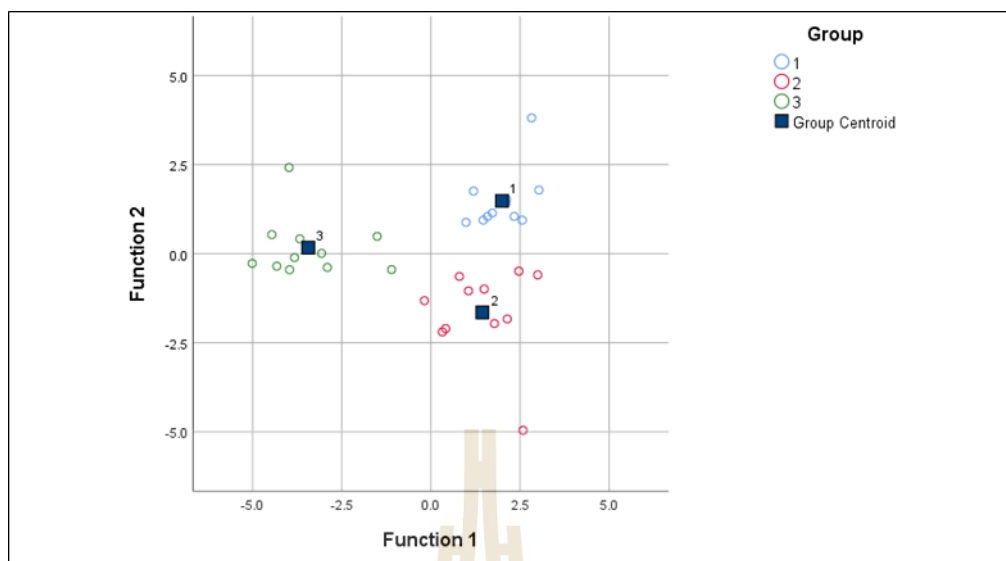
Classification Results ^{a,c}						
		Group	Predicted Group Membership			Total
			KDML	CH1	PS2	
Original	Count	KDML	11	0	0	11
		CH1	0	11	0	11
		PS2	0	0	11	11
	%	KDML	100	0	0	100
		CH1	0	100	0	100
		PS2	0	0	100	100
Cross-validated^b	Count	KDML	11	0	0	11
		CH1	1	10	0	11
		PS2	0	0	11	11
	%	KDML	100	0	0	100
		CH1	9.1	90.9	0	100
		PS2	0	0	100	100

a 100.0% of original grouped cases correctly classified.

b Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

c 97.0% of cross-validated grouped cases correctly classified.

จากผลในตารางที่ 4.5 ผล **Original** หมายถึงการใช้ตัวอย่างข้าว 3 พันธุ์ พันธุ์ละ 11 ตัวอย่างในการสร้างสมการทำนายโดยพบว่าสามารถทำนายเพื่อจำแนกข้าวทั้ง 3 พันธุ์ได้ถูกต้อง 100% สำหรับ Cross Validated นั้นหมายถึงใช้ตัวอย่างข้าว 3 พันธุ์ พันธุ์ละ 10 ตัวอย่างและเหลือพันธุ์ละ 1 ตัวอย่างไว้เพื่อทำนายผลที่ได้พบว่าสามารถทำนายได้ถูกต้อง 97%



รูปที่ 4.12 ผลการจำแนกกลุ่มชาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัชวาท 1 และ พันธุ์พิษณุโลก 2 (กลุ่ม 1 คือ ชาวดอกมะลิ 105 กลุ่ม 2 คือ ชัชวาท 1 และ กลุ่ม 3 คือ พิษณุโลก 2 ตามลำดับ)

จากผลในตารางที่ 4.5 ผล **Original** หมายถึงการใช้ตัวอย่างข้าว 3 พันธุ์ พันธุ์ละ 11 ตัวอย่างในการสร้างสมการทำนายโดยพบว่าสามารถทำนายเพื่อจำแนกข้าวทั้ง 3 พันธุ์ได้ถูกต้อง 100% สำหรับ Cross Validated นั้นหมายถึงใช้ตัวอย่างข้าว 3 พันธุ์ พันธุ์ละ 10 ตัวอย่างและเหลือพันธุ์ละ 1 ตัวอย่างไว้เพื่อทำนายผลที่ได้พบว่าสามารถทำนายได้ถูกต้อง 97%

อย่างไรก็ตามข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ถูกจัดอยู่กลุ่มข้าวที่มีปริมาณอะไมโลสต่ำ ต่างกับข้าวสารพันธุ์ชัชวาท 1 และพิษณุโลก 2 ซึ่งอยู่ในกลุ่มอะไมโลสสูง การศึกษาความแตกต่างที่แม่นยำจึงต้องตีกรอบลงมาที่ตัวอย่างข้าวที่มีปริมาณอะไมโลสอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งจะได้ศึกษาในการวิเคราะห์พื้นผิวภายในเมล็ดด้วย FTIR-microscope-ATR-FPA ในหัวข้อต่อไป

4.4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ข้าวสารพันธุ์ปทุมธานี 1 และข้าวพันธุ์ กข77 ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR-microscope- ATR-FPA

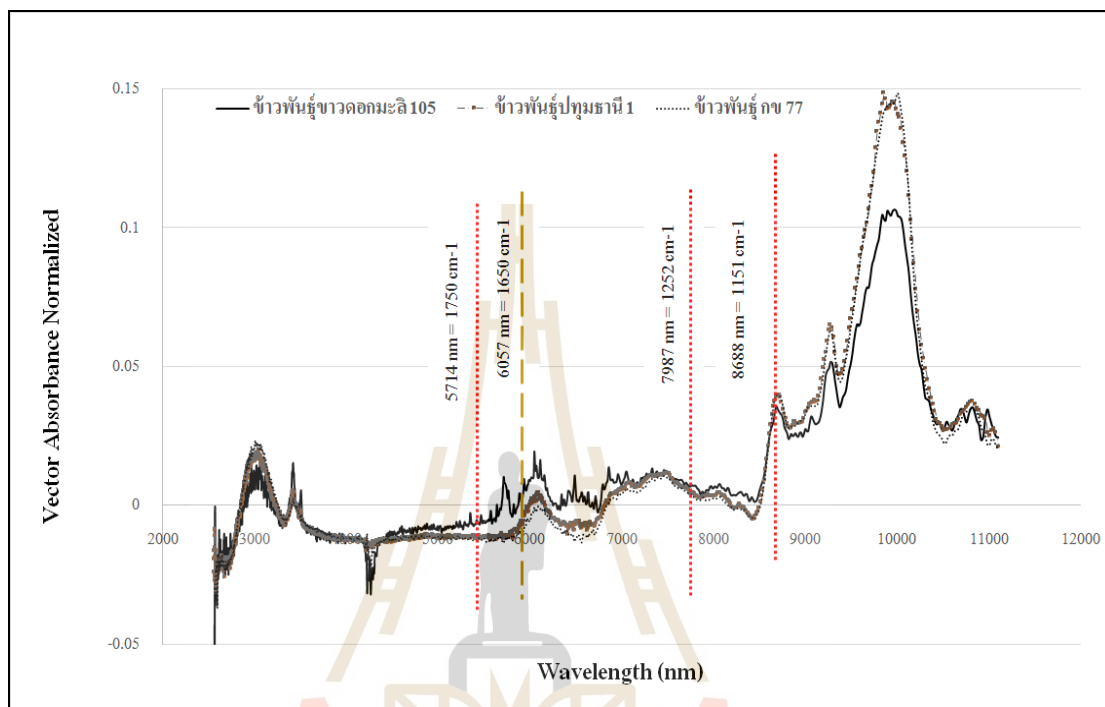
จากผลการทดสอบการวิเคราะห์สเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดระหว่างข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ข้าวสารพันธุ์ปทุมธานี 1 และข้าวพันธุ์ กข77 (ผลเป็นไปดังรูปที่ 4.13) และนำข้อมูลสัญญาณสเปกตรัมการดูดกลืนของเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 และพันธุ์ปทุมธานี 1 มาจำแนกความแตกต่างโดยอาศัยหลักการทางสถิติของการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกสองทางแบบมีการวัดซ้ำ (ANOVA Two Factor with Replication) ร่วมกับ

หลักการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis – PCA) โดยมีความถี่ของการเก็บข้อมูลอยู่ที่พันธู์ละ 48 ตัวอย่าง ให้ผลดังต่อไปนี้

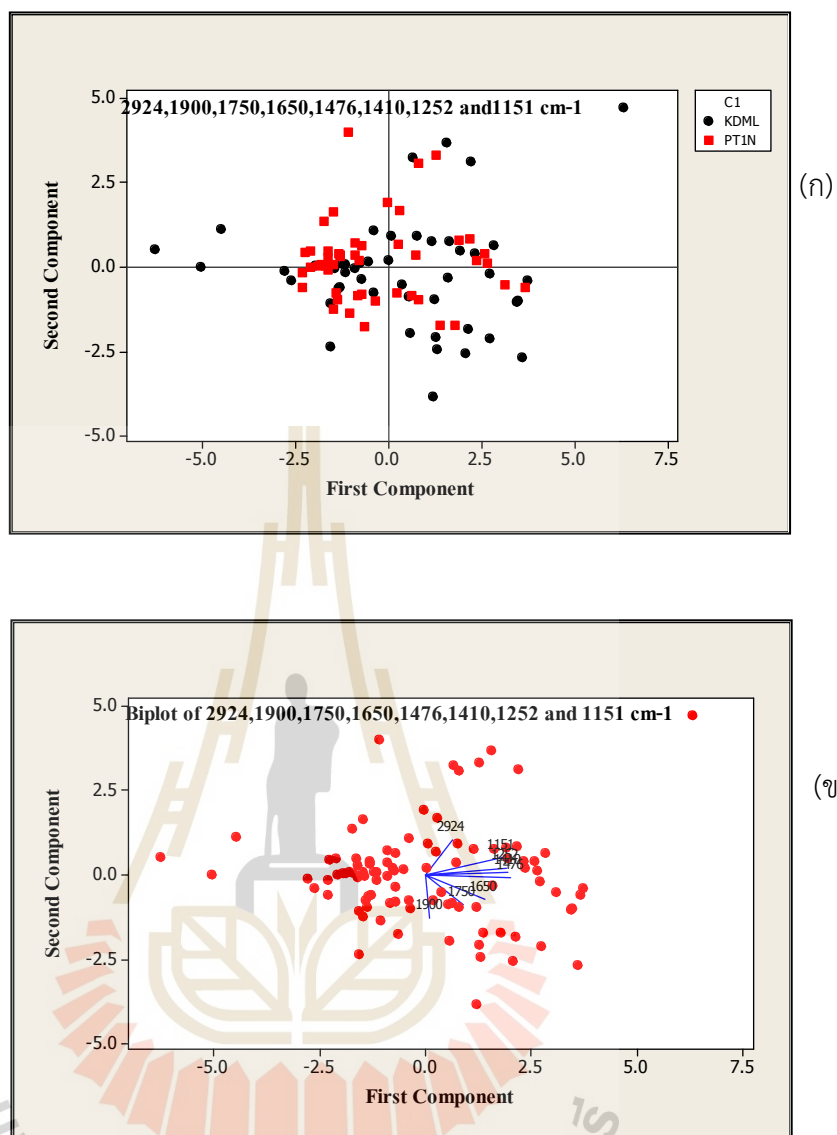
ตัวอย่างข้าวสารพันธู์ขาวดอกมะลิ 105 และพันธู์ปทุมธานี 1 จากข้อมูลเลขคลื่นอัตรลักษณ์ที่ 2924 1900 1750 1650 1560 1476 1410 1252 และ 1151 cm^{-1} (อ้างอิงการทดลองเมื่อนำไปวิเคราะห์ความแปรปรวนสองทางแบบมีการวัดซ้ำพบว่าให้ความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ 95% ($\alpha = 0.05$)) แต่ไม่มีความแตกต่างหรือไม่สามารถแบ่งกลุ่มของพันธู์ข้าวได้เมื่อวิเคราะห์ด้วยองค์ประกอบหลัก (PCA) จากนั้นจึงพิจารณาของกลุ่มของเลขคลื่นที่มีสหสัมพันธ์แตกต่างกันหรือการกระจายของข้อมูลในทิศทางตรงข้าม (รูปที่ 4.14 – 4.16) เพื่อนำมาจำแนกความแตกต่างตามหลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) พบว่าเลขคลื่นอัตรลักษณ์ที่สามารถนำไปจำแนกพันธู์ข้าวได้โดยอาศัยหลักการร่วมของ ANOVA และ PCA คือเลขคลื่นอัตรลักษณ์ 2924, 1900 และ 1750 cm^{-1} โดยในการวิเคราะห์ความแปรปรวนสองทางแบบมีการวัดซ้ำ ให้ความสามารถในการจำแนกที่นัยสำคัญทางสถิติที่ 95% ($\alpha = 0.05$) โดยมี Interaction ระหว่างตัวแปรต้น (พันธู์ข้าว) และตัวแปรตาม (เลขคลื่นอัตรลักษณ์) กล่าวคือทั้งสายพันธู์ข้าวและเลขคลื่นอัตรลักษณ์ส่งผลต่อการจำแนกพันธู์ข้าว เมื่อสังเกตผลการวิเคราะห์พบว่าชุดข้อมูลที่มีค่า Interaction มาก จะส่งผลให้ความแปรปรวนของข้อมูลเมื่อนำเข้าสู่กระบวนการทาง PCA ลดลง

โดยหลักการแล้วการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis, PCA) เป็นการวิเคราะห์ทางสถิติที่นิยมใช้เมื่อชุดข้อมูลนั้นมีการกระจายตัวหรือความแปรปรวนค่อนข้างมาก โดยจะช่วยลดความซ้ำซ้อนหรือมิติของตัวแปรที่หลากหลายลงให้เหลือเพียงองค์ประกอบที่สำคัญที่จะใช้จำแนกความแตกต่างของกลุ่มข้อมูลได้ ในขณะที่การวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ใช้เมื่อต้องการบ่งชี้ว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันหรือไม่ ดังนั้นหากตัวแปรที่วิเคราะห์ด้วย ANOVA แล้วพบว่ามีความแตกต่างกันจึงมีความเป็นไปได้ที่จะสามารถจำแนกกลุ่มของตัวแปรนั้นได้ด้วยการวิเคราะห์ PCA ขึ้นกับเงื่อนไข ในกรณีนี้เมื่อเปรียบเทียบผลวิเคราะห์ ANOVA และผล PCA ชุดข้อมูล 9 4 และ 3 เลขคลื่นตามลำดับจะเห็นได้ว่า ทุกชุดข้อมูลสามารถสามารถจำแนกความแตกต่างของข้าวพันธู์ขาวดอกมะลิ 105 และพันธู์ปทุมธานี 1 ได้ในระดับนัยสำคัญ 95% ($\alpha = 0.05$) แต่ชุดข้อมูล 9 และ 4 เลขคลื่นนั้นไม่สามารถจัดกลุ่มได้โดย PCA ซึ่งจากตารางพบว่าชุดข้อมูล 9 และ 4 เลขคลื่น มีค่า F-value ของปฏิสัมพันธ์ (Interaction) น้อย ($F_{\text{interaction}} < F_{\text{critical}}$) จึงมีความเป็นไปได้ว่า ค่าปฏิสัมพันธ์ (Interaction) เป็นตัวแปรสำคัญที่ทำให้การวิเคราะห์โดยใช้หลักการร่วมเป็นไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่อย่างไรก็ตามจากผลการวิเคราะห์ ANOVA ที่ยืนยันว่าสามารถจำแนกความแตกต่างของข้าวพันธู์ขาวดอกมะลิ 105 และพันธู์ปทุมธานี 1 ได้ในระดับนัยสำคัญ 95% ($\alpha = 0.05$) ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อจำแนกประเภทด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ Linear Discriminant Analysis (LDA) ดังเช่นที่ได้วิเคราะห์กับผลของ FTIR spectroscopy-ATR-SPD โดยนำข้อมูลเลขคลื่นอัตรลักษณ์ทั้ง 9 เลขคลื่นมาทำการวิเคราะห์ใช้

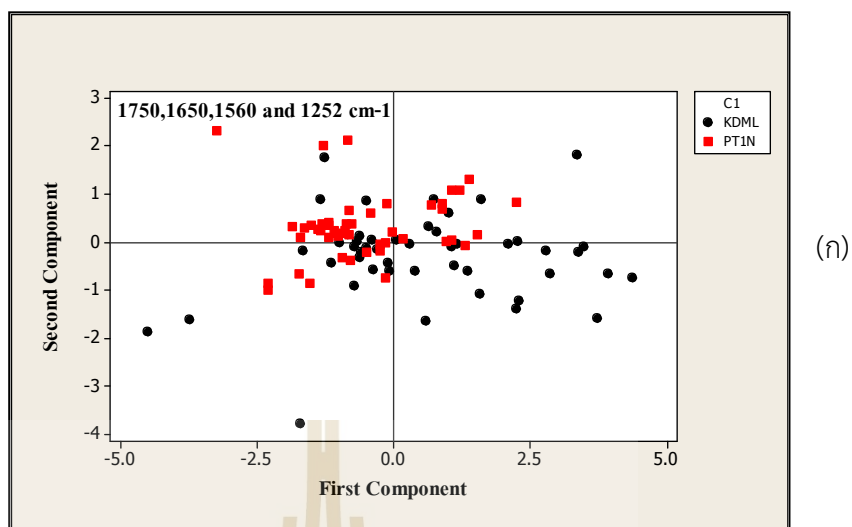
ตัวอย่างข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จำนวน 48 ตัวอย่าง ข้าวพันธุ์ปทุมธานี 1 จำนวน 48 ตัวอย่าง และข้าวพันธุ์ กข77 จำนวน 63 ตัวอย่างในการวิเคราะห์ ผลวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ของตัวแปรอิสระถูกแสดงในตารางที่ 4.6



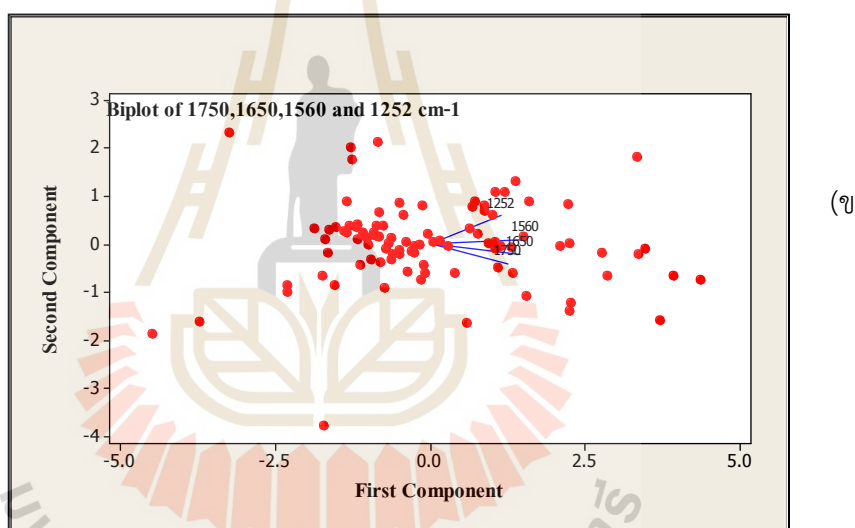
รูปที่ 4.13 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนแสงของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 และพันธุ์ กข 77 ช่วงคลื่นแสงย่าน IR วัดด้วย FTIR- microscope - ATR - FPA Detector



รูปที่ 4.14 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (ชุดข้อมูล 9 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 และ พันธุ์ปทุมธานี 1 ด้วยหลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางของการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น ($P - \text{value} = 0.02$ ($\alpha=0.05$) $F_{\text{interaction}} = 0.6520$ $F_{\text{critical}} = 1.9493$)

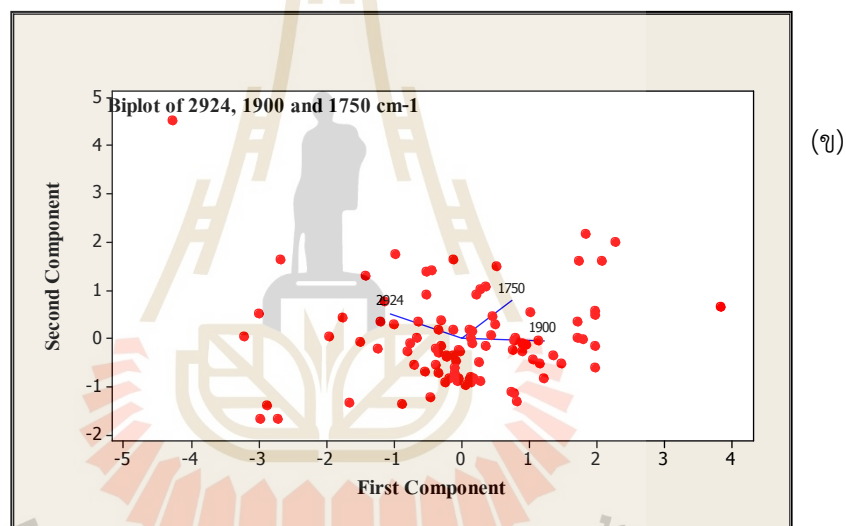
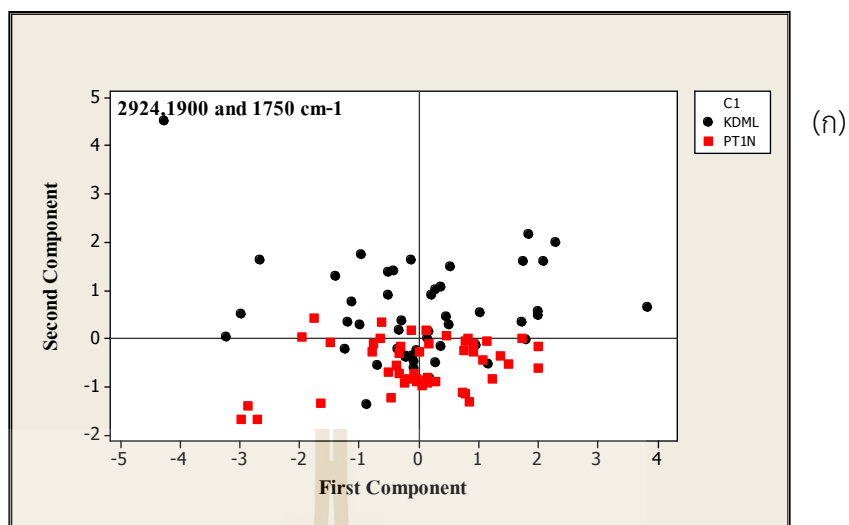


(ก)



(ข)

รูปที่ 4.15 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอิตรลักษณ์ (ชุดข้อมูล 4 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 และพันธุ์ปทุมธานี 1 (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทาง การกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น ($P - \text{value} = 0.01$ (@alpha0.05) $F_{\text{interaction}} = 0.7386$ $F_{\text{critical}} = 3.0277$)



รูปที่ 4.16 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (ชุดข้อมูล 3 เลขคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 และ พันธุ์ปทุมธานี 1 (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P – value = 2.66E-05 (@alpha0.05) Fintereaction = 22.6608 Fcritical = 3.8913)

ตารางที่ 4.6 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้ สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lamda โดยใช้ข้อมูล FTIR- microscope - ATR - FPA Detector

Tests of Equality of Group Means		
Wavenumber (cm ⁻¹)	Wilks' Lambda	Sig.
2924	0.957	0.031
1900	0.994	0.033
1750	0.708	0.000
1650	0.914	0.001
1560	0.742	0.000
1476	0.944	0.011
1410	0.992	0.028
1252	0.994	0.033
1151	0.996	0.749

พิจารณาผลการวิเคราะห์ในตารางที่ 4.6 พบว่าค่าตัวแปรอิสระมีค่า Sig. น้อยกว่าค่าระดับนัยสำคัญทางสถิติที่กำหนดไว้ที่ 0.05 ดังนั้นแสดงว่าค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระทุกตัวของข้าวทั้ง 3 พันธุ์มีค่าแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ $\alpha = 0.05$ ดังนั้นจึงสามารถนำตัวอิสระทุกตัวมาวิเคราะห์เพื่อใช้จำแนกกลุ่มได้ โดยผู้วิจัยได้เลือกใช้ตัวแปรอิสระทุกตัวในการวิเคราะห์โดยการวิธี stepwise method เช่นเดียวกับการวิเคราะห์ผลของ FTIR spectroscopy-ATR-SPD ผลที่ได้ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.7 ถึง 4.8 และรูปที่ 4.17

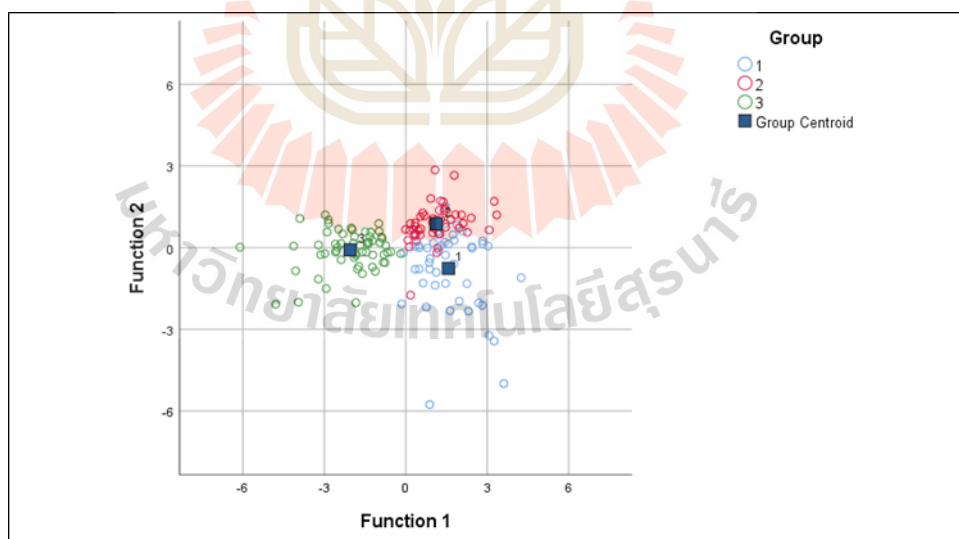
ตารางที่ 4.7 ผลการสร้างสมการความถดถอยเพื่อใช้จำแนกกลุ่มด้วยวิธี stepwise method โดยใช้ข้อมูล FTIR- microscope - ATR -FPA Detector

Variables in the Analysis				
Step		Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	1750	1.000	32.216	
2	1750	0.816	17.472	0.742
	1560	0.816	13.041	0.708
3	1750	0.812	14.495	0.425
	1560	0.253	69.759	0.682
	1252	0.276	53.435	0.606
4	1750	0.740	14.089	0.306
	1560	0.171	118.118	0.657
	1252	0.258	60.474	0.463
	1650	0.418	29.394	0.358
5	1750	0.515	30.597	0.294
	1560	0.166	121.972	0.546
	1252	0.233	70.775	0.405
	1650	0.417	27.511	0.286
	1900	0.581	17.649	0.258
6	1750	0.467	29.521	0.275
	1560	0.159	129.593	0.537
	1252	0.108	47.004	0.320
	1650	0.316	33.440	0.285
	1900	0.500	13.752	0.233
	1151	0.164	4.637	0.210

ตารางที่ 4.7 ผลการสร้างสมการความถดถอยเพื่อใช้จำแนกกลุ่มด้วยวิธี stepwise method โดยใช้ข้อมูล FTIR- microscope - ATR -FPA Detector (ต่อ)

Step		Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
7	1750	0.465	29.917	0.257
	1560	0.093	100.888	0.430
	1252	0.093	19.834	0.232
	1650	0.298	38.327	0.277
	1900	0.498	13.897	0.217
	1151	0.059	10.415	0.209
	1410	0.028	5.732	0.198

ผลจากตารางที่ 4.7 แสดงให้เห็นว่าสามารถจำแนกกลุ่มของข้าวทั้ง 3 พันธุ์ได้ด้วย wavenumber จำนวน 7 wavenumber จาก 9 wavenumber คือ 1750 1560 1252 1650 1900 1151 และ 1410 cm^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.17 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 และ พันธุ์ข77 (กลุ่ม 1 คือ ข้าวดอกมะลิ 105 กลุ่ม 2 คือ ปทุมธานี1 และ กลุ่ม 3 คือ พันธุ์ข77 ตามลำดับ)

ตารางที่ 4.8 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 และ พันธุ์กข77 (KDML PT1 และ RD77 ตามลำดับ)

Classification Results ^{a,c}						
		Group	Predicted Group Membership			Total
			KDML	PT1	RD77	
Original		KDML	30	18	0	48
		PT1	3	45	0	48
		RD77	0	1	62	63
	%	KDML	62.5	37.5	0.0	100.0
		PT1	6.3	93.8	0.0	100.0
		RD77	0.0	1.6	98.4	100.0
Cross-validated ^b	Count	KDML	29	19	0	48
		PT1	4	44	0	48
		RD77	0	1	62	63
	%	KDML	60.4	39.6	0.0	100.0
		PT1	8.3	91.7	0.0	100.0
		RD77	0.0	1.6	98.4	100.0

a, 86.2% of original grouped cases correctly classified.

b, Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.c,84.9% of cross-validated grouped cases correctly classified.

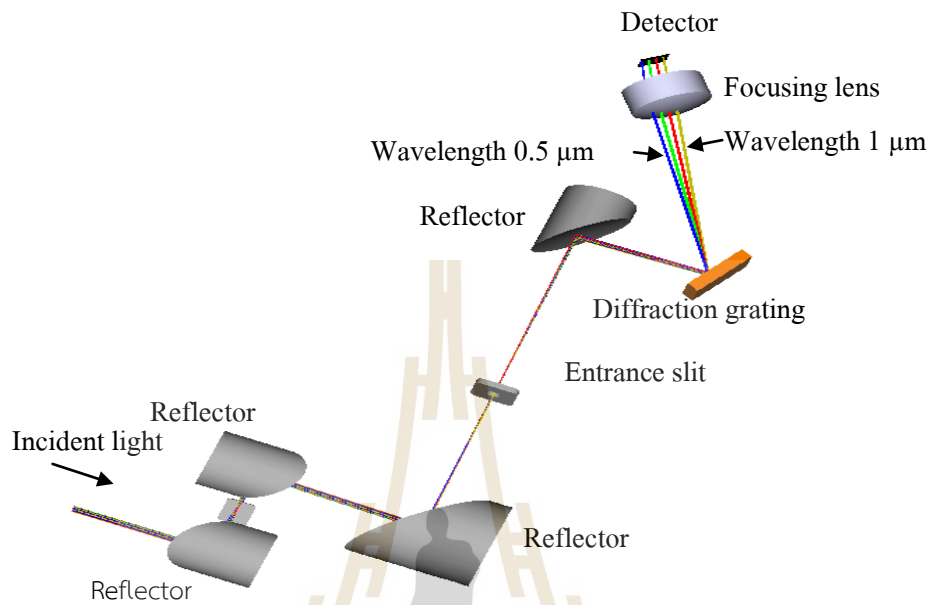
จากผลในตารางที่ 4.8 ผลวิเคราะห์แบบ **Original** สามารถทำนายเพื่อจำแนกข้าวทั้ง 3 พันธุ์ ได้ถูกต้อง 86.2% สำหรับ **Cross Validated** สามารถทำนายได้ถูกต้อง 84.9% และจากรูปที่ 4.17 จะเห็นได้ว่าข้าวทั้ง 3 พันธุ์นั้นมีการแยกกลุ่มกันอย่างชัดเจนมีเพียงบางส่วนของข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 และข้าวพันธุ์ปทุมธานี 1 ที่ไม่สามารถแยกออกจากกันได้ แต่สำหรับข้าวพันธุ์ กข77 นั้นพบว่าสามารถแยกออกจากข้าวอีก 2 พันธุ์ได้อย่างชัดเจน

4.5 การพัฒนาและสร้างเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์จำแนกข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวชนิดอื่น

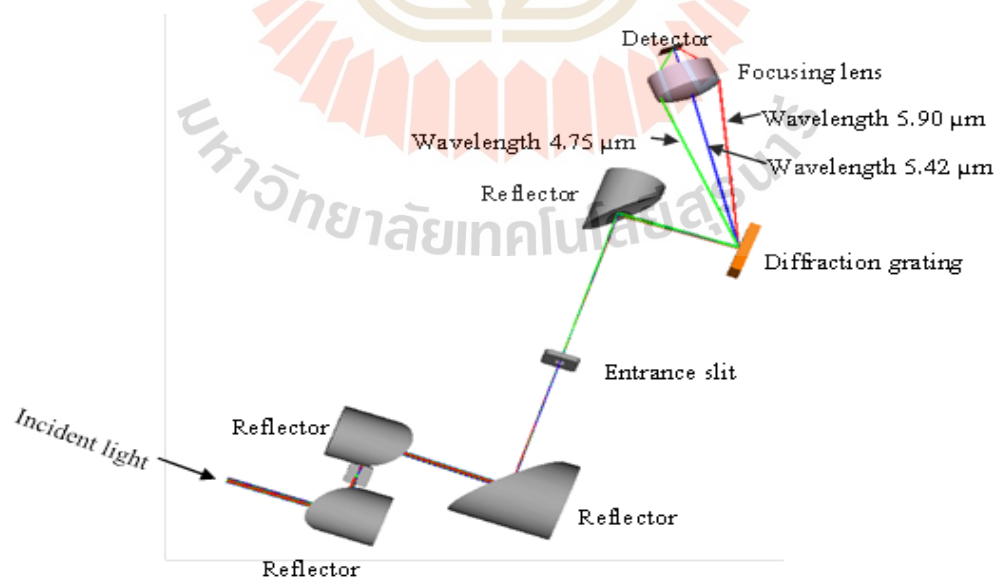
การออกแบบระบบลำเลียงแสงและอุปกรณ์ทั้งหมดที่ใช้ในเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph ของโครงการวิจัยนี้ได้กำหนดให้ใช้อุปกรณ์ทางแสงที่มีการจำหน่ายในเชิงพาณิชย์ เพื่อให้สามารถได้ผลสำเร็จของการดำเนินงานวิจัยมากที่สุดภายใต้ข้อจำกัดของงบประมาณที่ได้เสนอไว้ รายละเอียดโดยสังเขปของระบบลำเลียงแสงที่แสดงไว้ในรูปที่ 4.16 และ 4.17 ได้แก่ การรวมแสงจากแหล่งกำเนิดแสงให้ตกกระทบบนตัวอย่างเมล็ดข้าว (collimation of incident light) โดยใช้กระจกโค้งแบบ off axis parabola 90° (OAP-90°, ϕ 50.8 mm, RFL 101.6 mm) ทำมุมราว 30 องศากับแกนตั้งฉากของแท่นวางตัวอย่าง แสงสะท้อนจากตัวอย่างถูกรวมด้วยกระจกโค้ง OAP-90° (ϕ 50.8 mm, RFL 101.6 mm) และโฟกัสใหม่ด้วยกระจกโค้ง OAP-90° (ϕ 76.2 mm RFL 152.4 mm) ขนาดลำแสงสะท้อนที่โฟกัสแล้วได้รับการลดขนาดลำแสงให้แคบขึ้นด้วย slit และปรับโฟกัสลำแสงใหม่อีกครั้งด้วยกระจกโค้ง OAP-90° (ϕ 25.4 mm, RFL 152.4 mm) ก่อนลำแสงเข้าสู่ ruled diffraction grating (150 lines/mm, 10.6 μ m) และลำแสงเข้าสู่ FPA-detectors (VIS-SWIR: PCO sensicam, 1376 x 1040 pixels และ MLWIR: MICROXCAM-384i, 384 x 288 pixels)

ผลการจำลองเส้นทางลำเลียงแสงหักเหของการออกแบบระบบทางแสงของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph พบว่าในกรณีของ FPA-detector แสงย่าน VIS-SWIR (500-1200 nm) ลำแสงหักเหจากแสงสะท้อนตั้งแต่ความยาวคลื่น 0.5-1 μ m หรือเท่ากับช่วงกว้าง 500 nm สามารถลำแสงเข้าสู่เซนเซอร์ของ FPA-detector ย่าน VIS-SWIR ได้ทุกความยาวคลื่นดัง ray tracing ที่แสดงไว้ในรูปที่ 4.18 ในกรณีของการจำลองการรวมแสงสะท้อนย่าน MLWIR เข้าเซนเซอร์ของ FPA-detector แสงย่าน MLWIR ด้วยช่วงกว้างมากของความยาวคลื่นอินฟราเรดที่กำหนดไว้ถึง 8 μ m และข้อจำกัดของอุปกรณ์ลำเลียงแสงและหักเหทางแสงที่ไม่สามารถรวมแสงและหักเหแสงอินฟราเรดช่วงกว้างมากได้ในคราวเดียวกันโดยไม่อาจเลี่ยงความเบลอของลำแสงได้ (aberration effect) การทดสอบจึงกำหนดขอบเขตของการจำลองด้วยแสงที่ความยาวคลื่น 4.75 – 5.9 μ m ซึ่งเป็นความยาวคลื่นหลักที่บ่งชี้อัตลักษณ์ของข้าวขาวดอกมะลิ 105 ผลการทดสอบการรวมแสงหักเหโดยการหมุน grating ให้มีมุมตกกระทบบเท่ากับ 1 องศา พบว่าอุปกรณ์ของระบบลำเลียงแสงสามารถนำแสงหักเหเข้าสู่ตำแหน่งคงที่ของ FPA-detector แสงย่าน MLWIR ในช่วงความยาวคลื่นอินฟราเรดดังกล่าวได้ทั้งหมดดังรูปที่ 4.19 นอกจากนี้การจำลองการหมุน ruled diffraction grating ด้วยมุมที่กว้างขึ้นเทียบกับ grating normal axis ยังพบว่าผลการออกแบบทางแสงสามารถลำเลียงแสงหักเหที่ความยาวคลื่นอินฟราเรดที่สั้นลงซึ่งแปรผกผันกับมุม grating ได้จนถึงความยาวคลื่นที่ 3

μm อันเป็นค่าตรวจจับสัญญาณแสงได้น้อยสุดของกล้องไมโครบอโรมิเตอร์ (MICROXCAM-384i, MLWIR 3-14 μm) ผลการทดสอบแสดงไว้ในตารางที่ 4.5



รูปที่ 4.18 ผลการออกแบบและจำลอง ray tracing ของระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข่าวสารในย่านคลื่น VIS-NI

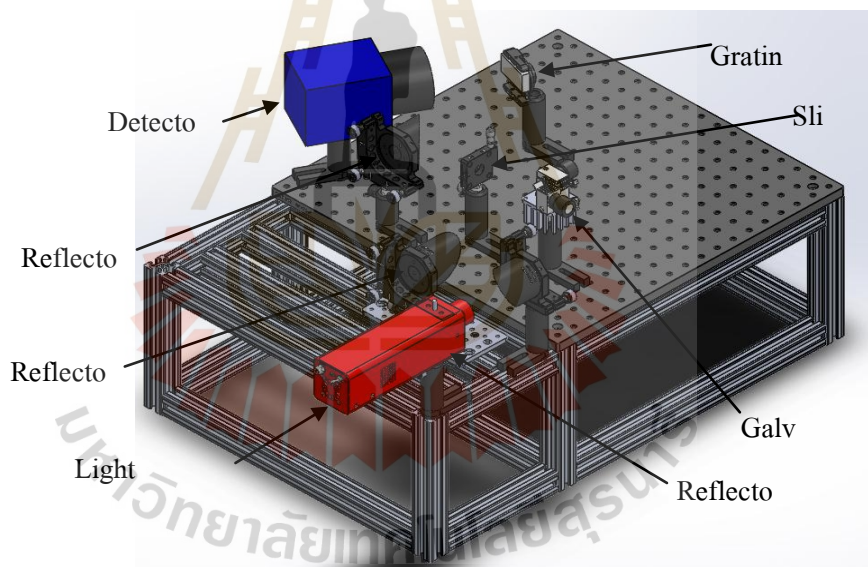


รูปที่ 4.19 ผลการออกแบบและจำลอง ray tracing ของระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข่าวสารในย่านคลื่น MLWIR

ตารางที่ 4.9 ผลการจำลองการปรับมุมตกระทาบ grating และความยาวคลื่นที่เข้าสู่ FPA-detector แสงย่าน MLWIR

มุมตกระทาบ (องศา)	ช่วงความยาวคลื่นที่เข้าสู่ detector (μm)
3	4.35 – 5.55
5	4.05 – 5.25
8	3.38 – 4.25
10	3.00 – 4.42

เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph เพื่อใช้เก็บค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวตัวอย่างเมล็ดข้าวสาร ที่ได้จากการการออกแบบระบบทางแสงดังที่กล่าวไว้มีภาพการจัดเรียงอุปกรณ์หลักยกเว้นระบบประมวลผลภาพเป็นดังที่ปรากฏในรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 ภาพร่างแบบการติดตั้งอุปกรณ์หลักของระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสาร

4.6 ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph

4.6.1 ผลการคำนวณค่าความละเอียดในการแยกสัญญาณสเปกตรัมของเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph

เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้ตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมคาร์ีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างข้าวสารครอบคลุมทั้งย่าน VIS และ MLWIR

โดยค่า spectral resolution ของระบบที่ประมาณได้จากสมการที่ 4.4 โดยค่าพารามิเตอร์หลักที่ใช้คำนวณและผลการคำนวณค่า spectral resolution แสดงไว้ในตารางที่ 4.10

$$\delta\lambda = \frac{RF \times \Delta\lambda \times W_s}{n \times W_p} \quad (4.4)$$

โดยที่

$\delta\lambda$ = spectral resolution

RF = resolution factor

$\Delta\lambda$ = grating spectral range

W_s = slit width

W_p = pixel width

n = number of pixels

ตารางที่ 4.10 ค่าพารามิเตอร์สำหรับคำนวณและผลการคำนวณค่า spectral resolution

Camera	Grating spectral range ($\Delta\lambda$)	Number of pixel (n)	Slit width (W_s) [μm]	Pixel width (W_p) [μm]	Resolution factor (RF)	Spectral resolution ($\delta\lambda$) [nm]	Diffraction limit spectral resolution (R) for $m = 1$ [μm]
PCO sensicam	700	1376	400	6.45	1	31.55	25
Microxcam	6700	384	1000	35	0.4	199.40	5

จากตารางที่ 4.10 พบว่าค่า diffraction limit spectral resolution นั้นมีค่าน้อยกว่าค่า slit width บ่งชี้ได้ว่าค่า spectral resolution ถูกกำหนดด้วยความกว้างของ slit ค่า spectral resolution สำหรับย่านแสงขาวที่กว้างถึงราว 32 nm เป็นผลของชนิดของเกรตติงที่เหมาะสมกับย่านคลื่นอินฟราเรดซึ่งมีจำนวน rule เพียง 150 lines/mm การเปลี่ยนชนิดของเกรตติงย่อมมีผลให้ค่า spectral resolution เพิ่มขึ้นได้ ส่วนกรณีของย่านอินฟราเรดค่า spectral resolution ในช่วงราว 100 - 200 nm ถือได้ว่าอยู่ในช่วงปกติของเครื่อง infrared spectrograph ที่ใช้หลักการแยกคลื่น

หักเหด้วย ruled diffraction grating ซึ่งเป็นข้อจำกัดของความยาวคลื่นที่ยาวมากเมื่อเทียบกับแสงในย่าน VIS-SWIR นอกจากนี้ผลของค่า spectral resolution ของเครื่องต้นแบบในย่าน MLWIR มีประสิทธิภาพเพียงพอในการแยกค่าสเปกตรัมอัตลักษณ์ของเมล็ดข้าวสารซึ่งมีความกว้างของความยาวคลื่นอัตลักษณ์ในช่วง MLWIR สูงถึง 1 μm แม้ว่าจะตรวจวิเคราะห์ด้วยเครื่อง FTIR - microscope-ATR-FPA

4.6.2 ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph และการวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวในช่วงคลื่นแสงย่าน VIS

ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph ในการตรวจวิเคราะห์สเปกตรัมค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างเมล็ดข้าวสารครอบคลุมความยาวคลื่น 500 - 8000 nm กำหนดอัลกอริทึมของการทดสอบโดยใช้ความยาวคลื่นอัตลักษณ์ของข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ในการจำแนกความแตกต่างของพันธุ์ข้าวตัวอย่างอีกสองพันธุ์คือ พันธุ์ข้าวชัยนาท 1 และพันธุ์ข้าวพิษณุโลก 2 เป็นเบื้องต้น ทั้งในรูปแบบการตรวจวิเคราะห์ผิวภายนอกและภายในเมล็ดข้าว นอกจากนี้ยังประเมินผลการทำงานของเครื่องในเรื่องผลของตำแหน่งเมล็ดข้าวที่มีต่อค่าสเปกตรัมค่ารีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างเมล็ดข้าวสารเพื่อประโยชน์ในการใช้เป็นข้อมูลสำหรับรองรับการสร้างอัลกอริทึมของการตรวจวิเคราะห์พันธุ์ข้าวให้กับพื้นที่ตัวอย่างขนาดใหญ่ ผลการวิจัยแบ่งหัวข้อย่อยออกเป็นสองช่วงความยาวคลื่นขึ้นกับพิสัยการตรวจจับสัญญาณของ detectors และค่าความเข้มของสัญญาณที่เป็นข้อจำกัดของระบบลำเลียงแสงที่สร้างขึ้น คือ ย่าน VIS-NIR (500-1200 nm จำนวนการวัด 20 ซ้ำ ต่อตัวอย่าง 1 พันธุ์) และ MLWIR (3000-14000 nm จำนวนการวัด 10 ซ้ำ ต่อ 1 พันธุ์) ตามย่านความยาวคลื่นดังนี้

4.6.2.1 การวิเคราะห์ผลกระทบของตำแหน่งพื้นผิวเมล็ดข้าวสารที่มีผลต่อการระบุค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวในการจำแนกข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR

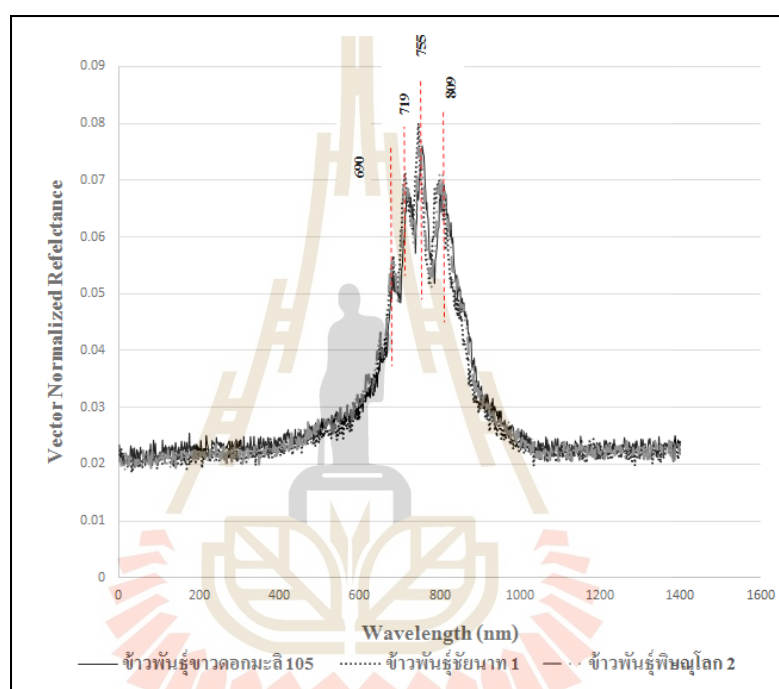
การวิเคราะห์ตำแหน่งของเมล็ดข้าวที่ส่งผลกระทบต่อค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ โดยใช้ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวประจำความยาวคลื่นของอันดับการหักเหที่ 1 (1^{st} Order of Diffraction, $m=1$) ที่ความยาวคลื่นอัตลักษณ์ 690 718 755 และ 809 nm ตำแหน่งการวิเคราะห์คือส่วนบน ส่วนกลาง และส่วนล่างของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าว จากผลการวิเคราะห์ทางสถิติ บริเวณที่แตกต่างกันของเมล็ดข้าวภายในพันธุ์เดียวกันแต่แตกต่างตำแหน่งไม่ส่งผลให้เกิดความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญที่ ระดับ $\alpha = 0.05$ โดยข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 และพิษณุโลก 2 ผลการวิเคราะห์พบว่าค่า P-value เป็น 0.37 และพันธุ์ข้าวชัยนาท 1 มีค่า P-value อยู่ที่ 0.13 คือความแตกต่างของบริเวณที่วิเคราะห์มีนัยสำคัญที่ต่ำกว่า 63 เปอร์เซ็นต์ ในทางสถิติเมื่อวิเคราะห์โดยกำหนดค่านัยสำคัญ (α) เมื่อค่า P-value มีค่ามากกว่า α จะถือว่าข้อมูลนั้นไม่มี

ความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ดังนั้นในการวิเคราะห์เพื่อจำแนกผลของตำแหน่งพื้นผิวเมล็ดข้าวสารที่มีต่อการวัด เมื่อกำหนดค่านัยสำคัญที่ระดับ $\alpha = 0.05 - 0.1$ จึงกล่าวได้ว่าผลวิเคราะห์นี้ไม่เป็นไปตามสมมติฐานหลักที่ว่าตำแหน่งที่แตกต่างกันส่งผลต่อการวิเคราะห์ และยอมรับสมมติฐานรองคือบริเวณที่แตกต่างกันของข้าวสายพันธุ์เดียวกันไม่ส่งผลต่อการวิเคราะห์ ดังนั้นในการทดลองการจำแนกความแตกต่างกันของข้าวทั้งสามพันธุ์จึงสามารถใช้ค่าเฉลี่ยของเมล็ดข้าวต่างเมล็ดกันในพันธุ์เดียวกัน และ/หรือ ค่าเฉลี่ยของเมล็ดข้าวพันธุ์เดียวกันแต่คนละตำแหน่งได้โดยไม่มีความแปรปรวนของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ในข้าวพันธุ์เดียวกัน

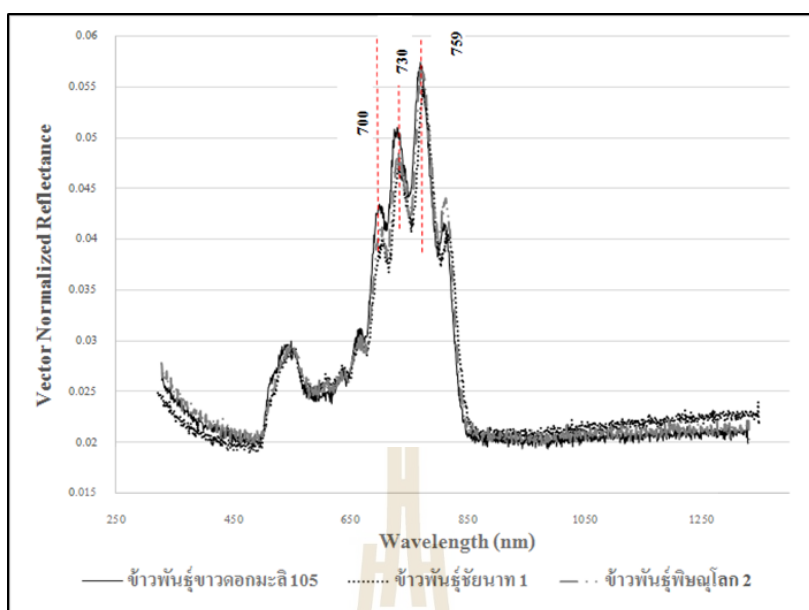
4.6.2.2 ผลการเปรียบเทียบการหาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR ที่อันดับการหักเหที่ 1 (1st Order of Diffraction) และอันดับการหักเหที่ 2 (2nd Order of Diffraction)

เนื่องจากเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ในการตรวจวิเคราะห์สเปกตรัมคาร์รีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวจากตัวอย่างเมล็ดข้าวสาร สามารถตรวจจับสัญญาณหักเหแสงย่าน VIS-NIR ที่อันดับการหักเหตั้งแต่อันดับการหักเหที่ 1 ถึงที่ 6 โดยความเข้มของสัญญาณจะลดลงตามอันดับยกเว้นที่อันดับการหักเหอันดับที่ 2 ซึ่งให้ความคมชัดของสัญญาณสูงของแต่ละความยาวคลื่นสูงกว่าอันดับที่ 1 การทดสอบในส่วนนี้จึงเปรียบเทียบผลของสเปกตรัมคาร์รีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในสำหรับอันดับการหักเหที่ 1 กับที่ 2 ดังแสดงไว้ในรูปที่ 4.21 และ 4.22 ตามลำดับต่อความสามารถในการจำแนกพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 ออกจากอีกสองพันธุ์ข้าว ผลการวิเคราะห์ทางสถิติแบบวิธีวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทางเมื่อไม่มีการวัดซ้ำสำหรับตัวแปรพันธุ์ข้าว (Two-way Analysis of Variance without Replication) เพื่อบ่งชี้ความแตกต่างของพันธุ์ข้าวที่มีนัยสำคัญทางสถิติ โดยใช้ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวประจำความยาวคลื่นที่อันดับการหักเหที่ 2 (2st Order) เมื่อตรวจวัดค่าความเข้มของสัญญาณค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานที่พื้นผิวภายในเมล็ดข้าว ด้วยระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว พบความยาวคลื่นที่ปรากฏคะแนนทั้งหมด 3 ความยาวคลื่น คือ 700 730 และ 769 nm สามารถใช้เป็นชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ในการจำแนกพันธุ์ข้าวได้ เปรียบเทียบข้าวทั้งสามพันธุ์ คือ พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กับพันธุ์ข้าวชัยนาท 1 และพันธุ์ข้าวพิษณุโลก 2 มีความแตกต่างกันโดยรวมที่ระดับความเชื่อมั่น 95% โดยเมื่อแยกวิเคราะห์การจำแนกข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ออกจากข้าวแต่ละชนิดพบว่า พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กับพันธุ์ข้าวชัยนาท 1 มีความแตกต่างกันที่ระดับความเชื่อมั่น 95% และข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กับพันธุ์ข้าวพิษณุโลก 2 มีความแตกต่างที่ระดับความเชื่อมั่น 95% เช่นเดียวกัน เมื่อเปรียบเทียบข้อมูลของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานประจำความยาวคลื่นที่ใช้เพื่อจำแนกสายพันธุ์ข้าวโดยใช้พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสาร พบว่า ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ประจำความ

ยาวคลื่นที่อันดับการหักเหที่ 1 และที่ 2 มีรูปแบบของสัญญาณที่คล้ายคลึงกัน โดยมีค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์อัตรลักษณ์ที่แตกต่างกันเล็กน้อย และค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ประจำความยาวคลื่นที่การวิเคราะห์ที่อันดับการหักเหที่ 1 มีความสามารถในการจำแนกความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าวได้ต่ำที่สุด ที่ความสัมพันธ์ระหว่างพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 และพิษณุโลก 2 ที่ค่า $\alpha = 0.25$ ดังนั้นการวิเคราะห์ผลความแตกต่างระหว่างสายพันธุ์ข้าวโดยใช้อันดับการหักเหที่ 2 (2nd Order of Diffraction) จึงให้ประสิทธิภาพการในจำแนกพันธุ์ข้าวทั้งสามพันธุ์ออกจากกันได้ดีกว่าอันดับการหักเหที่ 1



รูปที่ 4.21 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR ที่อันดับการหักเหที่ 1

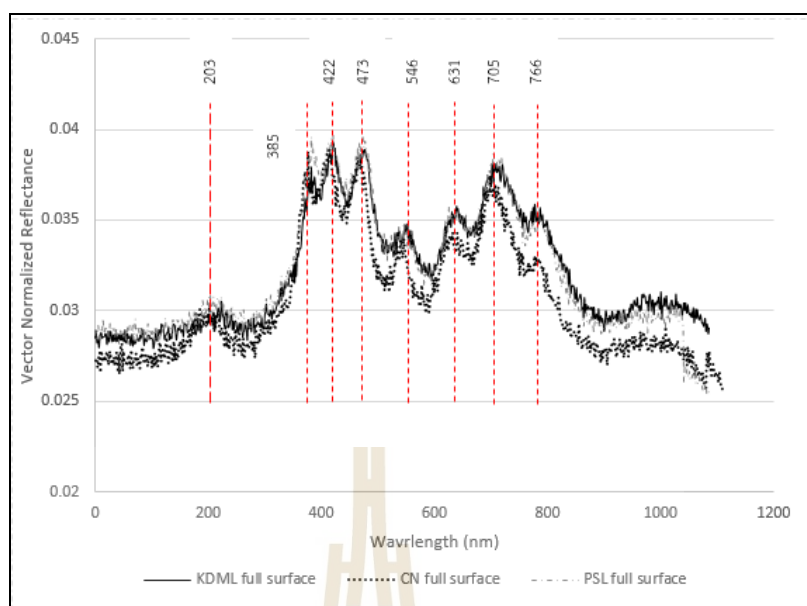


รูปที่ 4.22 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR อันดับการหักเหที่ 2

4.6.2.3 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดและภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 และข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR ด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

ผลของพื้นผิวเมล็ดข้าวที่มีผลต่อค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ที่ใช้ในการจำแนกพันธุ์ข้าว เมื่อวิเคราะห์ทางสถิติเมื่อไม่มีการวัดซ้ำ เปรียบเทียบระหว่างพื้นผิวภายในเมล็ดข้าว (ข้าวที่ผ่านการตัดผิว) และพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าว (ข้าวเต็มเมล็ด) โดยใช้ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์อัตลักษณ์ที่อันดับการหักเหที่ 2 (2^{nd} Order of Diffraction) เป็นดังภาพที่แสดงไว้ในรูปที่ 4.23

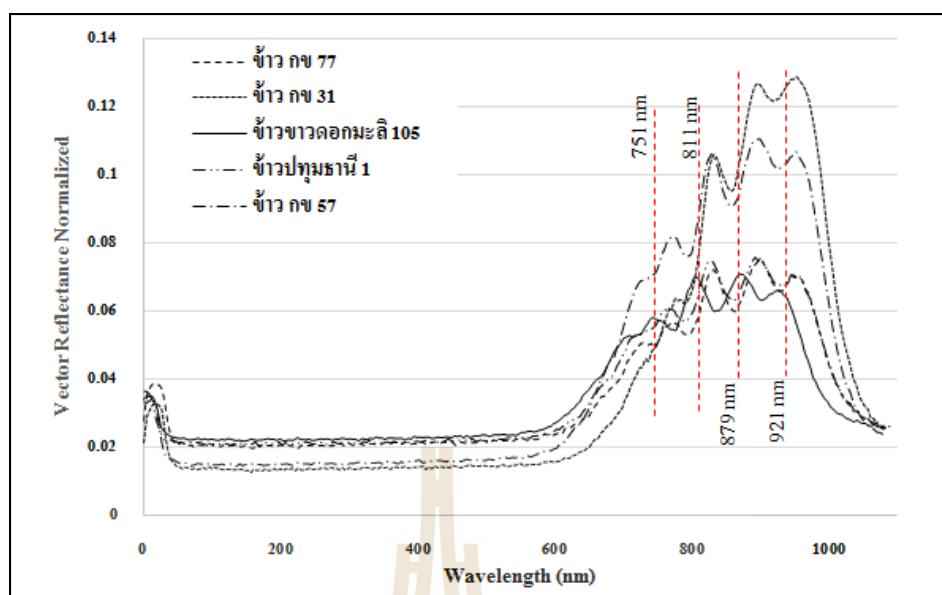
ผลการตอบสนองต่อย่านแสงขาวของตัวอย่างพบว่า ตัวอย่างพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวพบความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่มีค่าสัญญาณสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ทั้งหมด 8 ความยาวคลื่น คือ 203 383 422 473 546 631 705 และ 776 nm ซึ่งมีจำนวนมากกว่าการวัดที่พื้นผิวภายในเมล็ด ที่มีความยาวคลื่นอัตลักษณ์ 3 ความยาวคลื่น คือ 700 730 และ 769 nm แต่พบรูปแบบการตอบสนองบางส่วนที่คล้ายคลึงกัน ความสามารถในการใช้ชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ในการจำแนกพันธุ์ข้าว โดยความยาวคลื่นอัตลักษณ์ 8 ค่าที่ได้จากพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสาร มีความสามารถในการจำแนกได้ดีที่สุดอย่างน้อยที่ระดับความเชื่อมั่น 90 เปอร์เซ็นต์ ที่การจำแนกความแตกต่างระหว่างข้าวชาวดอกมะลิ 105 และข้าวพิษณุโลก 2



รูปที่ 4.23 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS – NIR ที่อันดับการหักเหที่ 2 วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

4.6.3 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์ กข77 พันธุ์ กข57 และพันธุ์ กข31 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS-NIR ด้วยเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph

ในหัวข้อนี้จะเป็นการทดสอบเพิ่มเติมจากหัวข้อที่ 4.6.2 โดยเพิ่มพันธุ์ข้าวที่ใช้วิเคราะห์จำนวน 4 พันธุ์ และเป็นวิเคราะห์ความแตกต่างในข้าวกลุ่มคุณสมบัติใกล้เคียงกัน นั่นคือข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 และข้าวพันธุ์ปทุมธานี 1 ซึ่งจัดอยู่ในกลุ่มข้าวหอมที่มีปริมาณอะไมโลสต่ำรวมไปถึงข้าว กข 77 กข57 และ กข31 ซึ่งเป็นพันธุ์ข้าวที่ได้รับการดัดแปลงพันธุกรรมโดยมีต้นพันธุ์มาจากข้าวในกลุ่มข้าวขาวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี และสุพรรณบุรี ตัวอย่างทดสอบมีจำนวนวัด 20 ซ้ำ ต่อ 1 พันธุ์ข้าว โดยผลตอบสนองต่อสเปกตรัมในย่าน Visible ที่อันดับการหักเหที่ 1 ของสายพันธุ์ข้าวทั้ง 5 พันธุ์เป็นไปตามรูปที่ 4.24



รูปที่ 4.24 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 กข 77 กข 57 และกข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน VIS – NIR ที่อันดับการหักเหที่ 1 วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

การวิเคราะห์ความสามารถในการจำแนกพันธุ์ข้าวทำโดยอาศัยหลักการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทาง โดยใช้ค่าความเข้มของสัญญาณรีเฟล็กแทนซ์ที่ความยาวคลื่นอัตลักษณ์ 751 811 879 921 nm ดังผลที่แสดงไว้ในตารางที่ 4.7 พบว่าความยาวคลื่นอัตลักษณ์ทั้ง 4 สามารถใช้จำแนกความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าวทั้ง 5 พันธุ์ ได้ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% โดยมีค่าปฏิสัมพันธ์ ($F_{\text{intereaction}}$) มากกว่าค่า ปฏิสัมพันธ์วิกฤติ (F_{critical}) จึงเหมาะสำหรับกระบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis) เพื่อให้เห็นประสิทธิภาพของการจำแนกสายพันธุ์ข้าวมากยิ่งขึ้น ผลการวิเคราะห์แสดงดังรูปที่ 4.25

ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักพบว่า ความยาวคลื่นอัตลักษณ์ทั้ง 4 จากข้อสังเกตของการวิเคราะห์ทางสถิติโดยใช้หลักการจำแนกความแปรปรวนร่วมแบบสองทางร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักหากข้อมูลนั้นมีค่า มากกว่าค่าปฏิสัมพันธ์วิกฤติ จะทำให้การจำแนกพันธุ์ข้าวด้วยหลักการองค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis) มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น แต่กรณีความยาวคลื่นในช่วง VIS พบว่าสามารถใช้จำแนกได้จริงเฉพาะพันธุ์ข้าวกลุ่มที่มีปริมาณอะไมโลสแตกต่างกัน โดยสามารถจำแนกข้าว กข 57 และกข 31 ซึ่งถูกจัดอยู่ในกลุ่มอะไมโลสสูง ออกจากกลุ่มอะไมโลสต่ำ คือ ข้าวขาวดอกมะลิ 105 ข้าวปทุมธานี 1 และ กข 77 ได้อย่างชัดเจน แต่ไม่สามารถจำแนกข้าวหอมทั้งสามชนิดออกจากกันได้

ตารางที่ 4.11 ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทางเพื่อบ่งชี้ชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ ช่วงคลื่นย่าน VIS-NIR เพื่อใช้จำแนกข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ออกจากพันธุ์ ปทุมธานี 1 พันธุ์กข 77 พันธุ์ กข 57 และพันธุ์ กข 31 ด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

Source of Variation	SS	df	MS	F	P-value	F crit
1.พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสาร (with alpha 0.05)						
1.1.ข้าวขาวดอกมะลิ 105 – ข้าวปทุมธานี 1 --ข้าวกข 77 - ข้าวกข 57 - ข้าวกข 31 (ความยาวคลื่น 751, 811, 879, 921 nm)						
Rice Variety	0.104286	5	0.020857	139.405	2.8E-80	2.240382
Wavelength	0.003954	2	0.001977	13.21516	2.96E-06	3.022127
Interaction	0.007746	10	0.000775	<u>5.177229</u>	<u>4.5E-07</u>	<u>1.858428</u>

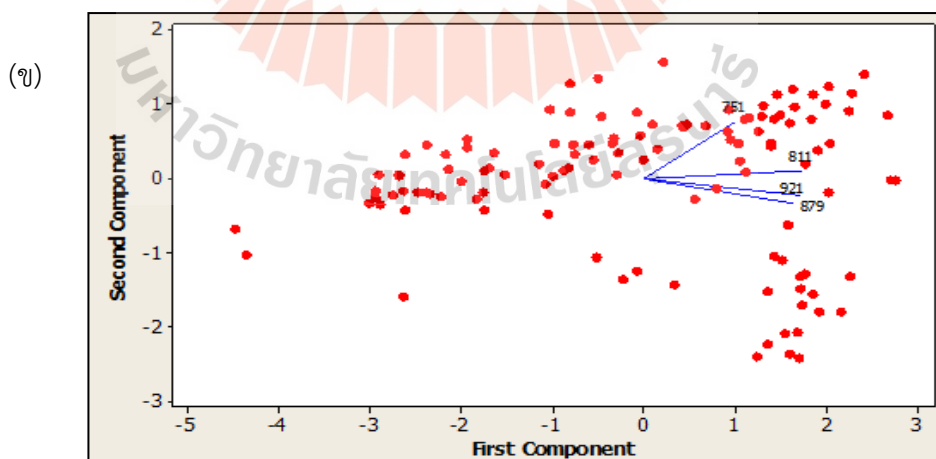
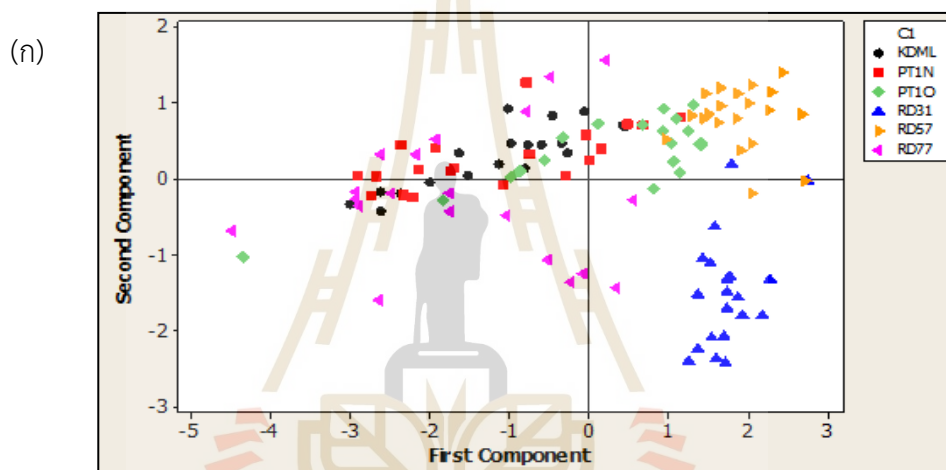
ทั้งนี้เมื่อพิจารณาความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่ปรากฏในค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายนอกเมล็ดข้าวสารพบว่ายังมีความยาวคลื่นอัตลักษณ์อื่นนอกเหนือจาก 4 ความยาวคลื่นที่ใช้พิจารณาก่อนหน้าโดยมีความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่ตรวจพบดังนี้ 752 777 811 832 879 892 922 951 nm เพื่อให้เห็นความชัดเจนในการจำแนกพันธุ์ข้าว ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ จำแนกกลุ่มเชิงเส้น (LDA) ด้วยวิธี stepwise method โดยใช้ชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ทั้ง 8 ความยาวคลื่นในการวิเคราะห์ผลที่ได้เป็นดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.12 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lambda ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น VIS –NIR

Tests of Equality of Group Means		
wavelength (nm)	Wilks' Lambda	Sig.
751	0.481	0.000
777	0.446	0.000
811	0.399	0.000
832	0.290	0.000
879	0.311	0.000

ตารางที่ 4.12 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lambda ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น VIS –NIR (ต่อ)

Tests of Equality of Group Means		
wavelength (nm)	Wilks' Lambda	Sig.
891	0.268	0.000
921	0.281	0.000
951	0.260	0.000

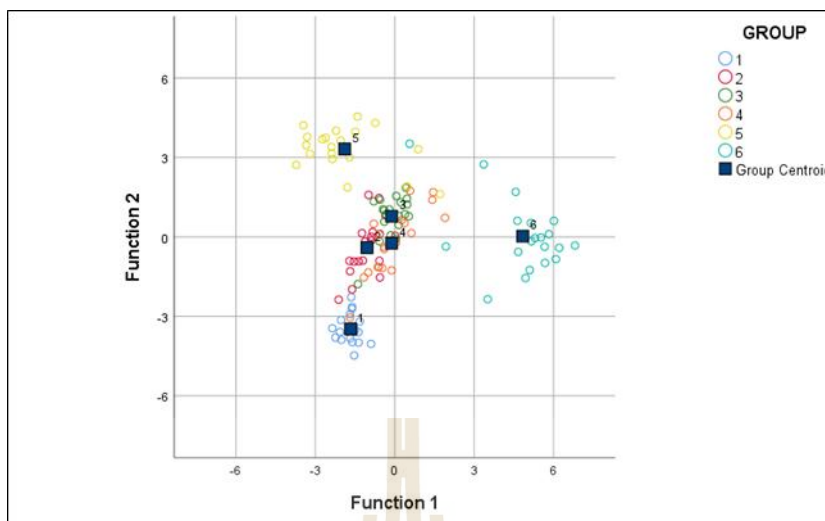


รูปที่ 4.25 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตรลักษณ์ (4 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O) ข้าววกข 31 (RD31) ข้าววกข 57 (RD57) และ ข้าววกข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal

Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข)
ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางของการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น

ตารางที่ 4.13 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์ กข 31 และ พันธุ์ กข57 (KDML PT1N PT1O RD77 RD31 และ RD57 ตามลำดับ) ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น VIS -NIR

Classification Results ^{a,c}									
		GROUP	Predicted Group Membership						Total
			KDML	PT1N	PT1O	RD77	RD31	RD57	
Original	Count	KDML	20	0	0	0	0	0	20
		PT1N	0	12	5	3	0	0	20
		PT1O	0	3	16	1	0	0	20
		RD77	0	4	0	15	0	1	20
		RD31	0	0	1	1	18	0	20
		RD57	0	0	0	0	1	19	20
	%	KDML	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0
		PT1N	0.0	60.0	25.0	15.0	0.0	0.0	100.0
		PT1O	0.0	15.0	80.0	5.0	0.0	0.0	100.0
		RD77	0.0	20.0	0.0	75.0	0.0	5.0	100.0
		RD31	0.0	0.0	5.0	5.0	90.0	0.0	100.0
		RD57	0.0	0.0	0.0	0.0	5.0	95.0	100.0



รูปที่ 4.26 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข77 พันธุ์ กข31 และ พันธุ์ กข57 (กลุ่ม 1 คือ พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กลุ่ม 2 คือพันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวใหม่ กลุ่ม 3 คือพันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวเก่า กลุ่ม 4 คือ พันธุ์กข77 กลุ่ม 5 คือ พันธุ์ กข31 และ กลุ่ม 6 คือพันธุ์ กข57 ตามลำดับ) ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น VIS –NIR

จากตารางที่ 4.13 พบว่าสามารถจำแนกกลุ่มของข้าวทั้ง 6 กลุ่ม ที่ความถูกต้อง 83.3 % (Original) และ 77.5% (Cross validated) โดยความถูกต้องดังกล่าวนี้เป็นความถูกต้องโดยรวม กล่าวคือเป็นผลของการจำแนกได้ถูกต้องของข้าวทั้ง 6 กลุ่ม แต่หากพิจารณาเฉพาะข้าวขาวดอกมะลิ 105 พบว่าสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 100% ทั้ง Original และ Cross validated ยิ่งเมื่อพิจารณารูปที่ 4.26 ยิ่งเห็นได้ชัดเจนว่าข้าวขาวดอกมะลิ 105 มีการแยกกลุ่มออกจากข้าวพันธุ์อื่นได้อย่างชัดเจน รวมถึงข้าวพันธุ์ กข 31 และ กข 57 ส่วนที่มีกระจุกตัวและแยกกลุ่มไม่ได้คือข้าวปทุมธานี 1 ทั้งข้าวเก่าและข้าวใหม่ซึ่งการแยกกันไม่ได้ก็เป็นผลเนื่องมาจากเป็นข้าวพันธุ์เดียวกันรวมถึงไม่สามารถแยกข้าวพันธุ์ กข77 ออกจากข้าวปทุมธานี 1 ได้ชัดเจนอันเนื่องมาจากเป็นข้าวในกลุ่มที่มีอะไมโลสต่ำเช่นเดียวกัน

4.6.4 ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph และการวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวในช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR

ภายหลังจากการทำวิจัยเมื่อการวิเคราะห์พื้นผิวภายในเมล็ดนั้นพบเลขคลื่นคลื่นอัตลักษณ์ที่พบเฉพาะข้าวขาวดอกมะลิ 105 คือที่ 1750 cm^{-1} ซึ่งไม่พบความแตกต่างนี้ในการวิเคราะห์พื้นผิวเต็มเมล็ดจึงเลือกใช้ตัวอย่างที่มีการตัดพื้นผิวเพื่อใช้ในการวิเคราะห์พื้นผิวภายในเป็นหลัก

การทดสอบและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวในช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR แบ่งออกเป็น 2 ช่วงการทดลอง การทดลองช่วงที่ 1 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ชัยนาท 1 และพันธุ์พิษณุโลก 2 (ตัวอย่างทดสอบมีจำนวนวัด 2 ซ้ำ ต่อ 1 พันธุ์ข้าว) และการทดลองช่วงที่ 2 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข 77 พันธุ์กข 57 และ พันธุ์ กข 31 (ตัวอย่างทดสอบมีจำนวนวัด 10 ซ้ำ ต่อ 1 พันธุ์ข้าว) ด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph การวิเคราะห์ความสามารถในการจำแนกสายพันธุ์ข้าวด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph โดยใช้ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR ผลการวิเคราะห์ทางสถิติแบบวิธีวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทางเมื่อไม่มีการวัดซ้ำสำหรับตัวแปรพันธุ์ข้าว (Two-way Analysis of Variance without Replication) เพื่อบ่งชี้ความแตกต่างของพันธุ์ข้าวที่มีนัยสำคัญทางสถิติ เมื่อตรวจวัดค่าความเข้มของสัญญาณค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานที่พื้นผิวภายในเมล็ดข้าว ด้วยระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว ผลการทดลองแบ่งตามการทดลองแต่ละช่วงดังนี้

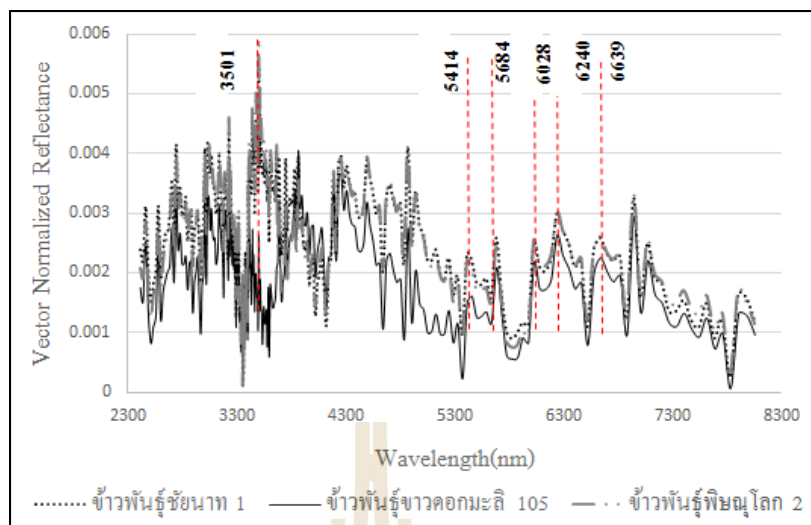
4.6.4.1 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 และข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR ด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

ผลทดสอบพบว่าข้าวทั้งสามพันธุ์มีรูปแบบของคลื่นสัญญาณ และการเกิดค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์อัตลักษณ์ที่คล้ายคลึงกัน (รูปที่ 4.27) จึงเลือกพิจารณาการวิเคราะห์ค่าทางสถิติด้วยตำแหน่งของสเปกตรัมที่มีค่าสัญญาณที่แตกต่างกัน ปรากฏว่าพบความยาวคลื่นที่ปรากฏคะแนนทั้งหมด 6 ความยาวคลื่น คือ 3501 5414 5684 6028 6240 และ 6639 nm ซึ่งสามารถจำแนกความแตกต่างของพันธุ์ข้าวทั้ง 3 ชนิดได้ในระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ และแยกพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 กับพันธุ์ข้าวพิษณุโลก 2 พันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 กับพันธุ์ข้าวชัยนาท 1 ได้ในระดับความเชื่อมั่น 95%

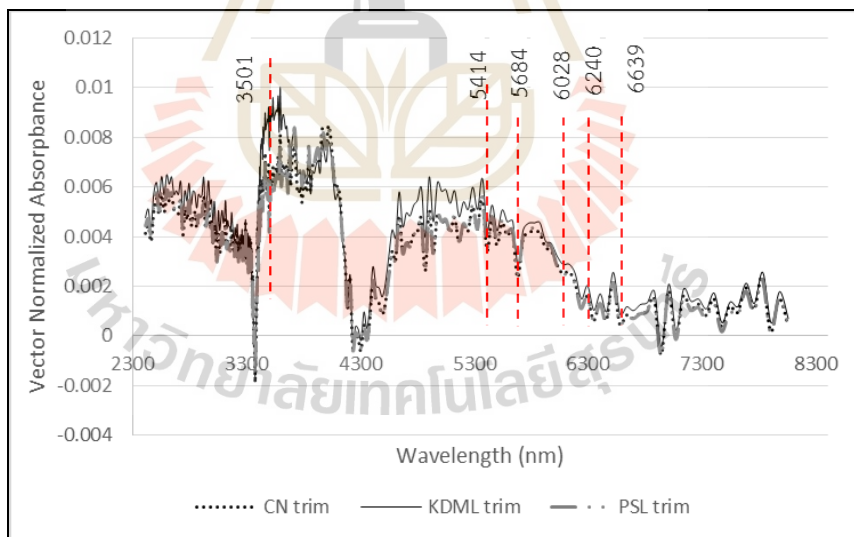
การเปรียบเทียบผลการตอบสนองและการเกิดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่ใช้ในการจำแนกพันธุ์ข้าวระหว่างข้อมูลที่ได้จากเครื่อง FTIR-microscope-ATR-FPA detector ที่ได้ทดลองในหัวข้อก่อนหน้า กับข้อมูลจากระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว wide field imaging Spectrograph ที่พัฒนาขึ้นมา พบว่ามีลักษณะรูปแบบของการเกิดค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวที่แตกต่างกันเมื่อเทียบกับผลวิเคราะห์ด้วย FTIR โดยมีตำแหน่งของความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่ใช้ในการจำแนกคล้ายคลึงกันเล็กน้อย ดังแสดงในตารางที่ 4.14 ที่ย่าน MWIR ผลวิเคราะห์ FTIR พบความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่ 3419 nm ในขณะที่ระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัม

รีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว ที่สร้างขึ้น พบความยาวคลื่นออตลักษณ์ที่ 3500 nm และในย่าน LWIR ผลการวิเคราะห์ด้วย FTIR-microscope-ATR-FPA detector บ่งชี้ว่าพันธู์ข้าวขาวดอกมะลิมีความยาวคลื่นออตลักษณ์ที่แตกต่างกับพันธู์ข้าวชนิดอื่นที่ความยาวคลื่น 5714 7987 และ 8688 nm ซึ่งระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว พบค่าความยาวคลื่นออตลักษณ์ที่ 5684 nm จะเห็นได้ว่าผลโดยรวมของการวิเคราะห์ความยาวคลื่นออตลักษณ์ด้วยเครื่องมือทดสอบ FTIR-microscope-ATR-FPA detector และระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว มีความคลาดเคลื่อนกันเล็กน้อยเนื่องจากระบบที่สร้างขึ้นใช้หลักการทาง Diffraction grating ในการแยกสเปกตรัมตอบสนองแตกต่างจาก FTIR ซึ่งใช้หลักการทาง Interferometer และ Fourier Transforms นอกจากนี้ระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว ยังให้บริเวณในการวิเคราะห์ในระดับมิลลิเมตร ซึ่งกว้างกว่าการวิเคราะห์ด้วย FTIR ที่ใช้พื้นที่ในระดับไมโครเมตร และผลการตอบสนองของสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ในย่าน MWIR สเปกตรัมที่ได้จากระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว จะให้สัญญาณตอบสนองสูงกว่าสเปกตรัมการตอบสนองที่ได้จากเครื่องมือวิเคราะห์ FTIR-microscope-ATR-FPA detector

รูปที่ 4.28 แสดงค่าสเปกตรัมการดูดกลืนบรรทัดฐานที่พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสาร พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์พิษณุโลก 2 และพันธุ์ชัยนาท 1 เมื่อเปรียบเทียบกับรูปที่ 4.27 ซึ่งแสดงค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์บรรทัดฐานพบว่ามีความสอดคล้องกันโดยแปรผกผันกันตามทฤษฎี ที่ความยาวคลื่นเดียวกันเมื่อค่าความเข้มของสัญญาณการสะท้อนบนพื้นผิวภายในเมล็ดนั้นมีค่ามาก ความเข้มของสัญญาณการดูดกลืนจะน้อย และสเปกตรัมการดูดกลืนบรรทัดฐานที่ความยาวคลื่นออตลักษณ์ที่ 5680 nm ที่ผลวิเคราะห์ FTIR-microscope-ATR-FPA detector ข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จะมีค่าความเข้มของสัญญาณสูงกว่าพันธู์ข้าวชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 สอดคล้องกันกับผลวิเคราะห์ด้วยระบบตรวจวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิว ที่ความยาวคลื่นออตลักษณ์ 5684 nm ซึ่งถูกระบุว่าเป็นความยาวคลื่นออตลักษณ์ที่ใกล้เคียงกัน

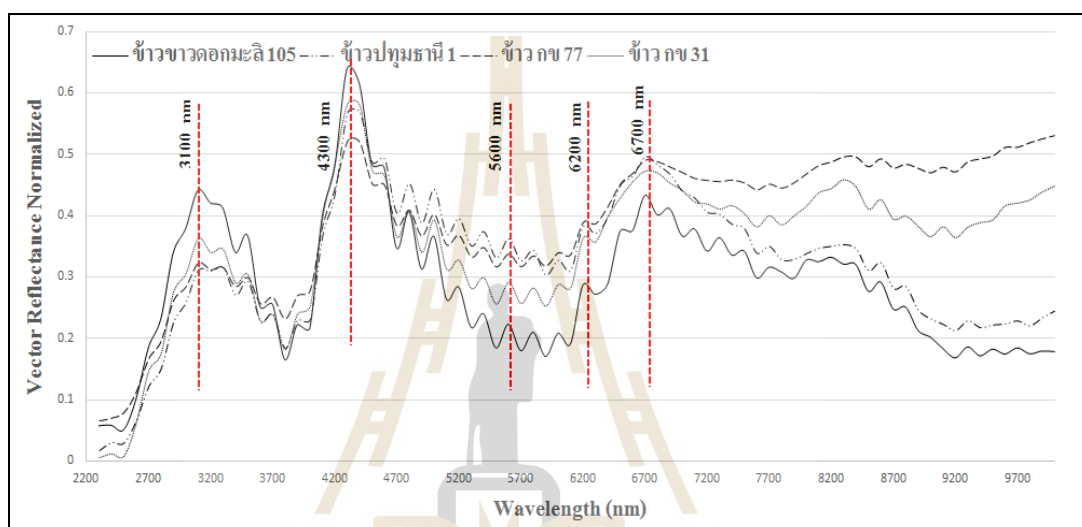


รูปที่ 4.27 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph



รูปที่ 4.28 ค่าสเปกตรัมการดูดกลืนบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 ชัยนาท 1 และพิษณุโลก 2 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph

4.6.4.2 ผลการสำรวจและวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105, ข้าวพันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวพันธุ์ กข 77 ข้าวพันธุ์ กข 57 และข้าวพันธุ์ กข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR ด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph รูปแบบการตอบสนองต่อสเปกตรัมในย่าน MLWIR ของสายพันธุ์ข้าวทั้ง 5 สายพันธุ์เป็นไปตามรูปที่ 4.29



รูปที่ 4.29 ค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ปทุมธานี 1 กข 77 และ กข 31 ช่วงคลื่นแสงย่าน MLWIR วัดด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

เนื่องจากค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์ที่ตรวจวัดโดยเครื่องต้นแบบไม่พบความยาวคลื่นอัตลักษณ์ค่าเดียวกันกับการตรวจวิเคราะห์ด้วยเครื่อง FTIR-microscope-ATR-FPA detector ซึ่งอาจเป็นผลของขนาดลำแสงตกกระทบบที่มีขนาดใหญ่กว่าระดับจุลภาค แต่พบว่าระดับความเข้มสัญญาณในช่วงความยาวคลื่นอัตลักษณ์มีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน การวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมจึงใช้วิธีทางสถิติเพื่อจำแนกพันธุ์ข้าวโดยทำการเลือกความยาวคลื่นที่มีผลตอบสนองของสเปกตรัมมาทำการวิเคราะห์หาความยาวคลื่นอัตลักษณ์โดยใช้หลักการวิเคราะห์ความแปรปรวนจำแนกแบบสองทาง โดยเริ่มจากความยาวคลื่น 3100 4300 5600 6200 6700 และ 7300 nm ต่อมาจึงทำการสังเคราะห์นำค่าความยาวคลื่นที่จะบ่งชี้อัตลักษณ์ได้ดีที่สุดออกมา โดยอาศัยการวิเคราะห์ Anova two way with replication ค่าปฏิสัมพันธ์ โดยผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทาง แสดงไว้ในตารางที่ 4.15 พบว่าค่าความยาวคลื่นตั้งต้นมีความสามารถในการจำแนกสายพันธุ์

ข้าวที่ระดับความเชื่อมั่น 95% และมีค่า F interaction เท่ากับ 3.8012 ซึ่งมากกว่า F critical ที่มีค่าอยู่ที่ 1.609 เมื่อนำข้อมูลชุดดังกล่าวนี้มาจำแนกกลุ่มของสายพันธุ์ข้าวด้วยหลักการขององค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis) ผลแสดงดังรูปที่ 4.27 (ก) และ 4.27 (ข) ข้าวขาวดอกมะลิ 105 มีการรวมกันเป็นกลุ่มที่บริเวณกึ่งกลางระหว่างควอดรันต์ที่ 1 และ 2 โดยมีข้าวพันธุ์อื่นๆกระจายปะปนอยู่บ้างบริเวณรอบนอกกล่าวได้ว่าค่าความยาวคลื่นที่นำมาวิเคราะห์นั้นมีประสิทธิภาพในการจำแนกได้ไม่เต็มที่เท่าที่ควร

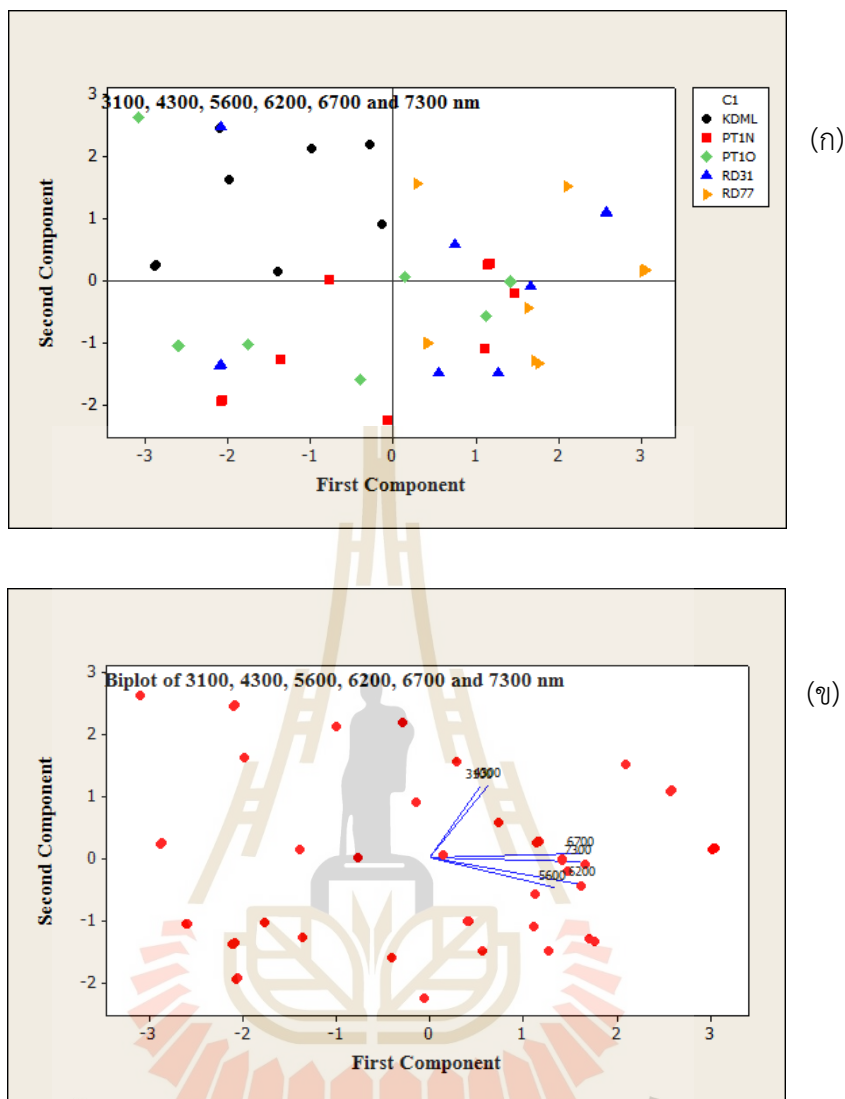
จากนั้นจึงทำการสังเคราะห์เพื่อหาความยาวคลื่นที่เหมาะสมโดยอาศัยการสังเกตทิศทางการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละความยาวคลื่น (รูปที่ 4.30 (ข)) จนได้ความยาวคลื่นที่สังเคราะห์ออกมาใหม่เพื่อนำมาวิเคราะห์ทางสถิติ คือค่าความเข้มสัญญาณที่ความยาวคลื่น 3100 4300 5600 และ 6200 nm ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวมร่วมจำแนกแบบสองทางแสดงตามตารางที่ 4.15 ซึ่งชุดความยาวคลื่นที่สังเคราะห์แล้วนี้มีค่า $F_{interaction}$ มากกว่าชุดความยาวคลื่นดั้งเดิมส่งผลให้เมื่อจำแนกองค์ประกอบหลัก (รูปที่ 4.30) สามารถจำแนกข้าวขาวดอกมะลิ 105 ออกจากข้าวสายพันธุ์อื่นได้ดีขึ้น

ตารางที่ 4.14 เปรียบเทียบความยาวคลื่นอัตลักษณ์ที่ใช้จำแนกความแตกต่างของสายพันธุ์ข้าวระหว่างเครื่องมือวิเคราะห์ FTIR-microscope-ATR-FPA และ Prototype Imaging Spectrograph

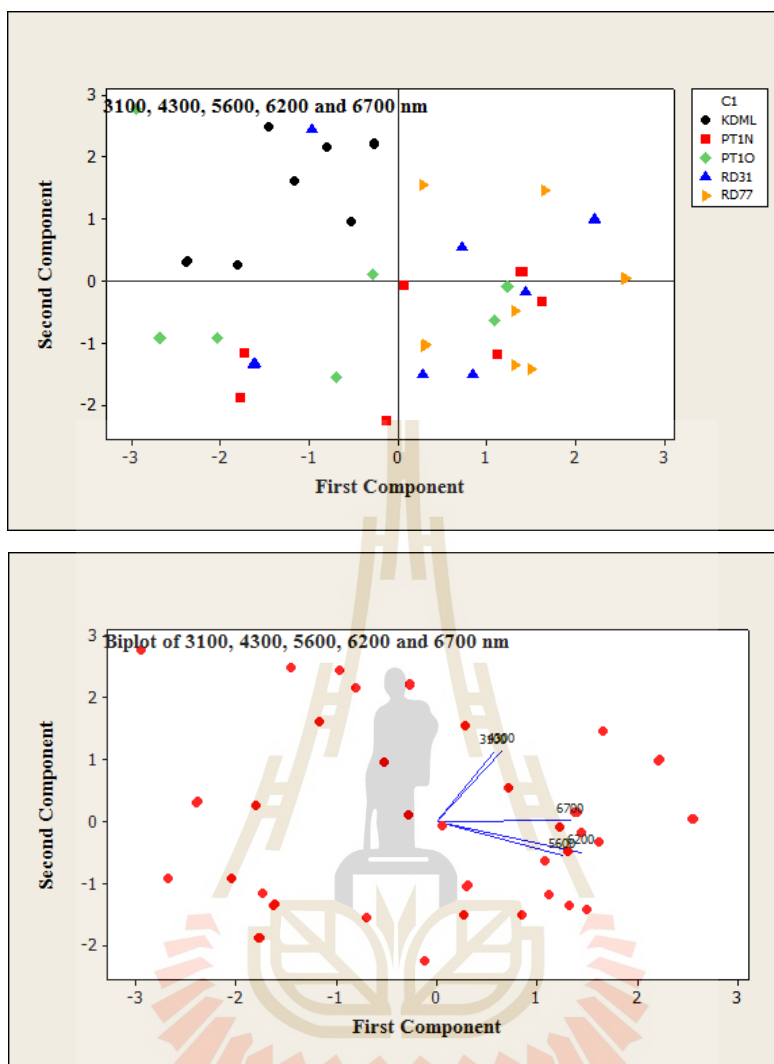
Waveband	Identity wavelength (nm)	
	FTIR microscope-ATR-FPA Detector	Prototype Imaging Spectrograph system
MWIR	3420	3501
LWIR	5261	5414
	5714	5684
	6060	6028
	6408	6240
	6773	6639
	7088	-
	8693	-

ตารางที่ 4.15 ผลการวิเคราะห์ค่าความแปรปรวนจำแนกแบบสองทางเพื่อบ่งชี้ชุดความยาวคลื่นอัลตราไวโอเล็ตช่วงคลื่นย่าน MLWIR เพื่อใช้จำแนกข้าวสารพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 ออกจากพันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข 77 พันธุ์ กข 57 และพันธุ์ กข 31 ด้วยเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph

Source of Variation	SS	df	MS	F	P-value	F crit
1. พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสาร (with alpha 0.05)						
1.1. ข้าวขาวดอกมะลิ 105 – ข้าวปทุมธานี 1 -- ข้าวกข 77 - ข้าวกข 57 - ข้าวกข 31 (ความยาวคลื่น 3100, 4300, 5600, 6200, 6700, 7300 nm)						
Rice Variety	0.420177	5	0.084035	25.66887	3.54E-21	2.247445
Wavelength	1.330409	4	0.332602	101.5944	1.18E-52	2.405077
Interaction	0.248893	20	0.012445	<u>3.801259</u>	2.5E-07	<u>1.609593</u>
1.2. ข้าวขาวดอกมะลิ 105 – ข้าวปทุมธานี 1 -- ข้าวกข 77 - ข้าวกข 57 - ข้าวกข 31 (ความยาวคลื่น 3100, 4300, 5600, 6200, 6700 m)						
Rice Variety	0.100195	4	0.025049	7.956919	6.28E-06	2.421843
Wavelength	1.162647	3	0.387549	123.1083	2.17E-43	2.654792
Interaction	0.182911	12	0.015243	<u>4.841937</u>	6.97E-07	<u>1.806288</u>



รูปที่ 4.30 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (6 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105 (KDML) ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O) ข้าว กข 31 (RD31) และ ข้าว กข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis (ก) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (ข) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P - value = $3.54E-21$ (@ $\alpha 0.05$) F intereaction = 3.8012 F critical = 1.6095)



รูปที่ 4.31 ผลของการคัดเลือกความยาวคลื่นอัตลักษณ์ (5 ความยาวคลื่น) ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้าวสายพันธุ์ชาวดอกมะลิ 105 (KDML), ข้าวปทุมธานี 1 (PT1N และ PT1O), ข้าว กข 31 (RD31) และ ข้าว กข 77 (RD77) ด้วยหลักการ Principal Component Analysis โดยใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ Imaging spectrograph โดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (A) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบจำแนกกลุ่มของตัวอย่าง (B) ผลการวิเคราะห์ PCA แบบบ่งชี้ทิศทางของการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละเลขคลื่น (P - value = $6.28E-06$ (@ $\alpha 0.05$) F interaction = 4.8419 F critical = 1.8062)

นอกจากนั้นเมื่อนำข้อมูลค่าความเข้มสัญญาณที่ความยาวคลื่น 3100 4300 5400 5600 6000 6200 6600 และ 6700 nm มาทำการวิเคราะห์การจำแนกกลุ่มแบบเชิงเส้น (LDA) ด้วยวิธี stepwise method ผลที่ได้เป็นดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.16 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ โดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilk's Lambda ข้อมูลของ เครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น MLWIR

Tests of Equality of Group Means		
wavelength (nm)	Wilks' Lambda	Sig.
3100	0.921	0.439
4300	0.753	0.011
5400	0.610	0.000
5600	0.554	0.000
6000	0.526	0.000
6200	0.564	0.000
6600	0.550	0.000
6700	0.651	0.001

จากตารางที่ 4.16 พบว่าที่ความยาวคลื่น 3100 nm นั้นค่า Sig. มีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนดไว้ที่ 0.05 แสดงว่าค่าเฉลี่ยของค่าสเปกตรัมรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวบรรทัดฐานของพื้นผิวภายในเมล็ดข้าวสารที่ความยาวคลื่นดังกล่าวนี้มีค่าไม่แตกต่างกัน ดังนั้นจึงไม่ควรนำมาวิเคราะห์ โดยผลการวิเคราะห์ LDA ด้วยวิธี stepwise method พบว่าสามารถจำแนกกลุ่มได้ที่ step การคำนวณที่ 5 โดยพบว่าความยาวคลื่นที่ถูกนำเข้าสู่สมการความถดถอยเพื่อจำแนกกลุ่มคือ 6000 6600 6700 6200 และ 5600 nm ตามลำดับ ผลการจำแนกถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.17 และ รูปที่ 4.31

ตารางที่ 4.17 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข77 และ พันธุ์กข31 (KDML PT1N PT1O RD77 RD31 และ RD57 ตามลำดับ) ข้อมูลของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น MLWIR

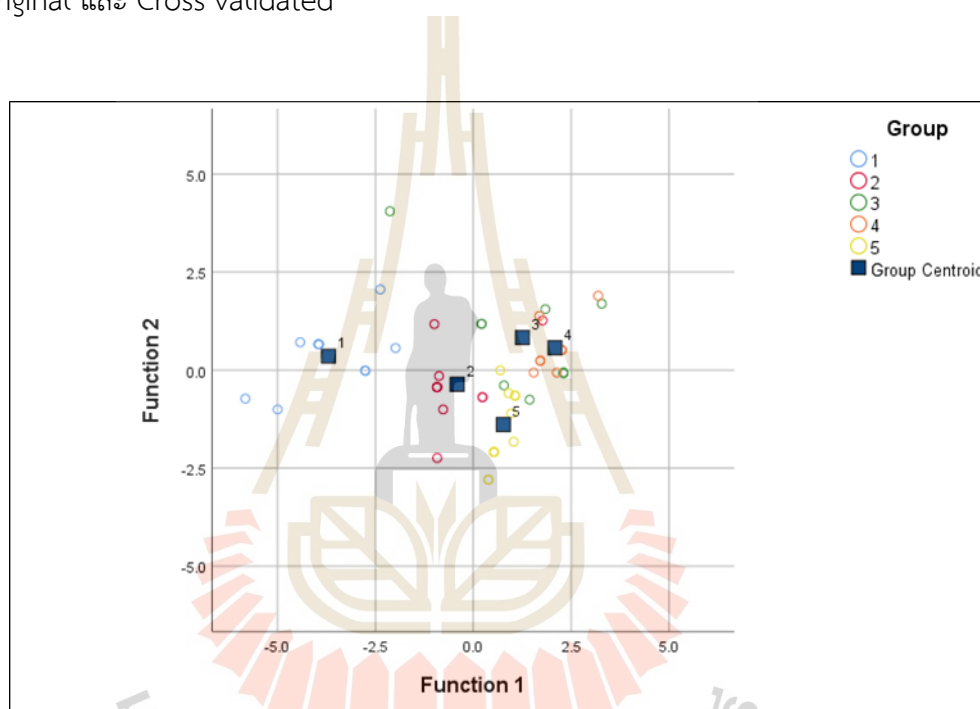
Classification Results ^{a,c}								
		Group	Predicted Group Membership					Total
			KDML	PT1N	PT1O	RD77	RD31	
Original	Count	KDML	9	1	0	0	0	10
		PT1N	0	6	2	0	2	10
		PT1O	1	0	4	3	2	10
		RD77	0	0	2	8	0	10
		RD31	0	1	0	0	9	10
	%	KDML	90.0	10.0	0.0	0.0	0.0	100.0
		PT1N	0.0	60.0	20.0	0.0	20.0	100.0
		PT1O	10.0	0.0	40.0	30.0	20.0	100.0
		RD77	0.0	0.0	20.0	80.0	0.0	100.0
		RD31	0.0	10.0	0.0	0.0	90.0	100.0
Cross-validated ^b	Count	KDML	9	1	0	0	0	10
		PT1N	0	5	1	1	3	10
		PT1O	1	0	3	4	2	10
		RD77	0	0	3	7	0	10
		RD31	0	1	0	2	7	10
	%	KDML	90.0	10.0	0.0	0.0	0.0	100.0
		PT1N	0.0	50.0	10.0	10.0	30.0	100.0
		PT1O	10.0	0.0	30.0	40.0	20.0	100.0
		RD77	0.0	0.0	30.0	70.0	0.0	100.0
		RD31	0.0	10.0	0.0	20.0	70.0	100.0

a. 72.0% of original grouped cases correctly classified.

b. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

c. 62.0% of cross-validated grouped cases correctly classified.

จากตารางที่ 4.31 พบว่าสามารถจำแนกกลุ่มของข้าวทั้ง 5 กลุ่ม ที่ความถูกต้อง 72.0 % (Original) และ 62.0 % (Cross validated) โดยความถูกต้องดังกล่าวนี้เป็นความถูกต้องโดยรวมของข้าวทั้ง 5 กลุ่ม แต่หากพิจารณาเฉพาะข้าวขาวดอกมะลิ 105 พบว่าสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 90% ทั้ง Original และ Cross validated



รูปที่ 4.32 ผลการจำแนกกลุ่มข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 พันธุ์ปทุมธานี 1 พันธุ์กข77 และ พันธุ์ กข 31 (กลุ่ม 1 คือ พันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 กลุ่ม 2 คือพันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวใหม่ กลุ่ม 3 คือ พันธุ์ปทุมธานี 1 ข้าวเก่า กลุ่ม 4 คือ พันธุ์กข77 และ กลุ่ม 5 คือ พันธุ์ กข31 ตามลำดับ) ข้อมูลของเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ช่วงความยาวคลื่น MLWIR

เมื่อพิจารณารูปที่ 4.32 แล้วพบว่ากลุ่มของข้าวขาวดอกมะลิ 105 นั้นแยกตัวจากข้าวพันธุ์อื่น ออกมาอย่างชัดเจน ผลที่ได้บ่งชี้ได้ว่าเครื่องต้นแบบ wide field imaging spectrograph ที่พัฒนาขึ้นรวมถึงเทคนิคการเก็บตัวอย่างและการวิเคราะห์ผลสามารถใช้เพื่อจำแนกพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 ออกจากข้าวพันธุ์อื่นได้ โดยสามารถจำแนกได้ทั้งแสงในช่วงคลื่น VIS-NIR และ MLWIR

บทที่ 5

สรุป

5.1 สรุป

การดำเนินงานวิจัยเรื่อง “การสร้างภาพสเปกโตรสโคปิกพื้นที่กว้างโดยอาศัยการเลี้ยวเบนแสงด้วยเกรตติงเพื่อจำแนกข้าวขาวไทยพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 จากข้าวพันธุ์อื่น” บรรลุวัตถุประสงค์ของโครงการวิจัยทุกประการโดยมีรายละเอียดสำคัญโดยสังเขปดังนี้

5.1.1 ผลวิจัยสำหรับงานพัฒนาเทคนิควิเคราะห์ทางสเปกโตรสโคปเพื่อสร้างสเปกตรัมของคาร์เฟล็กแทนซ์พื้นผิวอันเป็นอัตลักษณ์ของข้าวเจ้า

- ระเบียบวิธีการวิเคราะห์คาร์เฟล็กแทนซ์พื้นผิวของตัวอย่างเมล็ดข้าวอย่างละเอียดด้วยเครื่อง UV/VIS/NIR spectrophotometer, FTIR- Spectrometer-ATR-SP Detector, และ FTIR-microscope-ATR-FPA Detector ซึ่งพบว่าการวิเคราะห์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวด้วยวิธี FTIR-microscope-ATR-FPA Detector ให้ค่าความยาวคลื่นอัตลักษณ์ของพันธุ์ ขาวดอกมะลิ 105 โดยวิธีวิเคราะห์ทั้งสามนี้จัดเป็นการวิเคราะห์เชิงคุณภาพระดับพื้นที่ตัวอย่างวิเคราะห์ไม่มากกว่าตารางมิลลิเมตร

- ข้อมูลสเปกตรัมของคาร์เฟล็กแทนซ์พื้นผิวอันเป็นอัตลักษณ์ของข้าวขาวเจ็ดพันธุ์ข้าว ได้แก่ ขาวดอกมะลิ 105, ชัยนาท 1, พิษณุโลก 2, ปทุมธานี 1, กข 31, กข 57 , กข 77 และชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์พร้อมค่าความเข้มสัญญาณสเปกตรัมที่เป็นข้อมูลสำคัญต่อการใช้สร้างอัลกอริทึมสำหรับวิเคราะห์ค่าสเปกตรัมของรีเฟล็กแทนซ์พื้นผิวเพื่อจำแนกพันธุ์ข้าว ขาวดอกมะลิ 105 ออกจาก พันธุ์ชัยนาท 1 และข้าวพันธุ์พิษณุโลก 2 รวมถึงผลวิเคราะห์เชิงสถิติที่ใช้บ่งชี้ระดับความเชื่อมั่นของชุดความยาวคลื่นต่อการจำแนกความแตกต่างของพันธุ์ข้าวอื่นจากพันธุ์ ขาวดอกมะลิ 105

5.1.2 ผลวิจัยสำหรับงานพัฒนาและสร้างเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์จำแนกพันธุ์ข้าวสารขาวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวชนิดอื่น

- รายงานวิจัยฉบับนี้ได้นำเสนอรายละเอียดของการออกแบบและสร้างเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph เพื่อใช้ทดสอบวิเคราะห์จำแนกพันธุ์ข้าวสารขาวดอกมะลิ 105 จากพันธุ์ข้าวชนิดอื่น ซึ่งออกแบบโดยใช้หลักการแยกความยาวคลื่นรีเฟล็กแทนซ์ด้วย diffraction grating ร่วมกับเครื่องเก็บสัญญาณแสงแบบแยกตำแหน่ง (Focal Plane array detectors) ชนิด CCD สำหรับย่าน VIS-NIR (500-1200 nm) และไมโครบอโรมิเตอร์สำหรับแสงอินฟราเรดย่าน MLWIR (3000-14000 nm)

- การสอบเทียบการทำงานของเครื่องต้นแบบ weid field imaging spectrograph พบว่าการระบุค่าสเปกตรัมแสงสะท้อนประจำตำแหน่งบนเมล็ดข้าวในกรณีย่าน VIS-NIR ทำได้อย่างแม่นยำด้วยการควบคุมแสงด้วย galvo scanner ร่วมกับการปรับความกว้างของ slit การตรวจวิเคราะห์สเปกตรัมของแสงหักเหความยาวคลื่นย่าน VIS-NIR สามารถทำได้ที่อันดับการหักเหที่ 1-6 แต่ทำได้เฉพาะอันดับการหักเหที่ 1 ในส่วนของความยาวคลื่นย่าน MLWIR ด้วยข้อจำกัดของความยาว grating และค่าความละเอียดในการแยกสัญญาณสเปกตรัมของเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph เป็น 32 nm สำหรับ VIS-NIR และ 199 nm สำหรับ MLWIR

- ผลการทดสอบการใช้งานเครื่องต้นแบบ imaging spectrograph พบว่าสามารถใช้ตรวจวิเคราะห์หาอัตลักษณ์ของค่าสเปกตรัมรีเฟล็คแทนซ์พื้นผิวภายในเมล็ดข้าวขาวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105, ชัยนาท 1 พิษณุโลก 2 ปทุมธานี 1 กข 31 กข 57 กข 77 ทั้งคลื่นแสงย่าน VIS-NIR และ MLWIR และผลวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นว่าชุดความยาวคลื่นอัตลักษณ์ในช่วง MLWIR สามารถจำแนกความแตกต่างของพันธุ์ข้าว ขาวดอกมะลิ 105 ออกจากข้าวพันธุ์อื่นที่ทดสอบทั้งหมดได้ที่ระดับความเชื่อมั่น 95%



เอกสารอ้างอิง

- ธีรยุทธ วิไลวัลย์ และ วรวรรณ พันธุ์นาวิณ, (2548), อินฟราเรด สเปกโตรสโกปี, **ภาควิชาเคมี**
วิทยาศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย,
- สิทธิโชค ยอดระยับ, (2550), การเขียนโปรแกรม Digital Image Processing ด้วย Visual
สมาคมส่งเสริมเทคโนโลยี (ไทย-ญี่ปุ่น), กรุงเทพมหานคร.
- สุภาพร แสงศรีจันทร์, (2557), UV-Visible Spectroscopy, **สาขาวิชาเคมี คณะวิทยาศาสตร์**
มหาวิทยาลัยแม่โจ้,
- Aekrum.S, Klinsuk.J, and Lertsiriyothin.W, (2016). Measurement of Green Oak Salad
Lettuce Color Using Image Processing Techniques. **National Postharvest
Technology Conference**. Wianginn Hotel, Chiang Rai 2 – 3 June 2016.
- Aekrum.S and Lertsiriyothin.W, (2015). Evaluation of Quality Changes of Green Oak
Salad Using Image Texture Analysis. **Agricultural Sci 46 : 3/1 (Suppl.)**.pp 421-
424.
- Aekrum.S and Lertsiriyothin.W, (2014). Modelling The Effect Of Product Age On
Respiration Rate Of Green Oak Salad. **The 40th Congress on Science and
Technology of Thailand (STT40)**, Hotel Pullman Khon Kaen Raja Orchid,
Khon Kaen, Thailand Dec. 02 - Dec. 04.
- Aekrum.S, Lertsiriyothin.W, (2012). Predictive shelf life of green oak by image analysis.
Italian Journal of Food Science, Vol. 24(4).pp 16 – 19.
- Gebejes.A et. al. (2012). Evaluation of the algorithms for recovering reflectance from
virtual digital camera response. **Journal of Graphic Engineering and
Design**, Volume 3 (2),
- Golpour I et. al., (2014). Identification and classification of bulk paddy, brown, and
white rice cultivars with colour features extraction using image analysis and
neural network. **Czech J. Food Sci.**, Vol. 32. pp 280–287.
- Günzler H., and Gremlich H.U, (2002), **IR spectroscopy**, WILEY-VCH Verlag GmbH,
Germany.

- Jia .Z, Chen.G and Zhang.J, 2015. Spectral Reflectance Reconstruction of Multi-spectral Imaging Based on Optimized Sample. **Journal of Information & Computational Science** Vol. 12(7).
- Kaur.S and Singh.D. (2015). Geometric Feature Extraction of Selected Rice Grains using Image Processing Techniques. **International Journal of Computer Applications** Vol.124(8).
- Kong.W et. al. (2013), Rice Seed Cultivar Identification Using Near-Infrared Hyperspectral Imaging and Multivariate Data Analysis. **Sensors (Basel)**. Vol.13(7). pp 8916–8927.
- Leelayuthsoontorn, P. and A. Thipayarat. 2006. Textural and morphological changes of Jasmine rice under various evaluated cooking conditions. **Food Chemistry**. Vol.96. pp 606-613.
- Liu.W et.al. (1997). Digital Image analysis method for rapid measurement of rice degree of milling. **ASAE Annual International Meeting Technical Papers**, Paper No. 973028,
- Luo.X. et. al. (1999). Identification of damaged kernels in wheat using a colour machine vision system. **Journal of Cereal Science**, Vol.30(1).pp 49-59
- Majumdar.S. et. al. (1997), Classification of cereal grains using machine vision, part 1: Morphological features. **ASAE Annual International Meeting Technical Papers**, Paper No. 973101.
- Mansouri.A et. al. (2008). An Adaptive-PCA Algorithm for Reflectance Estimation from Color Images. **ICPR. 2008. 19th International Conference on Pattern Recognition**.
- Nair.M et.al. (1997), Dockage identification in wheat using machine vision. **ASAE Annual International Meeting Technical Papers**, Paper No.973043.
- Neuman. M et. al. (1989b). Wheat grain colour analysis by digital image processing: II. Wheat class determination. **Journal of Cereal Science**, 10(3).pp 182-183.
- Paliwal.J et. al. (2003b). Comparison of a neural network and a non-parametric classifier for grain kernel identification. **Biosystems Engineering**, Vol.85.pp 405–413.
- Steenhoek, L. and Precetti, C. (2000), Vision sizing of seed corn. **ASAE Annual International Meeting**, Paper No. 003095.

- Sumaryanti. L. et. al. (2015). Digital Image Based Identification of Rice Variety Using Image Processing and Neural Network. **TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering**. Vol. 16(1),pp. 182 – 190.
- Takase.K. et. al. (2005). Fast Estimation Algorithm for Calculation of Reflectance Map based on Wiener Estimation Technique. **Optical Review**. Vol. 12(1),pp 20-24.
- Wang et. al. (2015), Use of Hyperspectral Imaging to Discriminate the Variety and Quality of Rice. **Food Analytical Methods**. Vol. 8(2)
- Wu.G. et. al. (2016). Reflectance spectra recovery from tristimulus values by extraction of color feature match. **Optical and Quantum Electronics**. Vol.48(64).





ภาคผนวก

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทความและสิทธิบัตรที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

Suwan Aekrum and Weerasak Lertsiriyothin (2014). MODELLING THE EFFECT OF PRODUCT AGE ON RESPIRATION RATE OF GREEN OAK SALAD. **The 40th Congress on Science and Technology of Thailand (STT40)**, p286,

สุวรรณ เอกรัมย์ และ วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน (2558) การประเมินการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของผักสลัดกรีนโอ๊คด้วยวิธีการวิเคราะห์ภาพพื้นผิว ว. วิทย. กษ. 46 : 3/1 (พิเศษ) หน้า 421-424

สุวรรณ เอกรัมย์ จินตพร กลิ่นสุข และ วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน (2559) การวัดสีผักกาดหอมพันธุ์กรีนโอ๊คด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพ ว. วิทย. กษ. 47 : 3 (พิเศษ) หน้า 417 - 410



มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

(g/g dry) of swelling power respectively. The content of protein in ripe mangoes seed kernel flour was less than in wheat flour (7.2 ± 0.32 and $15.45\pm 0.48\%$ respectively). The increasing of wheat flour substitution with mango seed kernel flour of biscuit in 15, 30 and 45%w/w, the L-values (lightness) were significantly ($p \leq 0.05$) decreased, but lower than wheat flour biscuit. The crispy of biscuits that substituted wheat flour with mango seed kernel flour were significant lower than wheat flour biscuit and significantly decreased ($p \leq 0.05$) by increasing the level of substitution. However, there were no significant ($p > 0.05$) in the crispy of 15% mango seed kernel flour substitution compared to wheat flour biscuit. The hardness of mango seed kernel flour substituted biscuits were significantly increased ($p \leq 0.05$) on the high level of substitution and significantly higher than wheat flour biscuit. The hardness of Nam-Dok-Mai seed kernel flour substituted biscuit was significant ($p > 0.05$) higher than Mahachanok seed kernel flour substituted biscuit. The biscuit that 30% substituted with Mahachanok seed kernel flour had the highest hedonic rating for flavour attribute and the total acceptance test (7.40 ± 0.82 and 7.60 ± 0.19 respectively). Although the mango seed kernels have a low content of protein but they contain the most of the essential amino acids, with highest values of leucine, phytosterols as campesterol, sitosterol and tocopherols. So, mango seed kernels flour could be used as a potential source for functional food ingredients, extending the shelf life of food and wheat flour substitution. (abstract only)

I_10016: MODELLING THE EFFECT OF PRODUCT AGE ON RESPIRATION RATE OF GREEN OAK SALAD

Suwan Aekrum,* Weerasak Lertsiriyothin

School of Agricultural Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand

*e-mail: aekrum@gmail.com

Abstract: Understanding the effect of storage time or product age on respiration rate of fresh cut vegetable has to design a high sensitivity respiration measuring system. The design of the respiration measurement technique was based on a close system. Precise control of initial setting of gas composition level was made by a high accuracy gas mixing device and high sensitivity oxygen and carbon dioxide sensors were used in this research. The system is capable to monitor small changes in the concentration of the O_2 and CO_2 in the gas mixture (less than 5% of the initial concentration) with a minimum sample weight as low as 20 grams, so the measurement course can be completed within a short period and can be measured the respiration rate of vegetables at any specific modified atmosphere. To investigate a relation between the age of fresh cut vegetable salad and its respiration rate, Green Oak salad was chosen as a subject test and the respiration measurements were conducted for three storage temperatures of 5, 10 and 15 °C with atmospheric gas composition. Gas samplings from the respiration rate measurement system were taken for O_2 and CO_2 measurements every 4 hours over the dark cycle, this cycle was repeated until the end of product shelf life. The results showed that the rate of O_2 consumption (RO_2) of the fresh cut Green Oak salad as a function of product age can be described by the Gamma-variate function, which is commonly used for mapping human heart beat cycle. At any given initial gas composition, the higher the storage temperature is, the more fit the Gamma-variate function provides. Here, we firstly proposed how to differentiate the product freshness from the Gamma-variate pattern. On the other hand, the shelf life of fresh cut vegetable product in term of freshness can be predicted based on the Gamma-variate function of respiration rate. (abstract only)

การประเมินการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของผักสลัดกรีนโอ๊คด้วยวิธีการวิเคราะห์ภาพพื้นผิว
Evaluation of Quality Changes of Green Oak Salad Using Image Texture Analysis

สุวรรณ เอกรัมย์¹ และ วีระศักดิ์ เลิศศิริโยธิน¹
Suwan Aekrum¹ and Weerasak Lertsiriyothin¹

Abstract

This research aims to develop an image processing algorithm for evaluating the quality of agricultural produce using Image texture analysis technique to evaluate the quality changes of Green oak salad. Green oak mass of 30g were washed, minimal processed and stored at different temperatures (5°C, 10°C and 15°C). The Green oak salad samples were captured every 24 hours for 8 days under D65 light conditions, at a resolution of 1024 x 786 pixels and stored the images in RGB color space. The images were converted from RGB to HSV color space and used H value for calculating the value of Energy, Entropy, Correlation and Homogeneity. The results shown that Energy value can evaluate quality changes of Green oak salad, but Entropy, Correlation and Homogeneity can not. Energy decreased significantly with storage time and temperature and rate of decreasing varies with temperature.

Keywords: Green oak, Image Texture Analysis, Quality Changes

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นพัฒนาอัลกอริทึมทางการประมวลผลภาพถ่ายเพื่อใช้ในการตรวจสอบและประเมินคุณภาพของผลผลิตทางการเกษตร โดยศึกษาเทคนิคด้านการวิเคราะห์ภาพพื้นผิว (Image Texture Analysis) เพื่อประเมินการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของผักสลัดกรีนโอ๊ค กระบวนการศึกษากระทำโดยนำผักสลัดกรีนโอ๊คมวล 30 กรัม ล้าง ตัดแต่งและเก็บรักษา ณ อุณหภูมิแตกต่างกัน (5°C, 10°C และ 15°C ตามลำดับ) จากนั้นทำการถ่ายภาพทุก ๆ 24 ชั่วโมงเป็นระยะเวลา 8 วัน ภายใต้สภาวะแสง D65 ที่ความละเอียด 1024 พิกเซล x 786 พิกเซล ทำการจัดเก็บไฟล์ภาพในปริภูมิสี RGB จากนั้นทำการแปลงปริภูมิสี RGB สู่ปริภูมิสี HSV แล้วใช้ค่า H (Hue angle) คำนวณคุณลักษณะทางภาพพื้นผิวโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่พัฒนาขึ้นเองภายใต้งานวิจัยนี้ การคำนวณคุณลักษณะทางภาพพื้นผิวเป็นวิธีการคำนวณทางสถิติในรูปแบบของตัวแปรที่เรียกว่าค่า Energy, Entropy, Correlation และ Homogeneity ตามลำดับ ผลการวิเคราะห์พบว่า ค่า Energy สามารถใช้ติดตามอัตราการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของผักสลัดกรีนโอ๊คที่ขึ้นกับอายุเก็บรักษาและอุณหภูมิเก็บรักษาได้ โดยค่า Energy จะมีค่าลดลงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติตามอายุการเก็บรักษาและอัตราการลดลงของค่า Energy แปรผันตรงกับอุณหภูมิการเก็บรักษาอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ สำหรับค่า Entropy, Correlation และ Homogeneity พบว่าไม่สามารถใช้ติดตามอัตราการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของผักสลัดกรีนโอ๊คได้

คำสำคัญ: กรีนโอ๊ค, การวิเคราะห์ภาพพื้นผิว, การเปลี่ยนแปลงคุณภาพ

คำนำ

คุณภาพของผลผลิตเป็นปัจจัยสำคัญสำหรับผลผลิตทุกชนิดโดยปัจจุบันมีการนำเทคโนโลยีหลากหลายประเภทมาประยุกต์ใช้เพื่อรักษาคุณภาพและยืดอายุการเก็บรักษาผลผลิตให้ได้ยาวนานที่สุด สำหรับผลผลิตจำพวกผักนั้นคุณภาพด้านการมองเห็นถือว่าเป็นปัจจัยด้านคุณภาพปัจจัยต้น ๆ ที่ผู้บริโภคสามารถตรวจจับได้ (Kays, 1999) ซึ่งการใช้เครื่องมือในการประเมินคุณภาพด้านการมองเห็นของผลผลิตจำพวกผักส่วนมากจะใช้เครื่องวัดค่าสี อาทิเช่น เครื่อง Minolta chromameter, Hunter Lab colourimeter เป็นต้น แต่ข้อจำกัดของเครื่องมือวัดสีแบบดั้งเดิมนั้นคือ พื้นผิวของตัวอย่างที่ทำการวัดต้องมีสีที่ค่อนข้างสม่ำเสมอทั้งทั่วทั้งพื้นผิวซึ่งการวัดค่าสีของตัวอย่างที่มีรูปแบบสีที่หลากหลายในตัวอย่างเดียวกันนั้นทำได้ลำบาก รวมถึงหากต้องการวัดค่าสีตัวอย่างในปริมาณพื้นที่ขนาดใหญ่นั้นทำได้ลำบากและเสียเวลาเช่นกัน (Oliveira and Balaban, 2006) ด้วยเหตุดังกล่าวจึงได้มีการนำเทคโนโลยีทางด้านประมวลผลภาพถ่ายมาประยุกต์ใช้เพื่อวัดและวิเคราะห์ค่าสีของ

¹ สาขาวิชาวิศวกรรมเกษตร สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี นครราชสีมา 30000

¹ School of Agricultural Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima 30000

ผลผลิตทางการเกษตร แต่อย่างไรก็ตามคุณสมบัติของภาพถ่ายมิได้มีเพียงแค่นิยามคุณสมบัติด้านสีเท่านั้น คุณสมบัติทาง Texture (ภาพพื้นผิว) ยังเป็นคุณสมบัติเด่นอีกประการของภาพถ่าย โดยคุณสมบัติดังกล่าวนี้จะบ่งชี้ถึงลักษณะลวดลายหรือความเข้มแสงที่ปรากฏในภาพ ซึ่งลักษณะดังกล่าวมีแนวโน้มที่สามารถบ่งชี้ถึงลักษณะทางคุณภาพของผลผลิตจำพวกผักได้ ด้วยเหตุดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นศึกษาเทคนิคการประมวลผลภาพถ่ายโดยเฉพาะเทคนิคด้านการวิเคราะห์ภาพพื้นผิวเพื่อหาเอกลักษณ์ที่สามารถใช้ประเมินคุณภาพของผลผลิตจำพวกผักได้ โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้ผักสลัดกรีนโอ๊คเป็นตัวอย่งทดสอบ

อุปกรณ์และวิธีการ

การเตรียมตัวอย่างผักสลัดกรีนโอ๊ค

ผักสลัดกรีนโอ๊คถูกซื้อจากร้านค้าของฟาร์มมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ทำการล้าง ตัดแต่ง ซึ่งมวล 30 กรัมแล้วทำการบรรจุด้วยถุง LDPE และเก็บรักษาที่อุณหภูมิ 5°C, 10°C และ 15°C ตามลำดับ ภายใต้สภาวะบรรยากาศปกติ ทำการทดลองจำนวน 3 ซ้ำ

กระบวนการถ่ายภาพผักสลัด

ผักสลัดกรีนโอ๊คถูกถ่ายภาพทุก ๆ 24 ชั่วโมงเป็นระยะเวลา 8 วัน ภายใต้สภาวะแสง D65 ที่ความละเอียด 1024 พิกเซล x 786 พิกเซล ด้วยกล้องถ่ายรูปยี่ห้อ FUJIFILM รุ่น FinePix S1500 ทำการจับเก็บไฟล์ภาพในบริภูมิลี RGB

กระบวนการวิเคราะห์ภาพพื้นผิว

กระบวนการวิเคราะห์ภาพพื้นผิวเริ่มจากการแปลงภาพผักสลัดกรีนโอ๊คที่ถูกเก็บในบริภูมิลี RGB ไปสู่บริภูมิลี HSV แล้วใช้ค่า Hue angle (H) คำนวณค่า Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) โดยใช้ Matrix ขนาด 8x8 จากนั้นทำการคำนวณคุณสมบัติทางภาพพื้นผิวซึ่งประกอบไปด้วยค่า Energy, Entropy, Correlation และ Homogeneity ดังสมการที่ 1 ถึง 4 ตามลำดับ โดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเองในโครงการวิจัย

$$Energy = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (P(i, j))^2 \quad (1)$$

$$Entropy = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) \times \log(P(i, j)) \quad (2)$$

$$Correlation = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3)$$

โดยที่

$$\begin{aligned} \mu_i &= \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n iP(i, j)\mu_j = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n jP(i, j) \\ \sigma_i &= \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n (i - \mu_i)^2 P(i, j)\sigma_j = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (j - \mu_j)^2 P(i, j) \\ Homogeneity &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j) \end{aligned} \quad (4)$$

โดยที่ค่า $P(i, j)$ หมายถึงสมาชิกที่อยู่ในเมทริกซ์ GLCM

ผล

ผลการคำนวณค่าคุณสมบัติทางด้านภาพพื้นผิวของผักสลัดกรีนโอ๊คที่ถูกเก็บรักษาที่ 5°C อันประกอบไปด้วยค่า Energy, Entropy, Correlation และ Homogeneity ถูกแสดงไว้ใน Figure 1 ถึง Figure 2 ตามลำดับ ผลที่ได้พบว่าค่า Energy มีค่าลดลงตลอดอายุการเก็บรักษา ส่วนค่า Entropy มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตลอดอายุการเก็บรักษา ค่า Correlation พบว่ามีค่าค่อนข้างคงที่ สุดท้ายค่า Homogeneity พบว่าข้อมูลที่ได้มีความแปรปรวนไม่มีแนวโน้มแปรตามอายุการเก็บรักษา ซึ่งผลการคำนวณของค่าต่าง ๆ ดังกล่าวของผักสลัดกรีนโอ๊คที่ถูกเก็บรักษาที่ 10°C และ 15°C มีลักษณะเช่นเดียวกันกับผักสลัดกรีนโอ๊คที่ถูกเก็บรักษาที่ 5°C (ไม่ได้แสดงผล) ซึ่งจากผลการวิเคราะห์พบว่าเมื่อพิจารณาเพียงค่า Energy เพียงค่าเดียวที่มีการแปรผันตามอายุการเก็บรักษาและอุณหภูมิการเก็บรักษาอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($P < 0.05$) ซึ่งบ่งชี้ได้ว่าค่า Energy มีแนวโน้มที่จะสามารถใช้เป็นตัวบ่งชี้คุณภาพของผักสลัดกรีนโอ๊คได้ โดยค่า Energy ของผักสลัดกรีนโอ๊คที่ถูกเก็บรักษาที่ 5°C, 10°C และ 15°C ถูกแสดงไว้ใน Figure 3

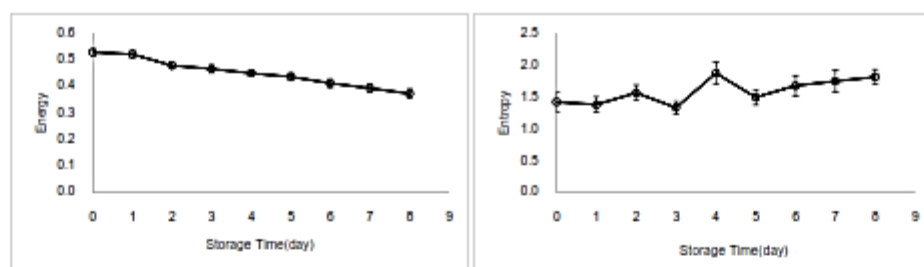


Figure 1 Value of Energy and Entropy of Green oak salad at storage temperature of 5°C

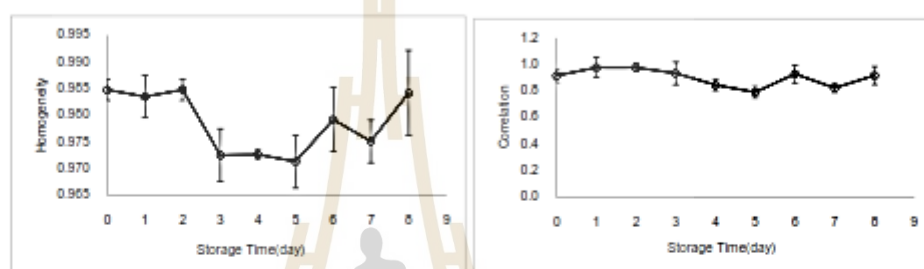


Figure 2 Value of Homogeneity and Correlation of Green oak salad at storage temperature of 5°C

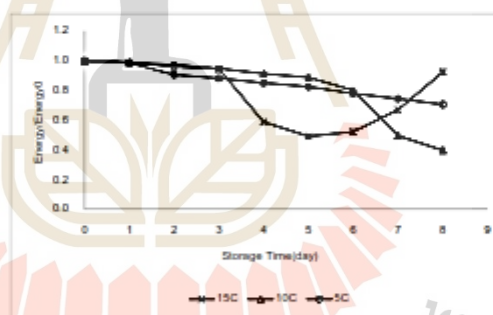


Figure 3 Value of Energy/ Energy0 of Green oak salad at storage temperature of 5°C, 10°C and 15°C

วิจารณ์ผล

พิจารณา Figure 3 ซึ่งเป็นการนำค่า Energy ที่คำนวณได้ในอายุการเก็บรักษาในวันที่ 1 ถึง 8 เทียบกับค่า Energy ของวันตั้งต้น(วันที่0) โดยค่า Energy ดังกล่าวนี้เป็นค่าที่บ่งชี้ถึงความสม่ำเสมอของสภาพถ่าย เมื่อค่า Energy มีค่าลดลง ความสม่ำเสมอของสภาพจะมีค่าลดลงตามไปด้วย ซึ่งจากผลการศึกษาพบว่าที่อุณหภูมิเก็บรักษาที่ 5°C ค่า Energy มีค่าลดลง แต่ไม่มากนักบ่งชี้ได้ว่าคุณภาพของผักสลัดที่อายุเก็บวันที่ 1 ถึง 8 ยังคงมีค่าใกล้เคียงกับคุณภาพของวันตั้งต้น ส่วนผักสลัดกรีนไฮโดรที่เก็บรักษาที่ 10°C นั้นพบว่าค่า Energy ที่อายุเก็บรักษา 5 วันแรกมีค่าค่อนข้างใกล้เคียงกับค่าในวันตั้งต้น แต่อย่างไรก็ตามพบว่าค่า Energy มีค่าลดลงอย่างรุนแรงเมื่อผักสลัดถูกเก็บรักษาไปถึงวันที่ 6 ณ จุดดังกล่าวบ่งชี้ได้ว่าผักสลัดกรีนไฮโดรจะมีการสูญเสียคุณภาพอย่างรุนแรงตั้งแต่อายุการเก็บรักษาในวันดังกล่าวเป็นต้นไป ทำนองเดียวกับผลที่ 15°C พบว่าค่า Energy มีค่าลดลงอย่างรุนแรงเมื่อผักสลัดถูกเก็บรักษาไปถึงวันที่ 4 และค่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอีกครั้งในวันที่ 6 ค่าที่เพิ่มขึ้น

ดังกล่าวเกิดจากผักสดเกิดการเน่าซึ่งทำให้ภาพถ่ายมีความสม่ำเสมออีกครั้งเนื่องจากสีของผักส่วนมากจะเป็นสีเหลืองและสีแดง

สรุป

ผลการศึกษาพบว่าสามารถใช้การวิเคราะห์ภาพพื้นผิวเพื่อประเมินคุณภาพของผักสดกรีนโอ๊คได้ โดยค่าคุณสมบัติของภาพพื้นผิวที่สามารถบ่งชี้ถึงคุณภาพของผักสดกรีนโอ๊คนั้นคือค่า Energy ส่วนค่า Entropy มีแนวโน้มที่สามารถใช้เป็นดัชนีบ่งชี้ได้เช่นกันแต่ไม่เด่นชัดเท่ากับค่า Energy สำหรับค่า Correlation และ Homogeneity นั้นไม่สามารถใช้เป็นดัชนีบ่งชี้คุณภาพของผักสดกรีนโอ๊คได้

คำขอบคุณ

ผู้วิจัยขอขอบคุณสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ (วช.) สำหรับการสนับสนุนทุนวิจัยและขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่เชื้อเพื่อสถานที่สำหรับทำการวิจัย

เอกสารอ้างอิง

- Kays, S. J. 1999. Pre-harvest factors affecting appearance. *Postharvest Biology and Technology* 15: 233-247.
 Oliveira, A. C. M. and M. O. Balaban. 2006. Comparison of a colorimeter with a machine vision system in measuring color of Gulf of Mexico sturgeon filets. *Applied Engineering in Agriculture* 22: 583 - 587.

การวัดสีผักกาดหอมพันธุ์กรีนโอ๊คด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพ
Measurement of Green Oak Salad Lettuce Color Using Image Processing Techniques

สุวรรณ เอกรัมย์¹ จินตพร กลิ่นสุข¹ และ วีระศักดิ์ เลิศศิริโยธิน¹
Suwan Aekrum¹ Jintaphom Klinsuk¹ and Weerasak Letsiriyothin¹

Abstract

Color is an important parameter for evaluating the quality of agricultural and food products. This research aims to develop techniques for measuring color using image processing technique which can be developed to do real time color measuring. The color chart (Munsell Book Color Standard) 100 sheets were captured under D65 light condition by digital camera with a resolution of 1200x900 pixels. The images were stored in RGB color space, then converted RGB color space into sRGB color space and converted sRGB into XYZ. XYZ from RGB were transformed into $L^*a^*b^*$ color model and calculated for color parameters (Chroma, Hue and Saturation). Color parameters from image processing were compared with true colors from color chart. The result showed that the average percent error from image processing method and true color was less than $\pm 5\%$. This result confirmed that the image processing techniques could be used to measure colors. Then, 15 samples of 'Green Oak' lettuce were measured for their color. The color values were compared with those obtained from spectrophotometer (HunterLab, ColorQuest XE). The result showed that the average percent error of L^* , a^* and b^* from image processing method and the spectrophotometer was less than $\pm 3\%$. This result indicated that the image processing technique could reliably measure the color of agricultural and food products.

Keywords: 'Green Oak' lettuce, color measuring, image processing

บทคัดย่อ

สีเป็นดัชนีสำคัญอย่างหนึ่งสำหรับการประเมินคุณภาพของผลผลิตทางการเกษตรและอาหาร งานวิจัยนี้มุ่งเน้นเพื่อพัฒนาเทคนิคการวัดสีโดยประยุกต์ใช้เทคนิคทางการประมวลผลภาพเพื่อใช้วัดสีซึ่งเทคนิคดังกล่าวสามารถนำไปพัฒนาเพื่อการวัดสีแบบเวลาจริงได้ กระบวนการพัฒนาระบบวัดสีด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพประกอบไปด้วย ทำการถ่ายภาพแผ่นเทียบสีที่ทราบค่าสีแน่นอน (Munsell Book Color Standard) จำนวน 100 แผ่นภายใต้สภาวะแสง D65 ด้วยกล้องถ่ายภาพดิจิทัลที่มีความละเอียด 1200x900 พิกเซล เก็บภาพในปริภูมิสี RGB จากนั้นทำการแปลงปริภูมิสี RGB สู่ปริภูมิสี sRGB และแปลงปริภูมิสี sRGB เข้าสู่ปริภูมิสี XYZ แล้วทำการแปลงปริภูมิสี XYZ สู่ปริภูมิสี L^* , a^* และ b^* ตามลำดับ จากนั้นคำนวณค่า Chroma, Hue และ Saturation ทำการเปรียบเทียบค่า Chroma, Hue และ Saturation ที่จากการคำนวณด้วยเทคนิคทางการประมวลผลภาพกับค่าจริงของแผ่นเทียบสีผลที่ได้พบว่าค่าสีที่ได้จากการคำนวณด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพมีเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อเทียบกับค่าสีจริงมีค่าต่ำกว่า $\pm 5\%$ ซึ่งยืนยันได้ว่าเทคนิคทางการประมวลผลภาพสามารถใช้วัดสีได้ จากนั้นทำการประยุกต์ใช้เทคนิคดังกล่าวเพื่อวัดสีผลผลิตทางการเกษตรโดยใช้ผักกาดหอมพันธุ์กรีนโอ๊ค 15 ตัวอย่างเป็นตัวอย่งทดสอบ ทำการวัดสีเทียบกับเครื่องวัดสี HunterLab รุ่น ColorQuest XE ผลที่ได้พบว่าค่า L^* , a^* และ b^* จากการวัดสีด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพมีค่าคลาดเคลื่อนจากเครื่องวัดสี HunterLab เฉลี่ยต่ำกว่า $\pm 3\%$ ผลที่ได้บ่งชี้ได้ว่าการประมวลผลภาพสามารถนำมาประยุกต์ใช้เพื่อวัดสีผลผลิตทางการเกษตรและอาหารได้

คำสำคัญ: ผักกาดหอมพันธุ์กรีนโอ๊ค, การวัดสี, การประมวลผลภาพ

คำนำ

สีเป็นปัจจัยทางคุณภาพที่สำคัญเป็นลำดับต้น ๆ ของผลผลิตทางการเกษตรและอาหาร โดยเฉพาะอย่างยิ่งผลผลิตผักและผลไม้สด เนื่องด้วยสีเป็นปัจจัยที่ผู้บริโภคสามารถรับรู้ได้เป็นลำดับต้น ๆ เมื่อเทียบกับปัจจัยทางคุณภาพอื่น สีบ่งชี้ได้ถึงระดับของคุณภาพของผลผลิต สีที่เปลี่ยนไปย่อมแสดงถึงคุณภาพที่เปลี่ยนไปของผลผลิตนั้น ๆ ด้วยเหตุดังกล่าวปัจจัยด้านสีจึง

¹ สาขาวิชาวิศวกรรมเกษตร สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี นครราชสีมา 30000

¹ School of Agricultural Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, NakhonRatchasima 30000

ถูกพิจารณาเพื่อใช้ประเมินคุณภาพของผลิตภัณฑ์เป็นลำดับต้น ๆ โดยปกติเน้นการประเมินค่าสีจะถูกกระทำโดยการวัดค่าสี ซึ่งโดยทั่วไปจะใช้เครื่องวัดสี อาทิเช่น spectrophotometer เป็นต้น การวัดค่าสีด้วยวิธีดังกล่าวใช้หลักการการวัดค่าการสะท้อนของแสง (Reflectance) แล้วคำนวณออกมาเป็นค่าสี ซึ่งได้เปรียบของหลักการดังกล่าวคือได้ค่าสีที่ถูกต้องตามมาตรฐานของ CIE (Commission Internationale De L'eclairage) แต่ข้อจำกัดของเทคนิคดังกล่าว คือ ตัวอย่างที่ใช้วัดสีต้องมีพื้นที่ค่อนข้างเล็กและมีสีค่อนข้างสม่ำเสมอ รวมถึงเหมาะสำหรับใช้ในห้องปฏิบัติการ ด้วยเหตุดังกล่าวจึงมีการนำเทคนิคการประมวลผลภาพเข้ามาประยุกต์ใช้เพื่อทำการประเมินคุณภาพด้านสี เนื่องด้วยการประเมินค่าสีจากภาพถ่ายนั้นสามารถกระทำกับตัวอย่างที่มีพื้นที่ขนาดใหญ่รวมถึงสามารถกระทำกับตัวอย่างที่มีความหลากหลายของสีได้ รวมถึงการประเมินค่าสีจากภาพถ่ายยังสามารถกระทำได้อย่างรวดเร็ว ลดการสัมผัสตัวอย่างซึ่งเหมาะกับการนำไปประยุกต์ใช้เพื่อติดตามการเปลี่ยนแปลงคุณภาพด้านสีของผลผลิตได้ นอกจากนี้เทคนิคดังกล่าวยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อตรวจวัดหรือประเมินคุณภาพด้านสีในภาคอุตสาหกรรมได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้ทำการศึกษาเพื่อประยุกต์ใช้การประมวลผลภาพเพื่อทำการวิเคราะห์ค่าสีจากภาพถ่ายดิจิทัล ผลที่ได้จะถูกนำไปพัฒนาต่อยอดเพื่อพัฒนาเครื่องมือวัดสีโดยใช้หลักการประมวลผลภาพต่อไป

อุปกรณ์และวิธีการ

1 การวัดค่าสี Munsell Book of Color (Matte Finish Collection)

แผ่นสีมาตรฐานของ Munsell จำนวน 100 เฉดสีที่แตกต่างกันถูกนำมาวัดค่าสีด้วยเครื่องวัดสี HunterLab รุ่น ColorQuest XE กระบวนการวัดประกอบไปด้วย ใช้แหล่งกำเนิดแสง D65 ที่ 2" observer ทำการวัดจำนวน 3 ซ้ำทุก ๆ ตัวอย่าง บันทึกค่าสี XYZ และ L*a*b*

2 กระบวนการถ่ายภาพแผ่นสีมาตรฐาน

แผ่นสีมาตรฐานที่ถูกวัดสีในขั้นตอนที่ 1 ถูกนำมาถ่ายภาพด้วยกล้องถ่ายภาพดิจิทัล ยี่ห้อ Nikon รุ่น D7200 ภายใต้สภาพแสง D65 ที่ความละเอียด 1200x900 พิกเซล เก็บภาพในปริภูมิสี RGB โดยทำการถ่ายภาพจำนวน 3 ซ้ำทุก ๆ ตัวอย่าง

3 กระบวนการประมวลผลภาพถ่าย

ภาพถ่ายแผ่นสีมาตรฐานที่ถูกถ่ายภาพในขั้นตอนที่ 2 ถูกนำมาประมวลผลโดยใช้โปรแกรม MATLAB เป็นเครื่องมือสำหรับการเขียนโปรแกรมเพื่อประมวลผล กระบวนการเริ่มจากการแปลงค่า RGB เป็นค่า Standard RGB (sRGB) โดยทำการปรับค่า RGB ให้เป็นค่าพื้นฐานด้วยการหารด้วยเลข 255 ดังนี้ $NR = R/255$, $NG = G/255$ และ $NB = B/255$ แล้วทำการคำนวณค่า sRGB จากสมการที่ 1 (Poynton, 1996)

$$r = \begin{cases} (NR + 0.055)/1.005, NR > 0.04045 \\ NR/12.92, NR \leq 0.04045 \end{cases}; g = \begin{cases} (NG + 0.055)/1.005, NG > 0.04045 \\ NG/12.92, NG \leq 0.04045 \end{cases}; \quad (1)$$

$$b = \begin{cases} (NB + 0.055)/1.005, NB > 0.04045 \\ NB/12.92, NB \leq 0.04045 \end{cases}$$

โดยที่ NR , NG และ NB คือ ค่า RGB ที่ถูกปรับค่าแล้ว ส่วนค่า r , g และ b คือค่า sRGB จากนั้นขั้นตอนถัดไปคือการแปลงค่า sRGB ไปสู่ปริภูมิสี XYZ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2 (Blasco et al., 2007).

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = 100 \times \begin{bmatrix} 0.4124564 & 0.3575761 & 0.1804375 \\ 0.2126729 & 0.7151522 & 0.0721750 \\ 0.0193339 & 0.1191920 & 0.9503041 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (2)$$

เมื่อได้ค่า XYZ แล้วขั้นตอนถัดไปเป็นการคำนวณค่า L*a*b* จากค่า XYZ ซึ่งการคำนวณค่าดังกล่าวเริ่มต้นจากการหารค่า XYZ ด้วยค่า $X_n Y_n Z_n$ ดังนี้ $x = X/X_n$, $y = Y/Y_n$ และ $z = Z/Z_n$ ตามลำดับ โดยที่ค่า X_n , Y_n และ Z_n คือค่า tri-stimulus อ้างอิงของวัดดูสีชาวตามมาตรฐานของ CIE สำหรับแสง D65, 2" observer ค่า $X_n = 95.047$, $Y_n = 100$ และ $Z_n = 108.883$ จากนั้นทำการคำนวณค่า L*a*b* จากสมการที่ 3 และ 4 ตามลำดับ (CIE, 1995)

$$f\left(\frac{X}{X_n}\right) = \begin{cases} 7.787x + 16/116, x \leq 0.008856 \\ x^{1/3}, x > 0.008856 \end{cases}, f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) = \begin{cases} 7.787y + 16/116, y \leq 0.008856 \\ y^{1/3}, y > 0.008856 \end{cases} \quad (3)$$

$$f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) = \begin{cases} 7.787z + 16/116, z \leq 0.008856 \\ z^{1/3}, z > 0.008856 \end{cases}$$

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16$$

$$a^* = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right] \quad (4)$$

$$b^* = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right]$$

เมื่อได้ค่า $L^*a^*b^*$ แล้วทำการคำนวณค่า Hue และ Chroma ตามสมการที่ 5 และ 6 ตามลำดับ (McLaren, 1976).

$$Hue = \tan^{-1}\left(\frac{b^*}{a^*}\right) \quad (5)$$

$$Chroma = \sqrt{(a^*)^2 + (b^*)^2} \quad (6)$$

4 การเปรียบเทียบค่าสี

กระบวนการนี้เป็นการสอบเทียบค่าสีที่ได้จากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพถ่าย โดยทำการเปรียบเทียบค่าสีทั้งจากแผ่นสีมาตรฐาน 100 แผ่นและตัวอย่างผักจริง โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้ผักกาดหอมพันธุ์กรีนโอ๊คจำนวน 15 ตัวอย่างเป็นตัวทดสอบ

ผล

ผลการเปรียบเทียบค่าสีของแผ่นสีมาตรฐานที่ได้จากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพถ่ายจำนวน 100 แผ่นแสดงที่แตกต่างกัน พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของค่าสีที่ได้จากการประมวลผลภาพถ่ายเมื่อเทียบกับเครื่องวัดสีมีค่าต่ำกว่า $\pm 5\%$ โดยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของค่า L^* = $\pm 0.28\%$, a^* = 3.97% , b^* = 4.00% , Hue = 2.36% และ Chroma = 1.75% ตามลำดับ กราฟสหสัมพันธ์ของค่า L^* , a^* , และ b^* ถูกแสดงใน Figure 1 ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าดังกล่าวมีค่าสูงกว่า 0.95 ป่งชี้ได้ว่าค่าสีที่ได้จากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพถ่ายมีค่าใกล้เคียงกัน จากจุดนั้นผู้วิจัยได้ทำการทดลองประเมินค่าสีกับตัวอย่างผัก โดยใช้ผักกาดหอมเป็นตัวอย่างทดสอบจำนวน 15 ตัวอย่าง ผลที่ได้สอดคล้องกับการวัดสีจากแผ่นสีมาตรฐาน โดยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสีจากการประมวลผลภาพถ่ายเมื่อเทียบกับเครื่องวัดสีมีค่าต่ำกว่า $\pm 3\%$ โดยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของค่า L^* = $\pm 1.73\%$, a^* = 1.85% , b^* = 2.74% , Hue = 1.69% และ Chroma = 2.17% ตามลำดับ

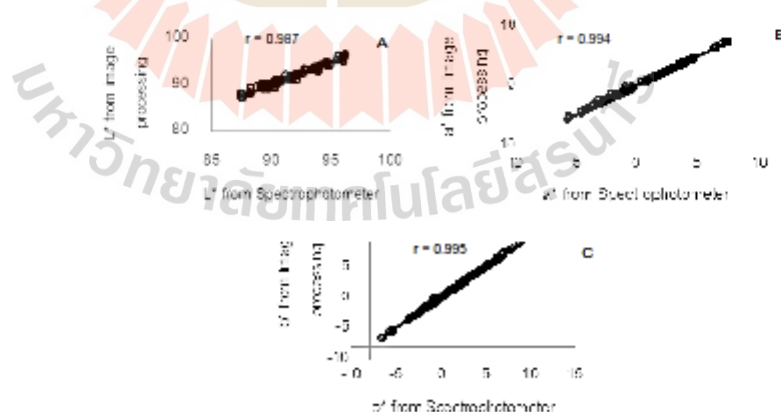


Figure 1 The correlation of color from spectrophotometer and image processing : L^* (A), a^* (B) and b^* (C).

วิจารณ์ผล

จากการทดสอบเทียบค่าสีจากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพ ทั้งค่าสีของแผ่นสีมาตรฐานและสีของผักกรีนไยด์ ผลที่ได้พบว่าค่าสีจากการประมวลผลภาพเมื่อเทียบกับเครื่องวัดสีแล้วมีเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนต่ำมาก (Gutiérrez-Pulido and de la Vara Salaza (2004) กล่าวไว้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนของสีจากการประมวลผลภาพเทียบกับเครื่องวัดสีที่มีค่าต่ำกว่า $\pm 10\%$ เป็นค่าที่ยอมรับได้ ทั้งนี้ยังพบว่าค่าสีจากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพทั้งสีของแผ่นสีมาตรฐานและสีของผักกรีนไยด์ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($P > 0.05$) ผลดังกล่าวบ่งชี้ได้ว่าเทคนิคการประมวลผลภาพสามารถนำไปประยุกต์สำหรับงานทางการวัดสีได้

สรุป

ผลการเทียบค่าสีจากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสีจากแผ่นสีมาตรฐานมีค่าต่ำกว่า $\pm 5\%$ ส่วนค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสีจากผักกรีนไยด์มีค่าต่ำกว่า $\pm 3\%$ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าสีจากเครื่องวัดสีและการประมวลผลภาพทั้งของแผ่นสีมาตรฐานและสีผักกรีนไยด์มีค่าสูงกว่า 0.95 และพบว่าค่าสีที่ได้จากเทคนิคทั้งสองไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จากผลดังกล่าวสามารถยืนยันได้ว่าเทคนิคการประมวลผลภาพสามารถนำไปประยุกต์เพื่อใช้งานวัดสีได้

คำขอบคุณ

ผู้วิจัยขอขอบคุณสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ (วช.) สำหรับการสนับสนุนทุนวิจัยและขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่เชื้อเชิญสถานที่สำหรับทำการวิจัย

เอกสารอ้างอิง

- Blasco, J., N. Aleixos and E. Molto. 2007. Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm. *Journal of Food Engineering* 81(3): 535 - 543.
- CIE. 1995. Industrial colour-difference evaluation (Technical Report). Publication CIENo. 116. Vienna: Central Bureau of the Commission Internationale de L'Eclairage.
- Gutiérrez-Pulido, H. and R. de la Vara Salazar. 2004. Análisis diseo de experimentos. Mexico DF: McGraw-Hill.
- McLaren, K. 1976. The development of CIE (L, a, b) uniform color space and color difference formula. *Journal of the Society of Dyers and Colourist* 92 : 339 - 341.
- Poynton, C. A. 1996. A technical introduction to digital video. John Wiley & Sons, Inc.

ประวัติผู้เขียน

นายสุวรรณ เอกรัมย์ เกิดวันที่ 22 ตุลาคม 2529 ที่จังหวัดบุรีรัมย์ เป็นบุตรคนที่ 5 ในบรรดาพี่น้องจำนวน 5 คน ของนายสมบุญ เอกรัมย์ และ นางพิน เอกรัมย์ เริ่มการศึกษาระดับประถมศึกษา ชั้นปีที่ 1-6 ที่โรงเรียนบ้านโคกขามโนนสมบูรณ์ จังหวัดบุรีรัมย์ ระดับมัธยมศึกษาชั้นปีที่ 1- 6 ที่โรงเรียนเมืองยางพิทยาคม (ข่านิพิทยาคมในปัจจุบัน) จังหวัดบุรีรัมย์ สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี (วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมเกษตร) จากสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ในปี พ.ศ. 2551 และในปีเดียวกัน ได้เข้าศึกษาต่อระดับวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล ณ สถาบันการศึกษาเดิม หลังจากจบการศึกษาในระดับปริญญาโทแล้วได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาเอกในสาขาวิชาวิศวกรรมเกษตรและอาหาร ณ สถาบันการศึกษาเดิมโดยมี ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วีระศักดิ์ เลิศสิริโยธิน เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาทั้งสองระดับการศึกษา

ระหว่างศึกษาระดับปริญญาโทและปริญญาเอก ได้มีโอกาสทำงานเป็นผู้ช่วยวิจัยประจำหน่วยวิจัย “นวัตกรรมบรรจุภัณฑ์และอาหาร” สาขาวิชาวิศวกรรมเกษตร เป็นเวลา 10 ปี ตลอดระยะเวลาดังกล่าวได้รับมอบหมายให้รับผิดชอบงานวิจัยในหลากหลายด้าน ทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้และงานวิจัยในด้านอื่น ๆ อาทิเช่น งานวิจัยเกี่ยวกับบรรจุภัณฑ์ที่ย่อยสลายได้ตามธรรมชาติ งานวิจัยเกี่ยวกับพลศาสตร์ของไหลเชิงคำนวณ และงานวิจัยเกี่ยวกับการออกแบบเครื่องจักรกลเกษตรและอาหาร งานวิจัยเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้การประมวลผลภาพถ่ายสำหรับงานทางเกษตรและอาหาร งานวิจัยทางสเปกโตรสโกปี เป็นต้น