

การตรวจหาโรคป้องกันด้วยค่าเหมาะสมที่สุดของการเปลี่ยนค่าเฉลี่ย และค่าขีดแบ่ง

ดวงกมล ดังโพนทอง

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
มีนาคม 2561
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



การตรวจหาโรคป้องกันด้วยค่าเหมาะสมที่สุดของการเปลี่ยนค่าเฉลี่ย
และค่าขีดแบ่ง

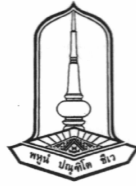
ดวงกมล ดังโพนทอง

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

มีนาคม 2561

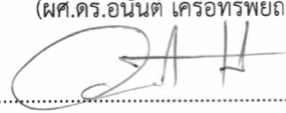
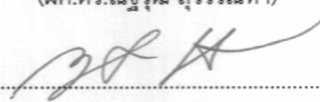
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม





คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางสาวดวงกมล ดังโพนทอง
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

 (ผศ.ดร.อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร)	ประธานกรรมการ (ผู้ทรงคุณวุฒิ)
 (รศ.ดร.วรวัดน์ เสี่ยมวิบูล)	กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก)
 (ผศ.ดร.นิวัตร อังควิเศษพันธ์)	กรรมการ (อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)
 (ผศ.ดร.ณัฐภูมิ สุวรรณพา)	กรรมการ (อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)
 (ผศ.ดร.ชลธิ์ โพธิ์ทอง)	กรรมการ (อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

 (รศ.ดร.อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง) คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์	 (ผศ.ดร.กริสน์ ชัยมูล) รักษาการคณบดีบัณฑิตวิทยาลัย วันที่ 31 เดือน 8 พ.ศ. 2561
--	--



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาตรีบัณฑิต สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสำเร็จสมบูรณ์ไม่ได้ถ้า ไม่ได้รับความอนุเคราะห์ ความช่วยเหลือจากอาจารย์ที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.วรวัฒน์ เสงี่ยมวิบูล ที่ได้ให้คำแนะนำมาตลอด ขอขอบคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิวัตร อังควิศิษฐ์พันธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐวุฒิ สุวรรณทา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชลธิ์ โพธิ์ทอง ที่ให้คำแนะนำ และชี้แนะให้เนื้อหาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ ที่สุด

ดวงกมล ดังโพนทอง



ชื่อเรื่อง	การตรวจหาโรคใบองุ่นด้วยค่าเหมาะสมที่สุดของการเปลี่ยนค่าเฉลี่ยและค่าขีดแบ่ง
ผู้วิจัย	นางสาวดวงกมล ดังโพนทอง
ปริญญา	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร.วรวัดน์ เสงี่ยมวิบูล
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ปีที่พิมพ์ 2561

บทคัดย่อ

องุ่นเป็นพืชเศรษฐกิจหนึ่งที่นิยมปลูกของประเทศไทย แต่ปัญหาสำคัญอีกอย่างของเพาะปลูกองุ่นนอกเหนือจากสภาพแวดล้อม นั่นก็คือ โรคระบาดในองุ่น เช่น โรคคราบน้ำค้าง (Downy Mildew) โรคแอนแทรคโนสแสดคป (Anthracnose Scab Bird's eye spot) โรคใบจุด (Leaf Spot) โรคราสนิม (Rust) ซึ่งทำให้เกิดความเสียหายแก่เกษตรกรผู้เพาะปลูกอย่างมาก ด้วยเหตุนี้การสำรวจและตรวจสอบการเกิดโรคในองุ่นจึงเป็นวิธีควบคุมและป้องกันการระบาดของโรคในองุ่นอีกหนึ่งวิธี ผู้วิจัยจึงได้นำเทคนิคการประมวลผลภาพมาประยุกต์ใช้เพื่อช่วยในการสำรวจการเกิดโรคในองุ่น โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 4 ส่วนคือ ส่วนที่ 1 คือ Image Acquisition คือส่วนของการรับภาพเข้ามาจากทางกล้องหน้าของโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Smart Phone) ส่วนที่ 2 คือ Image Preprocessing คือการปรับปรุงคุณสมบัติของภาพที่จะทำการตรวจหาบริเวณที่เกิดโรคปรากฏรายละเอียดของภาพที่ครบถ้วน และลดสัญญาณรบกวนอื่นๆ ที่เกิดขึ้นภายในภาพทดสอบ ส่วนที่ 3 คือ Feature Extraction คือ การค้นหาพื้นที่อ้างอิงเชิงข้อมูลของกลุ่มสีที่ปรากฏในภาพ เพื่อหาจุดกึ่งกลางของกลุ่มสีที่เกาะกลุ่มกันเป็นบริเวณโดยใช้คุณลักษณะการแพร่ออกจากจุดกึ่งกลางของกลุ่มสีเพื่อบ่งบอกบริเวณพื้นที่ ที่จะทำการแบ่งส่วนภาพ และส่วนสุดท้ายคือส่วน Evaluation and Performance คือการพิจารณาบริเวณของพื้นที่เพื่ออัตราการเกิดโรค (ระบุร้อยละ) ในแต่ละใบขององุ่น ผลการทดสอบมีค่าความถูกต้องที่ 98.32% งานวิจัยนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการเฝ้าระวังการระบาดของโรคที่เกิดกับพืชเศรษฐกิจชนิดอื่นๆ ที่เกิดโรคระบาดเกี่ยวกับใบพืชเป็นส่วนใหญ่ เช่น ข้าว อ้อย มันสำปะหลัง ข้าวโพด เป็นต้น อีกทั้งสามารถนำงานวิจัยนี้ไปประยุกต์เพื่อสร้างหุ่นยนต์เฝ้าระวังการเกิดโรคของพืช เพื่อช่วยตรวจสอบเฝ้าระวังการเกิดโรคกับพืช เพราะการตรวจสอบเฝ้าระวังด้วยสายตาอาจจะไม่ทั่วถึง

คำสำคัญ : โรคในองุ่น; โรคราสนิม; การปรับปรุงคุณภาพของภาพ



TITLE The Detection of Grape Leaf Diseases Using Mean Shift and Threshold Optimaization

AUTHOR Miss Duangkamol Dungphonthong

DEGREE Doctor of Philosophy **MAJOR** Electrical and Computer

ADVISORS Assoc. Prof. Worawat Sa-Ngiamvibool, PhD.

UNIVERSITY Mahasarakham University **YEAR** 2018

ABSTRACT

Grape is once kind of popular economic plant in Thailand. However, the important problem of grape planting other than the environment is leaf plague such as Downy Mildew, Anthracnose Scab Bird's Eye Spot, Leaf Spot and Rust, which be a causes of immensity damage for farmers. That is why, the survey and inspection for the grape leaf disease be crucial and necessary task to control and protect plant disease. Therefore this thesis, the image processing technique is applied for the investigation of grape leaf disease. The methodology comprise of 4 parts there are: 1) Image Acquisition from smart phone camera; 2) Image Enhancement for the better quality; 3) Feature Extraction to find the color of interested region (area of disease); and finally the Evaluated Performance to identify the percentage of disease in each grape leaf. The experimental results show about 98.23% of grape leaf identification accuracy. Moreover, this research can be apply to monitor the other economic plant diseases such as rice, sugarcane, cassava, corn etc., and can be used to develop plant disease surveillane robots to monitor plants disease.

Key Words : Grape Leaf Disease; Rust; Image Enhancement.



สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
สารบัญตาราง	จ
สารบัญภาพประกอบ	ฉ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา	2
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย	2
1.5 เครื่องมือที่ใช้	2
บทที่ 2 ปริทัศน์เอกสารข้อมูล	3
2.1 โรคพืช	3
2.2 การจัดการโรคพืช	8
2.3 องุ่น	10
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	15
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	19
3.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพ (Leaf Image Acquisition)	20
3.2 การเตรียมข้อมูลภาพก่อนการประมวลผล (Pre-Processing)	20
3.3 การดึงคุณลักษณะเด่นของภาพใบองุ่น (Features Extraction of Grape Leaf)	36
3.4 การวัดประสิทธิภาพ (Evaluation and Performance)	57
บทที่ 4 ผลการวิจัย	59
4.1 การทดสอบระบบทดสอบรอยแผลหรือรอยโรคราสนิมของใบองุ่น	60
4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ	116
บทที่ 5 บทสรุป	118
5.1 สรุปผลการทดลองและการดำเนินงานวิจัย	118
5.2 แนวทางการพัฒนาต่อ	119
เอกสารอ้างอิง	120
ประวัติย่อผู้วิจัย	126



สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 2.1 ผลของรูปแบบธาตุไนโตรเจนต่อการเกิดโรคในพืช	9
ตาราง 2.2 การประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพเพื่อจำแนก การเกิดโรคสำหรับใบพืช	18
ตาราง 3.1 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิป อัลกอริทึมสำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 1	49
ตาราง 3.2 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิป อัลกอริทึมสำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 2	50
ตาราง 3.3 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิป อัลกอริทึมสำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 3	51
ตาราง 3.4 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิป อัลกอริทึมสำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 4	52
ตาราง 3.5 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิป อัลกอริทึมสำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 5	53
ตาราง 3.6 การวัดประสิทธิภาพการค้นหาใบองุ่นที่เกิดโรค	58
ตาราง 4.1 ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้เพื่อหารอยแผล หรือรอยไหม้ แบบอัตโนมัติของใบองุ่น	61
ตาราง 4.2 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image001.jpg	64
ตาราง 4.3 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image002.jpg	67
ตาราง 4.4 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image003.jpg	69
ตาราง 4.5 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image004.jpg	71
ตาราง 4.6 การแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมที่ $a = 15$, $b = 30$ ของตัวอย่างรูปภาพทดสอบ	74
ตาราง 4.7 ภาพผลลัพธ์ของการดึงคุณลักษณะรอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพ image003.jpg	77
ตาราง 4.8 ภาพผลลัพธ์ของการดึงคุณลักษณะรอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพ image003.jpg	79
ตาราง 4.9 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image001.jpg	81



สารบัญตาราง

		หน้า
ตาราง 4.10	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image002.jpg	82
ตาราง 4.11	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image006.jpg	83
ตาราง 4.12	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image003.jpg	84
ตาราง 4.13	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image004.jpg	85
ตาราง 4.14	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image005.jpg	86
ตาราง 4.15	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image007.jpg	87
ตาราง 4.16	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image008.jpg	88
ตาราง 4.17	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image009.jpg	89
ตาราง 4.18	การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image010.jpg	90
ตาราง 4.19	ค่าความถูกต้องของการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น	93
ตาราง 4.20	การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหา รอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ	95
ตาราง 4.21	การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหา รอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ	116



สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบ 2.1 สามเหลี่ยมรูปพีช	4
ภาพประกอบ 2.2 พีระมิดโรคพีช	5
ภาพประกอบ 2.3 ลักษณะโรคคราบน้ำค้างของใบองุ่น	13
ภาพประกอบ 2.4 ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น	14
ภาพประกอบ 2.5 ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น	14
ภาพประกอบ 3.1 ขั้นตอนของระบบตรวจสอบรอยแผลและรอยโรคของใบองุ่นโดยอัตโนมัติ	19
ภาพประกอบ 3.2 ตัวอย่างภาพใบองุ่น	20
ภาพประกอบ 3.3 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร	22
ภาพประกอบ 3.4 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร	23
ภาพประกอบ 3.5 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร	24
ภาพประกอบ 3.6 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSI และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร	25
ภาพประกอบ 3.7 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSV และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร	26
ภาพประกอบ 3.8 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี Lab และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร	27
ภาพประกอบ 3.9 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตรกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี RGB	29
ภาพประกอบ 3.10 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตรกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี YIQ	29
ภาพประกอบ 3.11 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตรกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี YCbCr	30
ภาพประกอบ 3.12 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตรกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี HSV	30



สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบ 3.13 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮีสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี HSI	31
ภาพประกอบ 3.14 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮีสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี Lab	31
ภาพประกอบ 3.15 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี RGB ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	33
ภาพประกอบ 3.16 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี YIQ ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	34
ภาพประกอบ 3.17 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี YCbCr ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	34
ภาพประกอบ 3.18 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี HSV ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	35
ภาพประกอบ 3.19 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี HSI ก่อน-หลัง กระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	35
ภาพประกอบ 3.20 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี Lab ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	36
ภาพประกอบ 3.21 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี RGB เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	38
ภาพประกอบ 3.22 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี YIQ เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	39
ภาพประกอบ 3.23 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี YCbCr เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	39
ภาพประกอบ 3.24 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี HSV เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	40
ภาพประกอบ 3.25 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี HSI เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	40
ภาพประกอบ 3.26 การเปรียบเทียบภาพใบบนแบบจำลองสี Lab เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	41



สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบ 3.27 การเปรียบเทียบภาพใบบ่งแบบจำลองสี RGB เมื่อระบุขอบเขตด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม	42
ภาพประกอบ 3.28 การเปรียบเทียบภาพใบบ่งแบบจำลองสี RGB เมื่อระบุขอบเขตด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่ม 100 พิกเซล 700 พิกเซล และ 2000 พิกเซล และทุกภาพมีค่าพารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนัก เท่ากับ 2	45
ภาพประกอบ 3.29 การเปรียบเทียบภาพใบบ่งแบบจำลองสี RGB เมื่อระบุขอบเขตด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 2,6,10 และทุกภาพมีค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 100 พิกเซล	48
ภาพประกอบ 3.30 การเปรียบเทียบค่าแต่ละระดับช่วงสีสำหรับการกำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดรอยโรคด้วยค่าระดับช่วงของ RGB	54
ภาพประกอบ 3.31 การเปรียบเทียบค่าแต่ละระดับช่วงสีสำหรับการกำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดรอยโรคด้วยค่าระดับช่วงของ HSV	55
ภาพประกอบ 3.32 การเปรียบเทียบค่าแต่ละระดับช่วงสีสำหรับการกำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดรอยโรคด้วยค่าระดับช่วงของ Lab	55
ภาพประกอบ 4.1 ขั้นตอนการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ	59
ภาพประกอบ 4.2 ขั้นตอนการเรียนรู้ของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยโรคสนิทแบบอัตโนมัติ	60
ภาพประกอบ 4.3 กราฟแสดงค่าความจำเพาะของรูปภาพใบบ่งจำนวน 10 รูป	92
ภาพประกอบ 4.4 กราฟแสดงค่าความไวของรูปภาพใบบ่งจำนวน 10 รูป	92
ภาพประกอบ 4.5 กราฟแสดงค่าความถูกต้องของรูปภาพใบบ่งจำนวน 10 รูป	93
ภาพประกอบ 4.6 ขั้นตอนการทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้ของใบบ่ง	94
ภาพประกอบ 4.7 ตัวอย่างภาพใบบ่งที่มีรอยแผล หรือรอยไหม้ขนาดเล็กกระจายทั่วทั้งใบ	115



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มา และความสำคัญของปัญหา

ประเทศไทยมีพืชที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจหลากหลายชนิด เช่น ข้าว อ้อย ยางพารา มันสำปะหลัง แต่ผลผลิตทางการเกษตรทุกประเภทจำเป็นต้องควบคุม ป้องกัน และจัดการโรค เนื่องจากโรคพืชสามารถส่งผลกระทบต่อการทำงานของระบบต่างๆ ในพืชได้ เช่น การเจริญเติบโตผิดปกติ อาการปุ่มปมบริเวณโคนต้น (Crown Gall) อาการปุ่มปมที่ใบ (Leaf Gall) อาการปุ่มปมที่ส่วนราก (Root Knot) อาการแตกพุ่มฝอยที่ส่วนยอดหรือตาข้าง โดยมีลักษณะแตกใบที่เป็นกระจุก และมีขนาดใบเล็กลง (Phyllody) การเจริญเติบโตไม่สม่ำเสมอทำให้ใบหงิก (Leaf Curl) ใบลดรูปจนมีลักษณะเป็นเส้น (Shoe String) หรือเกิดโรคราน้ำค้าง (Downy Mildew) โรคราแป้ง (Powdery Mildew) ซึ่งโรคพืชเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่สามารถส่งผลกระทบต่อคุณภาพด้านผลผลิตของพืชได้โดยตรง จึงมีงานวิจัยมากมายที่นำเสนอเกี่ยวกับความผิดปกติของพืช [1-6] ทั้งนี้ยังมีงานวิจัยที่ได้ประยุกต์ใช้กระบวนการประมวลผลภาพ (Image Processing) และคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) [7-15] เพื่อระบุพื้นที่ที่เกิดโรคพืชจากคุณลักษณะพื้นฐานของรูปภาพ เช่น สี (Color) พื้นผิว (Texture) และรูปร่าง (Shape) ในกระบวนการค้นหาความเกี่ยวข้อง หรือความสัมพันธ์ของวัตถุภายในภาพ ซึ่งให้ผลการจำแนกรูปภาพใดๆ ที่ใกล้เคียงกับการมองเห็นของมนุษย์ที่จำแนกหรือบ่งบอกการเกิดโรคของพืชของแต่ละรูปภาพ

การเฝ้าระวังการเกิดโรคในพืชจึงต้องอาศัยการสังเกตความผิดปกติทางด้านสรีระของพืชทั้ง ลำต้น ใบ ดอก เป็นต้น การเฝ้าระวังอาจจะไม่สะดวกมากนักจำเป็นต้องใช้เวลาและกำลังบุคลากรในการตรวจสอบเป็นอย่างดีสูงกรณีที่ทำอุตสาหกรรมการเกษตรขนาดใหญ่ ซึ่งบางครั้งความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเพียงเล็กน้อยอาจลุกลามขยายเป็นวงกว้างจนไม่สามารถแก้ไขได้ทันเวลาที่ เมื่อต้องสังเกตการเปลี่ยนแปลงของพืช จึงต้องใช้เวลา และ กำลังคนเพื่อเฝ้าสังเกตความผิดปกติของพืช สำหรับประเทศไทยแล้ว อุ่นถือเป็นพืชทางเศรษฐกิจอีกประเภทหนึ่ง ที่สามารถสร้างมูลค่าให้แก่เกษตรกรสูงมากในแต่ละปี ทั้งในเชิงเกษตรกรรม และเชิงท่องเที่ยว หากแต่การเพาะปลูกอุนั้นนั้น ไม่สามารถหลีกเลี่ยงโรคพืชที่สร้างความเสียหายแก่ต้นอุนได้ ทำให้เป็นอุปสรรคในการทำเป็นระบบไร่อุนขนาดใหญ่ และเกษตรกรต้องเสียค่าใช้จ่ายไปเป็นจำนวนมากในการกำจัดแมลงหรือป้องกันโรคพืช อันส่งผลต่อต้นทุนการผลิตที่สูงขึ้น เป็นอุปสรรคต่อการแข่งขันในตลาด ดังนั้นจึงควรมีวิธีการที่ช่วยแก้ปัญหาดังกล่าวให้แก่เกษตรกร หรืออุตสาหกรรมการทำอุนขนาดใหญ่ ด้วยวิธีการที่เหมาะสม

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จึงนำเสนอวิธีการตรวจหาใบอุนที่เกิดโรค จากภาพถ่ายใบอุนเพื่อให้เกษตรกรนำไปใช้สำหรับการเฝ้าระวังการระบาดของโรคอุน หรือเป็นข้อมูลในการวิเคราะห์ร้อยละการเกิดโรคต่อจำนวนของพืชทั้งหมด หรือร้อยละการเกิดโรคบนใบต่อจำนวนของพื้นที่ใบทั้งหมด หรือเป็นข้อมูลสำหรับการประเมินความรุนแรงของโรค สำหรับการตัดสินใจในการจัดการโรค หรือควบคุมโรคที่เกิดขึ้น เพื่อนำไปสู่การประเมินความสูญเสียของผลผลิต และป้องกันความเสียหายได้แบบทันเวลาที่



1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนากระบวนการคัดแยกใบองุ่นที่เกิดโรคด้วยภาพถ่ายดิจิทัล
- 1.2.2 เพื่อศึกษาและพัฒนากระบวนการจำแนกใบองุ่นที่เกิดโรคด้วยกระบวนการวิธีการประมวลผลภาพ โดยใช้เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) เทคนิคการลดสัญญาณรบกวนที่ปรากฏภายในภาพ (Image Filtering) เทคนิคการหาคุณลักษณะของภาพ (Feature Extraction) เทคนิคการหาขอบภาพ (Edge Detection)

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

- 1.3.1 สร้างกระบวนการตรวจสอบภาพถ่ายใบองุ่นที่เกิดรอยแผล หรือรอยไหม้ จากภาพถ่ายของใบองุ่นที่เกิดโรค และภาพถ่ายใบองุ่นที่ไม่เกิดโรค
- 1.3.2 พัฒนาการกระบวนการตรวจสอบภาพถ่ายใบองุ่นที่สามารถจำแนกใบองุ่นที่เกิดโรค กับใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคได้ ด้วยวิธีการประมวลผลภาพเพื่อให้ได้วิธีการที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพถ่ายใบองุ่นที่ทำการเพาะปลูกในประเทศไทย

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

- 1.4.1 ได้กระบวนการ หรือวิธีการสำหรับตรวจหาใบองุ่นที่เกิดรอยแผล หรือรอยไหม้
- 1.4.2 ได้ข้อมูลสำหรับการประเมินความรุนแรงของโรคที่เกิดขึ้น สำหรับการตัดสินใจในการจัดการโรค หรือควบคุมโรคที่เกิดขึ้น
- 1.4.3 สามารถนำวิธีการหรือกระบวนการไปประยุกต์ใช้ในการเฝ้าระวังการระบาดของโรคที่เกิดกับพืชชนิดอื่นๆ ได้
- 1.4.4 สามารถนำงานวิจัยนี้ไปประยุกต์สร้างเป็นแอปพลิเคชันสำหรับสมาร์ทโฟน หรือหุ่นยนต์การเกษตรเพื่อช่วยตรวจสอบ หรือเฝ้าระวังการเกิดโรคกับพืชได้
- 1.4.5 สามารถนำงานวิจัยนี้ไปประยุกต์ใช้ร่วมกับเทคโนโลยีการเกษตรแบบแม่นยำ เพื่อควบคุมการให้สารเคมีแบบแม่นยำเฉพาะพื้นที่ที่เกิดโรคพืช

1.5 เครื่องมือที่ใช้

- 1.5.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Intel Pentium Core-i7 2.3 GHz หน่วยความจำ (Ram) 7.9 GB
- 1.5.2 ระบบปฏิบัติการ Windows10
- 1.5.3 โปรแกรม MATLAB 2010



บทที่ 2

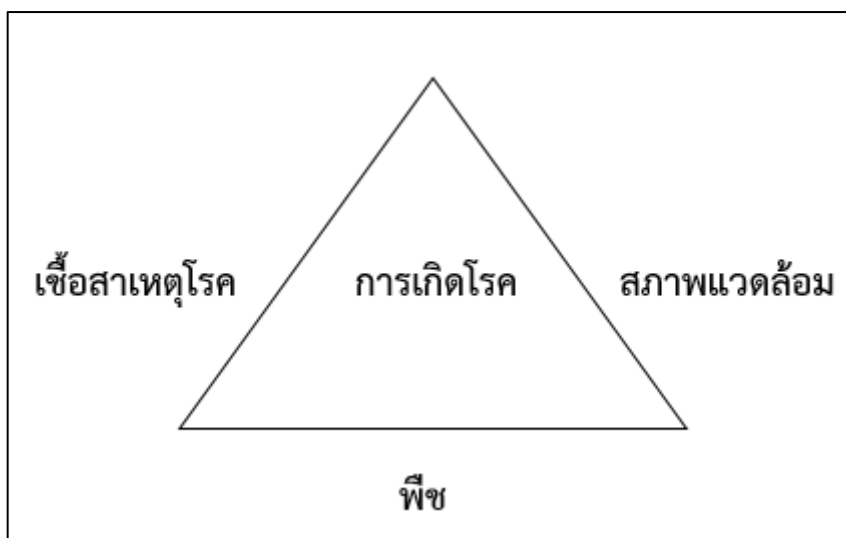
ปริทัศน์เอกสารข้อมูล

งานวิจัยทางการเกษตรในปัจจุบันมีหลากหลายกรรมวิธี ซึ่งแต่ละกรรมวิธีมีข้อดี ข้อเสีย และความเหมาะสมในการใช้งานต่างกันออกไปตามจุดประสงค์ของการนำไปใช้งาน โดยส่วนใหญ่นิยมใช้คุณลักษณะพื้นฐานของรูปภาพได้แก่ สี (Color), พื้นผิว (Texture) และ รูปร่าง (Shape) มาใช้อธิบายภาพ หรือเป็นตัวแทนภาพ แต่การเลือกคุณลักษณะพื้นฐานของภาพให้สามารถเป็นตัวแทนภาพที่ใกล้เคียงกับการมองเห็น หรือการรับรู้ของมนุษย์มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ จำเป็นต้องเลือกใช้คุณลักษณะให้เหมาะสมกับภาพ เพื่อให้ได้กระบวนการ หรือกรรมวิธีที่มีประสิทธิภาพสำหรับการนำไปใช้งาน ดังนั้นในบทนี้จะกล่าวถึงลักษณะทั่วไปของ โรคพืช การจัดการโรคพืช ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ขององุ่น เทคนิคการประมวลผลภาพ และ งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 โรคพืช

ภาวะที่ต้นพืชผิดปกติ เป็นการตอบสนองของพืชต่อเชื้อโรค ซึ่งลักษณะอาการของโรค (Symptoms) มีทั้งอาการภายใน (Internal symptoms) และอาการภายนอก (External symptoms) ทำให้การทำงานของระบบต่างๆ ในพืชผิดปกติส่งผลให้ผลผลิตที่ควรจะได้รับในแต่ละฤดูการเพาะปลูกได้ผลผลิตไม่เป็นไปตามความต้องการของตลาด และยังส่งผลกระทบในด้านมูลค่าทางเศรษฐกิจอีกด้วย โดยสาเหตุอาจจะเกิดจากสิ่งที่มีชีวิต เช่น เชื้อรา ไวรัส แบคทีเรีย แมลง วัชพืช เป็นต้น หรือ สิ่งที่ไม่มีชีวิต เช่น ปริมาณธาตุอาหาร ปริมาณน้ำ ปริมาณแสง เป็นต้น ที่เป็นสาเหตุที่ทำให้พืชเป็นโรค ซึ่งลักษณะอาการของโรค ไม่ว่าจะเกิดภาวะผิดปกติในส่วนใดของพืชก็ย่อมส่งผลกระทบต่อคุณภาพของผลผลิตของพืชโดยตรง ชลิดา เล็กสมบูรณ์ [16] ได้แบ่งปัจจัยการเกิดโรคพืชไว้ 3 ปัจจัยคือ พืช สภาพแวดล้อม และเชื้อสาเหตุโรค โดยอธิบายความสัมพันธ์ของทั้ง 3 ปัจจัยด้วยรูปสามเหลี่ยมโรคพืช (Disease Triangle) ดังแสดงในภาพประกอบ 2.1 ซึ่งแต่ละด้านของสามเหลี่ยมจะเป็นตัวแทนของแต่ละส่วนประกอบ ซึ่งจะสัมพันธ์กันโดยตรงคือ ถ้าพื้นที่สามเหลี่ยมเพิ่มมากขึ้น หมายถึงการเกิดโรคเพิ่มมากขึ้น และถ้าพื้นที่สามเหลี่ยมลดลงการเกิดโรคในพืชก็ลดลงเช่นกัน หรือถ้าขาดเส้นด้านใดด้านหนึ่งก็จะไม่เกิดรูปสามเหลี่ยม แสดงว่าขาดปัจจัยใดด้านหนึ่งก็จะไม่เกิดโรคกับพืช





ภาพประกอบ 2.1 สามเหลี่ยมโรคพืช [16]

โรคพืชสามารถเกิดจากสาเหตุต่างๆ ได้มากมาย โดยพืชอาศัย (Host Plant) แต่ละชนิดเกิดโรคได้มากกว่า 1 โรค บางโรคมีอาการคล้ายคลึงกัน แต่มีเชื้อสาเหตุที่แตกต่างกัน นอกจากนี้เชื้อแต่ละชนิดสามารถเข้าทำลายพืชได้มากกว่า 1 ชนิด ซึ่งปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดโรคของพืช ประกอบด้วย 3 ส่วนคือ พืช สภาพแวดล้อม และเชื้อสาเหตุโรค ซึ่งแต่ละส่วนต่างก็เป็นปัจจัยสำคัญต่อการเกิดโรค ดังนั้น จึงต้องพยายามควบคุมปัจจัยทั้ง 3 สาเหตุให้ได้ เพื่อเป็นการควบคุมไม่ให้เกิดโรค

1. พืช

1.1 พันธุ์พืช และแหล่งที่มา

1.2 โครงสร้างของพืช ส่วนประกอบและหน้าที่ของส่วนต่างๆ ภายในพืช กระบวนการที่เกิดขึ้นในพืช เช่น การสังเคราะห์แสง การหายใจ

1.3 ระบบการปลูกพืช และการจัดการ เช่น การปลูกแบบร่องสวน หรือแบบไร่ ระยะปลูก การให้น้ำ สารเคมีที่ใช้ และการปรับปรุงดิน เป็นต้น

เนื่องจากพืชที่ทำการเพาะปลูกมีความอ่อนแอต่อโรคของเชื้อโรค เมื่อเกิดการติดเชื้อ และพืชก็ไม่สามารถต้านทานโรคได้ด้วยตนเอง เชื้อโรคก็จะอยู่กับต้นพืชก่อนให้เกิดโรค จนส่งผลต่อระบบการทำงานของพืช และเชื้อโรคก็สามารถก่อให้เกิดโรคในต้นพืชได้

2. สภาพแวดล้อม

2.1 อุณหภูมิ

2.2 ความชื้นและปริมาณน้ำฝน

2.3 โครงสร้างและความอุดมสมบูรณ์ของดิน

เนื่องจากสภาพแวดล้อมสามารถส่งผลต่อการเจริญเติบโตของเชื้อโรคได้โดยตรง เช่น อุณหภูมิ แสงแดด ความชื้น ลม ที่เหมาะสมต่อการเกิดโรค เชื้อโรคก็จะสามารถเข้าไปทำลายระบบการทำงานต่างๆ ของพืชให้มีความผิดปกติ ส่งผลต่อพืชได้โดยตรง ความรุนแรงของโรคพืชนั้นจะขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของสภาพแวดล้อม และความยาวนานของสภาพแวดล้อมนั้นๆ ซึ่งจะเป็นตัวกำหนดความรุนแรงของโรคพืช ถ้าการเกิดโรคในอัตราร้อยละของจำนวนพืชทั้งหมดที่สูง และ



ครอบคลุมพื้นที่เป็นบริเวณกว้าง จะเรียกว่าเกิดโรคระบาด (Epidemic) และโรคพืชที่เกิดเฉพาะในท้องถิ่นใดท้องถิ่นหนึ่ง จะมีลักษณะภูมิศาสตร์เป็นตัวจำกัดขอบเขต ดังนั้นสภาพแวดล้อมจึงเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดโรค การแพร่กระจายของสปอร์ การงอกของสปอร์ และการติดเชื้อ เป็นต้น

3. เชื้อสาเหตุโรค

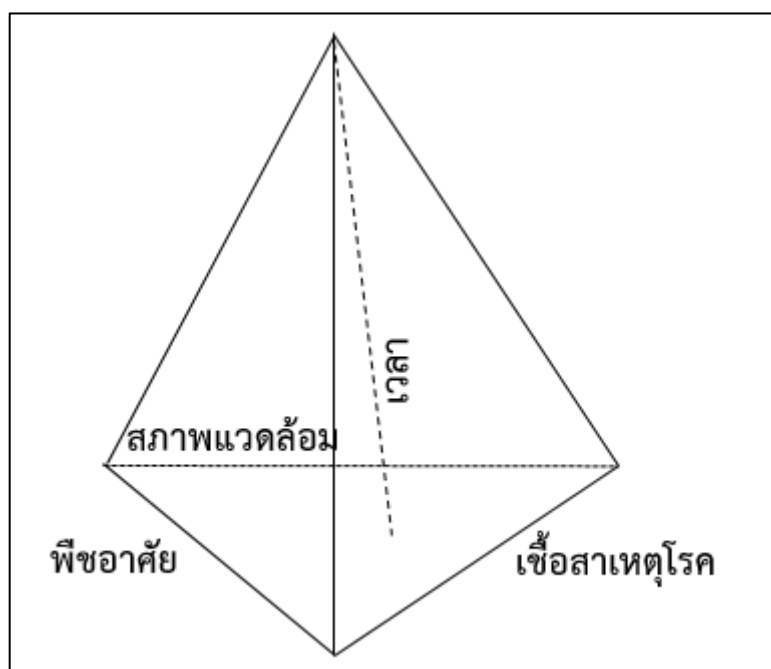
3.1 ชนิดของเชื้อที่ทำให้พืชเป็นโรค และความรุนแรงของเชื้อสาเหตุโรค

3.2 การแพร่กระจายของเชื้อ

3.3 การอยู่รอดของเชื้อหลังการเก็บเกี่ยวพืช

เชื้อสาเหตุโรคพืชมีหลายชนิด แต่ละชนิดทำให้พืชเกิดโรคได้หลากหลายลักษณะ ซึ่งมีความแตกต่างกันไป เชื้อราเป็นสาเหตุของโรคใบไหม้ รากเน่า ผลเน่า เมล็ดเน่า ต้นกล้าเน่า เชื้อพลาสมอปารา วิทีโคลา (*Plasmopara Viticola*) เป็นสาเหตุของโรคราน้ำค้างขององุ่น เป็นต้น เชื้อสามารถเข้าไปทำลายพืชได้ทั้งทางแผล ทางช่องเปิดตามธรรมชาติ หรือโดยตรงกับพืชนั้น ขึ้นอยู่กับชนิดของเชื้อด้วย แต่ถ้าเชื้อสาเหตุโรคมีความรุนแรงมากก็จะสามารถแพร่กระจายได้ง่าย ทำให้เชื้อโรคเพิ่มมากขึ้นจนส่งผลให้เกิดการระบาดของโรคในพืชได้

ปัจจัยที่ 3 ที่กล่าวมาข้างต้น เมื่อระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับเชื้อโรค ได้แก่ เชื้อราแบคทีเรีย ไวรัส ก็จะส่งผลทำให้พืชเกิดความผิดปกติ หรือเกิดโรคได้เช่นกัน ดังนั้นเวลาจึงเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่สามารถส่งผลต่อการเกิดโรคพืชได้เช่นกัน ดังแสดงในภาพประกอบ 2.2 พีระมิดโรคพืช ซึ่งมีเกิดปัจจัยการเกิดโรคทั้ง 3 ส่วน ในช่วงเวลาหนึ่งๆ เกิดการสัมผัสกันของพืชอาศัยและเชื้อโรค และมีลักษณะของสภาพอากาศแบบร้อนชื้น อุณหภูมิที่เหมาะสมต่อการเข้าทำลายของเชื้อ จึงทำให้พืชเกิดโรคได้เช่นกัน



ภาพประกอบ 2.2 พีระมิดโรคพืช [16]



2.1.1 อาการของโรคพืช

เมื่อพืชเกิดโรคก็จะแสดงอาการของโรคในส่วนสรีระต่างๆ ของพืช ดังนั้นการตรวจดูอาการของพืชที่เกิดโรคจึงต้องทำการสังเกตความผิดปกติของพืชที่ปรากฏอาการให้สม่ำเสมอ เพื่อทำการเฝ้าระวัง ซึ่งเป็นการควบคุมโรคไม่ให้ระบาดเข้าสู่พื้นที่เพาะปลูกอื่นๆ อาการของโรคที่พบบนส่วนต่างๆ ของพืชมีดังนี้

2.1.1.1 ราก

- 1) รากเน่า (Root Rot) เนื้อรากยุบตัว หรือถูกทำลาย
- 2) รากแผล (Root Lesion) บนรากมีรอยแผลสีน้ำตาล
- 3) รากบวม (Root Gall) รากขยายขนาดใหญ่ โดยส่วนปลายรากจะมีขนาดใหญ่กว่าส่วนโคน
- 4) รากปม (Root Knot) รากแก้ว รากแขนง และรากฝอยเกิดปุ่มปม
- 5) รากกุด (Stubby Root) รากสั้นกว่าปกติ และปลายรากมักจะเกิดอาการบวมกว่าปกติ

2.1.1.2 ลำต้น กิ่งก้าน

- 1) แผลจุด (Spot) เกิดจุดแผลรูปร่างกลม หรือกลมรี จุดแผลอาจจะนูนขึ้น หรือยุบตัวลง แผลอาจจะลามเป็นบริเวณกว้างเกิดเป็นอาการไหม้
- 2) ยางไหล (Gummosis) เกิดเมือกเหนียวปรากฏบนส่วนของพืช และมีรอยไหลย่อย
- 3) ปุ่มปม (Gall) เกิดปุ่มปมบนส่วนของลำต้น และกิ่งก้าน
- 4) กิ่งแห้ง กิ่งเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาลโดยรอบ กิ่งเปราะและหักง่าย มีลักษณะแห้งจากปลายกิ่งแล้วลากลงมา

2.1.1.3 ใบ

- 1) ใบเหี่ยว (Wilt) ใบพืชบางส่วน หรือทั้งใบจะมีลักษณะเหี่ยว ซึ่งจะเหี่ยวโดยขอบใบห่อม้วนขึ้น
- 2) ใบจุด (Leaf Spot) ใบจะเกิดจุดแผล ซึ่งลักษณะจุดแผลมีหลายแบบ เช่น จุดเหลี่ยม จุดกลมเป็นวงเรียงซ้อนกัน จุดสีน้ำตาลกลางจุดเป็นสีขาว
- 3) ใบหงิก (Leaf Curl) ใบไม่เรียบ ใบหงิกงอ
- 4) ใบขีด (Leaf Streak) ใบจะมีแผลขีดสีขีด หรือสีน้ำตาล พบมากกับพืชใบเลี้ยงเดี่ยว
- 5) ใบไหม้ (Leaf Blight) แผลไม่มีรูปทรง มีสีน้ำตาล มักเกิดบริเวณปลายใบหรือขอบใบ
- 6) ใบด่าง (Mosaic) ใบสีเขียวสม่ำเสมอ โดยมีสีเหลืองแซม ลักษณะการด่างมักจะไม่ใช่ชัดเจนอาจมีรูปแบบการด่างเป็นวงคล้ายวงแหวน หรือด่างแบบไม่มีรูปแบบ
- 7) ใบเหลือง (Yellow) ใบเปลี่ยนเป็นสีเหลือง โดยมากจะเปลี่ยนทั้งใบ หรือเหลืองบนแผ่นใบโดยบริเวณเส้นใบยังคงมีสีเขียว
- 8) ใบขาว (White Leaf) ใบเป็นสีขาวทั้งใบ หรือขาวบางส่วนใบ



9) ใบม่วง (Purple Leaf) ใบเปลี่ยนเป็นสีม่วงทั้งใบ หรือบางส่วน

2.1.1.4 ดอก

- 1) ดอกไหม้ (Blight) กลีบดอกแห้งเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาล
- 2) ดอกต่าง (Mosaic) กลีบดอกมีสีไม่สม่ำเสมอ อาจมีลักษณะต่างสี หรือ

ต่างขาว

- 3) ดอกไหม้ (Blight) กลีบดอกแห้งเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาล
- 4) ดอกเน่า (Rot) ดอกเหี่ยวเฉา และกลีบดอกเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาล

2.1.1.5 ผล

- 1) สีผิดปกติ อาการผลต่าง หรือผลมีสีเหลืองสุกขณะยังเป็นผลอ่อน
- 2) รูปทรงผิดปกติ รูปของผลบิดเบี้ยว หรือหึ่งงอ มักมีอาการอื่นๆ ปรากฏร่วมด้วย เช่น จุดแผล ผลต่าง
- 3) ผลร่วง (Fruit Drop) โดยส่วนมากผลจะหลุดร่วงในระยะที่ผลยังไม่สุก และอาจพบอาการอื่นร่วมด้วย เช่น ผลเปลี่ยนเป็นสีเหลืองก่อนการหลุดร่วง
- 4) ผลจุด (Spot) เกิดจุดลักษณะกลมบนผล จุดแผลมักมีสีน้ำตาล จุดอาจจะนูนขึ้นหรือยุบลงจากส่วนผิว
- 5) ผลเน่า (Fruit Rot) ผลเปลี่ยนสีเป็นสีน้ำตาลจนถึงสีดำ โดยส่วนมากจะเกิดลามมาจากข้อผล แผลขนายรูกลามแบบไม่มีขอบเขต ผลยุบตัวลงและเน่าละ

2.1.1.6 เมล็ด

- 1) เมล็ดลีบ เมล็ดมีขนาดผิดปกติ มักจะพบเฉพาะส่วนของเปลือก ไม่มีส่วนของเอนโดสเปิร์ม (Endosperm) หรือ/และส่วนของเอ็มบริโอ (Embryo)
- 2) เมล็ดต่าง พบจุดสีน้ำตาลบนเปลือกหุ้มเมล็ด หรืออาการต่างสีเป็นแถบ
- 3) เมล็ดเน่า ส่วนของเอนโดสเปิร์ม หรือ/และส่วนของเอ็มบริโอเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาล

2.1.2 ผลกระทบของโรคพืช

การเกิดโรคพืชไม่ว่าจะเกิดภาวะผิดปกติในส่วนใดของพืชก็ย่อมส่งผลกระทบต่อคุณภาพของผลผลิตของพืชโดยตรง ซึ่งโรคพืชที่เกิดขึ้นสามารถส่งผลกระทบต่อผลผลิตทางการเกษตร และอาจจะส่งผลกระทบต่อเกษตรกร และผู้บริโภคโรคได้โดยตรง เช่น

2.1.2.1 โรคพืชส่งผลให้เกษตรกรต้องเสียค่าใช้จ่ายเพิ่มมากขึ้น ทั้งด้านค่าใช้จ่ายในการกำจัดโรค การควบคุมโรค เพราะเกษตรกรจำเป็นต้องการซื้อสารเคมี ซื้อเครื่องมืออุปกรณ์ เพื่อใช้ในการกำจัดโรคพืช ทั้งนี้ยังต้องใช้แรงงานคนเพิ่มขึ้นอีกด้วย จึงส่งผลกระทบโดยตรงในเรื่องต้นทุนของการผลิตที่เพิ่มสูงขึ้น

2.1.2.2 โรคพืชส่งผลโดยตรงต่อพื้นที่เพาะปลูก เนื่องจากโรคพืชบางโรคเมื่อเข้าสู่สภาวะระบาดจะทำให้บริเวณพื้นที่โดยรอบเกิดการติดเชื้อโรค ซึ่งส่งผลเสียหายไม่ใช้ต่อผลผลิตและพืชที่ทำการเพาะปลูกเท่านั้น ทั้งนี้ยังส่งผลกระทบต่อคุณภาพของดิน ซึ่งทำให้ธาตุอาหารในดินลดต่ำลง หรือมีคุณภาพลดน้อยลง จนถึงดินเสื่อมคุณภาพ



2.1.2.3 โรคพืชส่งผลให้พืชมีความเจริญเติบโตผิดปกติ จนส่งผลให้พืชนั้นมีโครงสร้างทางด้านสรีระผิดปกติ เช่น รากเน่า ใบมีขนาดเล็กผิดปกติ ใบเหลือง ต้นแคระแกรน จนไม่สามารถเจริญเติบโตได้จนทำให้พืชอ่อนแอ จนเกษตรกรไม่สามารถเก็บผลผลิตของพืชออกจำหน่ายได้ หรือไม่สามารถเก็บเมล็ดพันธุ์ไว้ใช้สำหรับการเพาะปลูกในฤดูเพาะปลูกในปีถัดไปได้

2.1.2.4 โรคพืชส่งผลให้ผลผลิตมีคุณภาพลดลง เมื่อถึงเวลาเก็บเกี่ยว เช่น ทำให้ผลผลิตเน่า สีส้มมีสีที่ผิดปกติ รูปทรงของผลผลิตมีรูปร่างผิดปกติ หรือเกิดจุดไหม้สีน้ำตาลบนผิวของผลผลิต ส่งผลให้การจำหน่ายมีราคาต่อหน่วยต่ำกว่าราคาในท้องตลาดมาก และรสชาติของพืช ก็จะมีรสชาติที่ผิดปกติจากรสชาติปกติของพืช จึงทำให้ไม่สามารถนำผลผลิตออกมาจำหน่ายได้

2.1.2.5 โรคพืชส่งผลต่อสุขภาพของผู้บริโภคเช่น ผู้บริโภครับประทานผลผลิตที่มีรอยขีด หรือรอยแผลที่เกิดจากการติดเชื้อ อาจจะส่งผลให้ผู้บริโภคเกิดอาการท้องร่วงได้ หรือผู้บริโภครับประทานถั่วลิสง หรือ เมล็ดธัญพืชที่มีเชื้อรา *Aspergillum Flavus* ต่อเนื่องกันในระยะเวลานาน อาจจะทำให้เกิดโรคอื่นๆ ได้

2.2 การจัดการโรคพืช

การจัดการโรคพืชเป็นการจัดการที่สาเหตุโรคโดยตรงที่เชื้อโรค การจัดการพืช การจัดการสภาพแวดล้อม เพื่อการควบคุมโรค การกักกันเชื้อโรค การกำจัดเชื้อโรค และการป้องกันไม่ให้เกิดโรค และลดการระบาดของโรค เพื่อนำไปสู่การประเมินความเสียหายของผลผลิต และจุดคุ้มค่าทางเศรษฐกิจ

2.2.1 การจัดการเชื้อโรค

การจัดการเชื้อโรคซึ่งเป็นสาเหตุของโรค เกษตรกรใช้หลากหลายวิธีเพื่อกำจัดวงจรการดำรงชีวิตของเชื้อโรค ในแหล่งต่างๆ เช่น

2.2.1.1 การกีดกันเชื้อโรคไม่ให้เข้ามาในบริเวณพื้นที่เพาะปลูก โดยการใช้สารเคมีคลุกเมล็ดพันธุ์ หรือการนำท่อนพันธุ์ หรือรากกล้าแช่สารเคมี เพื่อกีดกันเชื้อโรคที่ติดมากับส่วนเมล็ดพันธุ์หรือส่วนต่างๆ ที่นำมาใช้ในการเพาะปลูก

2.2.1.2 การหลีกเลี่ยงเชื้อโรค เป็นการไม่ให้พืชพบกับเชื้อโรค โดยการเลือกพื้นที่เพาะปลูกที่ไม่เคยเกิดการระบาดของเชื้อโรค หรือพื้นที่ที่ไม่ใช่พื้นที่ระบาดของโรคในขณะนั้น และที่สำคัญเลือกพื้นที่เพาะปลูกที่ไม่เสี่ยงต่อการเกิดโรค หรือไม่เหมาะสมกับการเกิดโรค และเลือกเวลาเพาะปลูกพืชที่ไม่เหมาะต่อการเจริญเติบโตของเชื้อโรค

2.2.1.3 การกำจัดเชื้อก่อโรค เพื่อไม่ให้เกิดการเพิ่มขึ้นของโรค และการแพร่กระจายของโรค ควรกำจัดเชื้อที่ก่อให้เกิดโรคโดยเร็วตั้งแต่สังเกตเห็นการผิดปกติของพืช เช่น การใช้ชีววิธีในการควบคุมเชื้อโรคในดินตั้งแต่ก่อนการเพาะปลูก การปลูกพืชหมุนเวียน การตัดแต่งส่วนที่เกิดโรคทิ้ง หรือการทำลายเศษซากของพืชที่เป็นโรค หรือการใช้สารเคมีเพื่อกำจัดเชื้อก่อโรค

2.2.2 การจัดการพืช

การจัดการพืชไม่ให้เป็นโรคโดยปกติจะมีอยู่ด้วยกัน 2 วิธีคือ การปรับแต่งทางพันธุกรรมของพืชเพื่อให้พืชมีความต้านทานต่อโรคสูงขึ้น และการส่งเสริมให้พืชสามารถต้านทานต่อการเข้าทำลายของเชื้อโรค



2.2.2.1 การปรับแต่งทางพันธุกรรมของพืช โดยการผสมและคัดเลือกพันธุ์ที่สามารถต้านทานโรค หรือการผสมทางพันธุกรรมของพืช เช่น การผสมรวมโปรโตพลาส (Protoplast Fusion) การตัดต่อยีนส์ การเพาะเลี้ยงเนื้อเยื่อ เพื่อให้ได้พันธุ์ที่ไม่อ่อนแอสามารถต้านทานโรคได้

2.2.2.2 การส่งเสริมให้พืชสามารถต้านทานโรค โดยการเติมธาตุอาหาร หรือจำกัดปริมาณธาตุอาหาร หรือสารเคมีในดินให้เหมาะสมกับความต้องการของพืช เช่น การจำกัดปริมาณธาตุไนโตรเจนให้อยู่ในปริมาณที่เหมาะสมเพื่อลดโอกาสการเกิดโรค [17] ดังแสดงในตารางที่ 2.1 การเติมธาตุอาหารให้แก่พืช จะส่งผลทำให้พืชสามารถต้านทานต่อโรคได้สูง เช่น การเติมธาตุซิลิกอน (Silicon) จะส่งผลให้พืชมีความต้านทานต่อโรคราแป้ง แคลเซียมจะส่งผลให้พืชต้านทานต่อโรคเหี่ยวและโรคเน่าที่เกิดจากเชื้อแบคทีเรีย เป็นต้น

ตาราง 2.1 ผลของรูปแบบธาตุไนโตรเจนต่อการเกิดโรคในพืช [17]

เชื้อสาเหตุโรค	โรค	พืชอาศัย	การเกิดโรค	
			ไนเตรด	แอมโมเนียม
Rhizoctonia	รากเน่า	ถั่ว	ลดลง	เพิ่มขึ้น
Sclerotium	ไหม้	มะเขือเทศ	ลดลง	เพิ่มขึ้น
Pythium	รากเน่า	ถั่ว และข้าวโพด	เพิ่มขึ้น	ลดลง
Fusarium	เหี่ยว	ฝ้าย และมะเขือเทศ	ลดลง	เพิ่มขึ้น
Aphanomyces	รากเน่า	ถั่ว	ลดลง	เพิ่มขึ้น
Verticillium	เหี่ยว	มันฝรั่ง และมะเขือเทศ	เพิ่มขึ้น	ลดลง
Pyricularia	ไหม้	ข้าว	ลดลง	เพิ่มขึ้น
Puccinia	ราสนิม	ข้าวสาลี	เพิ่มขึ้น	ลดลง

2.2.3 การจัดการสภาพแวดล้อม

การจัดการสภาพแวดล้อมที่เกี่ยวข้องกับการเพาะปลูก เพื่อไม่ให้เกิดโรคเป็นสิ่งที่เกษตรกรต้องพึงจัดการเป็นอันดับต้นๆ ในการปลูกพืช ได้แก่ ดิน น้ำ ความชื้นสัมพัทธ์ สภาพอากาศ อุณหภูมิ จุลินทรีย์และสิ่งมีชีวิตอื่นๆ เช่น แมลง ดังนั้นการจัดการสิ่งแวดล้อมเป็นการจัดการเพื่อการป้องกันโรค โดยเลือกกระบวนการปลูกพืชที่ช่วยลดโอกาสการเกิดโรค และการแพร่ระบาด เช่น การปลูกพืชหมุนเวียน การจัดการด้านคุณภาพดิน การกำจัดเชื้อในดินด้วยแสงอาทิตย์ การจัดการสภาพความเป็นกรดของดิน การจัดการระบบให้น้ำ เป็นต้น เนื่องจากสภาพแวดล้อมมีผลต่อการเกิดโรคได้โดยตรง ได้แก่ น้ำที่ใช้ในการเพาะปลูกถ้ามีปริมาณมากจนเกินไป อาจส่งผลให้เกิดโรคทางระบบรากหรือโคนต้นพืช ความชื้นสัมพัทธ์สูงอาจส่งผลให้เกิดโรคทางใบได้

2.2.4 การประเมินโรค

การประเมินโรคมีจุดประสงค์เพื่อการคัดเลือกพันธุ์พืชที่ต้านทานโรค หรือเพื่อควบคุมโรค หรือ เพื่อประเมินความสูญเสียผลผลิต (Yield Loss) และเพื่อประเมินมูลค่าความเสียหายของผลผลิตที่มีผลต่อเศรษฐกิจ (Crop Loss) ซึ่งการประเมินโรคสามารถทำได้ทั้งการประเมินโดยตรง และ



ประเมินทางอ้อม เช่น การประเมินการเกิดโรค (Disease Incidence) การประเมินความรุนแรงของโรค (Disease Severity) ทั้งสองวิธีเป็นการประเมินโดยตรงกับพืช สำหรับการประเมินทางอ้อมเป็นการประเมินจากปริมาณเชื้อ ดังนั้นการประเมินโรคเป็นการวิเคราะห์เพื่อตัดสินใจในการดำเนินการควบคุมและจัดการโรค โดยทั่วไปจะใช้การประเมินโรคด้วยสมการที่ (2.1)

$$D_d (\%) = \frac{P_d \times 100}{S_d} \quad (2.1)$$

เมื่อ D_d คือ เปอร์เซ็นต์ร้อยละการเกิดโรค
 P_d คือ จำนวนหน่วยของพืชที่เป็นโรค
 S_d คือ จำนวนหน่วยของพืชทั้งหมด

การประเมินโรคอาจจะใช้วิธีการนับจำนวนต้นพืชที่เป็นโรค เทียบกับต้นพืชทั้งหมด ซึ่งในกรณีที่พื้นที่เพาะปลูกขนาดใหญ่ จะทำการสุ่มนับ เช่น วิธีการสุ่มแบบรูป W (W- Shaped) หรือวิธีการสุ่มแบบรูป X (X - Shaped) และวิธีการสุ่มนั้นต้องสุ่มไม่น้อยกว่า 10% ของพื้นที่ทั้งหมด ส่วนการประเมินความรุนแรงของโรคอาจจะใช้วิธีการตรวจวัดจากพื้นที่ของส่วนต่างๆ บนพืชที่เกิดโรค แล้วนำมาคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ร้อยละ หรือการกำหนดค่าระดับความรุนแรง เช่น 0 - 5 หรือ 0 - 9 ตัวอย่างเช่นการประเมินการเกิดโรคเพื่อการควบคุมโรคอาจจะใช้การจัดกลุ่มโรค เป็น 2 แบบ คือ โรคที่พืชเป็นแล้วตาย และโรคที่พืชเป็นแล้วไม่ตาย แล้วใช้วิธีการสำรวจลักษณะอาการของโรคที่พบจะมีการตั้งเกณฑ์การสำรวจโรคเหี่ยว หรือโรคที่ทำให้พืชตาย คือ 0, 0.1 - 5, 6 - 25 และ > 25% และเกณฑ์การสำรวจสำหรับโรคพืชที่เป็นแล้วไม่ตายคือ 0, <1, 1 - 25, 26 - 75 และ >75% และเกณฑ์การประเมินความรุนแรงของโรค จะใช้การประเมินพื้นที่บนส่วนของพืชที่เป็นโรคเทียบกับพื้นที่ทั้งหมด โดยให้พื้นที่ทั้งหมดบนส่วนของพื้นที่ทำการประเมิน มีค่าเป็น 100 และผลการประเมินค่าได้เป็นเปอร์เซ็นต์พื้นที่เป็นโรค คือ 0, <1, 1 - 5, 6 - 25 และ >25% ดังนั้นการประเมินโรคเป็นการทำให้ทราบถึงปริมาณการเกิดโรค (Disease Intensity) เพื่อนำมาวิเคราะห์ตัดสินใจที่จะทำการควบคุมโรค หรือ การจัดการโรคตามระดับความรุนแรงของพื้นที่ที่เกิดโรค

2.3 องุ่น

องุ่นเป็นผลไม้ที่มีชื่อทางวิทยาศาสตร์ คือ *Vitis vinifera* Linn. เป็นพืชที่อยู่ในสกุล *Vitis* ซึ่ง *Vitis* มาจากภาษาละติน แปลว่าเถาวัลย์ส่วน *vinifera* มาจาก *vini* ที่แปลว่าไวน์ และ *fera* ที่แปลว่าป่า จึงหมายถึง เถาวัลย์ป่าที่ใช้ทำไวน์ มีลักษณะเป็นไม้เลื้อย มีมือจับเพื่อยึดเกาะ [18] องุ่นเป็นพืชที่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้หลากหลาย เช่น การนำมาบริโภค การผลิตไวน์ การผลิตแยม การผลิตน้ำองุ่น นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่นำองุ่นมาทำการวิเคราะห์สกัดเป็นน้ำมันจากเมล็ดองุ่น อาหารเสริม เนื่องจากผลองุ่นมีสารประกอบฟีนอลิกสูง ซึ่งมีคุณสมบัติต้านอนุมูลอิสระได้ จึงสามารถป้องกันโรคมะเร็ง โรคหัวใจ และเนื้องอก [19-21] ซึ่งประเทศไทยมีพื้นที่ปลูกองุ่นอยู่ทั่วทุกภาคของประเทศ



เนื่องจากประเทศไทยเป็นลักษณะภูมิอากาศร้อนชื้น โดยมีอุณหภูมิเฉลี่ย 25–30 องศาเซลเซียส ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยต่อปี 1,300–1,500 มิลลิเมตร จึงส่งผลให้มีความชื้นสัมพัทธ์ประมาณ 60–90 เปอร์เซ็นต์ [21] จากปัจจัยดังกล่าวจึงมีการปลูกองุ่นกระจายอยู่ทั่วทุกภาคของประเทศ เช่น ราชบุรี สมุทรสาคร กาญจนบุรี นครปฐม นครราชสีมา เลย สระบุรี เป็นต้น และในบางพื้นที่ได้มีการพัฒนาสวนองุ่นให้เป็นเชิงท่องเที่ยว ที่เน้นไปในลักษณะเกษตรเชิงอุตสาหกรรมท่องเที่ยว [22–23] จึงมีการจัดพื้นที่ที่สามารถเที่ยวชมการปลูกองุ่น การเก็บผลผลิตจากไร่องุ่น การผลิตไวน์ การผลิตแยม รวมไปถึงการเที่ยวชมบรรยากาศของพื้นที่สวน จากการสำรวจของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร [24–25] พบว่าในปี พ.ศ. 2557 มีการส่งออกองุ่นประมาณ 3,037 ตัน คิดเป็นมูลค่า 89,951 ล้านบาท และมีการนำเข้าองุ่นประมาณ 100,770 ตัน คิดเป็นมูลค่า 4,702 ล้านบาท และในปี พ.ศ. 2558 มีการส่งออกองุ่นประมาณ 4,971 ตัน คิดเป็นมูลค่า 159,633 ล้านบาท และการนำเข้าองุ่นประมาณ 143,531 ตัน คิดเป็นมูลค่า 5,760 ล้านบาท องุ่นจึงเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยอีกประเภทหนึ่ง องุ่นที่นิยมปลูกเพื่อจัดจำหน่ายผลสดในประเทศไทย ได้แก่ องุ่นพันธุ์ไวท์ มะละกา ซึ่งมีผลสีเขียว และพันธุ์คาร์ดินาล มีผลสีม่วงดำ [26]

2.3.1 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ขององุ่น

ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ขององุ่นมีลักษณะเป็นเถา มีเนื้อไม้แข็ง ใบเดี่ยวเรียงสลับ โดยเลื้อยไปได้ยาวถึง 10 เมตร การปลูกต้องสร้างค้ำไว้รองรับ ก้านใบยาว ช่อดอกเป็นช่อกระจุก มีขนปกคลุมทั่วต้น โดยมีผู้ได้ให้นิยามลักษณะทางพฤกษศาสตร์ขององุ่น [18, 27–28] ไว้ดังนี้

1) ราก (Root) รากขององุ่นเป็นลักษณะแขนง (Lateral Root) แผ่ออกทางด้านข้างจากโคนต้นประมาณ 1–2 ฟุต สามารถหยั่งลงไปในพื้นดิน 2–5 ฟุตจากผิวดิน ต้นองุ่นจะมีรากฝอยค่อนข้างมาก ซึ่งรากฝอยมีหน้าที่ในการดูดซึมน้ำ และธาตุอาหาร

2) ลำต้น (Trunk) เป็นเนื้อไม้แข็ง (Woody Vine) และพวงตัวเองโดยใช้มือเกาะจับต้นไม้ หรือสิ่งของต่างๆ เช่น ค้ำ ลำต้นขององุ่นสามารถเจริญเติบโตได้ยาว 100 เมตร จึงจำเป็นต้องมีการเด็ดยอดเพื่อให้เกิดกิ่งหลัก และกิ่งแขนง

3) กิ่ง มีทั้งสองชนิด คือ กิ่งหลัก (Arm) และตอกิ่ง (Spur) โดยกิ่งหลักจะเป็นกิ่งที่แยกออกจากลำต้นองุ่น ส่วนกิ่งตอเป็นกิ่งที่แตกออกมาจากกิ่งหลัก

4) มือเกาะ (Tendrils) เป็นส่วนที่แตกออกมาจากข้อตรงข้ามกับใบ ทำหน้าที่คล้ายมือเพื่อให้ลำต้น หรือเถาเกาะกับวัสดุ หรือค้ำ มือเกาะอาจจะมี 2–3 แฉก และมีสีต่างกันขึ้นอยู่กับพันธุ์องุ่น

5) ใบ (Leaf) มีลักษณะเป็นใบเดี่ยว อยู่ติดกับก้านใบจะพบเส้นใบจำนวน 5 เส้นมาจากก้านใบ และส่วนขอบใบจะมีลักษณะหยักคล้ายฟันเลื่อย (Serration) มีส่วนเว้า/โค้งที่โคนใบซึ่งติดกับก้านใบ เรียกว่าไซนัส (Sinus) หรือมุมใบ รูปร่างของใบมีความแตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับพันธุ์องุ่น นอกจากนี้ ลักษณะของผิวใบสามารถจำแนกออกได้ 3 แบบ คือ ใบเรียบ (Smooth) ใบขรุขระ (Rugose) และใบเว้า (Pinched Closed Concave) หรือโค้งนูน (Rolled Over or Convex) ซึ่งแต่ละพันธุ์จะมีลักษณะแตกต่างกันตามที่จำแนกได้

6) ขน (Hair) ขนใบจะอยู่บริเวณใต้ใบและปลายยอด ลักษณะของขนจะขึ้นอยู่กับพันธุ์องุ่น เช่น ขนสั้นละเอียด (Pubescent) ขนหนา (Downy) ขนบาง (Cobwebby) ไม่มีขน (Glabrous)



7) ตาดอก (Bud) เป็นตารวม (Compound Bud) ประกอบด้วย 3 ตาที่อยู่ติดกัน ตาที่อยู่ตำแหน่งตรงกลางจะมีขนาดใหญ่ที่สุด เรียกว่าตาเอก (Primary Bud) เป็นตายอดของกลุ่มของดอกองุ่น และมือเกาะ ตาที่สองและสาม คือ ตาสำรอง (Secondary Bud) จะอยู่สองข้างของตาเอกจะมีขนาดเล็กกว่า

8) ช่อดอก (Grape Flowers) จะออกเป็นช่อกิ่งระหว่างตาที่ 3-9 นับจากโคนกิ่ง ตำแหน่งของช่อดอกที่เกิดขึ้นจะอยู่ตรงกันข้ามกับมือจับ ลักษณะของดอกจะแตกต่างกันตามสายพันธุ์ที่นำมาปลูก เช่น องุ่นกลุ่ม *V. Vinifera* ดอกจะเป็นเกสรตัวผู้และเกสรตัวตัวในดอกเดียว สำหรับองุ่นกลุ่ม *V. rotundifolia* เกสรตัวผู้และเกสรตัวเมียจะอยู่คนละดอก ซึ่งในกิ่งขององุ่นจะมีช่อดอกประมาณ 1-3 ช่อต่อกิ่ง และในแต่ละช่อพบกว่าจะมีดอกประมาณ 60-1,800 ดอกต่อช่อ เมื่อเจริญเติบโตเต็มที่ที่จะปฏิสนธิ เมื่อองุ่นได้รับการผสมพันธุ์จะมีดอกที่ได้รับการผสม และติดเป็นผลอยู่ประมาณ 20-70% [29]

9) พวงองุ่น (Clusters) เป็นกลุ่มของช่อผลที่ยึดอยู่กับกิ่งโดยก้านช่อ (Peduncle) และพัฒนาออกเป็นแกนกลางของพวงองุ่น เรียกว่า รากิส (Rachis) ซึ่งจะเป็นส่วนของช่อบริเวณหัวบน จนถึงปลายสุดของก้านผล (Pedicel) ช่อมีลักษณะแตกต่างกัน เช่น ช่วงบนกว้างคล้ายไหล่ (Shoulder) หรือลักษณะก้านช่อแตกออกเป็น 2 ก้าน เรียกว่า ปีก (Wing) หรือช่อรวมขึ้นอยู่กับความยาวของก้านช่อย่อยในพวงองุ่น และปริมาณผลต่อช่อองุ่น ทำให้เกิดลักษณะแน่น หรือหลวมได้แตกต่างกันไปตามพวงองุ่น ซึ่งแต่ละพันธุ์จะมีลักษณะเฉพาะตัวแตกต่างกันไป

10) ผลและเมล็ด (Fruit and Seed) ผลองุ่นเป็นแบบมีเนื้อ (Berry) มีหลายเมล็ด รูปร่างของผลตั้งแต่กลมถึงยาวรี ขนาดของผลสามารถจำแนกโดยใช้ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของผล ออกเป็น 5 กลุ่ม คือ ผลใหญ่มาก (มากกว่า 24 มิลลิเมตร) ผลใหญ่ (20-24 มิลลิเมตร) ผลกลางค่อนข้างใหญ่ (17-19 มิลลิเมตร) ผลกลาง (14-16 มิลลิเมตร) ผลกลางค่อนข้างเล็ก (11-13 มิลลิเมตร) ผลเล็ก (8-10 มิลลิเมตร) และผลเล็กมาก (เล็กกว่า 8 มิลลิเมตร) การเจริญเติบโตของผลในช่วงแรกจะเป็นการสร้างเมล็ด (Seed) ไว้สำหรับสะสมอาหารต่างๆ และหลังจากนั้นจะเป็นการเจริญเติบโตของเนื้อผล (Pericarp) เรียกว่า Double Sigmoid Curve เกิดขึ้นโดยผลองุ่นจะโตเร็วในระยะแรก และระยะหลังจะโตช้าและแก่ช้า โดยผลขององุ่นจะประกอบไปด้วยเปลือก เนื้อผล และเมล็ด บางพันธุ์เนื้อผลกับเปลือกจะแยกกันออกชัดเจน การสุกแก่และสีของผลนั้นสามารถแบ่งได้ 3 ระยะคือ ระยะแรกการเจริญเติบโตอย่างรวดเร็ว (Rapid Growth Phase) ระยะที่สองชะลอการเจริญเติบโต (Lag Phase) และระยะที่สามของการเจริญเติบโต คือการสุกแก่ (Final Period of Growth and maturation) โดยระยะแรกผลจะมีการเจริญเติบโตอย่างรวดเร็ว โดยมีการเพิ่มและขยายขนาดของเซลล์ ส่วนระยะที่สองเมล็ดในผลจะเริ่มการขยายขนาด ส่วนผลเริ่มมีการเพิ่มขนาดเล็กน้อย และระยะสุดท้ายผลเริ่มมีลักษณะนิ่ม และมีการเปลี่ยนแปลงของสีผล องุ่นทุกพันธุ์เมื่อผลอ่อนจะเป็นสีเขียวเหมือนกัน เมื่อผลขนาดใหญ่ก็จะเปลี่ยนสีไปตามพันธุ์ ซึ่งสีผลในระยะสุกแก่สามารถแยกออกเป็น 3 สีหลัก ได้แก่ ขาว แดง และดำ โดยความแตกต่างของสีดำ และสีแดง เกิดจากระดับของสารแอนโทไซยานิน (Anthocyanin) ในผล สำหรับองุ่นที่มีผลสีขาวยกเว้นจากสัดส่วนของสารแซนโทฟิลล์ (Xanthophyll) และสารแคโรทีน (Carotene) สายพันธุ์ที่ใช้ในการบริโภคผลสดกับสายพันธุ์ที่ใช้ในการทำไวน์คือ *V. vinifera* กับ *muscadines* ผลมี 3 สีคือ เงิน ดำ และม่วง และระยะที่สามของการเจริญเติบโตและการสุกแก่ เริ่มมีการสะสมของระดับน้ำตาลเพิ่มขึ้น มีการลดระดับของ กรดทาร์ทาลิก กรดมาลิก และผลเริ่มนิ่ม ไม้



แข็งแรง ใบเดี่ยว เรียงสลับ รูปทรงกลม หรือรูปไข่แกมรูปทรงกลม ใบหยักเป็นพู่รูปฝ่ามือ ขอบใบหยักเป็นซี่ฟัน ก้านใบยาว ช่อดอกเป็นช่อกระจุก

2.3.2 โรคที่เกิดกับใบองุ่น

องุ่นที่เป็นโรค นั้นจะมีลักษณะอาการที่ผิดปกติต่างๆ ซึ่งจะส่งผลต่อต้นองุ่นได้โดยตรง ซึ่งโรคองุ่นนั้นสามารถเข้าทำลายต้นองุ่นได้ทุกระยะของการเพาะปลูก ตั้งแต่ระยะแตกใบจนถึงระยะของการติดผล เพราะสภาพอากาศร้อนชื้นของประเทศไทย เกษตรกรสามารถตัดแต่งกิ่งองุ่นให้ออกดอกติดผลตลอดปี จึงมีส่วนทำให้เกิดโรคระบาดได้ง่าย ปัญหาเรื่องโรคจึงเป็นปัญหาที่สำคัญของการปลูกองุ่น และก่อให้เกิดความเสียหายถึงระดับเศรษฐกิจ [29] ลักษณะอาการของโรคที่สำคัญขององุ่นที่เกิดจากเชื้อรามีคุณลักษณะเฉพาะของโรคชัดเจน เช่น โรคราน้ำค้าง โรคสแคบ/แอนแทรกโนส และราสนิม [30]

1) โรคราน้ำค้าง (Downy Mildew)

สาเหตุ : เชื้อรา *Peronosclerospora sorghi*

ลักษณะอาการ : บนใบระยะแรกเป็นจุดขนาดเล็กสีเขียวซีดทางด้านบนของใบ แล้วจะขาวเป็นแผลขนาดใหญ่ รูปทรงไม่แน่นอน ด้านล่างของใบตรงที่เป็นแผลจะพบปุยสีขาวที่บริเวณรอยแผลด้านใต้ใบ จากนั้นใบจะไหม้แห้งเป็นสีน้ำตาล อาการของโรคจะสังเกตได้ชัดเจนเมื่อเชื้อราเข้าไปทำลายแล้ว 4 – 6 วัน ยอดอ่อนจะเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาล และแห้งตายในที่สุด การระบาดของโรคราน้ำค้างสามารถแพร่ระบาดรุนแรงตลอดทั้งปีโดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงปลายฤดูฝนเข้าสู่ฤดูหนาว โดยสามารถเข้าทำลายทุกส่วนของต้นองุ่น ซึ่งโรคมีลักษณะดังภาพประกอบ 2.3



ภาพประกอบ 2.3 ลักษณะโรคราน้ำค้างของใบองุ่น

2) โรคสแคล (Scab)

สาเหตุ : เชื้อรา *Elsinoc ampelina* หรือ *Sphaceloma ampelinum*

ลักษณะอาการ : มีลักษณะเป็นจุดสีน้ำตาลดำขอบแผลสีเข้ม เกิดกระจุกกระจายทั้งใบ ทำให้ใบอ่อนหงิกงอ เนื้อเยื่อตาย การเจริญของผิวใบไม่สม่ำเสมอ ใบที่แก่จะแตกกลางจุดทำให้เนื้อเยื่อที่แห้งฉีกยุ่ยทำให้บริเวณกลางจุดเป็นรู ซึ่งจุดดำอาจเชื่อมกันทำให้ลักษณะใบองุ่นไหม้แห้งตาย

และจะแพร่ระบาดได้ดีทางลมและฝนซึ่งจะช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่ง และเถา เข้าสู่ช่อองุ่น และทำลายได้ง่ายเมื่อผลองุ่นเป็นผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่งเชื้อบนเศษซากพืชภายในสวน หรือพื้นที่ข้างเคียงทำให้ยอดเน่า ซึ่งโรคมียุทธศาสตร์ดังภาพประกอบ 2.4



ภาพประกอบ 2.4 ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น

3) โรคราสนิม (Rust)

สาเหตุ : เชื้อรา *Puccinia polysora*

ลักษณะอาการ : ใบองุ่นเป็นจุดสีเหลืองเล็กๆ ด้านบนใบ จุดเกิดเป็นกลุ่มๆ หรือกระจายทั่วไป ด้านใต้ใบจะมีเชื้อราสีเหลืองส้ม เมื่อแตะดูจะติดมือได้ง่าย โรคราสนิมระบาดได้รวดเร็ว ทำให้ใบแห้งและร่วงหล่น ระยะแรกจะพบใบแก่ และต่อมากจะเข้าไปทำลายระยะใบอ่อน ซึ่งโรคมียุทธศาสตร์ดังภาพประกอบ 2.5



ภาพประกอบ 2.5 ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น



จากปัญหาที่กล่าวมาข้างต้นโรคที่เกิดกับใบองุ่นทำให้เกิดความเสียหายแก่เกษตรกรผู้เพาะปลูกอย่างมาก ดังนั้นการสำรวจตรวจสอบการเกิดโรคในใบองุ่นจึงเป็นวิธีการป้องกัน ควบคุมการระบาดของโรคในองุ่นอีกหนึ่งวิธี ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้นำเสนอวิธีการตรวจหาใบองุ่นที่เกิดโรคราสนิม เพื่อนำไปประยุกต์สร้างเป็นแอปพลิเคชันของโทรศัพท์ หรือการประยุกต์ใช้กับเทคโนโลยีการเกษตรแบบแม่นยำในการควบคุมการฉีดพ่นสารเคมีในพื้นที่ที่เกิดโรค หรือนำไปประยุกต์ใช้กับการทำการเกษตรแบบสมาร์ทฟาร์ม หรือการสร้างหุ่นยนต์เฝ้าระวังการเกิดโรคพืชเพื่อช่วยตรวจสอบเฝ้าระวังการเกิดโรคกับใบองุ่น หรือกับใบพืช ประเภทอื่นๆ เนื่องจากการตรวจสอบเฝ้าระวังด้วยสายตาอาจจะไม่ทั่วถึงสำหรับพื้นที่ในการเพาะปลูกขนาดกลางไปจนถึงใหญ่

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การทำเกษตรกรรมในยุคปัจจุบัน ได้มีการนำเทคโนโลยีต่างๆ มาช่วยในการทำงานมากขึ้น โดยมีจุดประสงค์เพื่อเพิ่มผลผลิต เช่น การนำเทคโนโลยีเครื่องจักรกลทางการเกษตรมาใช้ในการเพาะปลูกพืช การนำเทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์มาสร้างวงจรควบคุมอุณหภูมิ ความชื้น ปริมาณน้ำ ทั้งนี้ยังได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพใช้สำหรับการประมาณผลการผลิตล่วงหน้าจากภาพถ่ายดาวเทียม [32] การตรวจจับเพลี้ยแป้งบนใบพืช [33] การนำเทคโนโลยีชีวภาพในการผสมพันธุ์พืช เพื่อได้มาซึ่งผลผลิตที่สูง เจริญเติบโตอย่างรวดเร็ว แต่ด้วยปัจจัยทางด้านสภาพแวดล้อม พืช และเชื้อสาเหตุโรค จึงเป็นสาเหตุทำให้พืชเกิดโรคได้ ซึ่งโรคพืชมีผลกระทบต่อคุณภาพ และปริมาณของผลผลิตทางการเกษตร ทั้งนี้ยังส่งผลกระทบต่อความปลอดภัยของผู้ที่นำผลผลิตทางการเกษตรไปบริโภคอีกด้วย [34-36] โรคพืชทำลายให้พืชมีสภาพผิดปกติ และเกิดการทำงานของระบบต่างๆ ของพืชผิดปกติ เช่น เจริญเติบโตช้า การสังเคราะห์แสงลดน้อยลง มีรูปร่างผิดปกติ เป็นต้น [37] ดังนั้น การค้นหา และตรวจสอบโรคพืชที่จึงเรื่องที่มีความสำคัญมากเกี่ยวกับการทำการเกษตรในฟาร์มขนาดใหญ่ [38] จึงได้มีงานวิจัยเกี่ยวกับการค้นหาโรคพืชอัตโนมัติในส่วนของใบพืชมากขึ้น เพราะการแสดงอาการของโรคขั้นต้นนั้น ใบพืชจะแสดงอาการในการติดเชื้อเป็นลำดับแรกๆ ก่อนส่วนอื่นๆ ของพืช [39] ดังนั้นระบบการค้นหา และตรวจสอบโรคที่ใบพืชแบบอัตโนมัติประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกบันทึกภาพใบพืชด้วยกล้องถ่ายภาพดิจิทัล และขั้นตอนที่สอง ขั้นตอนของการค้นหา และตรวจสอบโรคใบพืช โดยใช้กรรมวิธีการแยกพื้นที่ (Segmentation) โดยแต่ละงานวิจัยจะนำเสนอวิธีการค้นหา และจำแนกโรคใบพืชที่แตกต่างกันตามกรรมวิธีการแยกพื้นที่ ที่ประยุกต์ใช้งาน และวิธีการคำนวณคุณลักษณะของตัวแทนภาพ เพื่อจำแนกลักษณะให้ได้ซึ่งประเภทของโรค [40] ซึ่งอาจจะใช้วิธีการแยกส่วนของภาพด้วยวิธีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ (Thresholding Technique) [41-44] การแยกส่วนด้วยวิธีแบ่งกลุ่มสี (Quantization or Clustering Technique) [45-48] และจำแนกประเภทด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ เช่น Neural Networks , Fuzzy Logic [49] เป็นต้น Camargo และ Smith [50] ได้เสนอกรรมวิธีในยุคที่ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพในการระบุรอยแผลของใบพืช ขั้นแรกจะทำการแปลงภาพจากแบบจำลองสี RGB เป็นภาพแบบจำลองสี HSV I3a และ I3b เพื่อทำการพิจารณาหาช่วงการเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงที่เกิดขึ้นจากฮิสโตแกรมภาพ โดยการคำนวณหาจุดต่ำสุด และสูงสุดของฮิสโตแกรม เพื่อใช้กำหนดจุดตัด (Cut-off Threshold) ของฮิสโตแกรมเพื่อกำหนดช่วงของ



พื้นที่โดยวิเคราะห์จากค่าความหนาแน่นของฮิสโตแกรมในการแยกส่วนของภาพที่เกิดรอยแผลกับส่วนของภาพปกติ ซึ่งผลการทดลองพบว่าแบบจำลองสี HSV ที่พิจารณาเฉพาะช่วงสัญญาณ H สามารถทำการแบ่งส่วนของภาพโดยมีค่าความเหมือนการระบุพื้นที่ที่เกิดแผลหรือโรคของภาพทดสอบที่มีแสงน้อยมีความเหมือน 99.8% และภาพที่มีแสงมากมีค่าความเหมือนที่ 79.4% แต่ภาพที่มีการกระจายตัวของแสงที่สม่ำเสมอ หรือภาพปกติ การพิจารณาเฉพาะช่วงสัญญาณ H จะมีค่าความเหมือนที่ 70.6% ดังนั้นจึงนำช่วงสัญญาณ H มาพิจารณาร่วมกับช่องสัญญาณสี I3a และ I3b ที่ประยุกต์มาจาก โหมดสี I1I2I3 เมื่อทดสอบกับภาพทดสอบที่มีการกระจายตัวของแสงแบบปกติจำนวน 20 ภาพ มีค่าความถูกต้องที่ 80% ดังนั้นการพิจารณาความหนาแน่นของฮิสโตแกรมยังไม่สามารถทำการแบ่งส่วนของภาพที่เกิดรอยแผล หรือเกิดโรคได้จากพื้นที่ปกติที่กระจายตัวทั่วทั้งภาพ หรือไม่ได้เกิดการเกาะกลุ่มกันเป็นบริเวณที่กว้าง จึงมีงานวิจัยที่นำวิธีการทางคณิตศาสตร์มาทำการทดสอบการแบ่งส่วนของภาพที่เกิดรอยโรคใบพืชกับภาพปกติ ที่ได้จากภาพถ่ายใบพืชด้วยกล้องดิจิทัลแบบ Single – Lens Reflex ซึ่ง Ole และคณะ [51] ได้ทำการทดสอบภาพกับวิธีการทั้งหมด 4 วิธีการดังนี้ วิธีการที่ 1 การพิจารณาจากรูปแบบที่กำหนด (Pattern Multivariate Image) วิธีการที่ 2 การคำนวณทางสถิติ (Sum of Statistics : FPM-RSS) วิธีการที่ 3 การวิเคราะห์เชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis : LDA) และวิธีการที่ 4 คือ การแยกส่วนของภาพด้วย K- Mean โดยผลการทดสอบได้ทำการทดสอบด้วยการแบ่งภาพสำหรับการเรียนรู้ในอัลกอริทึมทั้ง 4 วิธี พบว่าวิธีการ LDA นี้มีความถูกต้องที่ 95% เป็นค่าที่สูงที่สุดในการทดสอบทั้ง 4 วิธี แต่ด้วยการวิเคราะห์การจำแนกข้อมูลเป็นแบบเชิงเส้นจึงทำให้สามารถจำแนก หรือแบ่งส่วนของพื้นที่ที่เกิดโรคได้กับภาพที่มีสีภายในภาพที่กลมกลืนกันได้ Shanwen และคณะ [52] ได้นำคุณลักษณะของรูปร่าง และสีมาใช้ในการแยกส่วนของภาพที่เกิดโรคราน้ำค้าง (Downy Mildew) โรคราสนิม (Scab) โรคราสีเทา (Gray Mold) โรคราแป้ง (Powdery Mildew) โรคแอนแทรคโนส (Anthracnose) โรคใบจุด (Corynespora Cassicola) และโรคแบคทีเรียแองกูล่า (Bacterial Angular) ที่เกิดกับใบแตงกวา ประกอบด้วย 3 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนที่ 1 ทำการแบ่งส่วนของภาพใบแตงกวาด้วย K-mean แล้วทำการพิจารณาลักษณะรูปร่างของส่วนภาพที่ถูกแบ่งออกมาในขั้นตอนที่ 2 และขั้นตอนที่ 3 แบ่งกลุ่มของโรคที่เกิดขึ้นด้วย Space Representation (SR) จากผลการทดลองพบว่ามีค่าความถูกต้องที่ 85.7% ทั้งนี้เนื่องจากโรคพืชที่เกิดขึ้นนั้นสามารถเกิดเป็นรอยแผลที่นั้นไม่มีรูปร่างที่แน่นอน หรืออาจเกิดขึ้นในลักษณะไร้รูปเป็นปื้นของเชื้อรา หรือแบคทีเรียก็ได้ และสีของบริเวณที่เป็นโรคนั้นไม่ระบุได้ชัดเจนเกี่ยวกับประเภทของโรคได้เนื่องโรคที่เกิดขึ้นนั้นค่อนข้างมีเฉดสีที่ใกล้เคียงกัน และการติดเชื้อของพืชพืชจะค่อยๆ แสดงอาการการติดเชื้อออกมา จึงไม่สามารถระบุชนิดของโรคที่มีสีใกล้เคียงกันได้ จึงทำให้ค่าความถูกต้องจากภาพที่นำมาทดสอบมีค่าที่ 85.7% Xuebing และคณะ [53] ได้นำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวกับการระบุพื้นที่ที่เกิดโรคใบแตงกวาเช่นกัน แต่ใช้วิธีการแบ่งส่วนของภาพด้วยวิธีการฟัซซี่ซีมีน (Fuzzy C-mean Clustering: FCM) กับภาพในระบบจำลองสี HIS ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้ ขั้นตอนที่ 1 ทำการแบ่งส่วนของภาพด้วย Marker watershed กับแต่ละช่องสัญญาณ ขั้นตอนที่ 2 ทำการคำนวณหาค่าระยะทาง (Distance) ในภาพเพื่อหาตำแหน่งของพิกเซลที่มีการเปลี่ยนแปลงสูงในตำแหน่งบริเวณของระหว่างสองพื้นที่ที่อยู่ติดกัน ขั้นตอนที่ 3 หาค่าเฉลี่ยของระยะห่างของจุดที่เกิดความเปลี่ยนแปลงด้วยฟัซซี่ซีมีน ซึ่งจะได้ค่าเฉลี่ยของพื้นที่ที่ใกล้เคียงกันของแต่ละช่องสัญญาณ โดยค่าพิกัดของพิกเซลของแต่ละช่องสัญญาณจะถูกกำหนดด้วยเมทริกซ์เพื่อนำมาคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับแบ่งส่วนของภาพ



ที่เกิดโรคและภาพที่ไม่เกิดโรค โดยงานวิจัยนี้จากการทดสอบกับภาพใบแตงกวาจำนวน 129 ภาพมีความถูกต้อง 98% เพราะกรรมวิธีที่นำเสนอเป็นการหา Close Region Boundary ของแต่ละส่วนภาพ และวิธีนี้จำเป็นต้องทำการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมก่อนการประมวลผลจึงอาจจะไม่เหมาะสมกับการใช้งานกับภาพอื่น อีกหนึ่งวิธีที่มีการนำมาใช้ในตรวจสอบการเกิดโรคพืชนั้นคือ วิธีการเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) โดย Vijai และ Misra [54] ได้นำเสนอในการตรวจสอบโรคพืช งานวิจัยที่ได้แนะนำประกอบด้วยขั้นตอนดังต่อไปนี้ ขั้นตอนแรก เป็นการได้มาซึ่งภาพโดยใช้กล้องถ่ายภาพดิจิทัล ขั้นตอนลำดับถัดมาจะนำภาพที่ได้นั้นมาทำการปรับปรุงคุณภาพด้วยการกรองข้อมูลแบบ Smoothing Filter เพื่อลดสัญญาณรบกวนที่อาจจะเกิดขึ้นภายในภาพ ขั้นตอนที่สาม จะทำการแบ่งส่วนของภาพโดยใช้ค่าเทรชโฮลด์ค่าเดียวทั้งภาพ (Global Threshold) ของแต่ละช่องสัญญาณสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน ของภาพเพื่อทำการแบ่งส่วนของรอยแผลที่เกิดจากโรค และขั้นตอนสุดท้ายจะทำการระบุส่วนของภาพที่ได้ทำการแบ่งส่วนนั้นว่าเป็นโรคหรือไม่เป็นโรคด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม โดยทดสอบกับ ใบกล้วย ใบมะนาว ใบถั่ว และใบดอกกุหลาบที่เกิดโรค ซึ่งจากผลการทดสอบมีความถูกต้องที่ 95.71% ซึ่งวิธีนี้เป็นวิธีการแบบจำลองทางพันธุกรรม โดยจะทำการเรียนรู้จากการประมาณค่าข้อมูลเพื่อทำการปรับปรุงข้อมูล ณ ขณะนั้น ให้ได้มาซึ่งค่าที่ใกล้เคียงกับข้อมูลข้างเคียงมากที่สุด ดังนั้นวิธีการนี้จึงเกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าที่เหมาะสมภายหลังจากการกลายพันธุ์ แต่ค่าที่ได้จากการกลายพันธุ์นั้นอาจจะไม่ใช่ค่าที่เหมาะสมที่สุด หรือดีที่สุดที่ต้องการที่เกิดจากการกลายพันธุ์ เพราะวิธีการเชิงพันธุกรรมเป็นวิธีการสุ่มค่าของข้อมูลเพื่อมาทำการคำนวณ และได้มีอีกวิธีหนึ่งวิธีที่ได้ถูกนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรคพืชคือการนำหลักสถิติมาทำการจำแนกประเภทโรคพืช แนะนำโดย Fei และคณะ [55] ซึ่งได้นำค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ค่ามาตรฐานเทรชโฮลด์ (Standard Threshold) ค่าฟังก์ชันมาตรฐาน (Standard Function) และค่าเฉลี่ย (Mean Values) เพื่อหาค่าความสัมพันธ์ทางตัวเลขที่สามารถใช้แบ่งกลุ่มของใบพืชที่เกิดโรคใน 3 ลักษณะดังนี้ ลักษณะที่ 1 ใบพืชที่เกิดโรคในลักษณะจากส่วนฐานล่างของใบไปยังส่วนปลายของใบ ลักษณะที่ 2 ใบพืชที่เกิดโรคในลักษณะจากส่วนปลายของใบไปยังส่วนของฐานใบ และลักษณะที่ 3 คือ ใบที่ไม่เกิดโรค หรือใบที่เกิดโรคในลักษณะของการกระจายทั่วทั้งใบ จากการทดสอบการนำค่าทางสถิติมาทำการแบ่งกลุ่มลักษณะของการเกิดโรคจะมีความถูกต้อง 85% ของภาพที่ใช้ในการทดสอบ เนื่องจากการแสดงอาการติดเชื้อของใบพืช สามารถแสดงความรุนแรงของโรคได้ทุกส่วนของพื้นที่ใบ ดังนั้นโอกาสที่จะเกิดโรคในบริเวณใกล้เคียงกัน หรือตำแหน่งเดียวกัน เพื่อใช้ค่าทางสถิติทำการแบ่งกลุ่มหรือจัดกลุ่มลักษณะอาการการติดเชื้อค่อนข้างมีข้อจำกัดเรื่องการกำหนดช่วงพิจารณาให้เหมาะสมครอบคลุมทุกกรณีที่เกิดความผิดปกติในส่วนใบนั้นอาจจะไม่ดันทัน Bashish และคณะ [56] ได้ประยุกต์ใช้งานทางด้านการประมวลผลภาพร่วมกับนิวรอนเน็ตเวิร์กในการจำแนกการเกิดโรคของพืช ซึ่งได้ใช้เทคนิค K-Mean ในการแบ่งส่วนภาพ และได้นิวรอนเน็ตเวิร์กมาใช้ในการเรียนรู้ชนิดของโรค โดยมีขั้นตอนทั้งหมด 5 ส่วนคือ Cottony Mold, Ashen Mold, Early Scorch, Late Scorch, และ Tiny Whiteness ซึ่งสามารถจำแนกการเกิดโรคในใบพืชได้ถึง 93% ดังนั้นจากงานวิจัยที่ได้กล่าวมาในข้างต้นจะเป็นงานวิจัยที่นำเทคนิคการแบ่งส่วนภาพเพื่อมาใช้ในการแยกส่วนของภาพที่เกิดโรค กับส่วนภาพที่ไม่เกิดโรค ซึ่งส่วนใหญ่จะเน้นการแบ่งส่วนภาพ เช่นการนำเทคนิคการกำหนดค่าพารามิเตอร์ โดยเทคนิคนี้จะสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว แต่การกำหนดค่าพารามิเตอร์จะส่งผลให้ข้อมูลเชิงตำแหน่ง



(Spatial Relationship) เกิดการผิดพลาดของข้อมูลค่อนข้างสูง เพราะพิกเซลใดๆ ที่มีค่าอยู่ในช่วงที่กำหนดจะถูกรวมเป็นพื้นที่กลุ่มเดียวกัน โดยไม่ได้พิจารณาข้อมูลเชิงตำแหน่งว่าเป็นข้อมูลซึ่งอยู่ติดกันหรือใกล้เคียงกัน หรือไม่ และที่สำคัญถ้าข้อมูลภาพมีลักษณะของการไล่ระดับเฉดสีจะทำให้ผลลัพธ์ในการแบ่งส่วนภาพเกิดความผิดพลาดค่อนข้างสูงเช่นกัน [52-55] สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยเทคนิค Morphological Watershed นั้นเป็นการรวมพื้นที่ ที่กระจายอยู่ข้างเคียง แต่วิธีนี้ค่อนข้างจะใช้เวลาในการประมวลผลมาก ซึ่งงานวิจัยนี้จะนำวิธีการแบ่งส่วนของภาพโดยอาศัยความไม่ต่อเนื่อง (Discontinuity) ของภาพ เพื่อหาตำแหน่งขอบ และ คอนทัวร์ของภาพ (Contour) โดยใช้วิธีการ Mean Shift Algorithm ในการหากลุ่มของพิกเซลที่มีการเปลี่ยนแปลงสูงในตำแหน่งบริเวณขอบระหว่างพื้นที่ เพื่อใช้ในการแบ่งส่วนของภาพ สามารถสรุปวิธีการที่ถูกลำเสนอเพื่อทำการระบุการเกิดโรคของพืชได้ดังตารางที่ 2.2

ตาราง 2.2 การประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพเพื่อจำแนกการเกิดโรคสำหรับใบพืช

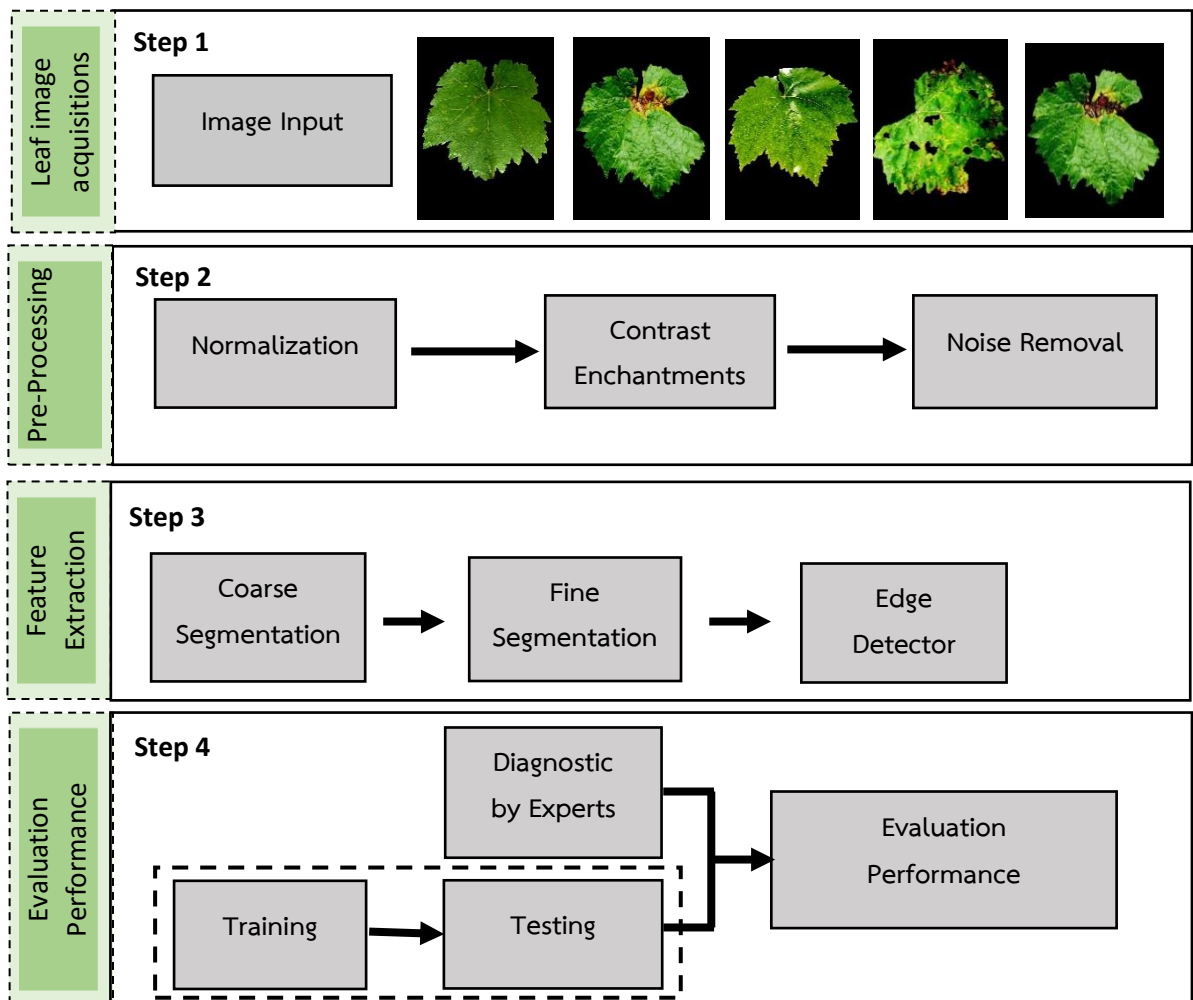
ชื่อนักวิจัย	ส่วนทดสอบ	วิธีการประมวลผลภาพ	ความถูกต้อง (%)
Camargo และ Smith [50]	ใบข้าวโพด ใบกล้วย ใบถั่ว ใบหญ้าอัลฟา (alfalfa) ใบนุ่น (cotton)	Threshold	80
Ole และคณะ [51]	ใบแฮมลิค	Pattern Multivariate Image, Sum of Statistics, Linear Discriminant Analysis, K-Mean	95
Shanwen และคณะ [52]	ใบแตงกวา	K-Mean, Space Representation	91.25
Xuebing และคณะ [53]	ใบแตงกวา	Fuzzy C-mean Clustering	98
Vijai และ Misra [54]	ใบถั่ว ใบกุหลาบ ใบกล้วย ใบมะนาว	Genetic Algorithms	95.71
Fei และคณะ [55]	ใบพืชยืนต้น ใบไม้พุ่ม	Regression Coefficient, Correlation Coefficient, Standard Function, Mean Values	85
Bashish และคณะ [56]	ใบพืช	K-mean, Neural Networks	93



บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

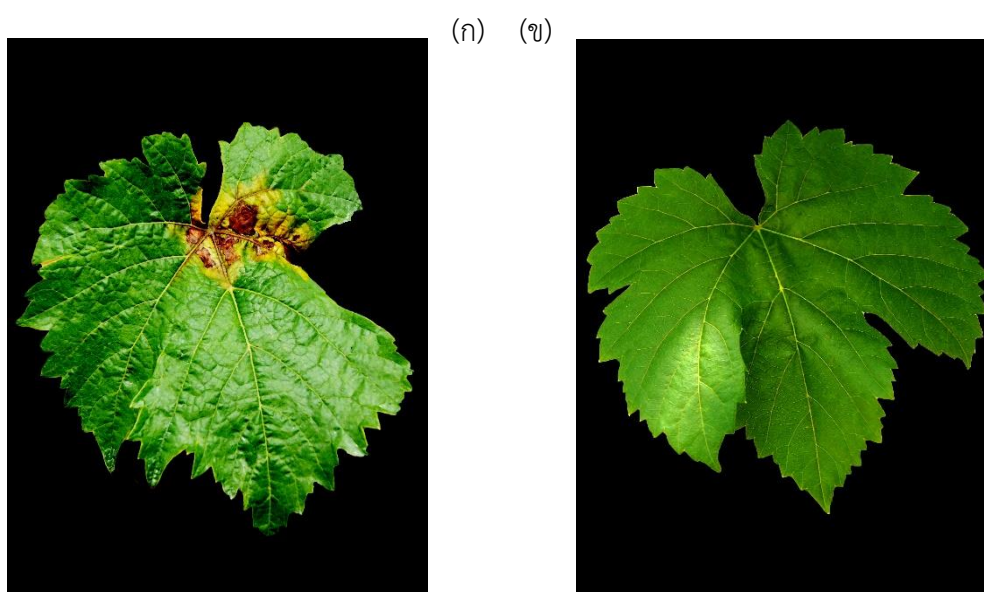
องุ่นเป็นพืชทางเศรษฐกิจที่สำคัญชนิดหนึ่งของประเทศไทยสามารถสร้างรายได้ทั้งในเชิงเกษตรกรรม และท่องเที่ยว หากแต่การเพาะปลูกองุ่นนั้น ไม่สามารถหลีกเลี่ยงการเกิดโรคได้ จึงเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่เป็นอุปสรรคของการทำสวนองุ่น และที่สำคัญเกษตรกรต้องเสียค่าใช้จ่ายเป็นจำนวนมากในการกำจัดแมลง หรือป้องกันโรค จึงส่งผลต่อต้นทุนการผลิตที่สูงขึ้น งานวิจัยนี้จึงมีความต้องการที่จะนำเสนอการแก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการประยุกต์ใช้กระบวนการประมวลผลภาพ ซึ่งประกอบด้วยทั้งหมด 4 ขั้นตอนดังภาพประกอบ 3.1 โดยเนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึง กระบวนการตรวจหาใบองุ่นที่เกิดโรค และใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคโดยใช้เทคนิคการประมวลผลภาพ และการวัดประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 3.1 ขั้นตอนของระบบตรวจสอบรอยแผลและรอยโรคของใบองุ่นโดยอัตโนมัติ

3.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพ (Leaf Image Acquisition)

รูปภาพที่ใช้ในการทดลองเป็นรูปภาพที่ถ่ายจากกล้องหลังโทรศัพท์เคลื่อนที่ยี่ห้อไอโฟน รุ่น IPhone7 ที่มีขนาดภาพ 3024×4032 พิกเซล ความละเอียด 24 บิต และใช้รูปทั้งหมดจำนวน 400 ภาพ โดยแบ่งภาพในการทดลองเป็น 2 กลุ่ม คือภาพสำหรับการเรียนรู้จำนวน 300 ภาพ ประกอบด้วยภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 200 ภาพ และใบองุ่นที่ปกติ จำนวน 100 ภาพ กลุ่มที่สองภาพสำหรับการทดสอบอัลกอริทึม จำนวน 100 ภาพ ประกอบด้วยภาพใบองุ่นปกติ จำนวน 50 ภาพ และภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ ซึ่งภาพที่ใช้สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีตัวอย่างภาพดังภาพประกอบ 3.2



(ก) ภาพใบองุ่นที่เกิดรอยแผล หรือรอยโรค (ข) ภาพใบองุ่นปกติ

ภาพประกอบ 3.2 ตัวอย่างภาพใบองุ่น

รูปภาพที่ใช้ในการทดสอบอัลกอริทึมสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการทดสอบกับภาพใบองุ่นที่เกิดโรคและไม่เกิดโรค โดยใช้ภาพในแบบจำลองสี RGB แบบจำลองสี YIQ แบบจำลองสี YCbCr แบบจำลองสี HSV แบบจำลองสี HSI และแบบจำลองสี Lab ในการทดสอบ เพื่อให้ได้ซึ่งภาพและวิธีการที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการตรวจหาใบองุ่นที่รอยแผลและรอยโรคของใบองุ่นโดยอัตโนมัติ

3.2 การเตรียมข้อมูลภาพก่อนการประมวลผล (Pre-Processing)

ขั้นตอนนี้เป็นกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพที่จะใช้ทดสอบให้มีคุณสมบัติที่เหมาะสมกับการนำไปใช้งาน เนื่องจากแต่ละภาพอาจมี ปริมาณแสง ความคมชัด ความมืดของภาพที่แตกต่างกัน เป็นต้น จึงต้องทำการปรับปรุงภาพให้มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับกระบวนการตรวจหาใบองุ่นที่เกิดโรคจากใบองุ่นปกติแบบอัตโนมัติ ซึ่งประกอบด้วยขั้นตอนดังต่อไปนี้



3.2.1 การปรับค่าความเข้มแสงของภาพ (Intensity Manipulation)

การปรับค่าความเข้มแสงของภาพด้วยวิธีการปรับเปลี่ยนค่าของฮิสโตแกรมของภาพ (Histogram) โดยฮิสโตแกรมของภาพเป็นการเก็บค่าความถี่ของแต่ละระดับความเข้มแสง หรือสี ที่เกิดขึ้นภายในภาพ ดังนั้นการเปลี่ยนแปลงตามคุณสมบัติของภาพจากฮิสโตแกรม จึงเป็นเพื่อลด หรือควบคุมปริมาณแสงที่จะส่งผลกระทบต่อคุณภาพของภาพ ที่ปิดบัง หรือลดทอนรายละเอียดของข้อมูลบางส่วน ดังนั้นจึงต้องปรับเปลี่ยนค่าความเข้มแสงของภาพในแต่ละภาพให้มีระดับค่าความเข้มแสงที่เหมาะสม สำหรับการนำไปประยุกต์ใช้งาน สำหรับงานวิจัยนี้ใช้วิธีการปรับค่าความเข้มแสงด้วยเทคนิคการกระจายของฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (Histogram Equalization) เพื่อให้ฟังก์ชันการกระจายความน่าจะเป็น (Probability Distribution Function: PDF) ของค่าความเข้มแสงของภาพมีการกระจายออกทำให้ความสูงของ PDF แบนราบลง ส่งผลให้ PDF สำหรับค่าความเข้มแสงหลังจากการแปลง (S) นั้นมีการกระจายให้เข้าใกล้รูปแบบยูนิฟอร์มที่สุด นั่นคือ S จะมีค่าเท่าใด ก็จะมี PDF ของ $S(P_r(S)) = 1$ เพื่อให้เป็นแบบยูนิฟอร์มดังสมการที่ 3.1 และ 3.2

$$g(x, y) = T(f(x, y)) \quad (3.1)$$

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(w)dw \quad (3.2)$$

เมื่อ

$f(x, y) = r$ คือ ค่าความเข้มแสงก่อนแปลงค่า

$g(x, y) = s$ คือ ค่าความเข้มแสงหลังแปลงค่า

$p_r(r)$ คือ ค่า PDF ของตัวแปร r

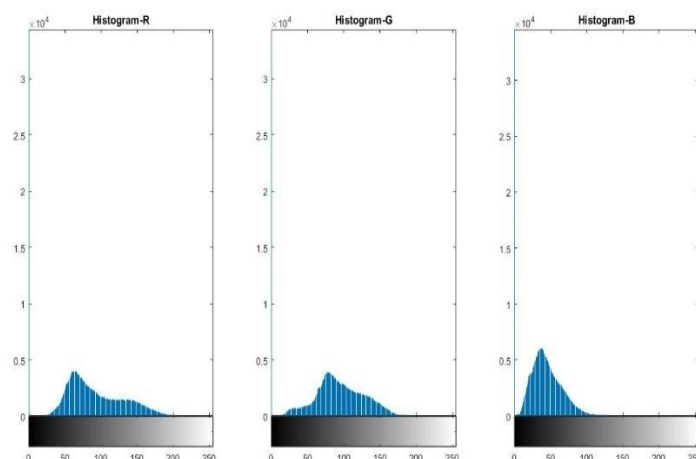
$T(r)$ คือ ฟังก์ชันแปลงที่เป็นฟังก์ชันการกระจายความถี่สะสม (Cumulative Distribution Function: CDF)

เทคนิคการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอเป็นการปรับค่าความถี่ของค่าระดับความเข้มแสง หรือสี ให้มีการกระจายตัวสม่ำเสมอเท่ากันทั้งภาพ จึงทำให้รายละเอียดที่ถูกซ่อนไว้ชัดเจนขึ้น โดยเฉพาะในบริเวณที่มีความหนาแน่นสูงในฮิสโตแกรม ดังภาพประกอบ 3.3 – 3.8 ซึ่งเป็นภาพใบองุ่น ในแบบจำลองสีทั้ง 5 แบบที่ใช้ในการทดสอบสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้





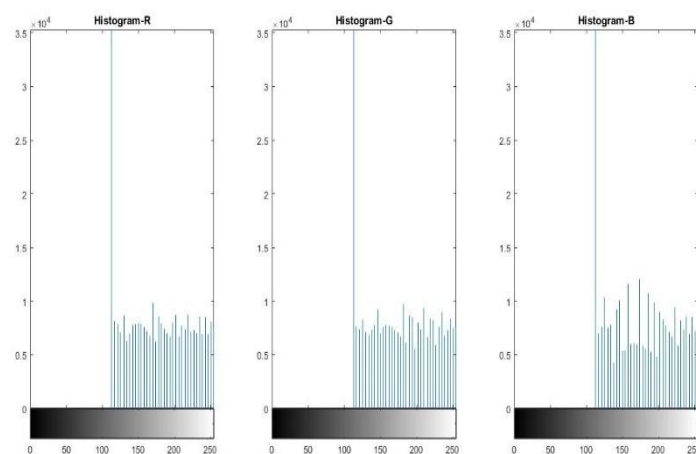
(ก)



(ข)



(ค)

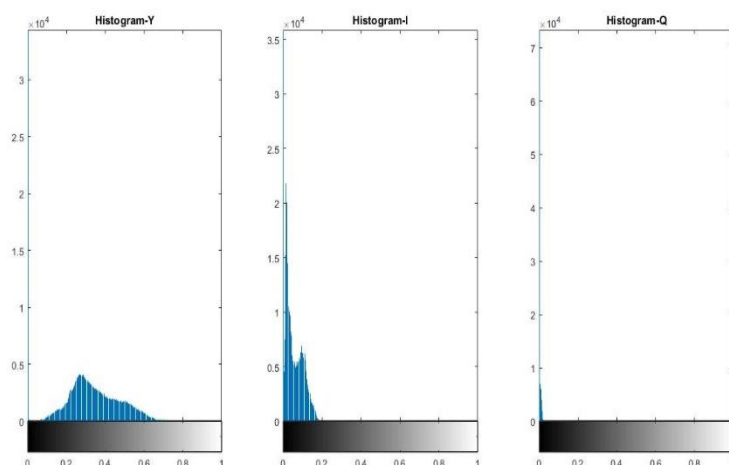


(ง)

(ก) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี RGB (ข) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี RGB
 (ค) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี RGB หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ง) ฮิสโตแกรม
 ของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี RGB หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ
ภาพประกอบ 3.3 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ



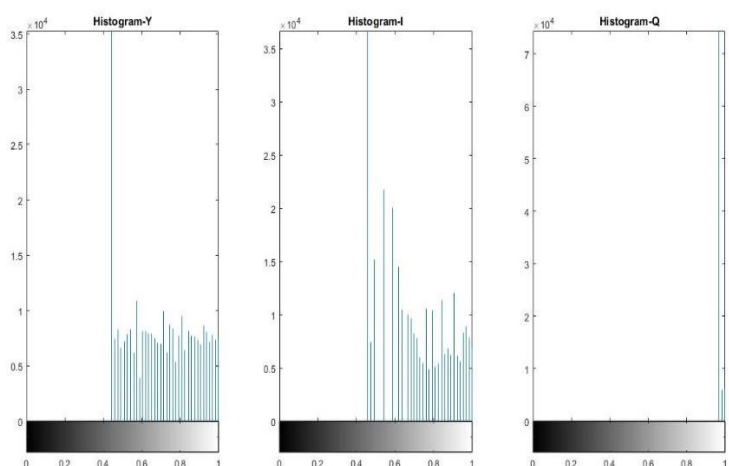
(ก)



(ข)



(ค)



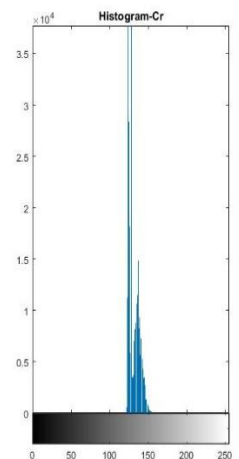
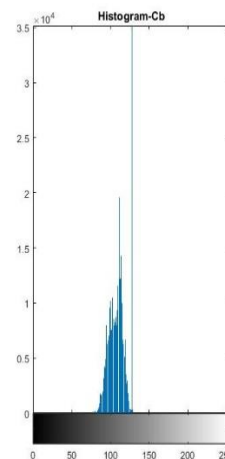
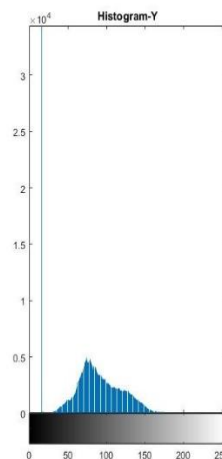
(ง)

(ก) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ (ข) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ
 (ค) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ง) ฮิสโตแกรม
 ของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ
ภาพประกอบ 3.4 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ





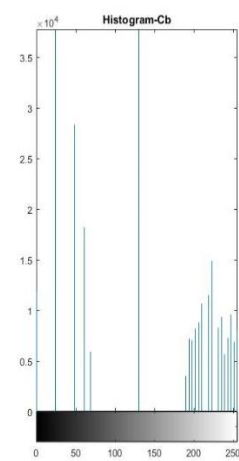
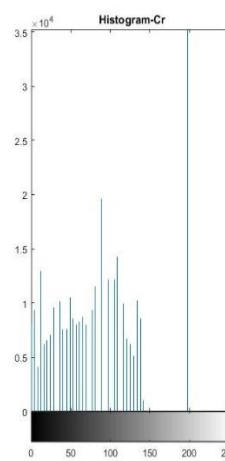
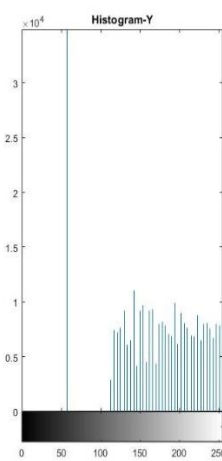
(ก)



(ข)



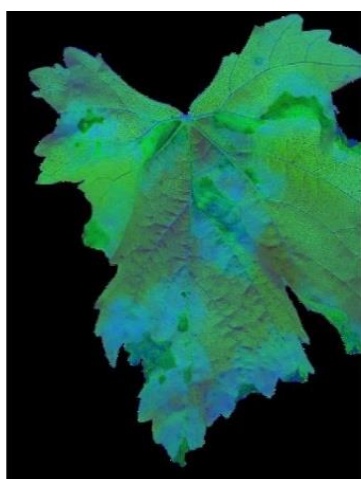
(ค)



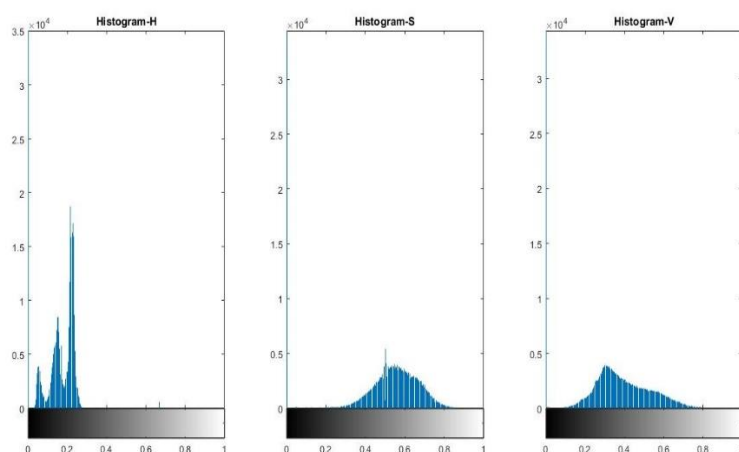
(ง)

(ก) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr (ข) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr (ค) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ง) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ ภาพประกอบ 3.5 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ

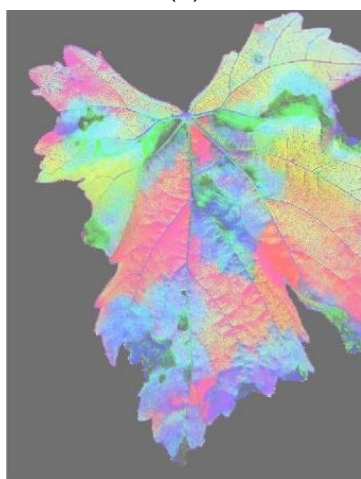




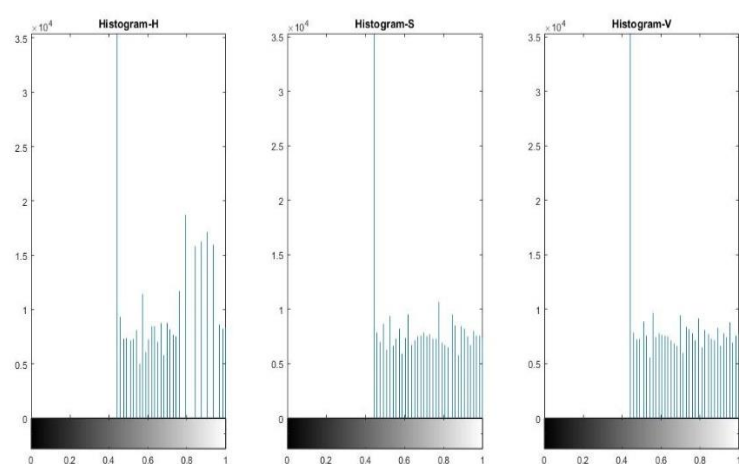
(ก)



(ข)



(ค)

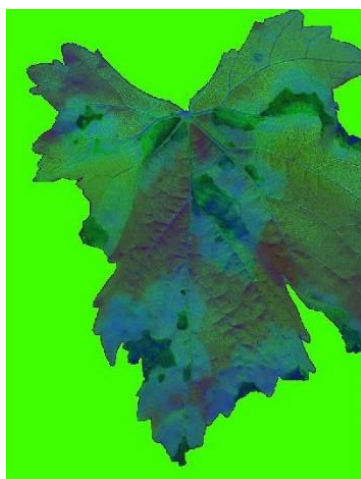


(ง)

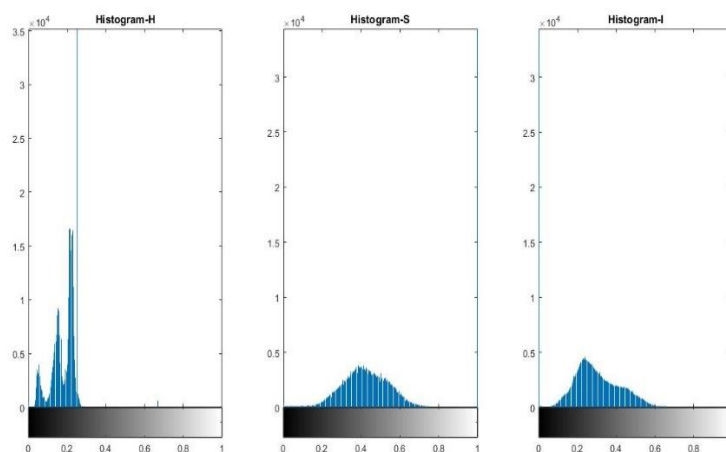
(ก) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี HSV (ข) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี HSV
 (ค) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี HSV หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร (ง) ฮิสโตแกรม
 ของภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี HSV หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร

ภาพประกอบ 3.6 ตัวอย่างภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSV และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร

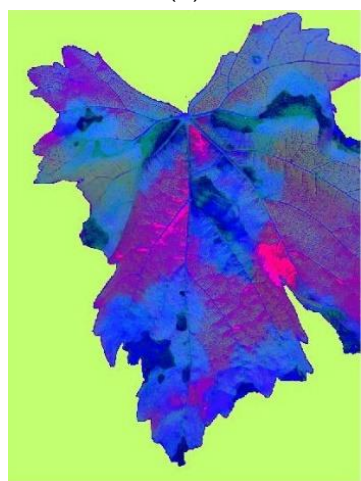




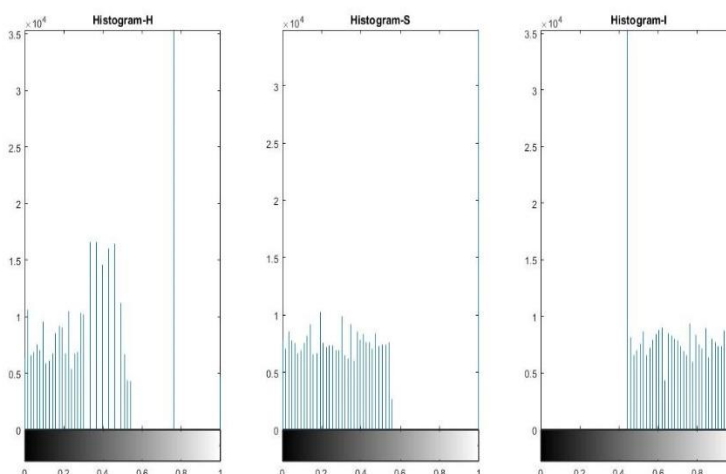
(ก)



(ข)



(ค)



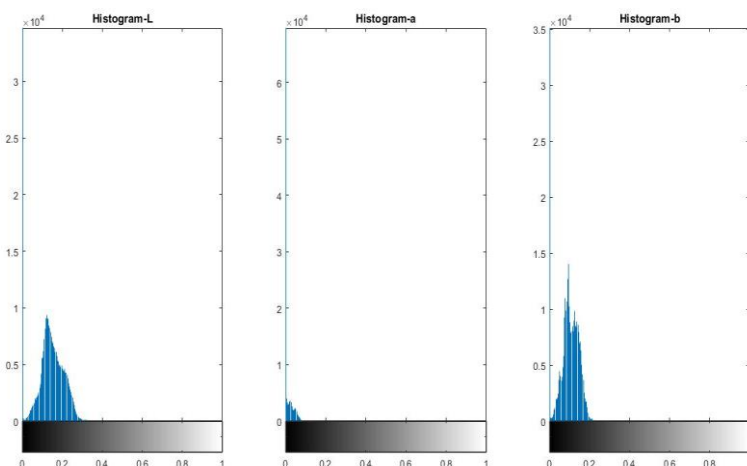
(ง)

(ก) ภาพตัวอย่างใบอ่อนแบบจำลองสี HSI (ข) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบอ่อนแบบจำลองสี HSI (ค) ภาพตัวอย่างใบอ่อนแบบจำลองสี HSI หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร (ง) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบอ่อนแบบจำลองสี HSI หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร

ภาพประกอบ 3.7 ตัวอย่างภาพใบอ่อนแบบจำลองสี HSI และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร



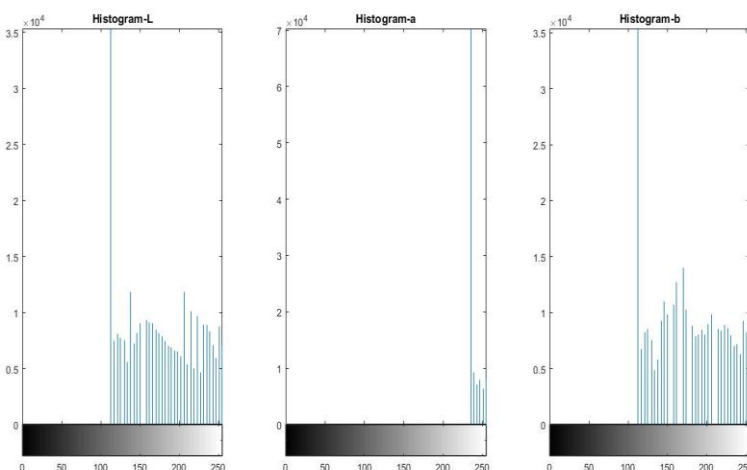
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

(ก) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี Lab (ข) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี Lab (ค) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี Lab หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร (ง) ฮิสโตแกรมของภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี Lab หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร

ภาพประกอบ 3.8 ตัวอย่างภาพใบงุ่นแบบจำลองสี Lab และการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตร

จากภาพประกอบ 3.3 – 3.8 จะเห็นได้ว่าภาพตัวอย่างเมื่อทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตรในแต่ละแบบจำลองสีทั้ง 6 แบบพบว่าค่าความเข้มแสงภายในภาพมีการกระจายตัวสมมาตรทั่วกันทั้งภาพ ซึ่งจากภาพฮิสโตแกรมของภาพหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสมมาตรแล้ว กราฟฮิสโตแกรมของภาพจะมีค่าระดับความสว่างเกือบทุกช่วงระดับ ดังนั้นการปรับปรุงค่าความเข้มแสงของภาพทางด้านสถิติในบางแบบจำลองสีจะทำให้คุณภาพของภาพในด้านการมองเห็น หรือการรับรู้ของมนุษย์ได้ไม่ดี เพราะการกระจายของฮิสโตแกรมที่เพิ่มมากขึ้นอาจกระทบทำให้ภาพนั้นมีความคมชัดน้อยลง



3.2.2 การปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพ (Global Contrast Enhancement)

ภาพเมื่อถูกทำให้มีการกระจายตัวของแสงหรือความสว่างแบบสม่ำเสมอเท่ากันทั้งภาพ จะทำให้ค่าความคมชัดของขอบภาพแย่ง ดังนั้นการปรับความคมชัดของภาพจึงเป็นเทคนิคที่ทำให้ระดับความแตกต่างกันของสี หรือระดับความเข้มแสงที่ไม่ต่อเนื่องมีความแตกต่างกันเพิ่มมากขึ้น นั่นก็คือตำแหน่งของเส้นที่เป็นขอบเขตของแต่ละพื้นที่ หรือขอบเขตของวัตถุ จะมีความคมชัดเพิ่มมากขึ้นสืบเนื่องจากการปรับค่าความเข้มแสงของภาพ โดยใช้วิธีการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอจะทำให้แสงกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอเท่ากันทั้งภาพ เช่นภาพที่มีปริมาณแสงน้อยก็จะทำให้เห็นรายละเอียดของข้อมูลเพิ่มมากขึ้นเมื่อทำการปรับค่าฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ แต่ทั้งนี้ยังส่งผลต่อขอบของวัตถุ หรือขอบของพื้นทำให้มีความคมชัดลดน้อยลง ดังนั้นในขั้นตอนที่สองหลังจากปรับปริมาณแสงของภาพให้มีลักษณะการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอทั้งกันทั้งภาพแล้ว จึงจำเป็นต้องปรับค่าความคมชัดของภาพด้วย ซึ่งงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ (Global Contrast Enhancement) [57] เพื่อเพิ่มความคมชัดของพื้นที่ที่เป็นวัตถุ หรือพื้นที่ที่สนใจ ให้มีขอบเขตที่แตกต่างกับพื้นที่บริเวณของวัตถุ และพื้นหลังโดยชัดเจน ดังสมการที่ (3.3)

$$S_k = T(r_k) = (L - 1) \sum_{j=0}^k P_r(r_j) = \frac{(L - 1)}{MN} \sum_{j=0}^k n_j \quad (3.3)$$

เมื่อ

$k = 0, 1, 2, \dots, L-1$, r_k คือ พิกเซลของภาพก่อนแปลงค่า

S_k คือ พิกเซลของภาพหลังแปลงค่า; $0 \leq S_k \leq 1$

$p_r(r_j)$ คือ ค่า PDF ของตัวแปร r_j

MN คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดของค่าความเข้มแสง r_j

ความคมชัดของภาพจะถูกกำหนดโดยช่วงอัตราส่วนระหว่างความสว่าง และ ความเข้มของจุดมืดที่สุด ซึ่งเป็นกรรมวิธีที่สามารถทำได้ง่าย และรวดเร็ว ผลของการปรับค่าความคมชัดของภาพหลังจากทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอทั้ง 6 แบบของแบบจำลองสีที่ใช้ทดสอบ แสดงได้ดังภาพประกอบ 3.9 – 3.14





(ก)



(ข)

(ก) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี RGB หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ข) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี RGB หลังทำการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ

ภาพประกอบ 3.9 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี RGB



(ก)



(ข)

(ก) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี YIQ หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ข) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี YIQ หลังทำการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ

ภาพประกอบ 3.10 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี YIQ



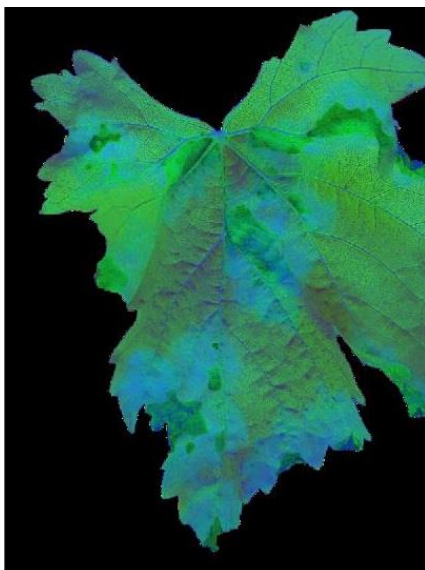
(ก)



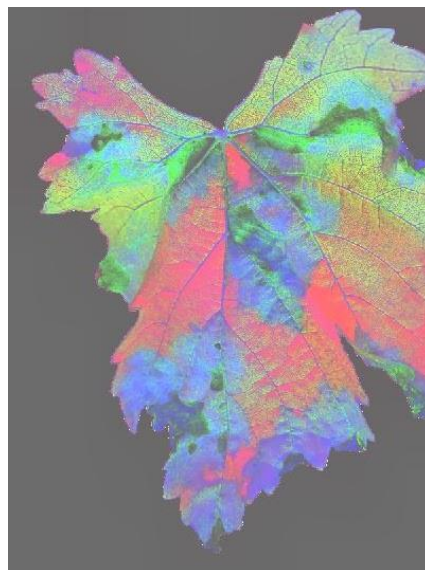
(ข)

(ก) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี YCbCr หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ข) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี YCbCr หลังทำการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ

ภาพประกอบ 3.11 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี YCbCr



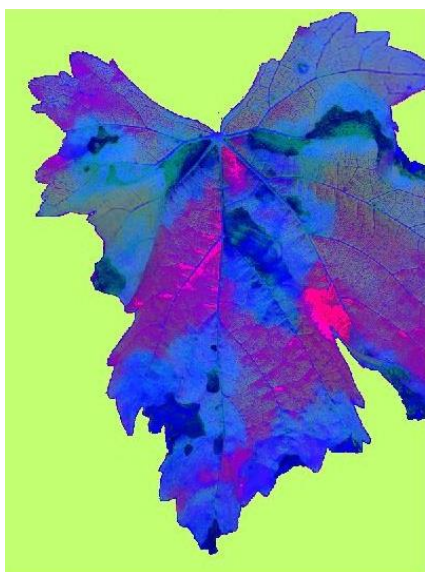
(ก)



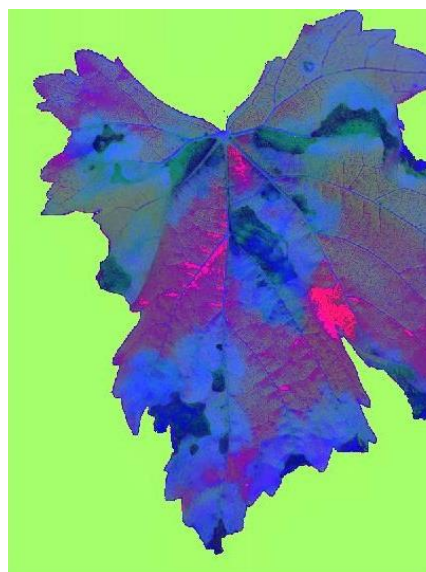
(ข)

(ก) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี HSV หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ข) ภาพตัวอย่างใบงุ่นแบบจำลองสี HSV หลังทำการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ

ภาพประกอบ 3.12 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี HSV



(ก)



(ข)

(ก) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี HSI หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ข) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี HSI หลังทำการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ

ภาพประกอบ 3.13 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี HIS



(ก)



(ข)

(ก) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี Lab หลังทำการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ (ข) ภาพตัวอย่างใบองุ่นแบบจำลองสี Lab หลังทำการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ

ภาพประกอบ 3.14 ตัวอย่างการเปรียบเทียบหลังการกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอกับการปรับความคมชัดของภาพทั้งภาพของแบบจำลองสี Lab

จากภาพประกอบ 3.9 – 3.14 พบว่าเมื่อภาพในแต่ละแบบจำลองสีทั้ง 6 แบบ ได้ผ่านกระบวนการปรับค่าความคมชัดของภาพทั้งภาพแล้ว ภาพผลลัพธ์จะมีความแตกต่างของบริเวณพื้นที่ของภาพเมื่อเทียบกับภาพทั้งภาพโดยรวมอย่างชัดเจน ซึ่งทำให้เห็นรายละเอียดของภาพปรากฏชัดเจนมากขึ้น และใกล้เคียงกับการรับรู้ หรือการมองเห็นของมนุษย์ในการแยกแยะความแตกต่างกันของวัตถุ

3.2.3 การกำจัดสิ่งรบกวนในภาพ (Noise Removal)

สัญญาณรบกวนในภาพอาจจะทำให้ภาพนั้นสูญเสียรายละเอียดของข้อมูลบางส่วนไป การกำจัดสัญญาณรบกวนให้หมดไปจากภาพนั้นอาจจะทำได้ไม่สมบูรณ์นัก เนื่องจากตำแหน่งและขนาดของสัญญาณรบกวนที่เกิดการรบกวนนั้นไม่แน่นอน ดังนั้นการกำจัดสัญญาณรบกวนทำเพื่อลดผลกระทบจากสัญญาณรบกวนเพื่อช่วยให้ได้ภาพที่มีรายละเอียดดีขึ้น และมีคุณภาพดีพอที่จะนำไปใช้งานในขั้นตอนต่อไปได้ สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้การกรองสัญญาณเกาส์เซียนฟิลเตอร์ (Gaussian Filter) เนื่องจากเกาส์เซียนฟิลเตอร์มีคุณสมบัติสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ และไม่ทำให้เกิดการสั่นของความถี่สัญญาณภาพในตำแหน่งที่มีความแตกต่างของสัญญาณ [50] เช่นบริเวณรอยต่อของรอยโรคกับบริเวณพื้นที่ใบปกติ โดยใช้เทคนิคคอนโวลูชัน (Convolution Technique) ซึ่งใช้หน้ากาก (Mask) หรือ เคอร์เนล (Kernel) เคลื่อนที่ไปตามพิกเซลต่างๆ ในภาพ และค่าในหน้ากาก หรือ เทมเพลต เรียกว่า “ค่าสัมประสิทธิ์การกรอง หรือค่าถ่วงน้ำหนักการกรอง” และผลการตอบสนองต่อตัวเทมเพลตที่ตำแหน่งพิกเซลใดๆ คือ ผลคูณของค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าความเข้มแสงในตำแหน่งที่สัมพันธ์กับค่าตัวถ่วงน้ำหนักภายในพื้นที่ที่เทมเพลตครอบคลุมดังสมการที่ (3.4) เทมเพลตของตัวกรองสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ เทมเพลตของเกาส์เซียนขนาด 3×3 ดังสมการที่ (3.5)

$$g(x,y) = \sum_{s=0}^{n-1} \sum_{t=0}^{m-1} w(s,t)f(x-s,y-t) \quad (3.4)$$

เมื่อ

$g(x,y)$ คือ ผลลัพธ์ภาพที่ได้จากการทำคอนโวลูชัน
 n,m คือ ขนาดของภาพ
 $w(s,t)$ คือ ค่าเทมเพลตขนาด $n \times m$
 $f(x,y)$ คือ ค่าความเข้มแสงของภาพที่จุด x,y

$$w = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

เมื่อ

W คือ เทมเพลตของเกาส์เซียนขนาด 3×3



ผลของการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลซึ่งจะผ่านกระบวนการ การกระจายฮิสโตแกรมแบบสม่ำเสมอ กระบวนการปรับค่าความคมชัดของทั้งภาพ และกระบวนการลดสัญญาณรบกวนด้วยเกาส์เซียนฟิลเตอร์ของแบบจำลองสีที่ใช้สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.15 – 3.20



(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี RGB (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

ภาพประกอบ 3.15 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB ก่อน-หลัง กระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล



(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบอ่อนแบบจำลองสี YIQ (ข) ภาพใบอ่อนแบบจำลองสี YIQ เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

ภาพประกอบ 3.16 การเปรียบเทียบภาพใบอ่อนแบบจำลองสี YIQ ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล



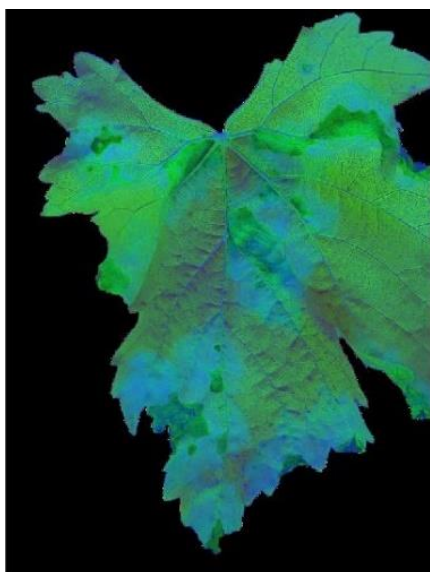
(ก)



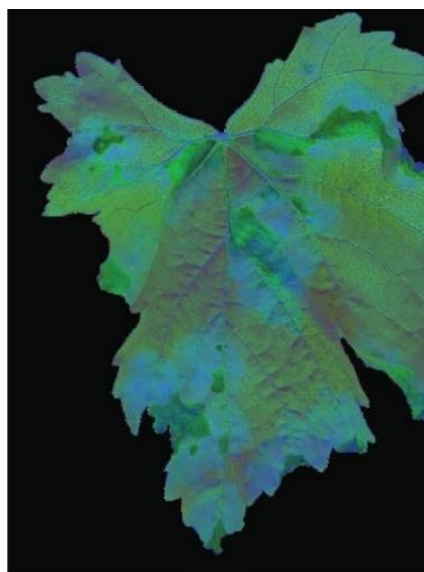
(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบอ่อนแบบจำลองสี YCbCr (ข) ภาพใบอ่อนแบบจำลองสี YCbCr เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

ภาพประกอบ 3.17 การเปรียบเทียบภาพใบอ่อนแบบจำลองสี YCbCr ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล



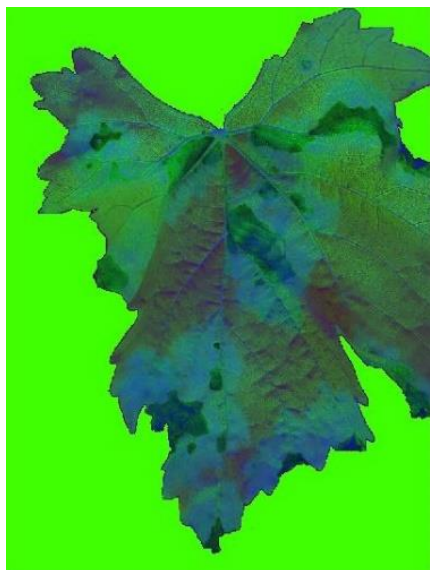
(ก)



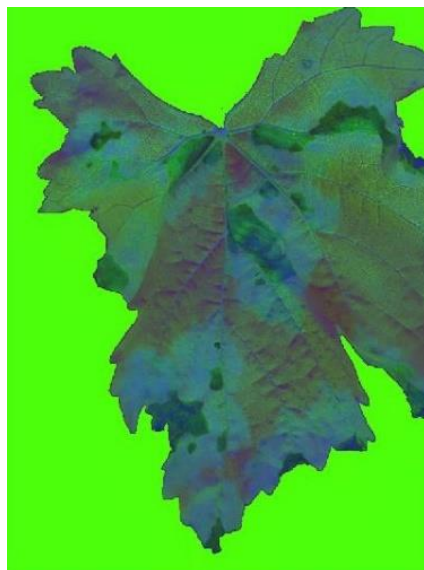
(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี HSV (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSV เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

ภาพประกอบ 3.18 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSV ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล



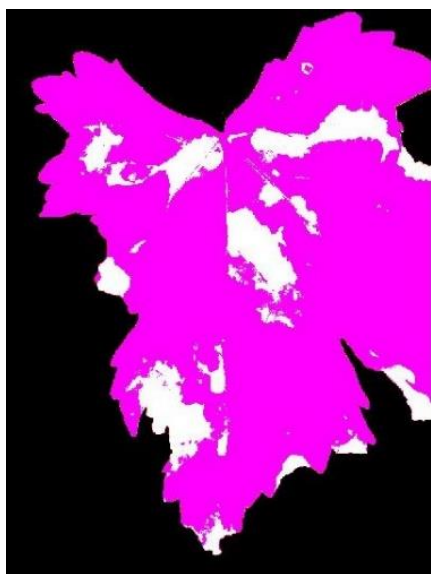
(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี HSI (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSI เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

ภาพประกอบ 3.19 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSI ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล



(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี Lab (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี Lab เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

ภาพประกอบ 3.20 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี Lab ก่อน-หลังกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

จากภาพประกอบ 3.15 – 3.20 ภาพในแต่ละแบบจำลองสี RGB, YIQ, YCbCr, HSV, HSI และ Lab เมื่อภาพผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลภาพก่อนการประมวลผล ภาพทุกภาพในแต่ละแบบจำลองสีจะมีคุณสมบัติพื้นฐานคล้ายคลึงกัน ไม่ว่าจะเป็น ปริมาณสัญญาณรบกวน ปริมาณแสง และความคมชัดของภาพ ซึ่งขั้นตอนนี้เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพให้ข้อมูลภาพที่มีอยู่นั้นมีคุณภาพที่ดีขึ้น เหมาะสำหรับการนำไปประมวลผลในขั้นตอนถัดไป เพื่อทำการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น

3.3 การดึงคุณลักษณะเด่นของภาพใบองุ่น (Features Extraction of Grape Leaf)

พื้นที่ส่วนใดส่วนหนึ่งของภาพ ย่อมมีจำนวนของกลุ่มสี ความหนาแน่นของกลุ่มสี และสีที่ปรากฏภายในสูงสุดต่างแตกต่างกันออกไป จึงได้นำคุณลักษณะเหล่านี้มาเป็นคุณลักษณะเด่นของบริเวณที่เกิดโรคของใบองุ่น เช่น การกระจายตัวของสีเหลือง การเกาะกลุ่มกันของสีน้ำตาล การเกาะกลุ่มของสีขาว เป็นต้น ดังนั้นสีที่แตกต่างจากพื้นที่สีปกติของใบองุ่น จะถูกดึงออกมาเพื่อพิจารณาเป็นลักษณะเด่นของใบองุ่นที่เกิดโรค โดยขั้นตอนนี้จะประกอบด้วย 3 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.3.1 การแบ่งส่วนภาพอย่างหยาบ (Coarse Segmentation)

สำหรับส่วนนี้เป็นการนำข้อมูลภาพใบองุ่นที่ผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลมาทำการแบ่งส่วนภาพอย่างหยาบ เพื่อแยกความไม่ต่อเนื่อง หรือความเหมือนกันของกลุ่มสีที่ปรากฏในภาพด้วยกรรมวิธีมินชิฟต์อัลกอริทึม (Mean Shift Algorithm) [58] ซึ่งเป็นกระบวนการใน

การจัดกลุ่มข้อมูล โดยพิจารณาข้อมูลจากฟังก์ชันความน่าจะเป็นของการกระจายตัวของข้อมูล (Probability Distribution) วิธีการย้ายจุดศูนย์กลางตามค่าเฉลี่ยที่มีความหนาแน่นสูงสุด เพื่อหาจุดสูงสุดของกลุ่มข้อมูลที่ใกล้ที่สุด (Nearest Peak) ซึ่งงานวิจัยนี้นำมาใช้แยกกลุ่มของพื้นที่ ที่เกิดรอยแผล หรือรอยโรค กับพื้นที่ใบที่ปกติ

กำหนดให้ข้อมูลแทนด้วยเวกเตอร์จำนวน n ข้อมูล มีขนาด m มิติ แทนด้วย $x \in R^{m \times n}$ โดยที่ $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ และ $x_i = [x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{m,i}]^T$ การประมาณความหนาแน่นของข้อมูล ณ ตำแหน่ง x ใดๆ สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.5

$$p(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K\left(\|x - x_i / \sigma\|^2\right) \quad (3.5)$$

โดยที่ σ เป็นค่าคงที่ และ $K(t)$ เป็นฟังก์ชันเคอร์เนล ตำแหน่งที่มีความหนาแน่นสูงสุดของบริเวณที่พิจารณาคือ ตำแหน่งที่ $\nabla p(x) = 0$ ซึ่งสามารถหาได้โดยการคำนวณเพื่อย้ายตำแหน่งหลายๆ ครั้ง โดยการย้ายตำแหน่งในแต่ละรอบสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.6

$$x^{(\tau+1)} = f(x^{(\tau)}) \quad (3.6)$$

โดยที่

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K'(\|x - x_i / \sigma\|^2) x_i}{\sum_{j=1}^n K'(\|x - x_j / \sigma\|^2)} \quad (3.7)$$

เมื่อ $K'(t) = \frac{\partial K(t)}{\partial t}$ เป็นขั้นตอนการย้ายจุดกึ่งกลางตามค่าเฉลี่ย และถ้าใช้

ฟังก์ชันเคอร์เนลเป็นฟังก์ชันเกาส์เซียน ($K(t) = e^{-t/2}$) ดังนั้นจะได้สมการเป็น 3.8 – 3.9

$$x^{(\tau+1)} = \sum_{i=1}^n p(i | x^{(\tau)}) \quad (3.8)$$

$$p(i | x^{(\tau)}) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}\|(x^{(\tau)} - x_i) / \sigma\|^2\right)}{\sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2}\|(x^{(\tau)} - x_j) / \sigma\|^2\right)} \quad (3.9)$$

การดำเนินการแต่ละตำแหน่งในแต่ละรอบจะดำเนินการจนกว่าไม่มีการย้ายตำแหน่งในสมการที่ 3.9 ดังนั้นสรุปขั้นตอนการทำงานของ Mean Shift Algorithm มีขั้นตอนดังนี้



- 1) กำหนดให้ทุกจุดเป็นจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่ม (Cluster)
- 2) กำหนดวินโดว์เคอร์เนล (Kernel Windows) โดยใช้ฟังก์ชันเกาส์เซียน ซึ่งจะได้เคอร์เนลแบนด์วิธ (Kernel Bandwidth) คือค่า Standard Deviation
- 3) คำนวณค่าตำแหน่งกลาง หรือค่ากลางของการกระจายของข้อมูลภายในวินโดว์เคอร์เนลที่ต้องการ
- 4) กำหนดจุดศูนย์กลางของวินโดว์เคอร์เนลใหม่จากค่าที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่ 3
- 5) ทำขั้นตอนที่ 3 และ 4 จนจุดศูนย์กลางของการคำนวณไม่ย้ายหรือมีการเปลี่ยนแปลงค่าน้อยกว่าที่กำหนด
- 6) ทำขั้นตอนที่ 3 – 5 จนครบทุกข้อมูล

ภาพที่ผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล และผ่านขั้นตอนการทำมินชีพอัลกอริทึม สามารถแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.21 – 3.26



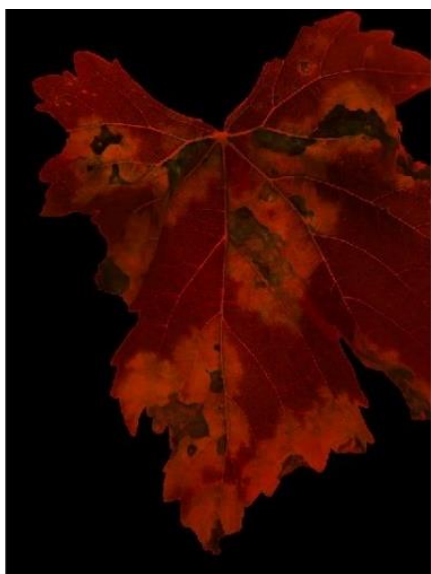
(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี RGB (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อผ่านกระบวนการมินชีพอัลกอริทึม

ภาพประกอบ 3.21 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อผ่านกระบวนการมินชีพอัลกอริทึม



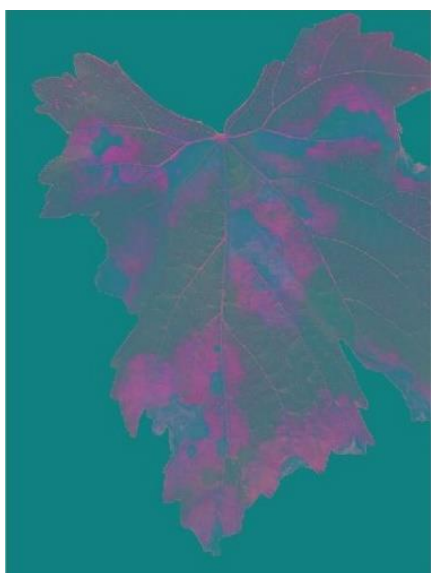
(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม

ภาพประกอบ 3.22 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YIQ เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม



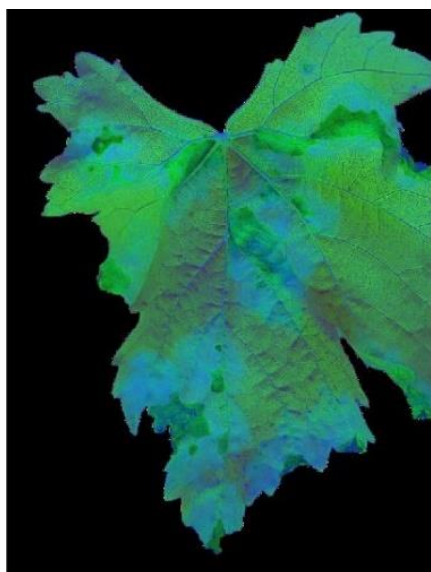
(ก)



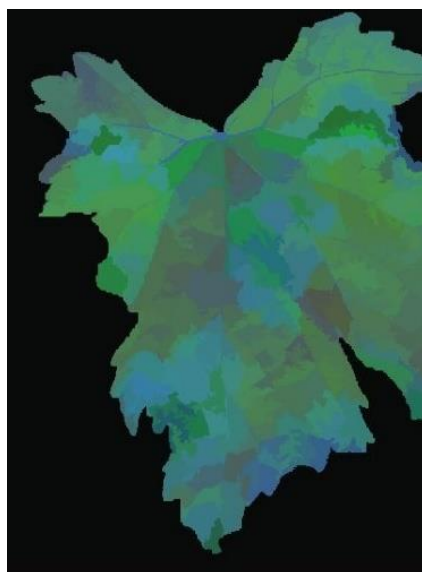
(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม

ภาพประกอบ 3.23 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี YCbCr เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม



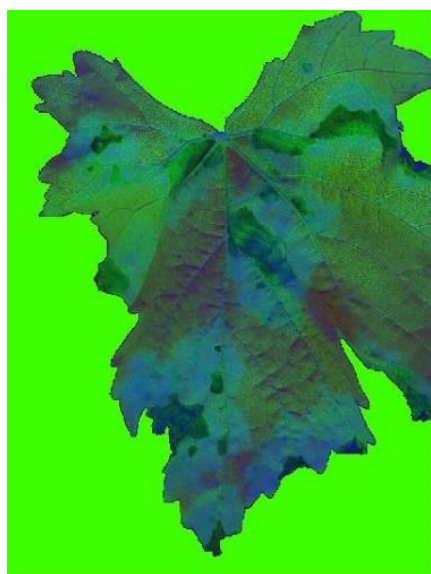
(ก)



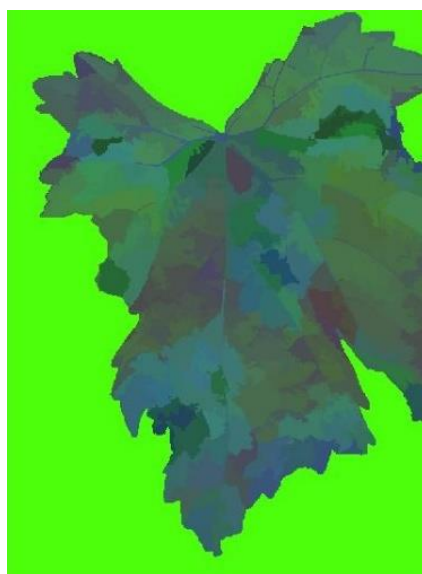
(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี HSV (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSV เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม

ภาพประกอบ 3.24 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSV เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม



(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี HSI (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSI เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม

ภาพประกอบ 3.25 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี HSI เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม



(ก)



(ข)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี Lab (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี Lab เมื่อผ่านกระบวนการมินซีปอัลกอริทึม

ภาพประกอบ 3.26 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี Lab เมื่อผ่านกระบวนการมินซีปอัลกอริทึม

จากภาพประกอบ 3.21 – 3.26 เมื่อภาพผ่านกระบวนการมินซีปอัลกอริทึม ภาพจะถูกแบ่งออกเป็นส่วนพื้นที่ ที่มีความต่อเนื่อง ความเป็นเนื้อเดียวกัน หรือมีสีที่ใกล้เคียงกัน แต่ภาพใบองุ่นที่เกิดโรคนั้นจะประกอบด้วยสีอยู่ด้วยกันเป็นจำนวนมาก จึงทำให้ยากที่จะระบุได้ว่าพื้นที่ในขอบเขตใดบ้างที่เป็นพื้นที่บริเวณของการเกิดรอยแผล และการจัดกลุ่มตำแหน่งความหนาแน่นของแต่ละกลุ่มข้อมูลภายในภาพ จะถูกแทนด้วยค่าสีที่เหมือนกัน แต่มีพื้นที่ของรอยแผลหรือรอยไหม้ถูกจัดกลุ่มคลาดเคลื่อนเมื่อเปรียบเทียบกับ การแบ่งส่วนภาพด้วยสายตามนุษย์ดังภาพประกอบ 3.27 การดังนั้นจึงต้องนำภาพใบองุ่นไปทำการแบ่งส่วนภาพอย่างละเอียดในลำดับขั้นตอนถัดไป



(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี RGB (ข) ภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม (ค) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม (ง) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม

ภาพที่ 3.27 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อระบุขอบเขตด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม

จากภาพที่ 3.27 แสดงถึงส่วนของภาพที่ถูกแยกส่วนพื้นที่บริเวณออกเป็นกลุ่มตามเงื่อนไขที่กำหนด แต่จะมีพื้นที่ย่อยในหลายๆ ส่วนที่ไม่ถูกแบ่งส่วนของพื้นที่ เมื่อนำขอบเขตของพื้นที่ที่ถูกแบ่งส่วนด้วยมินชิปอัลกอริทึมเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับดังภาพที่ 3.26 (ง) โดยค่าที่

ใกล้เคียงกันจะถูกรวมเข้าเป็นพื้นที่เดียวกัน แต่ยังมีพื้นที่ที่เป็นรอยแผล หรือรอยโรคที่ปรากฏในภาพที่เป็นพื้นที่โรคเช่นเดียวกัน ไม่ถูกรวมเป็นกลุ่มเดียวกันแต่ถูกแยกส่วนเป็นอีกส่วนย่อยอีกส่วนหนึ่งของกลุ่ม และเช่นเดียวกันพื้นที่บริเวณที่ถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มพื้นที่ขยายใหญ่ตามขนาดของค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มนั้นใหญ่จนทำให้ไม่เกิดการแบ่งส่วนของพื้นที่เกิดโรคกับพื้นที่ที่ไม่เกิดโรค ซึ่งจะเห็นได้ว่าการแบ่งส่วนของภาพอย่างหยาบจะแบ่งพื้นที่อย่างคร่าวๆ เท่านั้น ดังนั้นจึงต้องทำการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูล และนำพื้นที่ที่ได้จากการแบ่งส่วนภาพในขั้นตอนนี้ไปทำการแบ่งส่วนภาพแบบละเอียดในขั้นตอนถัดไป เพื่อให้ได้ส่วนของภาพที่สามารถแยกรอยโรคออกจากพื้นที่ปกติได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

3.3.2 การแบ่งส่วนภาพอย่างละเอียด (Fine Segmentation)

จากกระบวนการการทำมินชิปอัลกอริทึมจะเห็นได้ว่ามีความสำคัญของค่าพารามิเตอร์อยู่สองค่า คือค่าพารามิเตอร์ของการกำหนดความกว้างของพื้นที่กลุ่ม และค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งทั้งสองค่านั้นมีผลต่อการจัดกลุ่มของข้อมูลภาพทำให้มีการจัดกลุ่มตำแหน่งของภาพให้อยู่ในกลุ่มเดียวกันหรือกลุ่มที่แตกต่างออกไปตามค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้ ดังภาพที่ 3.28 – 3.29 ตัวอย่างการปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของการกำหนดความกว้างของพื้นที่กลุ่ม และค่าถ่วงน้ำหนักของมินชิปอัลกอริทึม



(ก)



(๗)



(๘)



(๙)



(๑๐)



(ฉ)



(ช)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี RGB (ข) ภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ด้วยความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 100 พิกเซล (ค) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยขอบเขตของภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 100 พิกเซล (ง) ภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 700 พิกเซล (จ) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยขอบเขตของภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 700 พิกเซล (ฉ) ภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 2000 พิกเซล (ช) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยขอบเขตของภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 2000 พิกเซล

ภาพประกอบ 3.28 การเปรียบเทียบภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อระบุขอบเขตด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่ม 100 พิกเซล 700 พิกเซล และ 2000 พิกเซล และทุกภาพมีค่าพารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 2



(ก)



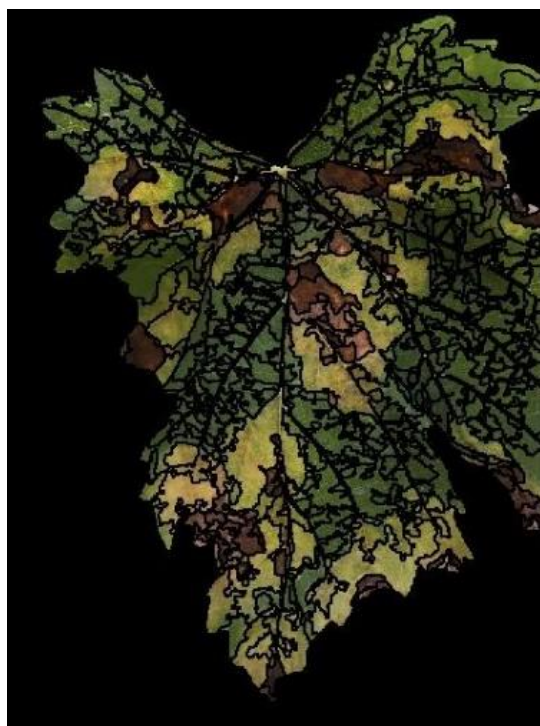
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)



(ฉ)



(ช)

(ก) ภาพต้นฉบับใบองุ่นแบบจำลองสี RGB (ข) ภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 2 (ค) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพใบองุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยขอบเขตของภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 2 (ง) ภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึม

ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 6 (จ) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพไบอ่งุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 6 (ฉ) ภาพผลลัพธ์จากมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 10 (ช) การระบุขอบเขตพื้นที่ส่วนของภาพไบอ่งุ่นแบบจำลองสี RGB ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 10

ภาพประกอบ 3.29 การเปรียบเทียบภาพไบอ่งุ่นแบบจำลองสี RGB เมื่อระบุขอบเขตด้วยขอบเขตของภาพที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึมด้วยค่าพารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 2, 6, 10 และทุกภาพมีค่าพารามิเตอร์ความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากับ 100 พิกเซล

จากภาพประกอบ 3.28 จะเห็นได้ว่าการแบ่งส่วนของภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่ม ส่งผลให้การจัดกลุ่มของสีมีความผิดพลาดในการแยกส่วนภาพในส่วนบริเวณพื้นที่ที่เกิดโรค ซึ่งถูกรวมเป็นพื้นที่กลุ่มเดียวกันกับพื้นที่ที่ไม่เกิดโรค เนื่องจากค่าที่ได้จากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ด้วยค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มนั้นส่งผลต่อการพิจารณาค่าความแตกต่างหรือค่าความเหมือนกันของข้อมูล คือ ถ้าค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มมีค่าน้อย จะทำให้การพิจารณาพื้นที่กลุ่มนั้นถูกแบ่งออกด้วยค่าความแตกต่างของค่าระยะห่าง หรือค่าความแตกต่างของการเปลี่ยนแปลงในช่วงแคบๆ ทำให้ภาพจะถูกแบ่งส่วนภาพออกเป็นหลายๆ ส่วนภาพที่มีค่าความแตกต่างเพียงเล็กน้อย และเช่นเดียวกันถ้าค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มมีค่าที่มากแล้ว จะส่งผลให้การแบ่งส่วนภาพนั้นเกิดความผิดพลาดได้เช่นกันเพราะช่วงในการพิจารณาค่าความแตกต่างหรือการเปลี่ยนแปลงภายในภาพก็จะเป็นช่วงที่กว้างเกินไปจนไม่สามารถแยกความแตกต่างที่เกิดขึ้นของการเปลี่ยนแปลงสีภายในภาพได้เช่นกัน จากภาพที่ 3.29 จะเห็นได้ว่าการแบ่งส่วนของภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนัก แต่กำหนดค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มเท่ากันนั้นจะทำให้การพิจารณาค่าความกระจายตัวของข้อมูลสีภายในภาพ ยิ่งถ้าค่าถ่วงน้ำหนักมีค่าที่สูงจะทำให้ช่วงของการพิจารณาการกระจายตัวของข้อมูลสีเป็นช่วงที่กว้าง และถ้าค่าถ่วงน้ำหนักมีค่าน้อยช่วงการพิจารณาการกระจายตัวของข้อมูลสีก็จะเป็นช่วงที่แคบเช่นกัน ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มจึงต้องพิจารณาค่าที่เหมาะสมสำหรับการแบ่งส่วนพื้นที่ที่เกิดรอยโรค และพื้นที่ที่ไม่เกิดรอยโรคของไบอ่งุ่น ดังนั้นในขั้นตอนการแบ่งภาพอย่างละเอียดประกอบด้วย 1. การหาค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่มที่เหมาะสมสำหรับการแบ่งส่วนของรอยโรคและส่วนพื้นที่ที่ไม่เกิดโรค 2. การแบ่งส่วนภาพเฉพาะส่วนของพื้นที่ที่เกิดรอยโรค

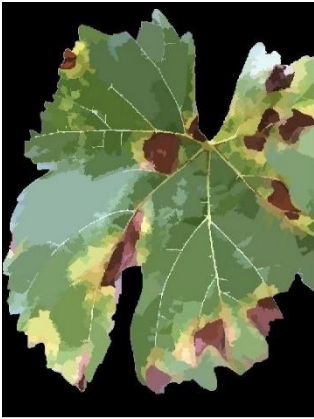
1) ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการแบ่งส่วนภาพไบอ่งุ่นด้วยมินชิป

อัลกอริทึม

ขั้นตอนนี้จะเป็นการทดสอบหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับภาพไบอ่งุ่น โดยจะทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องจากการจำแนกส่วนของภาพด้วยสายตาของมนุษย์ในการแบ่งส่วนพื้นที่ที่เกิดรอยโรคกับพื้นที่ที่ไม่เกิดโรค แต่จะนำเสนอเฉพาะแบบจำลองสี RGB, HSV และ Lab เท่านั้น ดังตารางที่ 3.1 – 3.6

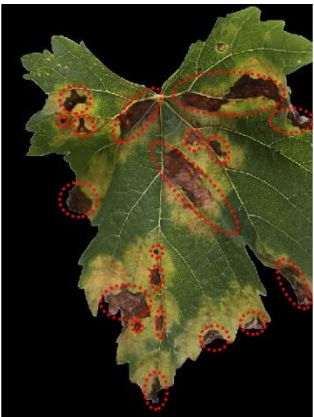
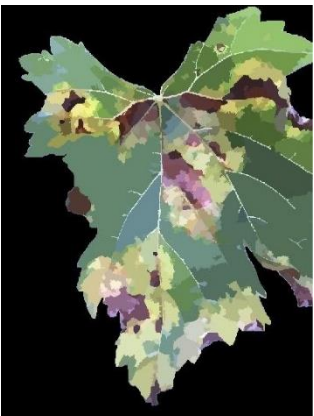
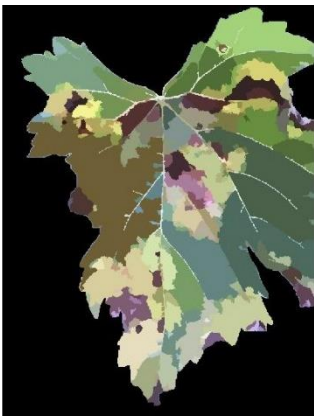
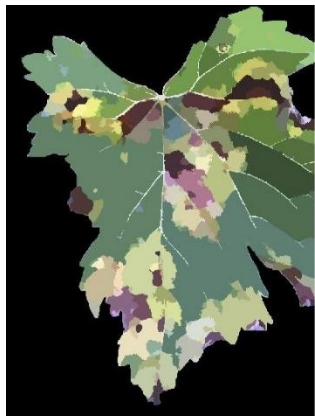
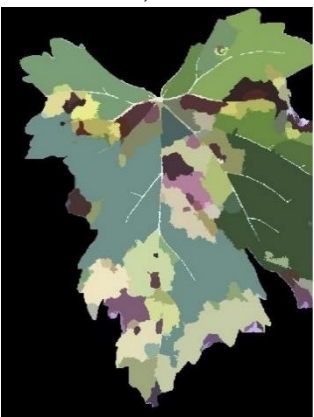
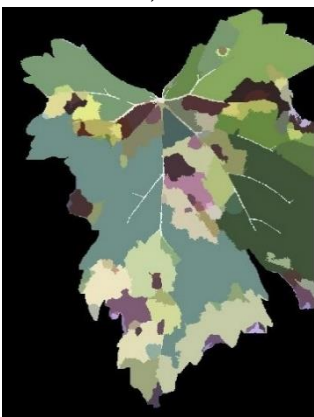


ตาราง 3.1 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึม สำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 1

ภาพต้นฉบับ  ตำแหน่งรอยแผล	$a = 7, b = 100$  SM = 100%	$a = 9, b = 30$  SM = 100%
$a = 9, b = 50$  SM = 100%	$a = 12, b = 50$  SM = 100%	$a = 12, b = 300$  SM = 100%
$a = 15, b = 30$  SM = 100%	$a = 15, b = 50$  SM = 100%	$a = 15, b = 300$  SM = 100%

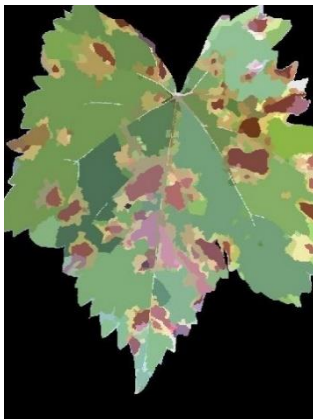
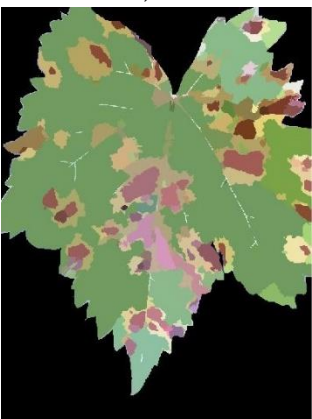
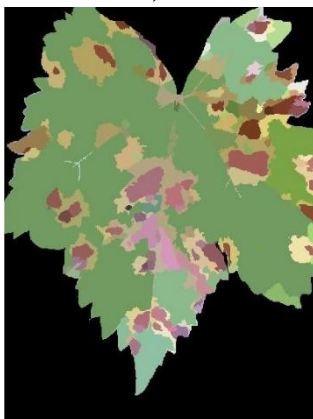
หมายเหตุ: a คือค่าถ่วงน้ำหนัก b คือค่าความกว้างของพื้นที่ SM คือจำนวนกลุ่มที่เหมือนกับภาพต้นฉบับ

ตาราง 3.2 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึม สำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 2

ภาพต้นฉบับ  ตำแหน่งรอยแผล	$a = 7, b = 100$  SM = 94.7%	$a = 9, b = 30$  SM = 100%
$a = 9, b = 50$  SM = 100%	$a = 12, b = 50$  SM = 100%	$a = 12, b = 300$  SM = 100%
$a = 15, b = 30$  SM = 100%	$a = 15, b = 50$  SM = 100%	$a = 15, b = 300$  SM = 100%

หมายเหตุ: a คือค่าถ่วงน้ำหนัก b คือค่าความกว้างของพื้นที่ SM คือจำนวนกลุ่มที่เหมือนกับภาพต้นฉบับ

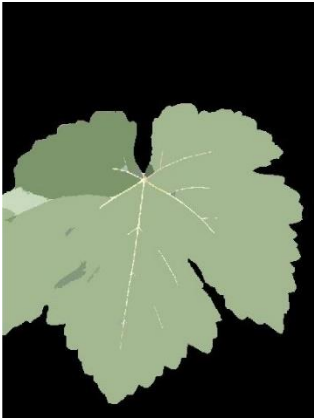
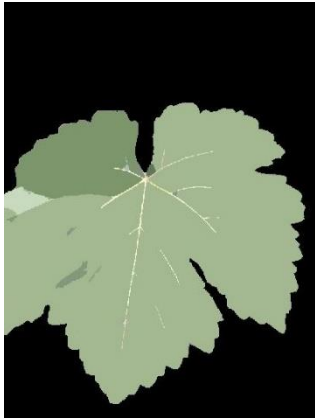
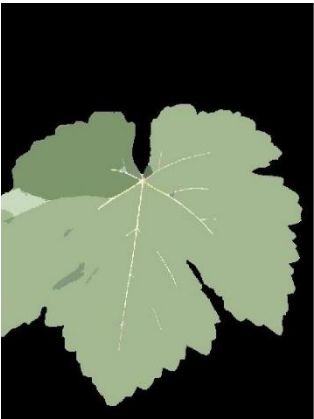
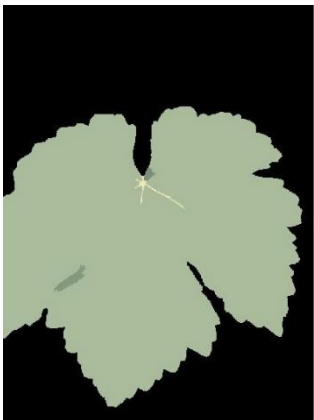
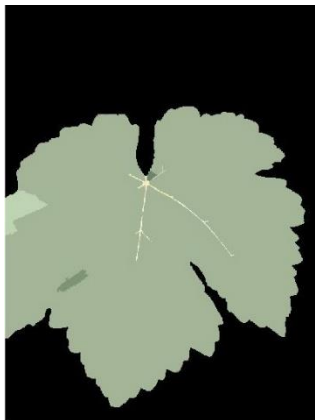
ตาราง 3.3 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึม สำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 3

ภาพต้นฉบับ  ตำแหน่งรอยแผล	$a = 7, b = 100$  SM = 94%	$a = 9, b = 30$  SM = 98%
$a = 9, b = 50$  SM = 96%	$a = 12, b = 50$  SM = 98%	$a = 12, b = 300$  SM = 87%
$a = 15, b = 30$  SM = 80%	$a = 15, b = 50$  SM = 82%	$a = 15, b = 300$  SM = 80%

หมายเหตุ: a คือค่าถ่วงน้ำหนัก b คือค่าความกว้างของพื้นที่ SM คือจำนวนกลุ่มที่เหมือนกับภาพต้นฉบับ



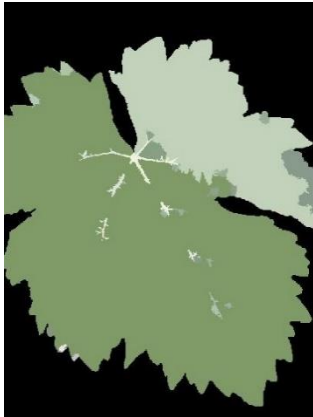
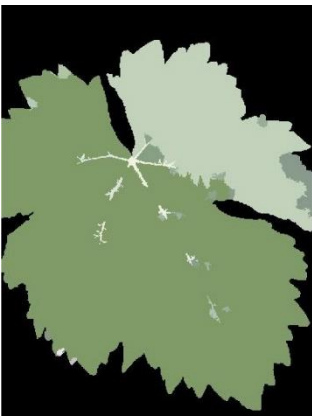
ตาราง 3.4 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึม สำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 4

ภาพต้นฉบับ  ตำแหน่งรอยแผล	$a = 7, b = 100$  SM = 100%	$a = 9, b = 30$  SM = 100%
$a = 9, b = 50$  SM = 100%	$a = 12, b = 50$  SM = 100%	$a = 12, b = 300$  SM = 100%
$a = 15, b = 30$  SM = 100%	$a = 15, b = 50$  SM = 100%	$a = 15, b = 300$  SM = 100%

หมายเหตุ: a คือค่าถ่วงน้ำหนัก b คือค่าความกว้างของพื้นที่ SM คือจำนวนกลุ่มที่เหมือนกับภาพต้นฉบับ



ตาราง 3.5 การเปรียบเทียบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึม สำหรับภาพแบบจำลองสี RGB ภาพที่ 5

ภาพต้นฉบับ  ตำแหน่งรอยแผล	$a = 7, b = 100$  SM = 94%	$a = 9, b = 30$  SM = 98%
$a = 9, b = 50$  SM = 96%	$a = 12, b = 50$  SM = 98%	$a = 12, b = 300$  SM = 87%
$a = 15, b = 30$  SM = 80%	$a = 15, b = 50$  SM = 82%	$a = 15, b = 300$  SM = 80%

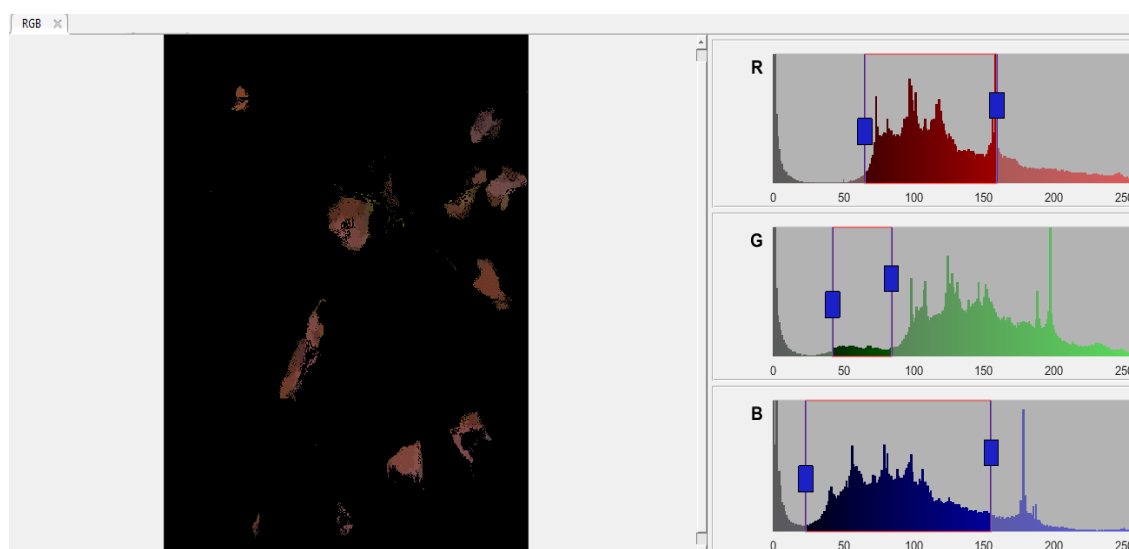
หมายเหตุ: a คือค่าถ่วงน้ำหนัก b คือค่าความกว้างของพื้นที่ SM คือจำนวนกลุ่มที่เหมือนกับภาพต้นฉบับ



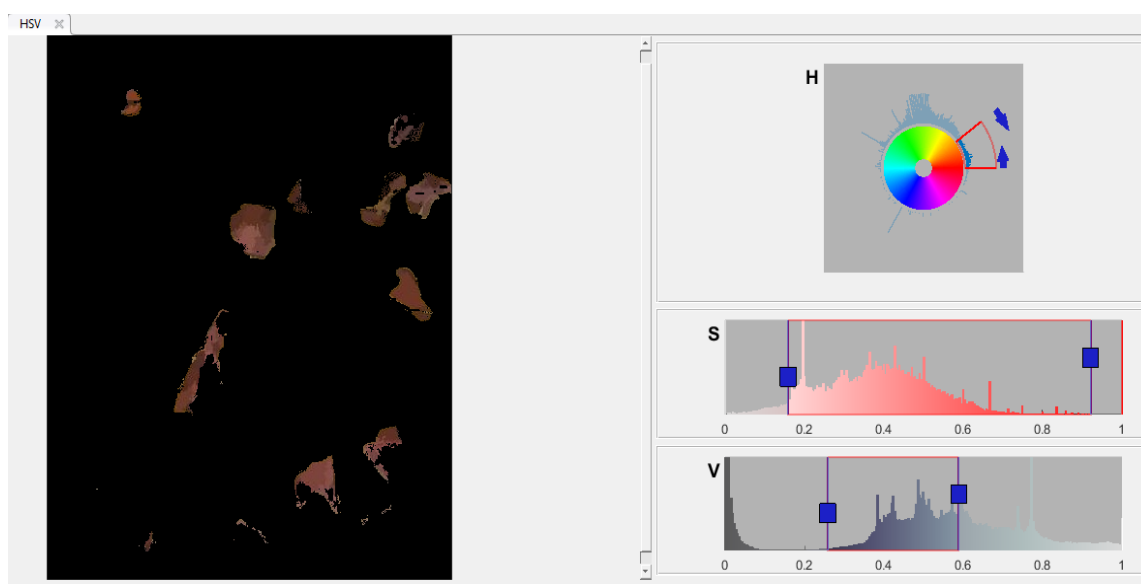
จากตาราง 3.1 – 3.5 เมื่อพิจารณาข้อมูลภาพจะเห็นว่าในตำแหน่งที่เกิดรอยโรคหรือรอยไหม้ที่ใบองุ่นนั้นจะถูกแบ่งด้วยพื้นที่สีน้ำตาล ซึ่งมีค่าระดับสีแดงเท่ากับ 94 ค่าระดับสีเขียวเท่ากับ 51 และค่าระดับสีน้ำเงินเท่ากับ 34 พื้นที่สีม่วงอ่อน จะมีค่าระดับสีแดงเท่ากับ 205 ค่าระดับสีเขียวเท่ากับ 135 และน้ำเงินเท่ากับ 159 และบริเวณพื้นที่อื่นๆ ก็จะปรากฏเป็นสีที่แตกต่างออกไป ดังนั้นจากข้อมูลที่ได้นี้จะนำมาพิจารณาค่าที่เหมาะสมสำหรับแต่ละช่วงสีเพื่อใช้กำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เป็นรอยโรค ด้วยค่าเทสโธล (Thresholds) ของแต่ละแบบจำลองสี ในลำดับขั้นตอนถัดไป

2) การแบ่งส่วนภาพเฉพาะส่วนพื้นที่ที่เกิดรอยโรค หรือเกิดโรค

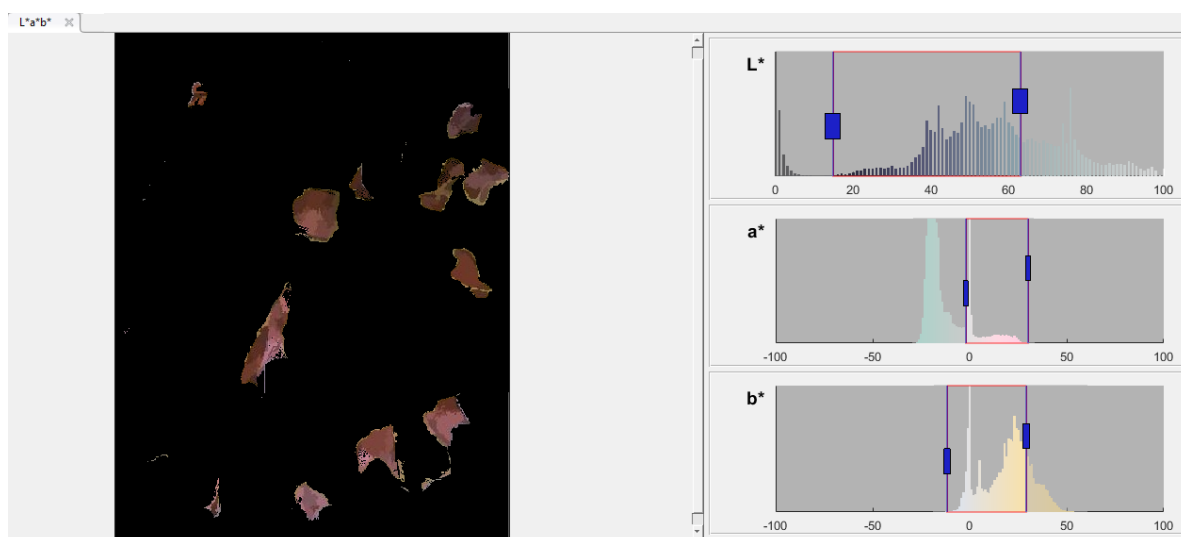
ขั้นตอนนี้จะเป็นการคัดแยกพื้นที่จากแต่ละส่วนของภาพใบองุ่นที่ผ่านกระบวนการมินิชิปอัลกอริทึม เพื่อกำหนดส่วนของพื้นที่ที่เกิดรอยโรค หรือรอยไหม้ของใบองุ่นด้วยการพิจารณาแต่ละช่วงสัญญาณของแบบจำลองที่ใช้ในการทดสอบ เพื่อให้ได้มาซึ่งค่าที่เหมาะสมสำหรับการแบ่งช่วงระดับสีนั้นคือค่าขอบบน และขอบล่างของแต่ละช่องสัญญาณดังภาพประกอบ 3.29 – 3.30



ภาพประกอบ 3.30 การเปรียบเทียบค่าแต่ละระดับช่วงสีสำหรับการกำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดรอยโรคด้วยค่าระดับช่วงของ RGB



ภาพประกอบ 3.31 การเปรียบเทียบค่าแต่ละระดับช่วงสีสำหรับการกำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดรอยโรคด้วยค่าระดับช่วงของ HSV



ภาพประกอบ 3.32 การเปรียบเทียบค่าแต่ละระดับช่วงสีสำหรับการกำหนดขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดรอยโรคด้วยค่าระดับช่วงของ Lab

จากภาพประกอบ 3.30 -3.32 ผลของการกำหนดช่วงของค่าแต่ละระดับช่วงสีจะสามารถลดขนาดของข้อมูลให้คงเหลือเฉพาะพื้นที่ที่สนใจ หรือพื้นที่ที่เกิดรอยโรค เพื่อเป็นหน้าฉากหรือตัวกรองข้อมูลสำหรับการคัดแยกบริเวณที่เกิดรอยโรค

3.3.3 การหาขอบภาพ (Edge Detector)

ขั้นตอนนี้เป็นการแยกองค์ประกอบภาพ โดยอาศัยความไม่ต่อเนื่องของคุณสมบัติของพิกเซลที่บริเวณขอบของวัตถุ ดังนั้นวิธีการนี้จึงเน้นการตรวจหาขอบของวัตถุ เพื่อใช้ระบุขอบเขตของพื้นที่ที่เกิดจากกระบวนการมินชิปอัลกอริทึม โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการหาขอบด้วยเทคนิคโซเบล ซึ่งเป็นการตรวจหาขอบโดยใช้การหาอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งในการหาตำแหน่งการเปลี่ยนแปลงของค่าความเข้มแสงในภาพซึ่งเป็นตำแหน่งขอบของวัตถุ โดยจะใช้การหาค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่ง หรือค่าการเปลี่ยนแปลง (Gradient) ของค่าความเข้มแสงแต่ละพิกเซลในภาพ โดยค่าความลาดชันของฟังก์ชันภาพ $f(x, y)$ ที่ตำแหน่งพิกเซล (x, y) ใดๆ ได้ดังสมการ 3.10

$$\nabla F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

โดยที่ ∇F เป็นค่าเวกเตอร์ความลาดชัน (Gradient Vector) ซึ่งมีความเป็นไปได้ตามทิศทางของการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มแสง ส่วนค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสง (Magnitude Gradient) และทิศทางของการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง (Direction) นั้นหาได้จากสมการ (3.11) – (3.12)

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla F) \quad (3.11)$$

$$= [F_x^2 + F_y^2]^{1/2}$$

$$= \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2}$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{F_y}{F_x} \right) \quad (3.12)$$

โดย ∇f เป็นค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงและ θ เป็นค่าทิศทางของการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงซึ่งวัดโดยเทียบกับแกน x

การทำการกรองสัญญาณด้วยการทำอนุพันธ์อันดับหนึ่งทำได้โดยการสร้างค่าน้ำหนักถ่วงของเทมเพลตตัวกรองแล้วนำค่าถ่วงน้ำหนักของเทมเพลตตัวกรองไปทำคอนโวลูชันกับฟังก์ชันภาพ เพื่อให้ได้ภาพของการกรองดังสมการ (3.13)

$$g(x, y) = w * f(x, y) \quad (3.13)$$

เทมเพลตตัวกรองเป็นเทมเพลตตัวกรองที่ใช้สำหรับการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในแนว แกน x และแกน y ดังสมการ (3.14)



$$W_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad W_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

3.4 การวัดประสิทธิภาพ (Evaluation and Performance)

การวัดประสิทธิภาพของระบบหรือกรรมวิธีที่นำเสนอ มีอยู่หลากหลายวิธี โดยวิธีที่นิยมใช้คือการวัดค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความจำเพาะ (Specificity) และค่าความไว (Sensitivity) โดยค่าความถูกต้อง คือ อัตราส่วนของจำนวนภาพที่ค้นพบภาพที่ถูกต้องทั้งหมดจากจำนวนภาพที่มีอยู่ สำหรับค่าความจำเพาะ คือ อัตราส่วนของการค้นหาไม่พบรอยแผล หรือรอยไหม้จากใบงุ่นที่ไม่เกิดโรค และค่าความไว คือ อัตราส่วนของการค้นพบรอยแผลหรือรอยไหม้จากใบงุ่นที่เกิดโรคจริง ดังนั้นสามารถเขียนสมการให้อยู่ในรูปสมการได้ดังสมการที่ 3.15 – 3.17 และสามารถความสัมพันธ์ในการวัดประสิทธิภาพได้ดังตารางที่ 3.6

ค่าความถูกต้อง (Accuracy: Acc)

$$Acc = \frac{(FN + TP)}{(FN + FP + TN + TP)} \quad (3.11)$$

ค่าความไว (Sensitivity : Se)

$$Se = \frac{FN}{(FN + FP)} \quad (3.12)$$

ค่าความจำเพาะ (Specificity: Sp)

$$Sp = \frac{FN}{(FN + TN)} \quad (3.13)$$

โดย

- FN คือ การตรวจไม่พบรอยแผล หรือรอยไหม้จากใบงุ่นที่เกิดโรค
- FP คือ การตรวจพบรอยแผล หรือรอยไหม้จากใบงุ่นที่ไม่เกิดโรค
- TN คือ การตรวจไม่พบรอยแผล หรือรอยไหม้จากใบงุ่นที่ไม่เกิดโรค
- TP คือ การตรวจพบรอยแผล หรือรอยไหม้จากใบงุ่นที่เกิดโรค



ตาราง 3.6 การวัดประสิทธิภาพการค้นหาไบอ่งุ่นที่เกิดโรค

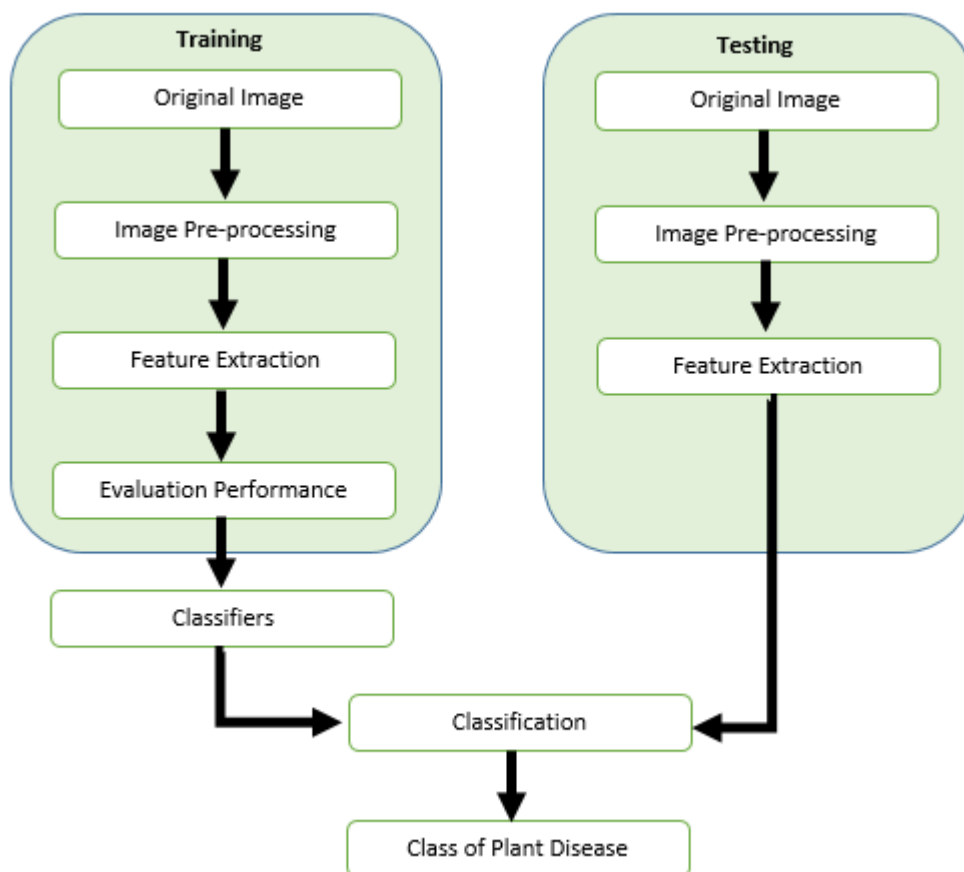
ผลการทดสอบไบอ่งุ่นที่เกิดโรค		
ค่าความจริง	ไม่เกิดโรค	เกิดโรค
ไม่เกิดโรค	FP	FN
เกิดโรค	TN	TP
ค่าความถูกต้อง	FN+FP+TN+TP	



บทที่ 4

ผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นกระบวนการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น โดยใช้การแบ่งส่วนของภาพอย่างหยาบและการแบ่งส่วนของภาพอย่างละเอียดเพื่อแยกภาพรอยแผลหรือรอยไหม้จากภาพใบองุ่นปกติ จำนวน 400 ภาพ ทั้งนี้ภาพจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ภาพสำหรับการเรียนรู้ของวิธีการที่นำเสนอจำนวน 300 ภาพ ประกอบด้วยภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 200 ภาพ ภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคจำนวน 100 ภาพ และภาพที่ใช้สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพจำนวน 100 ภาพ ประกอบด้วยภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ และภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ โดยมีขั้นตอนการทำงานของระบบดังภาพประกอบ 4.1 และบทนี้แบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ขั้นตอนการทดสอบระบบตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น และขั้นตอนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 4.1 ขั้นตอนการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ

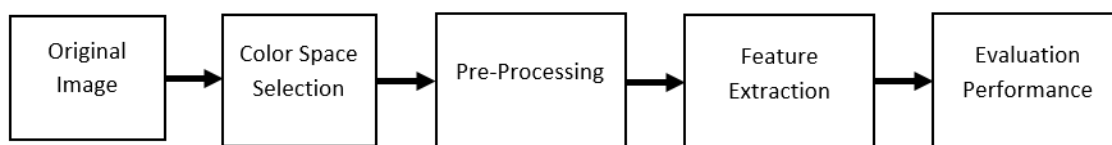


4.1 การทดสอบระบบตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น

รูปภาพที่ใช้ในการทดลองเป็นรูปภาพใบองุ่นที่ถูกถ่ายมาด้วยกล้องหลังของโทรศัพท์เคลื่อนที่ และพื้นหลังของรูปภาพถูกทำให้เป็นสีดำ ซึ่งขั้นตอนการทดสอบระบบตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น รูปภาพจะถูกแบ่งออกเป็นภาพสำหรับการเรียนรู้ และภาพสำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ ดังนี้

4.1.1 ขั้นตอนการเรียนรู้ของกระบวนการตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ

ขั้นตอนนี้จะดำเนินการเรียนรู้คุณลักษณะของภาพถ่ายใบองุ่นจำนวน 300 ภาพ ประกอบด้วยภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 200 ภาพ และใบองุ่นที่ปกติ จำนวน 100 ภาพ เพื่อทำการดึงคุณลักษณะเด่นของการเกิดรอยแผล หรือรอยไหม้ จากพื้นที่ปกติของใบองุ่น ดังภาพประกอบ 4.2



ภาพประกอบ 4.2 ขั้นตอนการเรียนรู้ของกระบวนการตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ

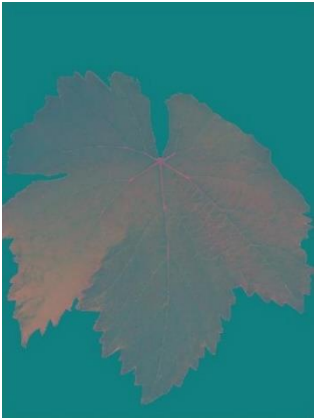
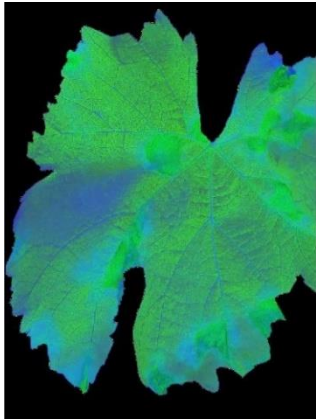
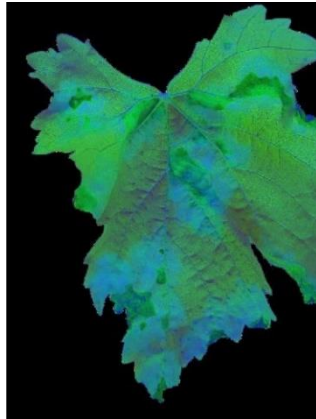
จากภาพประกอบ 4.2 เป็นกระบวนการเรียนรู้เพื่อหารอยแผล หรือรอยไหม้ โดยดึงคุณลักษณะเด่นจากแบบจำลองสี RGB, YIQ, YCbCr, HSV, HSI และ Lab เพื่อหาค่าความเหมาะสมที่สามารถนำมากำหนดค่าในการตรวจสอบหารอยแผล หรือรอยไหม้ และพิจารณาค่าความถูกต้องของแต่ละแบบจำลองสีที่สามารถบ่งบอกรอยแผล หรือรอยโรคได้ดีที่สุด โดยตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้สำหรับการทดสอบในขั้นตอนนี้สามารถแสดงได้ตารางที่ 4.1



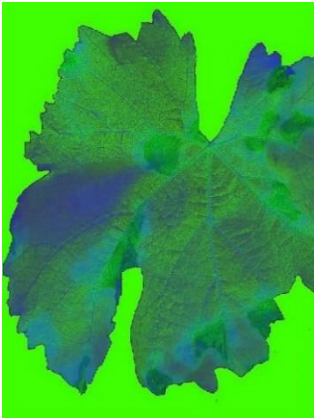
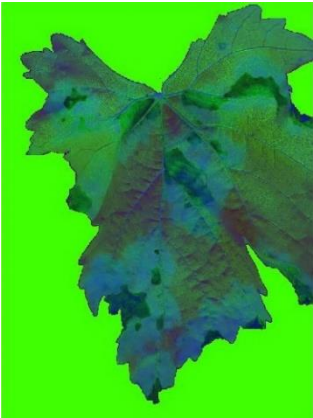
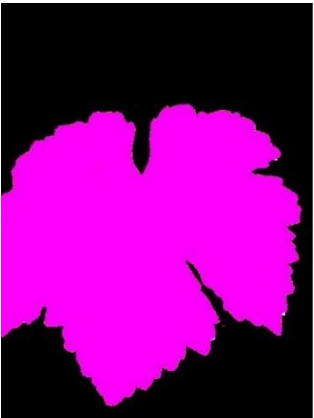
ตาราง 4.1 ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้เพื่อหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติของใบองุ่น

แบบจำลองสี	ภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรค		ภาพใบองุ่นที่เกิดโรค	
RGB				
YIQ				

ตาราง 4.1 ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้เพื่อหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติของใบองุ่น (ต่อ)

แบบจำลองสี	ภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรค		ภาพใบองุ่นที่เกิดโรค	
YCbCr				
HSV				

ตาราง 4.1 ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้เพื่อหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติของใบองุ่น (ต่อ)

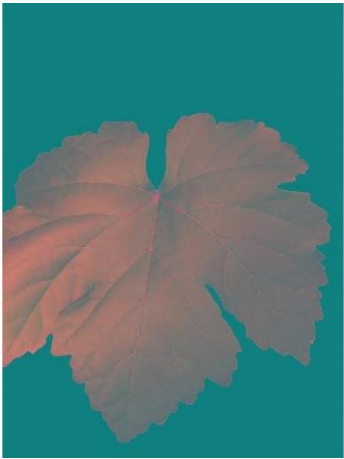
แบบจำลองสี	ภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรค		ภาพใบองุ่นที่เกิดโรค	
HSI				
Lab				

จากตาราง 4.1 จะเป็นรูปภาพของใบองุ่นในแต่ละแบบจำลองสีที่ใช้สำหรับการเรียนรู้การตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ โดยขั้นตอนแรกของการเรียนรู้การตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้ จะนำรูปภาพใบองุ่นที่มีรอยแผล หรือรอยไหม้ และไม่มีรอยแผล ในแบบจำลองสีทั้ง 6 แบบเข้าสู่กระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวล ด้วยการปรับค่าฮิสโตแกรมแบบสมมาตร การปรับความคมชัดทั้งภาพ และการลดสัญญาณรบกวน เพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลภาพที่เหมาะสมกับการนำไปประมวลผลในขั้นตอนต่อไป ดังตัวอย่างของรูปภาพ image001.jpg, image002.jpg, image003.jpg, และ image004.jpg ตามลำดับ โดยแสดงผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลได้ดังตาราง 4.2 - 4.5

ตาราง 4.2 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image001.jpg

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
RGB		
YIQ		

ตาราง 4.2 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image001.jpg (ต่อ)

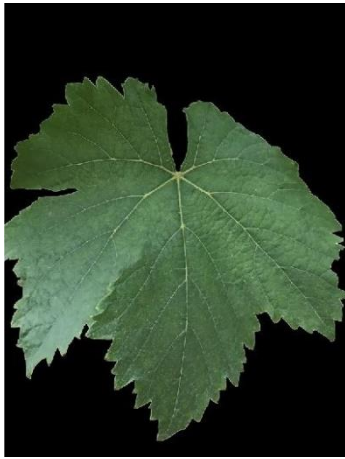
แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
YCbCr		
HSV		
HSI		



ตาราง 4.2 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image001.jpg (ต่อ)

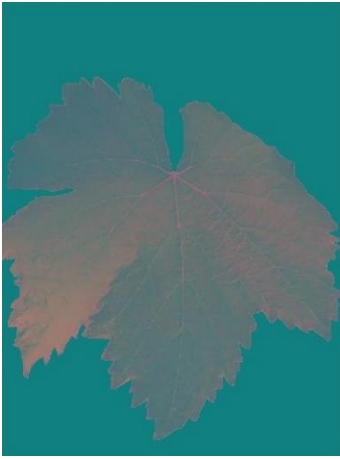
แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
Lab		

ตาราง 4.3 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image002.jpg

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
RGB		



ตาราง 4.3 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image002.jpg

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
YIQ		
YCbCr		
HSV		



ตาราง 4.3 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image002.jpg (ต่อ)

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
HSI		
Lab		

จากตาราง 4.2 – 4.3 เป็นการแสดงตัวอย่างการเปรียบเทียบภาพต้นฉบับกับภาพผลลัพธ์ของแบบจำลองสีทั้ง 6 แบบที่ผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลสำหรับรูปภาพใบองุ่นที่ไม่มีรอยแผล หรือรอยไหม้ และภาพผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้สำหรับรูปภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคนั้นสามารถให้ข้อมูลเบื้องต้นของภาพต้นฉบับเช่นบริเวณพื้นที่ใบ บริเวณพื้นหลัง ได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์

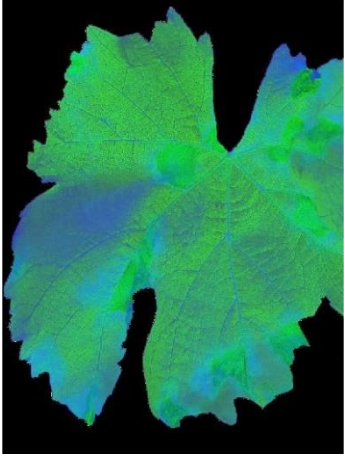
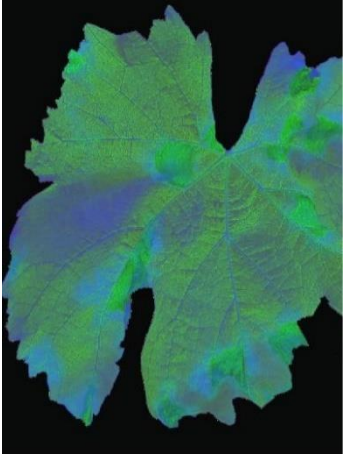
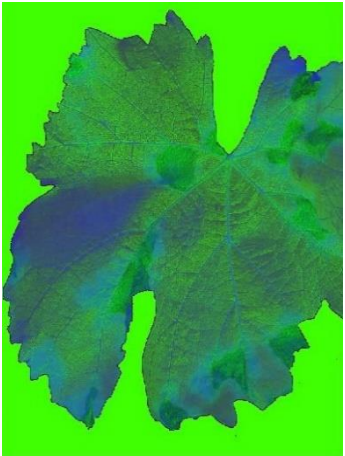
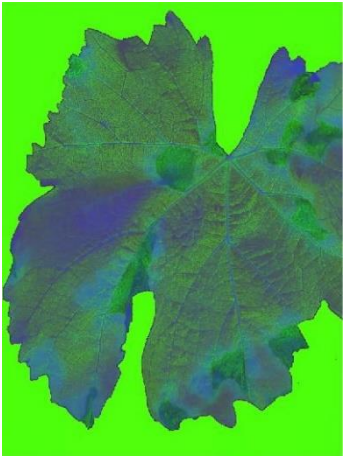
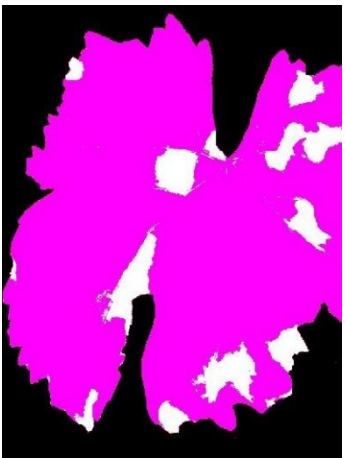
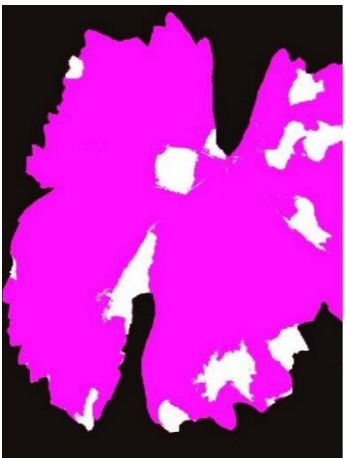


ตาราง 4.4 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image003.jpg

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
RGB		
YIQ		
YCbCr		



ตาราง 4.4 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image003.jpg (ต่อ)

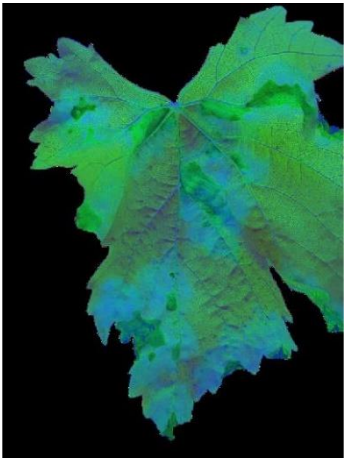
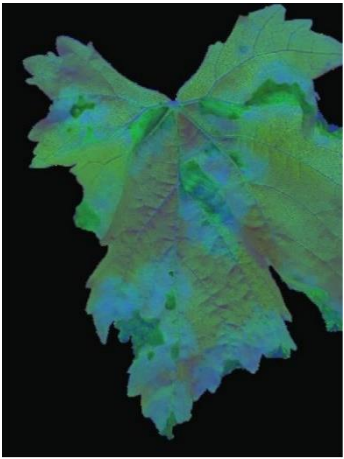
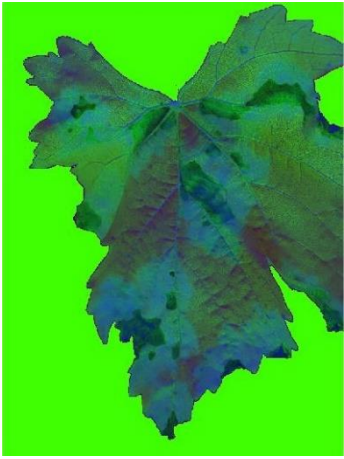
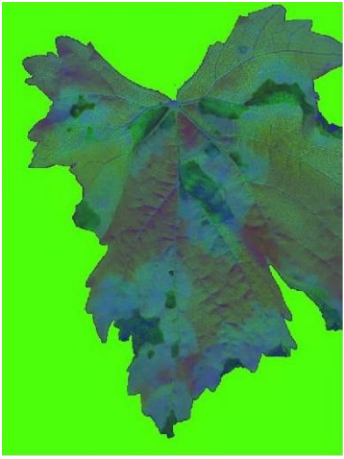
แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
HSV		
HSI		
Lab		

ตาราง 4.5 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image004.jpg

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
RGB		
YIQ		
YCbCr		



ตาราง 4.5 ผลลัพธ์ของการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลของรูปภาพ image004.jpg (ต่อ)

แบบจำลองสี	รูปภาพก่อนเข้าขั้นตอนการเตรียมการประมวลผล	ภาพผลลัพธ์เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
HSV		
HSI		
Lab		

จากตาราง 4.4 – 4.5 เป็นการแสดงตัวอย่างการเปรียบเทียบภาพต้นฉบับกับภาพผลลัพธ์ของแบบจำลองสี่ทั้ง 6 แบบที่ผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลสำหรับรูปภาพใบองุ่นที่มีรอยแผล หรือรอยไหม้ และภาพผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้สำหรับรูปภาพใบองุ่นที่เกิดโรคนั้นสามารถให้ข้อมูลเบื้องต้นของภาพต้นฉบับเช่นบริเวณพื้นที่ใบ บริเวณพื้นหลัง ได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์ และสามารถแสดงข้อมูลบริเวณที่เกิดรอยแผล หรือรอยไหม้ได้อย่างชัดเจน

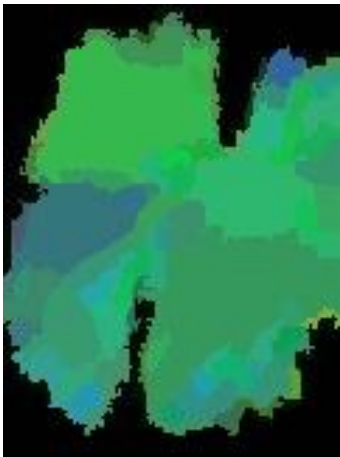
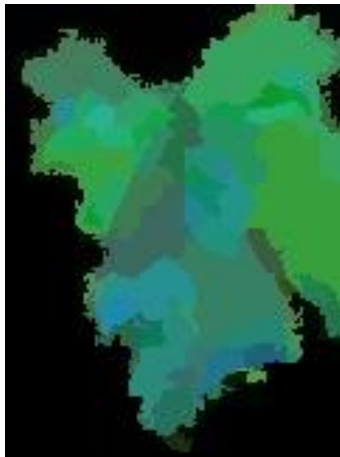
เมื่อรูปภาพผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลแล้ว จะนำรูปภาพไปเข้าขั้นตอนการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพ เพื่อหาบริเวณพื้นที่ที่เกิดรอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น ด้วยวิธีการมินชิปอัลกอริทึมด้วยวิธีการแบบหยาบและแบบละเอียด ด้วยค่าพารามิเตอร์ที่ได้ผ่านการทดลองเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งจะใช้ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันมินชิปอัลกอริทึมโดยให้ $a = 15$, $b = 30$ เพื่อทำการแบ่งกลุ่มพื้นที่ของการเกิดรอยแผล จากพื้นที่ใบที่ไม่เกิดรอยแผล จะได้ภาพผลลัพธ์ของการแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปภาพจากลักษณะการเกาะกลุ่มกันของสี ดังตาราง 4.6 – 4.9 และผลของการแบ่งส่วนพื้นที่ให้ได้มาซึ่งบริเวณพื้นที่การเกิดรอยแผลนั้น แสดงได้ดังตาราง 4.10 – 4.11



ตาราง 4.6 การแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมที่ $a = 15$, $b = 30$ ของตัวอย่างรูปภาพทดสอบ

แบบจำลองสี	ข้อมูลรูปภาพ image001.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image002.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image003.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image004.jpg
RGB				
YIQ				

ตาราง 4.6 การแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมที่ $a = 15$, $b = 30$ ของตัวอย่างรูปภาพทดสอบ (ต่อ)

แบบจำลองสี	ข้อมูลรูปภาพ image001.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image002.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image003.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image004.jpg
YCbCr				
HSV				

ตาราง 4.6 การแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมที่ $a = 15$, $b = 30$ ของตัวอย่างรูปภาพทดสอบ (ต่อ)

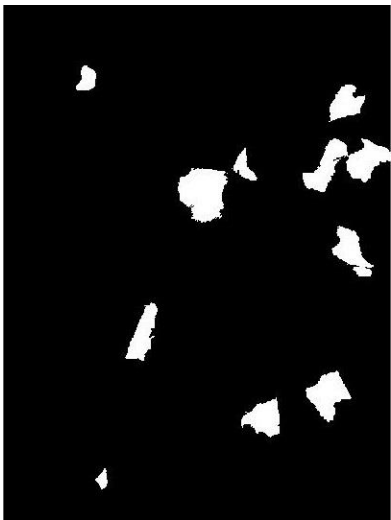
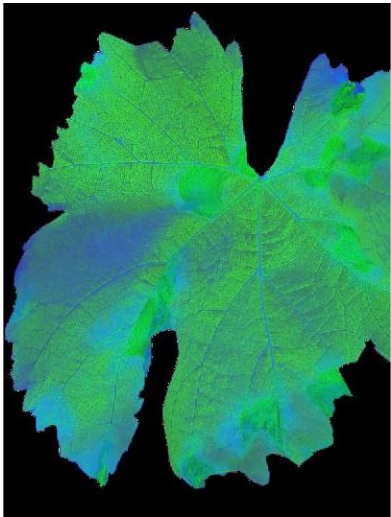
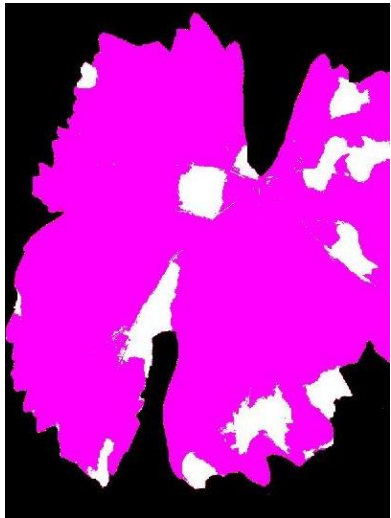
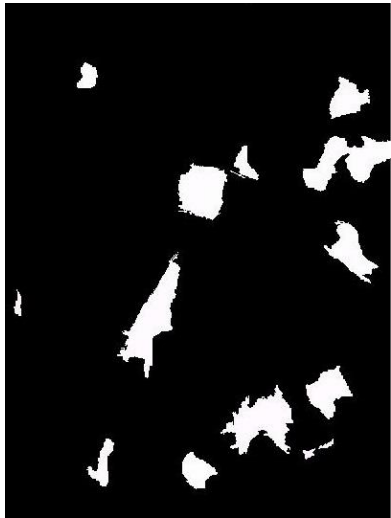
แบบจำลองสี	ข้อมูลรูปภาพ image001.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image002.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image003.jpg	ข้อมูลรูปภาพ image004.jpg
HSI				
Lab				

จากตาราง 4.6 พบว่ารูปภาพใบองุ่นที่ผ่านกระบวนการมินชิปอัลกอริทึมในแต่ละแบบจำลองสีนั้น แบบจำลองสี RGB ในส่วนของพื้นที่ที่เกิดรอยแผลจะถูกแทนด้วยพื้นที่บริเวณของกลุ่มของระดับเฉดสีน้ำตาล สำหรับแบบจำลองสี YIQ บริเวณสีเขียวจะแทนพื้นที่บริเวณของส่วนของภาพที่เกิดรอยแผล แบบจำลองสี YCbCr บริเวณพื้นที่สีฟ้าจะแทนพื้นที่บริเวณของส่วนของภาพที่เกิดรอยแผล แต่ด้วยระดับค่าสีที่ค่อนข้างกลมกลืนกับบริเวณพื้นที่ส่วนอื่น บริเวณของพื้นที่สีฟ้าจะถูกแทนค่าด้วยพื้นที่บริเวณของส่วนพื้นที่ใบแบบปกติ แบบจำลองสี HSV บริเวณพื้นที่ที่เกิดรอยแผลจะถูกแทนด้วยบริเวณพื้นที่ของกลุ่มสีฟ้าแบบจำลองสี HSI บริเวณพื้นที่ที่เกิดรอยแผลจะถูกแทนค่าด้วยพื้นที่บริเวณสีฟ้า และแบบจำลองสี Lab พื้นที่ที่เกิดรอยแผลจะถูกแทนด้วยสีขาว ซึ่งบริเวณพื้นที่ที่แสดงแต่ละเฉดสีคือการแสดงถึงขอบเขตแต่ละบริเวณของแต่ละกลุ่มพื้นที่ โดยใช้ค่าแต่ละระดับเฉดเพื่อแบ่งบอกให้แสดงถึงแต่ละกลุ่มพื้นที่ ดังนั้นจากผลของการทดสอบจะเห็นได้ว่าในแต่ละแบบจำลองจะสามารถมีลักษณะของการจำแนกพื้นที่ของตัวแทนกลุ่มได้แตกต่างกันตามคุณสมบัติของแต่ละแบบจำลองสี ซึ่งในขั้นตอนถัดไปของการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพจะพิจารณาเฉพาะแบบจำลองสี RGB แบบจำลองสี HSV แบบจำลองสี YIQ และแบบจำลองสี Lab ที่สามารถแสดงคุณลักษณะเด่นของการเกิดรอยแผล หรือรอยไหม้ได้

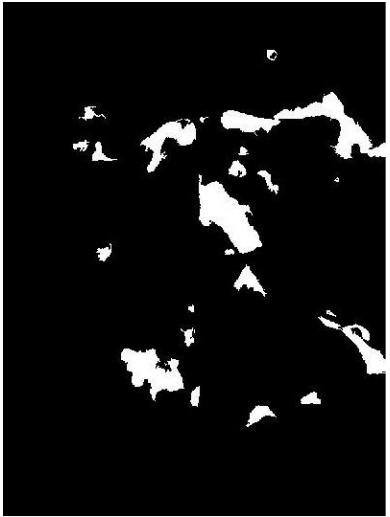
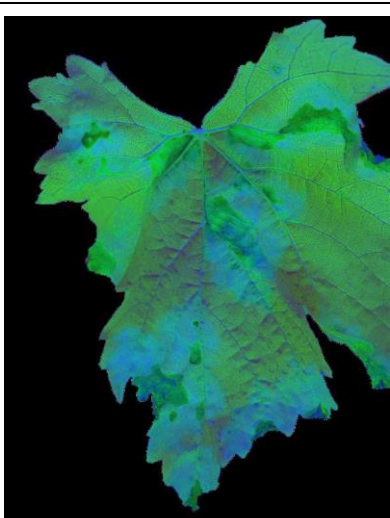
ตาราง 4.7 ภาพผลลัพธ์ของการดึงคุณลักษณะรอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพ image003.jpg

แบบจำลองสี	ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์
RGB		

ตาราง 4.7 ภาพผลลัพธ์ของการดึงคุณลักษณะรอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพ image003.jpg (ต่อ)

แบบจำลองสี	ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์
YIQ		
HSV		
Lab		

ตาราง 4.8 ภาพผลลัพธ์ของการดึงคุณลักษณะรอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพ image004.jpg

แบบจำลองสี	ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์
RGB		
YIQ		
HSV		

ตาราง 4.8 ภาพผลลัพธ์ของการดึงคุณลักษณะรอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพ image004.jpg (ต่อ)

แบบจำลองสี	ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์
Lab		

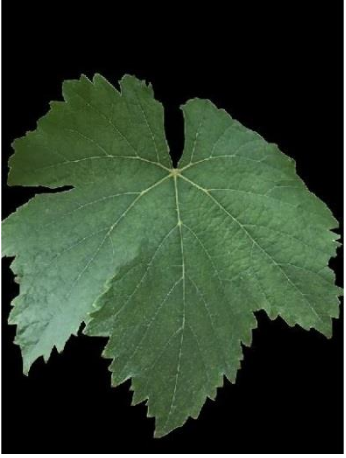
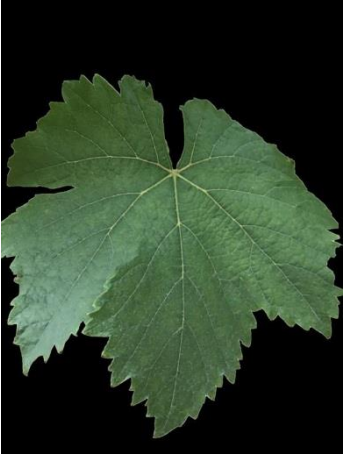
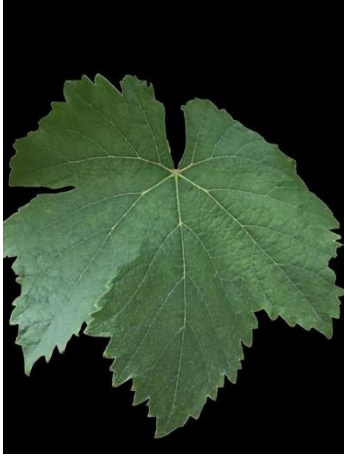
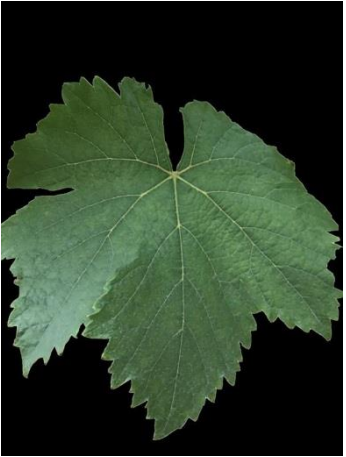
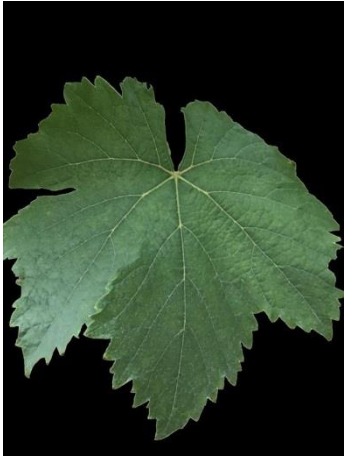
การทดลองเปรียบเทียบความถูกต้องของการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้ของรูปภาพแบบจำลองสี RGB HSV YIQ และ Lab โดยทำการทดลองค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้จากรูปภาพใบองุ่นที่ไม่มีโรค และมีโรคที่กระจายกระจายไปทั่วพื้นที่ภาพ เพื่อทำการวัดประสิทธิภาพของการค้นหารอยแผล ของแต่ละแบบจำลองสี สำหรับวิธีที่วิทยานิพนธ์ได้นำเสนอ ดังตาราง 4.9 – 4.12

ตาราง 4.9 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image001.jpg

 ภาพทดสอบ Image001.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%	 Color space : YIQ SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%
 Color space : HSV SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%	 Color space : Lab SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%



ตาราง 4.10 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image002.jpg

 ภาพทดสอบ Image002.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%	 Color space : YiQ SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%
 Color space : HSV SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%	 Color space : Lab SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%



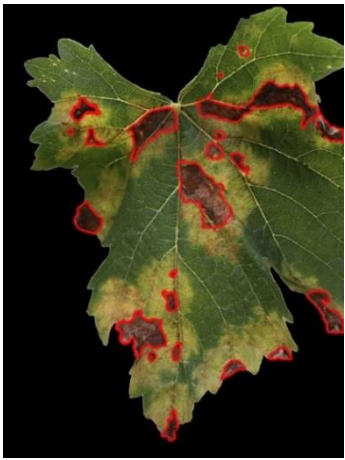
ตาราง 4.11 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image006.jpg

 ภาพทดสอบ Image006.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%	 Color space : YIQ SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%
 Color space : HSV SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%	 Color space : Lab SP = 100%, SE = 0%, Acc = 100%

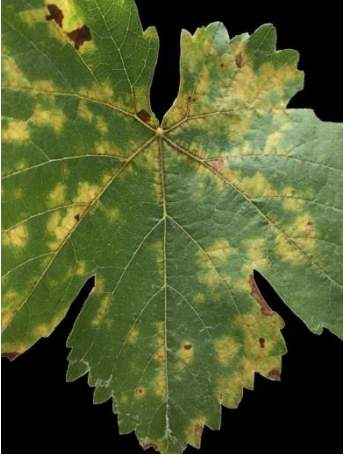
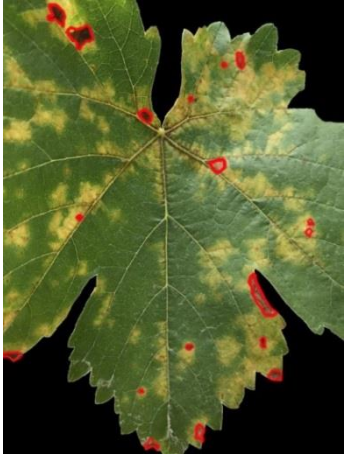
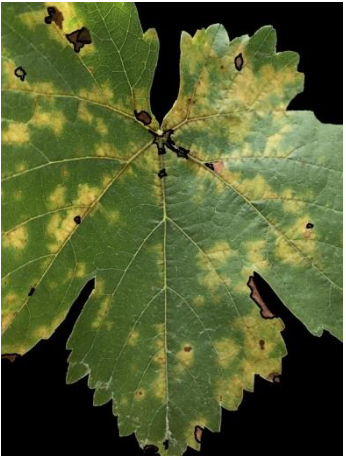
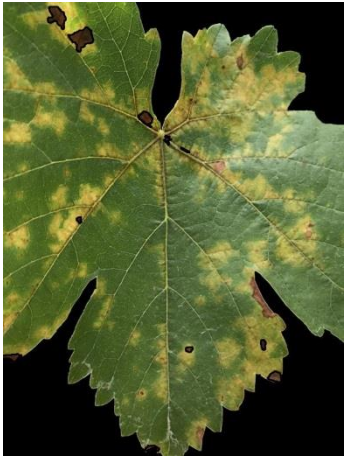
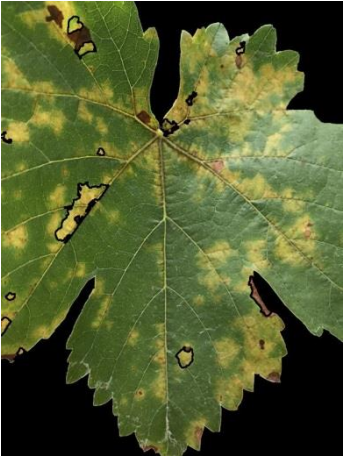
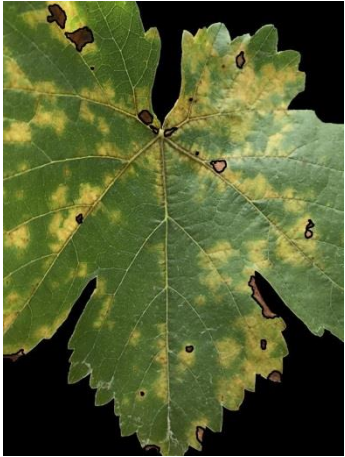
ตาราง 4.12 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image003.jpg

 ภาพทดสอบ Image003.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 66.66%, SE = 92.85%, Acc = 88.23%	 Color space : YIQ SP = 100%, SE = 78.57%, Acc = 80%
 Color space : HSV SP = 52.63%, SE = 15.38%, Acc = 37.5%	 Color space : Lab SP = 100%, SE = 100%, Acc = 100%

ตาราง 4.13 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image004.jpg

 ภาพทดสอบ Image004.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 55.55%, SE = 90.47%, Acc = 80%	 Color space : YIQ SP = 100%, SE = 76.19%, Acc = 77.27%
 Color space : HSV SP = 60%, SE = 23.80%, Acc = 30.76%	 Color space : Lab SP = 60%, SE = 90.47%, Acc = 84.61%

ตาราง 4.14 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image005.jpg

 ภาพทดสอบ Image005.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 54.54%, SE = 70.58%, Acc = 60.71%	 Color space : YIQ SP = 60%, SE = 52.94%, Acc = 54.54%
 Color space : HSV SP = 53.84%, SE = 29.41%, Acc = 40%	 Color space : Lab SP = 66.66%, SE = 88.23%, Acc = 85%

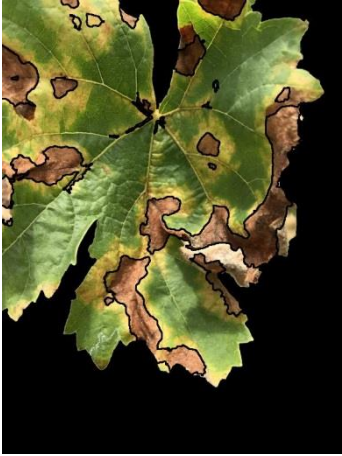
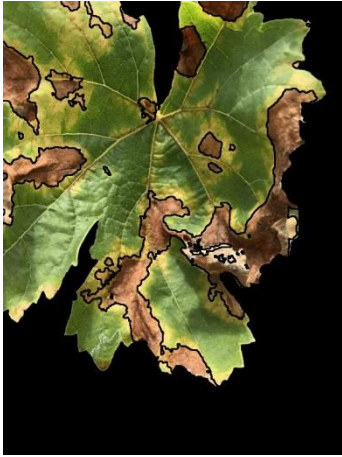
ตาราง 4.15 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image007.jpg

 ภาพทดสอบ Image007.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 100%, SE = 82.60%, Acc = 83.33%	 Color space : YIQ SP = 100%, SE = 56.52%, Acc = 58.33%
 Color space : HSV SP = 57.14%, SE = 34.78%, Acc = 40%	 Color space : Lab SP = 100%, SE = 91.30%, Acc = 95.65%

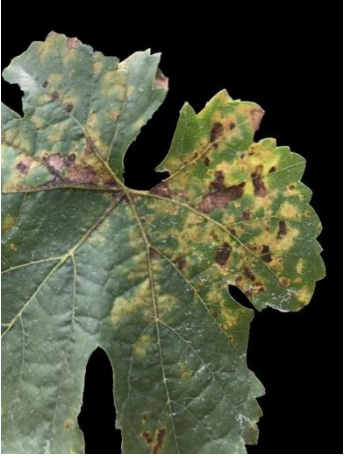
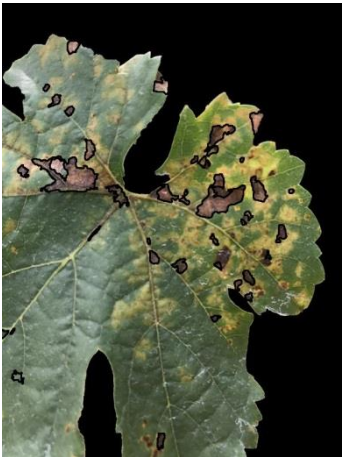
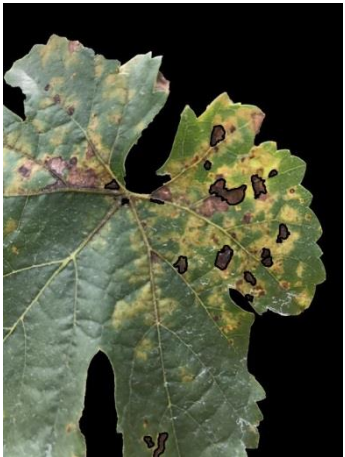
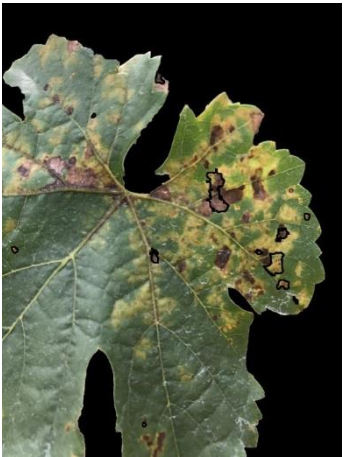
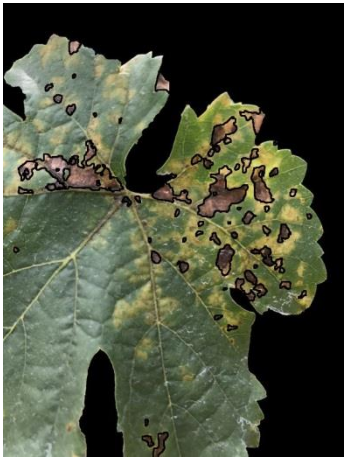
ตาราง 4.16 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image008.jpg

 ภาพทดสอบ Image008.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 66.66%, SE = 72.72%, Acc = 76.92%	 Color space : YIQ SP = 100%, SE = 45.45%, Acc = 50%
 Color space : HSV SP = 100%, SE = 12.5%, Acc = 20%	 Color space : Lab SP = 100%, SE = 100%, Acc = 100%

ตาราง 4.17 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image009.jpg

 ภาพทดสอบ Image009.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 53.33%, SE = 85.71%, Acc = 68.96%	 Color space : YIQ SP = 60%, SE = 42.85%, Acc = 47.36%
 Color space : HSV SP = 54.54%, SE = 28.57%, Acc = 40%	 Color space : Lab SP = 62.5%, SE = 92.85%, Acc = 81.81%

ตาราง 4.18 การเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์ของการตรวจหารอยแผลของรูปภาพ image010.jpg

 ภาพทดสอบ Image010.jpg	 บริเวณพื้นที่เกิดโรคจากการจำแนกด้วยสายตา
 Color space : RGB SP = 55.55%, SE = 84.84%, Acc = 78.57%	 Color space : YIQ SP = 60%, SE = 39.39%, Acc = 42.10%
 Color space : HSV SP = 60%, SE = 30.30%, Acc = 32.35%	 Color space : Lab SP = 66.66%, SE = 96.96%, Acc = 94.44%

จากตาราง 4.9 – 4.11 เป็นตารางการเปรียบเทียบผลการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ จากรูปภาพของใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคราสนิม พบว่า การใช้วิธีที่นำเสนอกับแบบจำลองสี RGB แบบจำลองสี YIQ แบบจำลองสี HSV และแบบจำลองสี Lab สามารถแยกของภาพที่ไม่มีรอยแผลได้อย่างถูกต้อง ซึ่งจะให้ค่า ค่าความจำเพาะเท่ากับ 100% ค่าความไวเท่ากับ 0% และ ค่าความถูกต้องเท่ากับ 100% ของรูปภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคทั้ง 3 ใบ

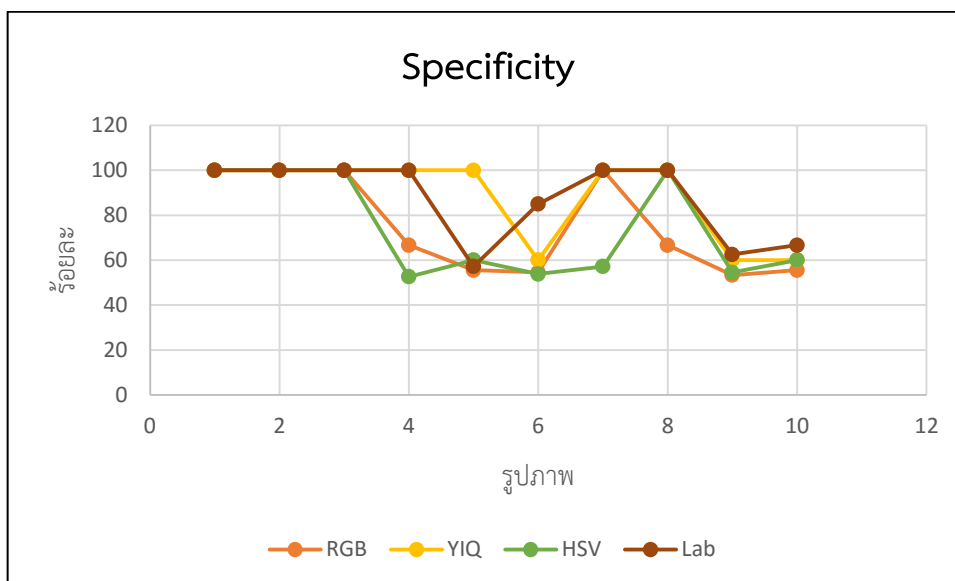
จากตาราง 4.12 - 4.13 ผลของการเปรียบเทียบรูปภาพใบองุ่นที่เกิดโรคราสนิมที่มีลักษณะของการเกิดโรคแต่ละพื้นที่เป็นบริเวณกว้าง มีรอยไหม้ชัดเจน และลักษณะของการกระจายตัวของกลุ่มโรคแต่ละพื้นที่นั้นค่อนข้างมีระยะห่างระหว่างกลุ่มชัดเจน คือมีการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอ โดยผลของการทดสอบนั้นไม่ว่าจะเป็นแบบจำลองสีใดที่ใช้ทดสอบก็ยังให้ค่าความถูกต้องในเกณฑ์ที่สูง ซึ่งแบบจำลองสี Lab สำหรับตาราง 4.12 มีค่าความถูกต้องที่ 100% และตารางที่ 4.13 มีค่าความถูกต้องที่ 82.14%

จากตาราง 4.15 – 4.16 ผลของการเปรียบเทียบรูปภาพใบองุ่นที่เกิดโรคราสนิมที่มีลักษณะของโรคเกิดขึ้นบริเวณขอบใบ ซึ่งเป็นบริเวณที่ยากต่อการตรวจสอบด้วยสายตา วิธีการที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์ฉบับสามารถทำการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ที่เกิดขึ้นบริเวณของขอบใบได้อย่างแม่นยำซึ่งจากตารางที่ 4.15 สำหรับแบบจำลองสี Lab ให้ค่าความถูกต้องที่ 95.65% และตารางที่ 4.16 แบบจำลองสี Lab ให้ค่าความถูกต้องที่ 100%

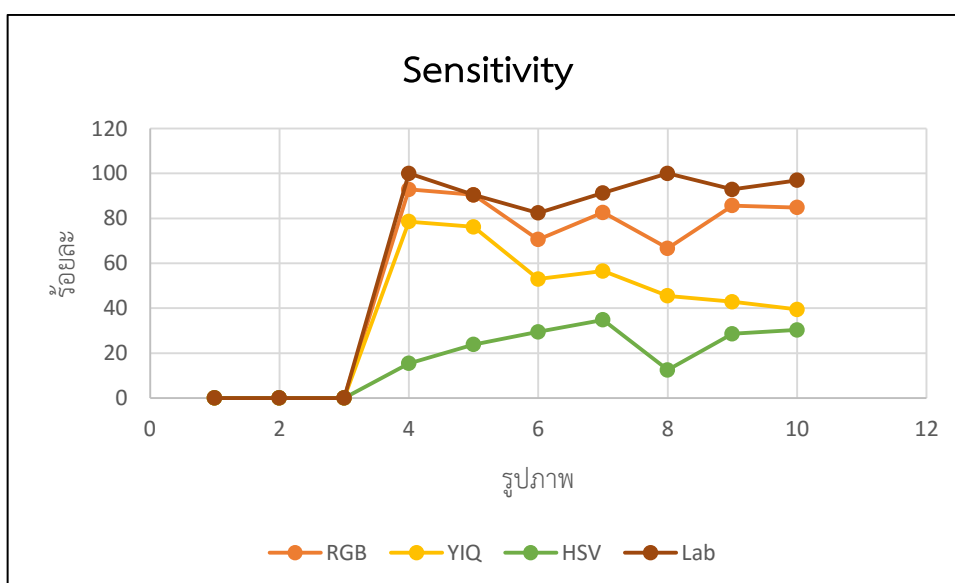
จากตาราง 4.18 ผลของการเปรียบเทียบรูปภาพใบองุ่นที่เกิดโรคราสนิมที่มีลักษณะของโรคแต่ละพื้นที่มีขนาดไม่คงที่ หรือไม่ใกล้เคียงกัน เช่น บริเวณพื้นที่ขนาดเล็ก กลาง ใหญ่ และบริเวณของการเกิดโรคมีลักษณะของการเกาะกลุ่มกัน แต่วิธีการที่นำเสนอยังสามารถทำการค้นหารอยแผล หรือรอยโรคได้ค่าแม่นยำที่สูงสำหรับแบบจำลองสี Lab โดยมีค่าความแม่นยำเท่ากับ 94.44%

ผลของการค้นหารอยแผล หรือรอยโรคราสนิมจากรูปถ่ายใบองุ่นทั้ง 10 ใบ สามารถนำมาแสดงในลักษณะของเส้นกราฟของค่าความไว ค่าความจำเพาะ และค่าความถูกต้อง ดังภาพประกอบ 4.3 – 4.5 ตามลำดับ



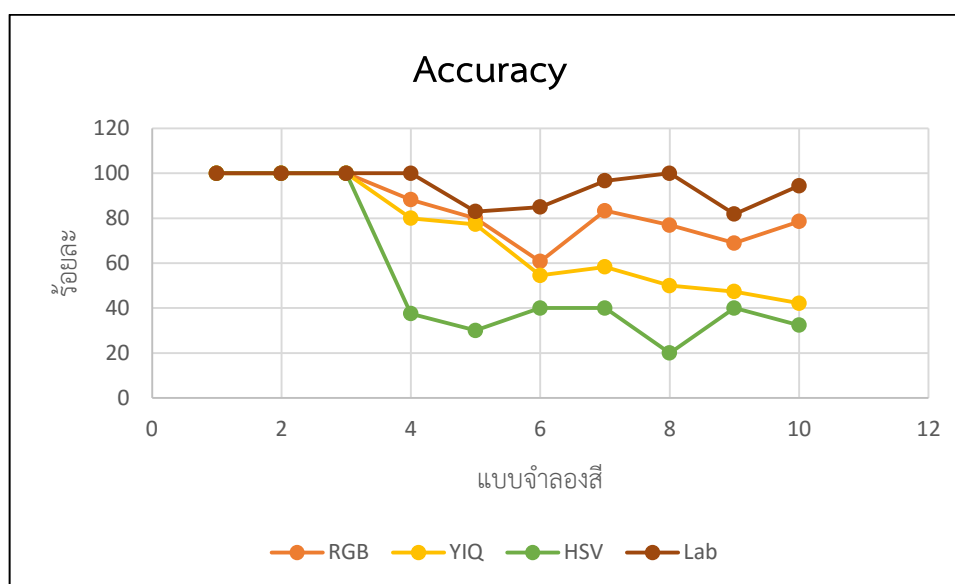


ภาพประกอบ 4.3 กราฟแสดงค่าความจำเพาะของรูปภาพใบองุ่นจำนวน 10 รูป



ภาพประกอบ 4.4 กราฟแสดงค่าความไวของรูปภาพใบองุ่นจำนวน 10 รูป





ภาพประกอบ 4.5 กราฟแสดงค่าความถูกต้องของรูปภาพใบองุ่นจำนวน 10 รูป

จากภาพประกอบ 4.2 – 4.4 เป็นกราฟแสดงระดับค่าความจำเพาะ ค่าความไว และค่าความถูกต้องในการค้นหารอยแผล หรือรอยโรคของรูปภาพใบองุ่นทั้ง 10 รูป ซึ่งจะพบว่าเส้นกราฟที่แบบตัวแทนของแบบจำลองสี Lab จะมีค่าความถูกต้องในระดับที่สูงที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ 94.47% และเส้นกราฟที่เป็นตัวแทนของแบบจำลองสี HSV จะมีค่าความถูกต้องอยู่ในระดับที่ต่ำที่สุด มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ 53.98% สำหรับแบบจำลองสี RGB เส้นกราฟแสดงผลจะให้ค่าความถูกต้องของแต่ละรูปภาพใบองุ่นอยู่ที่ระดับสูงเป็นอันดับที่ 2 และมีค่าเฉลี่ยค่าความถูกต้องที่ 83.76% วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงใช้แบบจำลองสี Lab เป็นแบบจำลองสีที่เหมาะสมที่สุดกับกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ ดังแสดงตารางที่ 4.19 เป็นการแสดงค่าความถูกต้องของการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่นจากรูปภาพตัวอย่างจำนวน 10 รูป

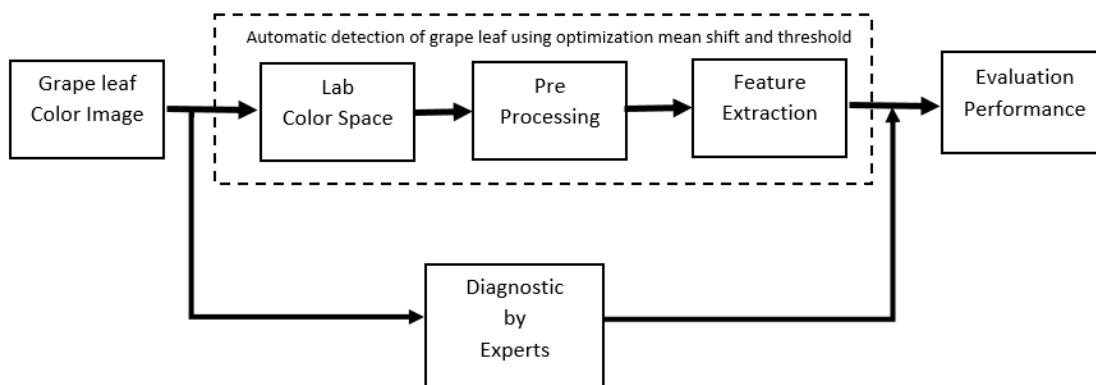
ตาราง 4.19 ค่าความถูกต้องของการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้ของใบองุ่น

color space	image 001.jpg	image 002.jpg	image 003.jpg	image 004.jpg	image 005.jpg	image 006.jpg	image 007.jpg	image 008.jpg	image 009.jpg	image 010.jpg	ค่าเฉลี่ย ACC
RGB	100	100	100	88.23	80	60.71	83.33	76.92	68.96	78.57	83.679
YIQ	100	100	100	80	77.27	54.54	58.33	50	47.36	42.1	70.96
HSV	100	100	100	37.5	30	40	40	20	40	32.35	53.985
Lab	100	100	100	100	84.61	85	95.65	100	85	94.44	94.47



4.1.2 ขั้นตอนการทดสอบของกระบวนการตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ

ขั้นตอนนี้จะทดสอบกับกลุ่มภาพชุดที่ 2 เพื่อทดสอบอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอโดยใช้รูปภาพในการทดสอบ จำนวน 100 ภาพ ประกอบด้วยภาพใบองุ่นปกติ จำนวน 50 ภาพ และภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ โดยจะเปรียบเทียบความถูกต้องกับวินิจฉัยของผู้เชี่ยวชาญ ดังภาพประกอบ 4.6



ภาพประกอบ 4.6 ขั้นตอนการทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการตรวจหารอยแผลหรือรอยไหม้ของใบองุ่น

จากภาพประกอบ 4.6 เป็นการทดสอบระบบด้วยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการบวนการตรวจหารอยแผลหรือรอยไหม้ของใบองุ่นเทียบกับการจำแนกของผู้เชี่ยวชาญเพื่อหาความถูกต้องและแม่นยำในการจำแนกใบที่เกิดรอยแผล หรือรอยไหม้จากรูปภาพทดสอบจำนวน 100 ภาพ โดยผลของการทดสอบได้ดังตารางที่ 4.20



ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
1		 Normal Leaf	100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
2			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
3			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
4			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
5			100	0	100

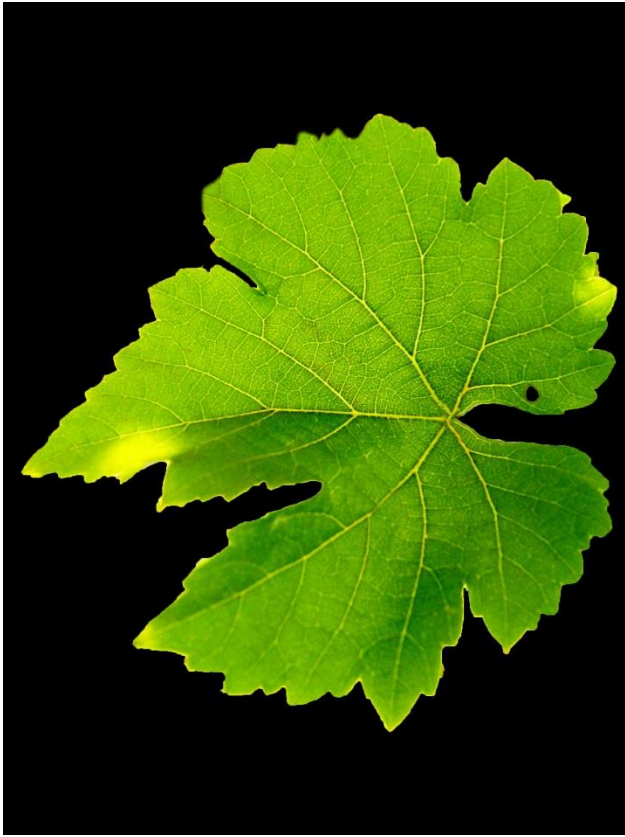
ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
6			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
7			100	0	100

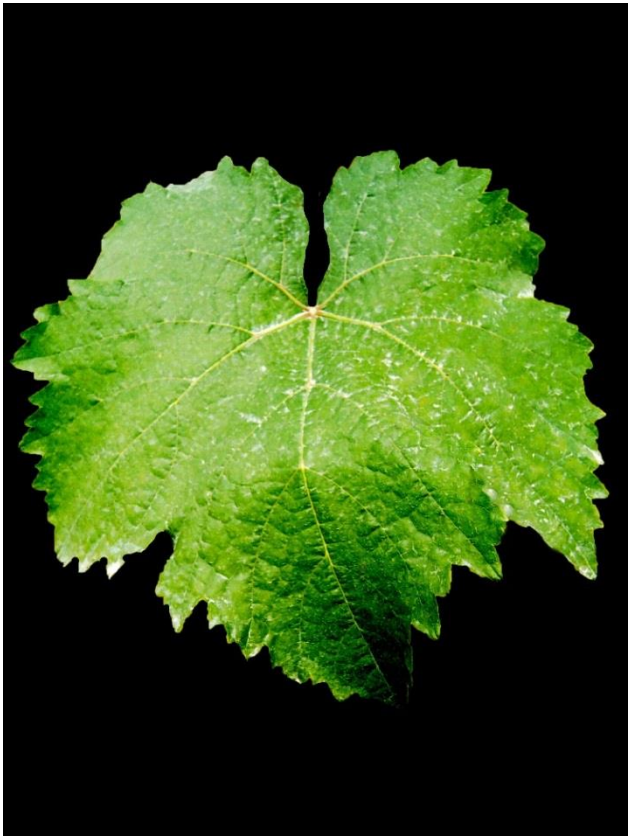
ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
8			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
9			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
10			100	0	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
11			100	100	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
12			100	100	100

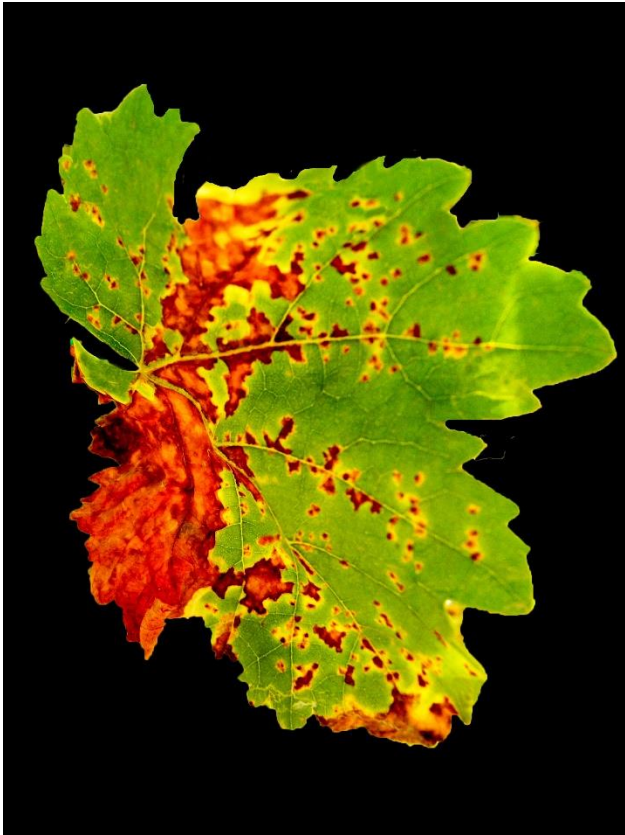
ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
13			100	66.66	95.65

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
14			100	100	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
15			100	100	100

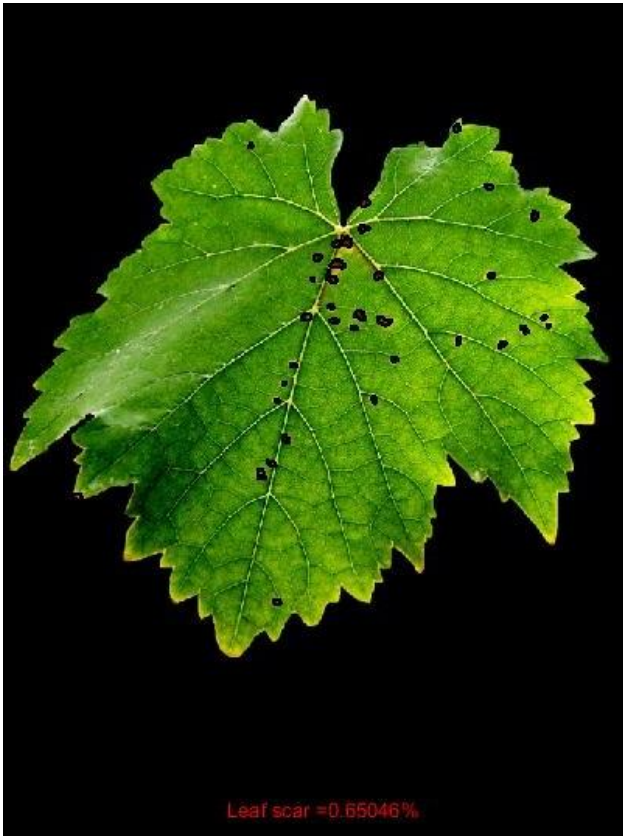
ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
16			100	100	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
17			100	100	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
18			100	100	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
19			100	100	100

ตาราง 4.20 การเปรียบเทียบความถูกต้องของการทำงานของกระบวนการตรวจหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติ (ต่อ)

ลำดับ	ภาพทดสอบ	ภาพผลลัพธ์	SP(%)	SE(%)	ACC(%)
20			86.95	100	87.5

จากตาราง 4.20 สามารถนำภาพผลลัพธ์มาจำแนกกลุ่มของใบองุ่นได้เป็นกลุ่มใบปกติ และกลุ่มของใบเป็นโรค ด้วยค่าสัดส่วนพื้นที่การเกิดโรคต่อพื้นที่ของใบทั้งหมด ซึ่งถ้ามีค่าอัตราส่วนของการเกิดโรคต่อพื้นที่ใบมากกว่า 0% รูปภาพของใบองุ่นนั้นจะมีพื้นที่การเกิดรอยแผล หรือรอยไหม้ นั้นเอง และผลการทดสอบพบว่ากระบวนการของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีค่าความถูกต้องเท่ากับ 98.315% แต่การตรวจสอบรอยแผล หรือรอยไหม้นี้ยังมีขีดจำกัดในการค้นหารอยแผล สำหรับรูปภาพที่ปรากฏรอยโรคขนาดเล็กและกระจายอยู่ทั่วพื้นที่ของใบดังภาพประกอบ 4.6 จึงค้นหารอยแผลได้ไม่ครบถ้วนตามจำนวนของการคัดแยกด้วยผู้เชี่ยวชาญ



ภาพประกอบ 4.7 ตัวอย่างภาพใบองุ่นที่มีรอยแผล หรือรอยไหม้ขนาดเล็กกระจายทั่วทั้งใบ

4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

จากการทดลองในการค้นหารอยแผล หรือรอยไหม้จากรูปภาพใบองุ่นทั้งหมด 100 ภาพ ประกอบด้วยรูปภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ และรูปภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ ซึ่งภาพผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 98.32% เมื่อทำการเปรียบเทียบกับงานวิจัยที่ได้นำเสนอเกี่ยวกับการค้นหาโรคของใบพืชต่างๆ นั้น แสดงให้เห็นว่าการควบคุมองค์ประกอบพื้นฐานของภาพ เช่น ความสว่าง ความคมชัด ของภาพนั้น เพื่อนำไปสู่กระบวนการการพิจารณากลุ่มสีที่ปรากฏในภาพนั้นด้วยค่าที่เหมาะสมที่สุดของมินซีอัลกอริทึมจะให้ประสิทธิภาพที่ดี และเมื่อนำส่วนของภาพที่ถูกแบ่งกลุ่มด้วยการเกาะกลุ่มของสี มาพิจารณาต่อด้วยค่าเทรชโฮลด์ที่เหมาะสม จะสามารถจำแนกพื้นที่การเกิดรอยแผล หรือรอยโรคของใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการแบบฟัซซี่ซิมินจะให้ค่าความถูกต้องแม่นยำมากกว่า 0.32% หรือเมื่อเปรียบเทียบกับกระบวนการเรียนรู้ด้วยหลักพันธุกรรมนั้น จะเห็นได้ว่าวิธีการที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องแม่นยำที่มากกว่าที่ 2.61% หรือเมื่อเปรียบเทียบกับกระบวนการทางสถิติจะให้ค่าความถูกต้องแม่นยำที่มากกว่า 3.32% และยังพบว่าการนำวิธีการมินซีอัลกอริทึมร่วมกับวิธีการเทรชโฮลด์จะให้ความแม่นยำที่สูงกว่าการจำแนกโรคพืชด้วยค่าเทรชโฮลด์เพียงอย่างเดียวที่ 18.23%

ตาราง 4.21 การเปรียบเทียบวิธีการค้นหารอยแผล หรือรอยโรคจากใบพืช

ชื่อนักวิจัย	ส่วนทดสอบ	วิธีการประมวลผลภาพ	ความถูกต้อง (%)
Camargo และ Smith [50]	ใบข้าวโพด ใบกล้วย ใบถั่ว ใบหญ้าอัลฟา (alfalfa) ใบนุ่น (cotton)	Threshold	80
Ole และคณะ [51]	ใบแฮมลิค	Pattern Multivariate Image, Sum of Statistics, Linear Discriminant Analysis, K-Mean	95
Shanwen และคณะ [52]	ใบแตงกวา	K-Mean, Space Representation	85.7
Xuebing และคณะ [53]	ใบแตงกวา	Fuzzy C-mean Clustering	98



ตาราง 4.21 การเปรียบเทียบวิธีการค้นหารอยแผล หรือรอยโรคจากใบพืช (ต่อ)

ชื่อนักวิจัย	ส่วนทดสอบ	วิธีการประมวลผลภาพ	ความถูกต้อง (%)
Vijai และ Misra [54]	ใบถั่ว ใบกุหลาบ ใบกล้วย ใบมะนาว	Genetic Algorithms	95.71
Fei และคณะ [55]	ใบพืชยืนต้น ใบไม้พุ่ม	Regression Coefficient, Correlation Coefficient, Standard Function, Mean Values	85
Bashish และคณะ [56]	ใบพืช	K-mean, Neural Networks	93
ดวงกมล และ วรวัฒน์	ใบองุ่น	Optimal Mean-Shift + Threshold	98.32



บทที่ 5

บทสรุป

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอวิธีการค้นหารอยแผล หรือรอยโรคราสนิม ซึ่งมีลักษณะแห้งไหม้ทั้งขนาดเล็ก และใหญ่ ตามพื้นที่ใบองุ่น โดยการค้นหารอยแผลนั้นจะใช้การแบ่งส่วนของภาพแบบหยابและการแบ่งส่วนของภาพแบบละเอียด ซึ่งวัดความเหมือนกันของกลุ่มสีที่ปรากฏในภาพ และความแตกต่างกันของกลุ่มสีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าระดับเฉดสีเป็นวิธีการพิจารณาหลักของการแยกส่วนของภาพที่เกิดรอยแผล เพื่อนำมาจำแนกคุณลักษณะของกลุ่มที่ถูกแบ่งส่วนของภาพว่าเป็นพื้นที่กลุ่มที่สนใจหรือไม่ ซึ่งสามารถบ่งบอกภาพถ่ายของใบองุ่นได้ว่าเป็นใบองุ่นที่เกิดโรคราสนิม หรือว่าเป็นใบองุ่นที่ไม่เกิดโรค ดังนั้นในบทนี้จะกล่าวถึง สรุปผลการทดลองพร้อมการดำเนินงานวิจัย และแนวทางในการพัฒนาต่อ

5.1 สรุปผลการทดลองและการดำเนินงานวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ศึกษาระบบการค้นหารอยแผล หรือโรคราสนิมของใบองุ่นจากภาพสีแบบอัตโนมัติ เพื่อเป็นระบบต้นแบบสำหรับการประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมการเกษตรขนาดใหญ่ ระบบสมาร์ทฟาร์ม (Smart Farm System) เพื่อการเฝ้าระวังการเกิดโรคที่เกิดขึ้นกับใบพืช โดยระบบจะทำการนำภาพมาทำการเตรียมข้อมูลเบื้องต้นก่อนเข้าสู่กระบวนการประมวลผล เพื่อแยกส่วนของกลุ่มพื้นที่สีที่ ปรากฏในภาพ และความแตกต่างกันของกลุ่มสีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าระดับเฉดสีเพื่อจำแนกใบองุ่นที่เกิดโรคราสนิม และใบที่ไม่เกิดโรค การดำเนินงานวิจัยดังกล่าวสำเร็จเป็นไปตามวัตถุประสงค์ สามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยได้ดังต่อไปนี้

5.1.1 จากผลการทดลองในการเตรียมข้อมูลภาพก่อนการประมวลผลเป็นสิ่งที่สำคัญที่ต้องดำเนินการก่อนการนำภาพไปประมวลผลเสมอ เพราะภาพที่จะนำมาทำการประมวลผลนั้น ภาพอาจจะมีค่าความสว่างของแสงที่มากเกินไป หรือภาพนั้นอาจจะมีจุดบังข้อมูลที่สำคัญภายในภาพ หรือภาพนั้นอาจจะมีคามคมชัดค่อนข้างน้อย หรือเบลอ และที่สำคัญภายในภาพอาจจะมีสัญญาณรบกวนที่จะสามารถส่งผลให้เกิดความบิดเบือนของข้อมูล หรือความผิดพลาดของข้อมูลได้ ดังนั้นการปรับปรุงคุณสมบัติพื้นฐานของภาพให้มีความเหมาะสม และมีคุณภาพดีเพียงพอต่อการนำไปใช้งาน จึงต้องเลือกใช้เทคนิคหรือวิธีการให้เหมาะสมกับการนำไปใช้งานเพื่อให้ได้ภาพที่มีค่ามาตรฐานที่ใกล้เคียงกันเหมาะสมกับงานที่จะนำไปใช้

5.1.2 จากผลการทดลองการแบ่งส่วนของภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึมนั้นเป็นการพิจารณาข้อมูลจากฟังก์ชันความน่าจะเป็นของการกระจายตัวของข้อมูลตามความหนาแน่นของการกระจายตัว โดยสัมพันธ์กับค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่ม และค่าถ่วงน้ำหนัก ในการคำนวณหาตำแหน่งที่มีค่าความหนาแน่นของการกระจายตัวของข้อมูลสูงสุด เพื่อย้ายตำแหน่งเข้าสู่ค่ากลางของการกระจายตัวของความหนาแน่นของข้อมูล ดังนั้นค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่ม และค่าถ่วงน้ำหนักจึงจำเป็นต้องใช้ค่าที่สามารถแยกการกระจายของข้อมูลให้เหมาะสมที่สุดเพื่อใช้แยกพื้นที่ของแต่ละกลุ่มสี ให้ควบคุมทุกๆ



กลุ่มสีที่ปรากฏภายในภาพ และกระจายตัวตามพื้นที่ของภาพใบองุ่น วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการทดสอบหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่ม คือ 15 และค่าถ่วงน้ำหนักคือ 9

5.1.3 จากผลการทดลองแบบจำลองสีแต่ละแบบนั้นจะมีคุณสมบัติด้านปริมาณแสง ความอิ่มตัวของสี ปริมาณสีที่แตกต่างกัน ซึ่งจะส่งผลโดยตรงต่อการนำภาพของแต่ละแบบจำลองสีมาพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของระดับเฉดสี เพื่อบ่งบอกขอบเขตการเกาะกลุ่มกันของแต่ละกลุ่มสีที่ปรากฏภายในภาพจึงมีประสิทธิภาพแตกต่างกันไป เพราะลักษณะการเกิดของสีภายในภาพที่นั้นมีกลุ่มสีที่ปรากฏภายในภาพหลากหลายกลุ่ม และกลุ่มสีสามารถกระจายได้ทั่วทั้งภาพ ดังนั้นการแบ่งกลุ่มของสีที่ปรากฏในภาพนั้นจึงมีความสัมพันธ์กับแบบจำลองสีด้วย ซึ่งจะเห็นได้จากผลการทดลองที่ผ่านมาการแบ่งส่วนภาพ จากกลุ่มพื้นที่บริเวณที่เกิดการไหม้ของใบองุ่นภายในภาพนั้น จากกระบวนการเรียนรู้วิธีการคันหารอยแผล หรือรอยไหม้จากรูปภาพใบองุ่นจำนวน 300 ภาพ ประกอบด้วยภาพถ่ายใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 200 ภาพ ภาพถ่ายใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคจำนวน 100 ภาพ จากผลการทดสอบพบว่าแบบจำลองสี Lab ให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุดที่ 94.47% อันดับสองคือแบบจำลองสี RGB ให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ 83.679% แบบจำลองสี YIQ ให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ 70.96% เป็นอันดับที่สามและแบบจำลองสีที่ให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ แบบจำลองสี HSV โดยมีค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ 53.985%

5.1.4 จากผลการทดลองผลที่ได้จากการแบ่งส่วนของภาพด้วยมินชิปอัลกอริทึม เมื่อนำมาพิจารณาหาพื้นที่บริเวณที่เกิดโรคราสนิมด้วยค่าเทสโวล์ที่มีช่วงเหมาะสมสามารถทำการตัดแยกพื้นที่ที่เป็นบริเวณที่เกิดโรคได้ ด้วยค่าระดับกันของกลุ่มในช่วงที่กำหนด พบว่าในการคันหารอยแผล หรือรอยไหม้จากรูปภาพใบองุ่นที่เป็นชุดทดสอบทั้งหมด 100 ภาพ ประกอบด้วยรูปภาพใบองุ่นที่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ และรูปภาพใบองุ่นที่ไม่เกิดโรคจำนวน 50 ภาพ ซึ่งภาพผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 98.32% และค่าความถูกต้องในการตัดแยกใบองุ่นที่เกิดโรคและไม่เกิดโรคของขั้นตอนที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องที่ 100%

5.2 แนวทางการพัฒนาต่อ

เนื่องจากการแบ่งกลุ่มสีของมินชิปอัลกอริทึมที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ใช้ค่าค่าความกว้างของพื้นที่กลุ่ม คือ 15 และค่าถ่วงน้ำหนักคือ 9 ที่เป็นการให้ค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับรูปภาพใบองุ่น ซึ่งในความเป็นจริงแล้ว การวิเคราะห์พื้นที่ใบพืชนั้น บางครั้งสีของใบพืชแต่ละใบจะมีค่าระดับเฉดสีที่แตกต่างกันตามช่วงอายุของพืช และใบพืชแต่ละชนิดจะมีค่าระดับเฉดสีที่แตกต่างกัน ซึ่งการเกิดโรคกับใบของพืชนั้นก็จะมีระดับความรุนแรงแตกต่างกัน ดังนั้นย่อมส่งผลให้ระบบการคันหารอยแผล หรือรอยไหม้ได้เช่นกัน เพื่อที่จะได้ใช้งานระบบการคันหารอยแผล หรือรอยไหม้แบบอัตโนมัติได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเหมาะสมกับงานมากขึ้น ผู้วิจัยจึงเสนอแนะแนวทางในการสร้างกลไก การประเมินความเหมาะสมของภาพในเบื้องต้น เพื่อที่จะได้เลือกใช้แนวทางในการคันหารอยแผล หรือรอยไหม้สำหรับใบพืชที่ปรากฏลักษณะโรคในแบบต่างๆ เช่น การประเมินปริมาณสีที่ปรากฏในภาพ การพิจารณาจำนวนกลุ่มสีอย่างคร่าวๆ การพิจารณาค่าเฉลี่ยของกลุ่มสีในภาพเมื่อเทียบกับขนาดของพื้นที่ใบอ้างอิง ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจเบื้องต้นในการช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคันหารอยแผล หรือรอยโรคที่เกิดกับใบพืชในลักษณะต่างๆ ได้ดียิ่งขึ้น



เอกสารอ้างอิง



เอกสารอ้างอิง

- [1] Lee WS, Alchanatis V, Yang C, Hirafuji M, Moshou D, Li C. "Sensing technologies for precision specialty crop production". *Computer and Electronics in Agriculture* 2010; 74:2-33,.
- [2] Mahlein AK, Rumpf T, Welke P, Dehne HW, Plumer L, Striner U. "Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases". *Remote Sensing of Environment* 2013; 128:21-30.
- [3] Kenyon L, Kumar S, Tsai WS, Hughes JA. "Virus diseases of peppers (*Capsicum* Spp.) and their control". *Advances in Virus Research* 2014; 90:297-354.
- [4] Chamorro M, Miranda L, Dominguez P, Medina JJ, Soria C, Romero F, Lopez Aranda JM, De los Santos B. "Evaluation of biosolarization for the control of charcoal rot disease (*Macrophomina phaseolina*) in strawberry". *Crop Protection* 2015; 67:279-286.
- [5] Claire SA, Christian F, Shaik MZ, Michael G, Paul JD. "The influence of reenhouse-integrated photovoltaics on crop production". *Solar Energy* 2017; 155:517-522.
- [6] Noa S, Sigal B, Aviv B, Yigal E, Timea I, Avital B. "Development of robotic detection system for greenhouse pepper plant diseases". *Precision Agriculture* 2017; 18:394-409.
- [7] Pydipati R, Burks TF, Lee WS. "Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis". *Computer and Electronics in Agriculture*, 2006; 52:49-59.
- [8] Chaudhary P, Chaudhari AK, Cheeran AN, Sharda G. "Color transform based approach for disease spot detection on crop leaf". *International Journal of Computer Science and Telecommunications* 2012; 3(6):65-70.
- [9] Arivazhagan S, NewlinShebiah R, Ananthi S, Vishnu S. "Detection of unhealthy region of plant leaves and classification of plant leaf disease using texture features". *Agric. Eng, Int:CIGR J* 2013; 15(1):211-217.
- [10] Min Z, Qinggang M. "Automatic citrus canker detection from leaf images captured in field". *Pattern Recognition Letters* 2011; 32:2036-2046.
- [11] Juncheng M, Keming D, Lingxian Z, Feixiang Z, Jinxiang C, Zhongfu S. "A segmentation method for greenhouse vegetable foliar disease spots image using color information and region growing". *Computer and Electronics in Agriculture* 2017; 142:110-117
- [12] Guili X, Fengling Z, Syed GS, Yongqiang Y, Hanping M. "Use of leaf color images to identify nitrogen and potassium deficient tomatoes". *Pattern Recognition Letters* 2011; 32(11):1584-1590.



- [13] Kiran R, Gavhale, Ujwalla G. "An overview of the research on plant leaves disease detection using image processing techniques". IOSR Journal of Computer Engineering 2014; 16(1):10-16.
- [14] Zhang SW, Shang YJ, Wang L. "Plant diseases recognition based on plant leaf image". The Journal of Animal & Plant Sciences 2015; 25(3suppl1):42-45.
- [15] Zhang CH, Zhang L, Ng Ty, Shiu SC, Huang DS. "Metasample-based sparse representation for tumor classification". IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform 2011; 8(5):1273-1282
- [16] ชลิตา เล็กสมบุญ. โรคพืชและการวินิจฉัย. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; 2557.
- [17] Bonnie HO, Robert NT. Plant Pathology Concepts and Laboratory Exercises, Third Edition. CRC Press; 2016
- [18] นนัทธ บัญเกิด. คู่มือการสร้างสวนองุ่น. พิมพ์ครั้งที่ 3. นครราชสีมา: สาขาวิชาเทคโนโลยีชีวภาพ สำนักวิชาเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; 2546.
- [19] Kim TJ, Silva JL, Weng WL, Chen WW, Corbitt M, Jung YS, Chen YS. "Inactivation of Enterobacter sakazakii by water-soluble muscadine seed extracts". International Journal of Food Microbiology 2009; 129(3):295-304.
- [20] Malovana S, Garcia Montelongo FJ, Perez JP, Rodriguez-Delgado MA. "Optimisation of Sample preparation for the determination of trans-resveratrol and other polyphenolic compounds in wines by high performance liquid chromatography". Analytica Chimica Acta 2001; 428(2):245-253.
- [21] ชีระพงษ์ ชันทเจริญ, อรพิน เกิดชุดชื่น, ญัฐฐา เล่ากุลจิตต์. ประสิทธิภาพการเป็นสารต้านอนุมูลอิสระจากสารสกัดเปลือกและเมล็ดขององุ่นพันธุ์คาร์ดินัล. วารสารวิทยาศาสตร์เกษตร 2553; 41(3):617-620.
- [22] เพ็ญวิภา ทรงบัณฑิต. คุณภาพการบริการของการท่องเที่ยวเชิงเกษตรในไร่องุ่น. [วิทยานิพนธ์การจัดการมหาบัณฑิต]. นครราชสีมา: คณะเทคโนโลยีการจัดการ:มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; 2553.
- [23] สุวิทย์ จันทร์เพ็ญ. ความพึงพอใจของนักท่องเที่ยวชาวไทยที่มีต่อการท่องเที่ยวเชิงเกษตร: กรณีศึกษาไร่องุ่นกราน มอนเต้ เขาใหญ่ จังหวัดนครราชสีมา. [สารนิพนธ์ศิลปศาสตรมหาบัณฑิต] กรุงเทพมหานคร: คณะการท่องเที่ยวและการโรงแรม:มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต; 2558.
- [24] สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. สถิติการนำเข้า. [ออนไลน์]. [สืบค้นเมื่อ 10 พฤศจิกายน 2560].
ได้จาก: http://www.oae.go.th/oae_report/export_import/import_result.php
- [25] สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. สถิติการส่งออก. [ออนไลน์]. [สืบค้นเมื่อ 10 พฤศจิกายน 2560].
ได้จาก: http://www.oae.go.th/oae_report/export_import/import_result.php
- [26] พรณราย หวังสันติพระ และ ชีระวัฒน์ จันทิก. การวิเคราะห์ต้นทุนและผลตอบแทนจากการลงทุนของธุรกิจเกษตรไร่องุ่น อำเภอสวนผึ้ง จังหวัดราชบุรี. การประชุมเชิงวิชาการระดับชาติและนานาชาติด้านบริหารธุรกิจ ครั้งที่ 5, เชียงใหม่; คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยแม่โจ้; 2560.



- [27] ธงชัย ประจงใจ. การเจริญเติบโต คุณภาพผล และความต้านทานโรคราน้ำค้างขององุ่นลูกผสมและการพัฒนาเครื่องหมายโมเลกุลสำหรับยืนยันต้านทานโรคราน้ำค้าง. [วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต]. นครราชสีมา:คณะเทคโนโลยีการเกษตร:มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; 2555.
- [28] อณิษฐา ประคอมคำ. การควบคุมโรคสแคบในองุ่นที่เกิดจากเชื้อรา *Sphaceloma ampelinum* de Bary โดยใช้ความต้านทานที่เกิดจากการกระตุ้น. [วิทยานิพนธ์ วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต]. นครราชสีมา:คณะเทคโนโลยีการเกษตร:มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; 2554.
- [29] Janick J, Paull RE. "The Encyclopedia of Fruit and Nuts". Cabi Publishing London UK 2008; 800.
- [30] นิพนธ์ วิสารทนนท์. โรคไม้ผลเขตร้อน: โรคหับทิม น้อยหน่า ลำไย ลิ้นจี่ ฝรั่ง และอะโวคาโด. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ; มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; 2542.
- [31] เตือนใจ กาหลง, สุชาติ วิจิตรานนท์ และแสงมณี ชิงดวง. โรคไม้ผล. สมาคมนักโรคพืชแห่งประเทศไทย. 2545; 60-71.
- [32] Romans W, Poore B, Mutziger J. "Advance Instrumentation for Agricultural Equipment". IEEE Instrumentation & Measurement Magazine 2000; 3(1):26-29.
- [33] Jayme G, Arnal B. "Using digital image processing for counting whiteflies on soybean leaves". Journal of Asia-Pacific Entomology 2014; 17:685-694.
- [34] Sankaran S, Mishra A, Ehsani R, Davis C. "A review of advanced techniques for detecting plant diseases". Computer and Electronics in Agriculture 2010; 72:1-13.
- [35] Pertot I, Kuflik T, Gordon I, Freeman S, Elad Y. "Identifier: a web-based tool for visual plant disease identification, a proof of concept with a case study on strawberry". Computer and Electronics in Agriculture 2012; 84:144-154.
- [36] Ma JC, Li XX, Wen HJ, Fu ZT, Zhang LX. "A key frame extraction method for processing greenhouse vegetables production monitoring video". Computer and Electronics in Agriculture 2015; 111:92-102.
- [37] Shanwen Z, Xiaowei W, Zhuhong Y, Liqing Z. "Leaf image based cucumber disease recognition using sparse representation classification". Computer and Electronics in Agriculture 2017; 134:135 -141.
- [38] Vijai S, Misra AK. "Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques". Information processing in agriculture 2017; 4(1):41-49.
- [39] Sekulska-Nalewajko J, Goclawski J, Chojak-Kozniowska J, Kuzniak E. "Automated image analysis for quantification of reactive oxygen species in plant leaves". Methods 2016; 109:114 – 122.
- [40] Aboul EH, Tarek G, Usama M, Hesham H. "An improved moth flame optimization algorithm based on rough sets for tomato diseases detection". Computer and Electronics in Agriculture 2017; 136:86-96.



- [41] Price TV, Gross R, Ho Wey J, Osborne CF. "A comparison of visual and digital image processing methods in quantifying the severity of coffee leaf rust (*Hemileia vastatrix*)". *Australian Journal of Experimental Agriculture* 1993; 33:97-101
- [42] Tucker CC, Chakraborty S. "Quantitative assessment of lesion characteristics and disease severity using digital image processing". *Journal of Phytopathology* 1997; 145(7):273-278.
- [43] Barbora S, Vlastimil K, Rostislav Z. "Compute-assisted estimation of leaf damage caused by spider mites". *Computer and Electronics in Agriculture* 2006; 53(2):81-91
- [44] Sanjay BP, Shrikant KB. "Leaf disease severity measurement using image processing". *International Journal of Engineering and Technology* 2011; 3(5):297-301.
- [45] Luis M, Roque A, Irineo T, Rene de J, Ramon G, Jeuse R. "Smart sensor for real-time quantification of common symptoms present in unhealthy plants". *Sensors (Basel)* 2012; 12(1):784-805.
- [46] Sourabh S, Satish KS, Dhara SH. "Color sensing and image processing-based automatic soybean plant foliar disease severity detection and estimation". *Multimedia Tools and Application* 2015; 74:11467-11484.
- [47] Fei W, Lei S, Kenji O, Jing W. "Automatically diagnosing leaf scorching and disease symptoms in tree/shrubs by using RGB image computation with a common statistical algorithm". *Ecological Informatics* 2017; 38:110-114.
- [48] Sanjeev SS, Vijay SR, Nargund VB, Arun KR, Prema SY. "Leaf disease grading by machine vision and fuzzy logic". *International Journal of Computer Technology and Application* 2011;2(5):1709-1716.
- [49] Elham O, Benyamin K, Shahaboddin S, Hadi S, Nor BA, Mohd HN. "Potential of radial basis function-based support vector regression for apple disease detection". *Measurement* 2014; 5:512-519.
- [50] Camargo A, Smith JS. "An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms". *Biosystems Engineering* 2009; 102:9-21.
- [51] Ole MOK, Jose MPM, Ulf GI, Kunt K, Alberto F, Cecilia MF. "Pixel classification methods for identifying and quantifying leaf surface injury from digital images". *Computer and Electronics in Agriculture* 2014; 108:155-165.
- [52] Shanwen Z, Xiaowei W, Zhuhong Y, Liqing Z. "Leaf image based cucumber disease recognition using sparse representation classification". *Computer and Electronics in Agriculture* 2017; 134:135-141.



- [53] Xuebing B, Xinxing L, Zetian F, Xiongjie L, Lingxian Z. "A Fuzzy clustering segmentation method based on neighborhood grayscale information for defining cucumber leaf spot disease images". *Computer and Electronics in Agriculture* 2017; 136:157–165.
- [54] Vijai S, Misra AK. "Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques". *Information Processing in Agriculture* 2017; 4:41-49.
- [55] Fei W, Lei Song, Kenji O, Jing W. "Automatically diagnosing leaf scorching and disease symptoms in tree/shrubs by using RGB image computation with a common statistical algorithm". *Ecological Information* 2017; 38:110-114.
- [56] Bashish DA, BraiK M, Bani-Ahmad S. "Detection and classification of leaf diseases using K-mean-based segmentation and neural networks based classification". *Journal of Information Technology* 2011; 10:257-266.
- [57] Gonzalez RC, Woods RE. "Digital Image Processing" third edition, Prentice Hall 2008.
- [58] Comaniciu D, Ramesh V. "Mean shift and optimal prediction for efficient object tracking". *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 2000; 70-73.



ประวัติย่อผู้วิจัย



ประวัติย่อผู้วิจัย

ชื่อ นามสกุล	นางสาวดวงกมล ดังโพนทอง
วัน เดือน ปีเกิด	วันที่ 26 มีนาคม พ.ศ. 2523
จังหวัด และประเทศที่เกิด	จังหวัดชัยภูมิ ประเทศไทย
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2547 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.บ.) สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณ ทหารลาดกระบัง พ.ศ. 2550 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วศ.ม.) สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณ ทหารลาดกระบัง พ.ศ. 2561 ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (ปร.ด.) สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ตำแหน่ง สถานที่ทำงาน	พนักงานมหาวิทยาลัย คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม จังหวัดมหาสารคาม 44000
ที่อยู่ที่สามารถติดต่อได้	80 มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม ถนนนครสวรรค์ ตำบลตลาด อำเภอเมือง จังหวัดมหาสารคาม 44000

