

การวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริด

นางสาวอังคณา เหมือนแก้วจินดา

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2550

**HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACH
FOR GRAPE LEAF DISEASE DIAGNOSIS SYSTEM
FROM COLOR IMAGERY**

Angkachut Meunkaewjinda

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the

Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering

Suranaree University of Technology

Academic Year 2007

การวินิจฉัยโรคใบงุ่นจากภาพถ่ายด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริด

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร. กิตติ อรรถกิจมงคล)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. รอ. ดร. ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ

(ศ. ดร. ไพโรจน์ สัตยธรรม)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. น.อ. ดร. วรพจน์ ขำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

อังกฤกษ์ เหมือนแก้วจินดา : การวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริด (HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACH FOR GRAPE LEAF DISEASE DIAGNOSIS SYSTEM FROM COLOR IMAGERY)
อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 252 หน้า

การเกิดโรคพืชเป็นผลให้ผลผลิตด้อยคุณภาพ ดังนั้นการควบคุมดูแลรักษาโรคพืชในระยะเริ่มต้นมีผลช่วยลดความเสียหายทางผลผลิต โดยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอระบบวินิจฉัยโรคแบบอัตโนมัติที่สภาวะกลางแจ้งภายในสถานที่จริงของไร่องุ่น ซึ่งกระบวนการทำงานของระบบสามารถแบ่งออกเป็น 3 กระบวนการ คือ (1) การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยวิธีการแบ่งกลุ่มสีแบบเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map : SOFM) และใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network : BPNN) เป็นตัวตัดสินใจสำหรับคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (2) การคัดแยกสีโรคของใบองุ่นด้วยวิธีการแบ่งกลุ่มสีแบบเครือข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปร (Modified Self-Organizing Map : MSOFM) ร่วมกับอัลกอริทึม (Genetic Algorithm : GA) เปรียบเทียบกับการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization : PSO) สำหรับการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM และใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machines : SVMs) เป็นตัวตัดสินใจสำหรับคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นและ (3) การจำแนกประเภทของโรคด้วยกาบอร์เวฟเลทในการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคร่วมกับการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีของโรคและใช้ SVMs แบบ multiclass เป็นตัวจำแนกประเภทของโรค งานวิจัยนี้นำเสนอการวินิจฉัยโรคของใบองุ่นทั้งหมด 3 ประเภทประกอบด้วยโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรค โดยในแต่ละภาพมีใบองุ่นเท่ากับหรือมากกว่าหนึ่งใบ ขนาด รูปร่างและลักษณะการวางตัวของใบองุ่นที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ระบบที่นำเสนอสามารถทำงานกับภาพที่มีระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสภาวะที่ซับซ้อนของพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบบสามารถวินิจฉัยใบองุ่นกรณีที่เป็นโรคสแคปได้สูงสุดถึง 93.38 เปอร์เซ็นต์ โรคราสนิมสูงสุดถึง 85.32 เปอร์เซ็นต์และไม่เป็นโรคสูงสุดถึง 95.89 เปอร์เซ็นต์ โดยมีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจจับสูงถึง 99.33 เปอร์เซ็นต์

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
ปีการศึกษา 2550

ลายมือชื่อนักศึกษา _____
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

ANGKACHUT MEUNKAEWJINDA : HYBRID ARTIFICIAL
INTELLIGENCE APPROACH FOR GRAPE LEAF DISEASE DIAGNOSIS
SYSTEM FROM COLOR IMAGERY. THESIS ADVISOR : ASST. PROF.
ARTHIT SRIKAEW, Ph.D., 252 PP.

GRAPE LEAF DISEASE/SELF-ORGANIZING FEATURE MAP/BACK-
PROPAGATION NEURAL NETWORK/MODIFIED SELF-ORGANIZING
FEATURE MAP/GENETIC ALGORITHMS/PARTICLE SWARMS
OPTIMIZATION/SUPPORT VECTOR MACHINES/GABOR WAVELET

Vegetables and fruits are the most important export agricultural products of Thailand. In order to obtain more value-added products, a product quality control is essentially required. Many studies show that quality of agricultural products may be reduced from many causes. One of the most important factors of such quality is plant diseases. Consequently, minimizing plant diseases allows substantially improving quality of the products. This work presents automatic plant disease diagnosis using multiple artificial intelligent techniques. The system can diagnose plant leaf disease without maintaining any expertise once the system is trained. Mainly, the grape leaf disease is focused in this work. The proposed system consists of three main parts: (i) grape leaf color segmentation, (ii) grape leaf disease segmentation, and (iii) analysis & classification of diseases. The grape leaf color segmentation is pre-processing module which segments out any irrelevant background information. A self-organizing feature map together with a back-propagation neural network is deployed to recognize colors of grape leaf. This information is used to segment grape leaf pixels within the image.

Then the grape leaf disease segmentation is performed using modified self-organizing feature map with genetic algorithms, particle swarms for optimization and multiclass support vector machines for classification. Finally, the resulting segmented image is filtered by Gabor wavelet which allows the system to analyze leaf disease color features more efficient. The support vector machines are then again applied to classify types of grape leaf diseases. The system can be able to analyze the image of grape leaf into three classes: scab disease, rust disease and no disease. The proposed system shows desirable results which can be further developed for any agricultural product analysis/inspection system. These allow the system to sufficiently achieve a desirable grape leaf scab disease performance up to 93.38%, grape leaf rust disease performance up to 85.32%, grape leaf no disease performance up to 95.89% of accuracy for using in the variety of real applications and sufficiently achieve a desirable performance up to 99.33% of accuracy detection for using in the variety of real applications.

School of Electrical Engineering

Academic Year 2007

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคลและกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลือ อย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการและการดำเนินงานวิจัย รวมถึงหน่วยงานต่าง ๆ ที่ช่วยอำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัย อาทิ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้คำปรึกษา แนะนำและแนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ยิ่งต่องานวิจัย รวมถึงได้ช่วยตรวจทานและแก้ไขรายงานวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนทำให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมทั้งเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยเสมอมา

ศาสตราจารย์ นาวาอากาศโท ดร.สรวิชัย สุจิตจร รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อัครกิจมงคล อาจารย์ ดร.นิมิต ชมนาวัง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชนัดชัช กุลวรวานิชพงษ์ อาจารย์ ดร.บุญเรือง มะรังศรีและอาจารย์ ดร.เผด็จ เผ่าละออ คณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่กรุณาให้คำปรึกษาด้านวิชาการเป็นอย่างดีมาโดยตลอด

ขอขอบคุณ คุณชิงชนะ เบี้ยวเหล็ก ที่ให้ความรู้และสนับสนุนทางด้านโรคของใบองุ่นเป็นอย่างดีมาโดยตลอด คุณอัญชุลี รักด่านกลาง คุณภัทรวรรณ สิทธิกวินกุล คุณจริยาพร ศรีวิไลลักษณ์ และบุคลากรศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่านที่อำนวยความสะดวกในการทำงานของข้าพเจ้า

ขอบคุณพี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ บัณฑิตศึกษาทุกท่าน รวมถึงมิตรสหายที่คอยถามไถ่และให้กำลังใจในการทำวิจัยมาโดยตลอด

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ทางด้านต่าง ๆ ทั้งในอดีตและปัจจุบัน ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่ออัญญาณัฐ คุณแม่ณพพรชัย เหมือนแก้ว จินดา และคุณนภัสสร รัชพงษ์ธร รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่านที่ได้ให้ความรัก กำลังใจ ความอบอุ่น ความหวังใจ การอบรมเลี้ยงดูและให้การสนับสนุนทางการศึกษาอย่างดีเยี่ยมมาโดยตลอด และขอขอบคุณ คุณบัณฑิต ดวงชาทม ที่ได้ให้ความรัก ความหวังใจ ดูแลให้ความช่วยเหลือและความเสียสละทุกอย่าง รวมทั้งเป็นกำลังใจในยามที่ผู้วิจัยท้อและทุกข์ใจช่วยให้มีพลังเข้มแข็งพร้อมเผชิญกับปัญหาอุปสรรคต่าง ๆ จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตเรื่อยมา

อังกัญญ์ เหมือนแก้วจินดา

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ(ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ(ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ง
สารบัญ.....	จ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูป.....	ฉ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ฟ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	2
1.3 ข้อยกเว้นเบื้องต้น.....	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์.....	3
2 ปรัชญาวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 กล่าวนำ.....	5
2.2 โรคพิษ.....	5
2.3 ความสำคัญขององุ่น.....	7
2.3.1 ลักษณะอาการของโรคใบองุ่น.....	8
2.3.2 รูปลักษณะของใบองุ่น.....	10
2.4 การประมวลผลภาพ.....	11
2.4.1 แบบจำลองระดับเทา.....	12
2.4.2 แบบจำลองสี RGB.....	13
2.4.3 แบบจำลองสี HSV.....	13

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4.4	แบบจำลองสี CIE L*a*b.....	15
2.4.5	แบบจำลองสี CIE L*u*v.....	16
2.4.6	แบบจำลองสี YCbCr.....	17
2.4.7	แบบจำลองสี YIQ.....	18
2.5	ตัวกรองกบอร์.....	19
2.6	เทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนไอโซทรอปิก.....	21
2.7	การแยกส่วนภาพ.....	25
2.8	การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง คุณลักษณะการจัดการตัวเอง.....	27
2.9	การจำแนกประเภทข้อมูล.....	29
2.9.1	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ.....	30
2.9.2	เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน.....	31
2.9.2.1	หลักการทำงานของเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน.....	32
2.9.2.2	ข้อผิดพลาดที่ไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้.....	37
2.9.2.3	ปฏิภูมิลักษณะและการแปลงข้อมูลโดย ใช้ฟังก์ชันแก่นกลาง.....	38
2.10	เทคนิคการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด.....	41
2.10.1	จินเนติกอัลกอริทึม.....	41
2.10.2	การเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค.....	42
2.10.2.1	พารามิเตอร์ของการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค.....	43
2.10.2.2	การพิจารณาการแปรผันของอัลกอริทึมของ การเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค.....	44
2.10.2.3	ข้อแตกต่างระหว่างการเคลื่อนที่ของ กลุ่มอนุภาคและจินเนติกอัลกอริทึม.....	46
2.11	พิธีศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	46
2.12	สรุป.....	55

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3	การคัดแยกสีไบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	56
3.1	กล่าวนำ.....	56
3.2	โครงสร้างการคัดแยกสีไบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	56
3.3	การปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ.....	57
3.4	กระบวนการประมวลผลก่อน.....	60
3.5	กระบวนการแบ่งกลุ่มสีไบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	62
3.6	กระบวนการคัดแยกสีไบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	64
3.7	ผลการทดสอบการคัดแยกสีไบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	68
3.8	สรุป.....	79
4	การคัดแยกสีโรคออกจากไบองุ่น.....	81
4.1	กล่าวนำ.....	81
4.2	โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากไบองุ่น.....	81
4.3	กระบวนการประมวลผลก่อน.....	82
4.4	กระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากไบองุ่น.....	85
4.4.1	การแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากไบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองร่วมกับจินเนติก อัลกอริทึม.....	90
4.4.2	ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากไบองุ่นด้วยโครงข่าย ประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบ ตัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม.....	92
4.4.3	การแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากไบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองร่วมกับการเคลื่อนที่ ของกลุ่มอนุภาค.....	100
4.4.4	ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากไบองุ่นด้วยโครงข่าย ประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบ ตัดแปรร่วมกับการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค.....	103
4.5	กระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีไบองุ่น.....	111

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.6	ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น.....	112
4.6.1	ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการ แบ่งกลุ่มสีโรคใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง คุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับจินเนติก อัลกอริทึม.....	113
4.6.2	ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการ แบ่งกลุ่มสีโรคใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง คุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับการเคลื่อนที่ ของกลุ่มอนุภาค.....	120
4.7	สรุป.....	128
5	การจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น.....	130
5.1	กล่าวนำ.....	130
5.2	โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น.....	130
5.3	กระบวนการประมวลผลก่อน.....	131
5.4	กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรค.....	134
5.5	กระบวนการจำแนกประเภทของโรค.....	137
5.6	ผลการทดสอบการจำแนกประเภทของโรค.....	140
5.7	สรุป.....	144
6	วิเคราะห์ผลการทดลองและอภิปรายสมรรถนะของระบบ.....	145
6.1	กล่าวนำ.....	145
6.2	โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรค.....	145
6.3	ผลการทดสอบจำนวนช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์.....	146
6.4	ผลการทดสอบการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	149
6.5	ผลการทดสอบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM.....	152
6.6	ผลทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	155
6.7	ผลทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น.....	160
6.8	ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	165

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

6.9	ผลการทดสอบปฏิมิตีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น.....	170
6.10	ผลการทดสอบปฏิมิตีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น.....	175
6.11	ผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคของระบบในสภาวะต่างๆ.....	176
6.12	สรุป.....	185
7	สรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	188
7.1	สรุปงานวิจัย.....	188
7.2	ข้อเสนอแนะ.....	191
	รายงานอ้างอิง.....	193
	ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก.	ภาพต้นแบบที่เป็นสีใบองุ่นและไม่ใช้สีใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ.....	199
ภาคผนวก ข.	ภาพต้นแบบที่เป็นสีโรคและไม่ใช้สีโรคที่ใช้ในการฝึกสอน เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน.....	204
ภาคผนวก ค.	ภาพต้นแบบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอน เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน.....	207
ภาคผนวก ง.	ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น.....	226
ภาคผนวก จ.	บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	250
	ประวัติผู้เขียน.....	252

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	47
3.1 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ.....	66
6.1 เพอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบงุ่นของระบบด้วยความแตกต่างของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์.....	148
6.2 เพอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบงุ่นของระบบด้วยการแปลงและไม่แปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	151
6.3 เพอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบงุ่นของระบบด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM แบบ PSO และ GA.....	152
6.4 เพอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบงุ่นของระบบด้วยความหลากหลายของช่องปริภูมิสี.....	175
6.5 ความสามารถในการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของระบบและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต.....	185

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
2.1	ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น	9
2.2	ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น	10
2.3	ลักษณะปกติของใบองุ่น	10
2.4	ลักษณะรูปร่างใบองุ่น.....	11
	(ก) ลักษณะใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ.....	11
	(ข) ลักษณะใบรูปร่างสามแฉก.....	11
	(ค) ลักษณะใบรูปร่างห้าแฉก.....	11
2.5	ค่าระดับเทา	12
2.6	ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB	13
2.7	แบบจำลองสี HSV	14
2.8	แบบจำลองสี CIE L*a*b	16
2.9	แบบจำลองสี CIE L*u*v	17
2.10	ลักษณะของตัวกรองกาบอร์	21
2.11	การวิเคราะห์ทางรูปร่างแบบไม่เป็นเชิงเส้น $g(i)$	24
2.12	โครงสร้างการคำนวณเชิงตัวเลขของการแพร่กระจายแบบ แอนไอโซทรอปิกในระบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง 4 ทิศทาง	25
2.13	ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ	26
	(ก) ภาพต้นแบบ	26
	(ข) ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว.....	26
	(ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา.....	26
2.14	การแบ่งกลุ่มและการจำแนกข้อมูล	28
2.15	การหาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแบ่งกลุ่มข้อมูล	33
2.16	การหาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดสำหรับใช้แทนกลุ่มข้อมูล	35
2.17	การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีข้อผิดพลาดโดยจุดข้อมูลที่อยู่ในแกนเกือบขนานทั้งสองข้าง	39
2.18	สถาปัตยกรรมของเครื่องเวกเตอร์เกือบขนาน	40

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.19 ตัวอย่างลักษณะโรคของใบแตงกวาที่ใช้ในการวิเคราะห์.....	51
(ก) โรค Powder mildew.....	52
(ข) โรค Leaf miner.....	52
(ค) โรค Downy mildew.....	52
2.20 ระบบการเก็บข้อมูลภาพของพืชตระกูลส้ม.....	52
2.21 ตัวอย่างลักษณะโรคของพืชตระกูลส้มที่ใช้ในการวิเคราะห์.....	52
(ก) โรค Greasy spot.....	52
(ข) โรค Melanose.....	52
(ค) โรค Scab.....	52
(ง) ใบปกติ.....	52
2.22 ระบบการเก็บข้อมูลภาพของเมล็ดกล้วยไม้.....	53
2.23 ตัวอย่างลักษณะโรคของเมล็ดกล้วยไม้ที่ใช้ในการวิเคราะห์.....	54
(ก) โรค Bacterial soft rot หรือ BSR.....	54
(ข) โรค Bacterial brown spot หรือ BBS.....	54
(ค) โรค Phytophthora black rot หรือ PBR.....	54
2.24 การดึงลักษณะพื้นที่ของโรคเมล็ดกล้วยไม้.....	54
(ก) ภาพต้นแบบ.....	54
(ข) ภาพ RGB ที่ผ่านการแปลงเลขชี้กำลัง.....	54
(ค) ภาพระดับเทาของช่องปริภูมิสีแดงที่ผ่านการแปลงเลขชี้กำลัง.....	54
(ง) ภาพระดับเทาของช่องปริภูมิสีเขียวที่ผ่านการแปลงเลขชี้กำลัง.....	54
(จ) ภาพระดับเทาของช่องปริภูมิสีน้ำเงินที่ผ่านการแปลงเลขชี้กำลัง.....	54
(ฉ) ภาพขาวดำของ (ค).....	54
(ช) ภาพขาวดำของ (ง).....	55
(ซ) การลบกันของภาพ (ช) กับภาพ (ฉ).....	55
(ด) ข้อมูลโรคของกล้วยไม้.....	55
3.1 โครงสร้างการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	56
3.2 ตัวอย่างข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับระดับสีและแสง.....	58

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ.....	58
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ.....	58
(ค) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5647.....	58
(ง) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.1212.....	58
(จ) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ -0.1069.....	58
3.3 ตัวอย่างภาพต้นแบบจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา	59
3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้อง ดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา	59
3.5 กระบวนการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก	60
(ก) ภาพต้นแบบ	60
(ข) ภาพที่ผ่านการปรับปรุงภาพ.....	60
3.6 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง	61
(ก) ภาพต้นแบบ	61
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น HSV	61
(ค) ช่อง H ของปริภูมิสี HSV.....	61
(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE L*a*b.....	61
(จ) ช่อง b ของปริภูมิสี CIE L*a*b.....	61
3.7 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักระสาท	63
(ก) ภาพต้นแบบ	63
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี.....	63
3.8 ตัวอย่างกลุ่มสีใบบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ	65
(ก) ภาพต้นแบบ.....	65
(ข) ภาพกลุ่มสีใบบองุ่น.....	65
3.9 ค่า H-b* ของสีใบบองุ่นจากตัวอย่างภาพสีใบบองุ่น 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ	66
3.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีใบบองุ่น	67
3.11 ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอน	67

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย	68
(ก) ภาพต้นแบบ	68
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	68
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง	68
3.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง	69
(ก) ภาพต้นแบบ	69
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	69
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง	69
3.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก	70
(ก) ภาพต้นแบบ	70
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	70
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง.....	70
3.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก	71
(ก) ภาพต้นแบบ	71
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	71
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง	71
3.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	72
(ก) ภาพต้นแบบ	72
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	72
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง.....	72
3.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมืดครึ้ม	73
(ก) ภาพต้นแบบ	73
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	73
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง.....	73
3.18 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ	74
(ก) ภาพต้นแบบ	74
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	74

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง.....	74
3.19 การลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบบองุ่น	76
(ก) ภาพต้นแบบ	76
(ข) การลบขอบภาพ.....	76
(ค) การแปลงการภาพสีเป็นภาพขาวดำ.....	76
(ง) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1.....	76
(จ) การขยายขอบภาพ.....	76
(ช) ผลการลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบบองุ่น.....	76
3.20 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ที่สภาวะการสะท้อนแสงของพื้นผิว	77
(ก) ภาพต้นแบบ	77
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบบองุ่นออกจากพื้นหลัง.....	77
(ค) การปรับปรุงภาพการสะท้อนแสง.....	77
3.21 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพการคัดแยกสีใบบองุ่น ออกจากภาพพื้นหลังที่มีหญ้าหรือกลุ่มใบ	78
(ก) ภาพต้นแบบ	78
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	78
(ค) การปรับปรุงภาพที่มีส่วนของหญ้าหรือกลุ่มใบ.....	78
4.1 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบบองุ่น	81
4.2 การลบขอบใบบองุ่นออกจากภาพ	83
(ก) ภาพต้นแบบ	83
(ข) การแปลงเป็นภาพขาวดำ.....	83
(ค) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1.....	83
(ง) ตัวกรองต่ำผ่านแบบเกาส์เซียน.....	83
(จ) ภาพที่ผ่านตัวกรอง.....	83
(ฉ) ผลต่างของภาพ(ค) และ (จ).....	83
(ช) การลบขอบภาพ.....	83

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ซ) ผลการลบขอบใบของหุ่นออกจากภาพ.....	83
4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบของหุ่น	84
(ก) ภาพต้นแบบ	84
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE L*a*b.....	84
(ค) ช่อง a ของปริภูมิสี CIE L*a*b.....	84
(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE L*u*v.....	84
(จ) ช่อง u ของปริภูมิสี CIE L*u*v.....	84
(ฉ) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr.....	85
(ช) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr.....	85
4.4 โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปร.....	86
4.5 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM	88
(ก) ภาพต้นแบบ	88
(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 2 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 1.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$	88
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 127 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 0.07, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$	88
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 35 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 0.2, \alpha = 5, \beta = 2, \sigma = 2$	89
(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 9 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 0.2, \alpha = 0.01, \beta = 2, \sigma = 2$	89
(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 31 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 5, \sigma = 2$	89
(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 7 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 0.01, \sigma = 2$	89
(ซ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 37 กลุ่มสีที่	
$\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 5$	89

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ด) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 8 กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 0.01$ 89	
4.6	วงล้อรูเล็ตจากกระบวนการเฟ้นสุ่มรอบจักรวาล 91
4.7	ขั้นตอนการทำงานของจินเนติกอัลกอริทึม 92
4.8	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย 93
	(ก) ภาพต้นแบบ 93
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี 93
4.9	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง 93
	(ก) ภาพต้นแบบ 93
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี 94
4.10	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก 95
	(ก) ภาพต้นแบบ 95
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี 95
4.11	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก 96
	(ก) ภาพต้นแบบ 96
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี 96
4.12	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง 97
	(ก) ภาพต้นแบบ 97
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 7 กลุ่มสี 97
4.13	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมืดครึ้ม 98
	(ก) ภาพต้นแบบ 98
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี 98
4.14	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ 99
	(ก) ภาพต้นแบบ 99
	(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี 99
4.15	ขั้นตอนการทำงานของเครื่องเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค 102
4.16	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย 103

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ก) ภาพต้นแบบ	103
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี.....	103
4.17 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง	104
(ก) ภาพต้นแบบ	104
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี.....	104
4.18 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก	105
(ก) ภาพต้นแบบ	105
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 8 กลุ่มสี.....	106
4.19 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก	106
(ก) ภาพต้นแบบ	106
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 11 กลุ่มสี.....	107
4.20 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	108
(ก) ภาพต้นแบบ	108
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี.....	108
4.21 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมืดครึ้ม	109
(ก) ภาพต้นแบบ	109
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี.....	109
4.22 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ	110
(ก) ภาพต้นแบบ	110
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี.....	110
4.23 ตัวอย่างกลุ่มสีใบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ	112
(ก) ภาพต้นแบบ	112
(ข) ภาพกลุ่มสีใบองุ่น.....	112
4.24 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย	113
(ก) ภาพต้นแบบการตัดแยกสีใบองุ่น.....	113
(ข) ภาพการตัดแยกสีโรค.....	113
4.25 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง	114

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่น.....	114
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	114
4.26 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากไบบงุ่นที่มีความซับซ้อนมาก	115
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่น.....	115
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	115
4.27 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากไบบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก	116
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่นในตารางที่ 3.15(ค).....	116
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	116
4.28 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากไบบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	117
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่นในตารางที่ 3.16(ค).....	117
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	117
4.29 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากไบบงุ่นที่สภาวะมืดครึ้ม	118
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่นในตารางที่ 3.17(ค).....	118
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	118
4.30 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากไบบงุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ	119
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่นในตารางที่ 3.17(ค).....	119
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	119
4.31 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพไบบงุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย	121
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่น.....	121
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	121
4.32 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพไบบงุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง	122
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่น.....	122
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	122
4.33 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพไบบงุ่นที่มีความซับซ้อนมาก	123
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไบบงุ่น.....	123
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	123
4.34 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพไบบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก	124

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบบงุ่นในตารางที่ 3.15(ค).....	124
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	124
4.35 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	125
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบบงุ่นในตารางที่ 3.16(ค).....	125
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	125
4.36 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบบงุ่นที่สภาวะมืดครึ้ม	126
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบบงุ่นในตารางที่ 3.17(ค).....	126
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	126
4.37 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบบงุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ	127
(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบบงุ่นในตารางที่ 3.17(ค).....	127
(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค.....	127
5.1 โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบบงุ่น	130
5.2 การลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ	131
(ก) ภาพต้นแบบ	131
(ข) การแปลงภาพขาว-ดำ.....	131
(ค) ภาพที่ผ่านการสังวัตนาการ	132
(ง) ผลการลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ.....	132
5.3 การเพิ่มขอบของจุดโรค	132
(ก) ภาพต้นแบบ	132
(ข) การแปลงภาพขาว-ดำ.....	132
(ค) การขยายขอบภาพ	132
(ง) ผลเพิ่มขอบของจุดโรค.....	132
5.4 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบบงุ่น	133
(ก) ภาพต้นแบบ	133
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE L*a*b.....	133
(ค) ช่อง b ของปริภูมิสี CIE L*a*b.....	133
(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr.....	133

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(จ) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr.....	133
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YUV.....	134
(ง) ช่อง U ของปริภูมิสี YUV.....	134
5.5 รูปร่างที่เป็นองค์ประกอบของส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์ในโดเมนเวลา	135
5.6 ตัวอย่างการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคด้วยส่วนจริงของ ตัวกรองกาบอร์เวฟเลทแบบ 3 ขนาด 3 มุม	136
5.7 ตัวอย่างข้อมูลโรคที่ใช้ฝึกสอน	138
(ก) ข้อมูลโรคสแคป.....	138
(ข) ข้อมูลโรคราสนิม.....	138
(ค) ข้อมูลที่ไม่เป็นโรค.....	139
5.8 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป	141
5.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม	142
5.10 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค	143
6.1 โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น	145
6.2 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคปด้วยความแตกต่าง ของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์	146
(ก) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ.....	146
(ข) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ.....	146
6.3 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นเป็นโรคราสนิมด้วยความแตกต่าง ของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์	147
(ก) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ.....	147
(ข) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ.....	147
6.4 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคด้วยความแตกต่าง ของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์	148
(ก) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ.....	148
(ข) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ.....	148
6.5 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป	150

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ก) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	150
(ข) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	150
6.6 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม	150
(ก) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	150
(ข) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	150
6.7 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค	151
(ก) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	151
(ข) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	151
6.8 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคปด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA	153
(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO.....	153
(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA.....	153
6.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิมด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA	153
(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO.....	153
(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA.....	153
6.10 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA	154
(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO.....	154
(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA.....	154
6.11 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนน้อย	156
(ก) ภาพต้นแบบ.....	156
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	156
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	156
(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	156
6.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง	156
(ก) ภาพต้นแบบ.....	156

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	156
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	157
(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	157
6.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนมาก	157
(ก) ภาพต้นแบบ	157
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	157
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	157
(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	157
6.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก	158
(ก) ภาพต้นแบบ	158
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	158
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	158
(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	158
6.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	158
(ก) ภาพต้นแบบ	158
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	158
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	159
(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	159
6.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมืดครึ้ม	159
(ก) ภาพต้นแบบ	159
(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ.....	159
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	159
(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	159
6.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย	161
(ก) ภาพต้นแบบ	161
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	161
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	161

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.18 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนปานกลาง	161
(ก) ภาพต้นแบบ	161
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	162
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	162
6.19 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนมาก	162
(ก) ภาพต้นแบบ	162
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	162
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	162
6.20 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างมาก	163
(ก) ภาพต้นแบบ	163
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	163
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	163
6.21 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	163
(ก) ภาพต้นแบบ	163
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	164
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	164
6.22 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะมืดครึ้ม	164
(ก) ภาพต้นแบบ	164
(ข) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN.....	164
(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs.....	164
6.23 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่น ออกจากภาพพื้นหลัง	165
(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี H S.....	165
(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี $a^* b^*$	166
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี H a^*	166
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี H b^*	166
(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี X Y.....	167

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี X Z.....	167
(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี Y Z.....	167
(ซ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี $u^* v^*$	168
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี Cb Cr.....	168
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี R G.....	168
(ณ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี G B.....	169
6.24 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น	170
(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 2 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี RGB.....	170
(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 7 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี Hab.....	170
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 21 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี HaS.....	171
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 20 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี HSb.....	171
(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 11 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี Sab.....	171
(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 5 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี uvCb.....	172
(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 3 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี uab.....	172
(ซ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 4 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี XYZ.....	172
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 22 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี vab.....	173
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 8 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี HCbCr.....	173

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ด) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 2 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี Xab.....	173
(ท) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 4 กลุ่มสี จากการเลือกช่องปริภูมิสี auCr.....	174
6.25 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมาก	176
(ก) ภาพต้นแบบ	176
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	176
6.26 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนปานกลาง	178
(ก) ภาพต้นแบบ	178
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	178
6.27 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนน้อย	179
(ก) ภาพต้นแบบ	179
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	179
6.28 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างมาก	180
(ก) ภาพต้นแบบ	180
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	180
6.29 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง	181
(ก) ภาพต้นแบบ	181
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	181
6.30 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะมืดครึ้ม	182
(ก) ภาพต้นแบบ	182
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	182
6.31 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ	183
(ก) ภาพต้นแบบ	183
(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคที่ผ่านการปรับสีและแสง.....	183
ก. 1 ภาพสีใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ.....	200
ข. 1 ภาพสีโรคที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกื้อหนุน.....	205

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ค. 1	ภาพเนื้องอกประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน.....208
ค. 2	ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน.....217
ง. 1	ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อน.....227

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

a^*	คือ	ระดับของสีจากสีเขียวไปถึงสีแดง
a_j	คือ	ช่อง a^* ของปริภูมิสี CIE L^*a^*b
$A(x,y)$	คือ	คุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง
b	คือ	ค่าไบอัส
b^*	คือ	ระดับของสีจากสีน้ำเงินไปถึงสีเหลือง
BBS	คือ	โรค Bacterial Brown Spot
BPNN	คือ	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ
BSR	คือ	โรค Bacterial Soft Rot
c	คือ	ค่าคงที่สัมประสิทธิ์การแพร่กระจายไม่ขึ้นกับตำแหน่งของพื้นที่
c_1, c_2	คือ	ค่าคงที่ความเร่งเชิงปริมาตร, ค่าคงที่ความเร่งทางสังคม
$c(x, y, t)$	คือ	สัมประสิทธิ์ตัวนำของคู่อักขระ x และ y ที่เวลา t
Cb	คือ	ค่าความอิ่มตัวขององค์ประกอบสีน้ำเงิน
CIE	คือ	Commission International de l'Eclairage
Cr	คือ	ค่าความอิ่มตัวขององค์ประกอบสีแดง
Cr_j	คือ	ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr
C1	คือ	โรคสแคป
C2	คือ	โรคราสนิม
C3	คือ	ไม่เป็นโรค
d	คือ	อันดับของพหุนาม
d_j	คือ	ระยะทางแบบยุคลิดเดียว
d_{wx}	คือ	ค่าระยะทางระหว่างอินพุตกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
d_{ww}	คือ	ค่าระยะทางระหว่างเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
e	คือ	เวกเตอร์ตั้งฉากหนึ่งหน่วยไปยังจุดขอบภาพ
$e_k(x, y)$	คือ	ภาพคุณลักษณะเบื้องต้นประกอบและสีลำดับที่ k
E	คือ	ทิศตะวันออกของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง
$E(x, y, t)$	คือ	ฟังก์ชันเวกเตอร์การประมาณ
f	คือ	ปัจจัยระหว่างแก่นกลาง(kernels) ในโดเมนความถี่

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

$f(x,y)$	คือ	ภาพระดับเทา
FCM	คือ	Fuzzy C-Mean
gbest	คือ	ค่าเหมาะสมที่สุดที่สุดของกลุ่มอนุภาค
$g(x,y)$	คือ	ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว
GA	คือ	จินเนติกอัลกอริทึม
H	คือ	ค่าสีสัน
$i(x,y)$	คือ	องค์ประกอบความสว่าง
I	คือ	ระดับความเข้มของแสงสว่าง
$I(n)$	คือ	ข้อมูลภาพระดับเทาของแต่ละระนาบปริภูมิสี YIQ
$I_{f_k}(x,y)$	คือ	ภาพที่ผ่านตัวกรองลำดับที่ k ด้วยคู่อพิกัด (x,y)
I_t	คือ	พารามิเตอร์พื้นที่ที่เวลา t
κ	คือ	ค่าคงที่ของพารามิเตอร์
k_{max}	คือ	ค่าความถี่สูงสุด
k_v	คือ	ความถี่เชิงมุม
$k_{\mu,v}$	คือ	เวกเตอร์คลื่น
K	คือ	ค่าความต่างเฉพาะที่
l	คือ	ระดับเทา
$[l_{min}, l_{max}]$	คือ	สเกลระดับเทา
lbest	คือ	ค่าเหมาะสมที่สุดที่สุดของอนุภาค
L^*	คือ	ระดับความเข้มของแสงสว่าง
LMS	คือ	ค่ากำลังสองเฉลี่ยน้อยสุด
Logsig	คือ	ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอการิทึมซิกมอยด์
L_{xy}	คือ	ป้ายองค์ประกอบใดๆของจุดโรคมี่จำนวนจุดภาพทั้งหมด M จุด
M	คือ	ขนาดของเวกเตอร์อินพุต
M^*	คือ	ระยะห่างระหว่างเส้นขอบ
MSOFM	คือ	โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร
n	คือ	จำนวนข้อมูลอินพุตภายใน x
N	คือ	ทิศเหนือของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง
N_d	คือ	จำนวนระยะทางระหว่างเวกเตอร์นำหน้ากับประสาท

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

N_g	คือ	จำนวนสมาชิกภายในกลุ่มของเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
N_p	คือ	ผลรวมของจุดภาพทั้งหมด
N_w	คือ	จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
$ObjV$	คือ	ค่าความเหมาะสม
p_{ij}	คือ	ค่าช่องปริภูมิสีที่ i ของ j จุดภาพ
p_k^g	คือ	ค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดของกลุ่มอนุภาคที่ได้ทำการบันทึกไว้
p_k^i	คือ	ค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคที่ได้ทำการบันทึกไว้
PBR	คือ	โรค Phytophthora Black Rot
PSO	คือ	การเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค
Purelin	คือ	ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเส้นตรง
Q	คือ	ค่าความอิมตัวสี
r_1, r_2	คือ	ค่าตัวเลขสุ่มในช่วง $[0,1]$
$r(x,y)$	คือ	องค์ประกอบการสะท้อนของแสง
R	คือ	เซตของจำนวนจริง
S	คือ	ความอิมตัวสี
S	คือ	ทิศใต้ของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง
SOFM	คือ	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง
SVMs	คือ	เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน
\hat{S}_{CS}	คือ	เวกเตอร์ความไวในการจัดกลุ่ม
T	คือ	จุดเริ่มเปลี่ยน
Tansig	คือ	ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์
u^*	คือ	ระดับสี
u, v	คือ	มุมและขนาดของตัวกรองกาบอร์
u_j	คือ	ช่อง u^* ของปริภูมิสี CIE L^*u^*v
v^*	คือ	ระดับสี
v_k^i	คือ	ความเร็วของอนุภาค
V	คือ	ระดับความเข้มของแสงสว่าง
w_j	คือ	เวกเตอร์น้ำหนักประสาท
W	คือ	ทิศตะวันตกของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

x	คือ	เวกเตอร์อินพุต
x_i	คือ	เวกเตอร์ข้อมูลอินพุต
x_j	คือ	เวกเตอร์เกือหนูน
x_k^i	คือ	ตำแหน่งของอนุภาค
X	คือ	ชุดข้อมูลของปริภูมิคุณลักษณะ
y	คือ	ข้อมูลเอาต์พุต
Y	คือ	ระดับความเข้มของแสงสว่าง
z	คือ	คู่อพิกัด x, y ของจุดภาพ
σ	คือ	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของขนาดเกาส์เซียน
σ_d	คือ	ค่าคงที่กำหนดขนาดความกว้างของฟังก์ชัน
σ_i	คือ	ค่าความแปรปรวน
σ_j	คือ	ค่าความไวของช่องปริภูมิสี Cr
η	คือ	ค่าคงที่การเรียนรู้
δ_i^m	คือ	ค่าความไวของค่าความผิดพลาด ณ ชั้น m
ξ	คือ	เวกเตอร์อนุโลม
Φ	คือ	ฟังก์ชันการแปลง
ω_k	คือ	ค่าน้ำหนักความถี่
μ	คือ	ค่าตัดสินใจในการแบ่งกลุ่ม
μ_i	คือ	ค่าเฉลี่ย
μ_{im}	คือ	ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่ต้องการปรับระดับสีและความสว่าง
μ_{tar}	คือ	ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพอ้างอิง และภาพระดับเทาที่มีเมทริกซ์ขนาด $m \times n$
β	คือ	ค่าพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มของสี u^*
β_j	คือ	ค่าความไวของช่องปริภูมิสี u^*
ζ^*	คือ	ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง
ζ	คือ	ค่าพารามิเตอร์ความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสี
α	คือ	ค่าพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มของสี a^*

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อุตสาหกรรมการเกษตรทางด้านพืช ผักและผลไม้เป็นสินค้าส่งออกที่มีความสำคัญทางด้านเศรษฐกิจอย่างหนึ่งของประเทศ ซึ่งถือว่าเป็นอุตสาหกรรมหลักของประเทศไทย ดังนั้นการดูแลรักษาและเอาใจใส่ต่อความปลอดภัยของผลผลิตและความสามารถในการผลิตของพืช ผักผลไม้จึงมีความสำคัญอย่างมาก ซึ่งสิ่งสำคัญประการหนึ่งในการดูแลรักษาพืชผล คือการควบคุมลักษณะอาการของโรค เนื่องจากต้นพืชผลสามารถแสดงลักษณะอาการของโรคที่เกิดจากสิ่งมีชีวิตหรือสิ่งไม่มีชีวิตที่ส่งผลต่อความผิดปกติของต้นพืช ได้แก่ สุขภาพ ความแข็งแรง ผลผลิตและระดับความสามารถในการผลิต เป็นต้น ซึ่งโดยปกติการควบคุมลักษณะอาการของโรคที่ปฏิบัติอย่างแพร่หลาย คือการใช้สารเคมีฉีดพ่นบริเวณต้นพืชที่มีอาการของโรคและเมื่ออาการของโรคเกิดขึ้นอย่างร้ายแรงเป็นผลให้เกิดการแพร่ระบาดของโรคไปยังบริเวณใกล้เคียงและลูกหลานจนครอบคลุมทุกพื้นที่ของพืชผลเศรษฐกิจก่อให้เกิดความเสียหายทางผลผลิตและค่าใช้จ่ายที่เพิ่มขึ้น เป็นต้น ดังนั้นเมื่อพิจารณาลักษณะอาการของโรคในสภาวะเริ่มต้นเป็นผลให้สามารถควบคุมลักษณะอาการของโรคได้ซึ่งจุดประสงค์ของการควบคุมโรคพืชเพื่อลดปริมาณความเสียหายทางผลผลิตของพืชผักให้น้อยที่สุด หลีกเลี่ยงการใช้ยาฆ่าเชื้อรา ยาฆ่าแมลงและยากำจัดวัชพืชมากเกินไป ซึ่งผลของการใช้สารเคมีมากเกินไปขนาดการพิจารณาได้ตรงอย่างละเอียดก่อให้เกิดปัญหาทางสิ่งแวดล้อมมากมาย เช่น ความเสื่อมโทรมของคุณภาพน้ำชั้นใต้ดิน ความเสี่ยงต่ออันตรายของสุขภาพ และสิ้นเปลืองค่าใช้จ่าย เป็นต้น ดังนั้นการพัฒนาระบบอัตโนมัติในการพิจารณาลักษณะอาการของโรคด้วยเทคนิคกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์มาประยุกต์ใช้สำหรับพัฒนาเทคโนโลยีทางการเกษตรเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการลดปริมาณการใช้สารเคมีลดค่าใช้จ่าย ช่วยเพิ่มคุณภาพและความสามารถในการผลิตของพืชผลทางการเกษตร

สำหรับในอดีตที่ผ่านมาได้มีงานวิจัยจำนวนมากที่ได้นำเสนอเทคนิคกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์มาประยุกต์ใช้สำหรับพัฒนาเทคโนโลยีทางการเกษตร เช่น การตรวจจับวัชพืช การตรวจจับโรคในผลิตผล การคัดสรรคุณภาพของผักและผลไม้ เป็นต้น ซึ่งได้แสดงรายละเอียดไว้ในบทที่ 2 ในส่วนของงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งวิธีการดังกล่าวมีประโยชน์อย่างมากและเป็นแนวทางที่สำคัญในการช่วยแก้ไขปัญหาทางเกษตรกรรม โดยสามารถแบ่งออกเป็น 2 องค์ประกอบหลักคือ องค์ประกอบที่ 1 คือ การประมวลผลภาพ (image preprocessing) ซึ่งเป็นการ

เตรียมกรอบภาพสำหรับการวิเคราะห์ขั้นต่อไปโดยการกำจัดสัญญาณรบกวน การสกัดร่องรอยสำคัญและดึงคุณลักษณะเด่นของวัตถุภายในภาพที่สนใจและองค์ประกอบที่ 2 คือการจำแนกประเภท (classification) ซึ่งเป็นการแบ่งแยกชนิดของวัตถุภายในภาพด้วยเทคนิคทางสถิติ เบย์เซียน และโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น ซึ่งวิธีการดังกล่าวอาจมีการรวมทั้ง 2 องค์ประกอบเข้าด้วยกัน หรืออาจขาดองค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งไปขึ้นอยู่กับความจำเป็นของแต่ละระบบ

สำหรับการวินิจฉัยโรคพืชในปัจจุบันได้รับความสนใจจากงานวิจัยจำนวนมากที่นำเทคนิคประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์มาประยุกต์ใช้ในการวินิจฉัยโรคพืช เนื่องจากปัจจัยต่าง ๆ ได้แก่ สภาวะแสงแวดล้อม ภาพพื้นหลังของพืชผล เนื่องจากในสภาวะแวดล้อมจริงของสวนพืชผลส่วนมากจะมีลักษณะการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างเป็นผลให้เกิดระดับความเข้มแสงที่แตกต่างกันซึ่งเป็นเรื่องที่ไม่สามารถควบคุมได้ และมีสภาวะความชื้นของพื้นหลัง ได้แก่ สายน้ำ หลุม ก้อนหิน เสา ลำต้น กลุ่มใบไม้หรือกลุ่มต้นไม้ เป็นต้น นอกจากนี้ยังมีปัจจัยทางด้านความหลากหลายของลักษณะรูปร่างพืชอันเนื่องมาจากลักษณะประเภทของพันธุ์พืช ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลพืช ฯลฯ จากปัจจัยที่หลากหลายจึงก่อให้เกิดความยุ่งยากซับซ้อนในการวินิจฉัยโรคพืชในสภาวะจริงด้วยเทคนิคประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์ อย่างไรก็ตามได้เริ่มมีงานวิจัยดังที่ได้แสดงรายละเอียดไว้ในบทที่ 2 ในส่วนของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องทำการพัฒนาวิเคราะห์โรคพืชทางการเกษตรด้วยการพิจารณาควบคุมสภาวะแวดล้อมภายในห้องปฏิบัติการหรือผู้ควบคุมและทำการพิจารณาวิเคราะห์โรคที่ไม่มีความซับซ้อนของพื้นหลัง ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลพืช เพื่อลดปัญหาทางด้านปัจจัยต่าง ๆ อันได้แก่ แสงสว่างและความซับซ้อนของข้อมูล

สำหรับงานวิจัยนี้นำเสนอการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในสภาวะแวดล้อมจริงของไร่องุ่นโดยทำการวิเคราะห์โรคใบองุ่นที่ประกอบด้วยโรคราสนิม และโรคสแคปด้วยวิธีการหนึ่งที่พัฒนาขึ้นเพื่อให้สามารถวินิจฉัยโรคได้อย่างประสิทธิภาพและครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด อันได้แก่ จำนวนภาพใบองุ่น ขนาด รูปร่าง ลักษณะการวางตัวของใบองุ่น ระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสภาวะที่ซับซ้อนของพื้นหลัง เป็นต้น

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษากระบวนการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์
- 1.2.2 เพื่อออกแบบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นภายนอกสถานที่แบบอัตโนมัติ
- 1.2.3 เพื่อพัฒนาระบบวิศวกรรมต้นแบบที่เหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

- 1.3.1 กระบวนการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจะพิจารณาเฉพาะโรคราสนิมและโรคสแคป
- 1.3.2 ภาพของโรคใบองุ่นที่นำมาวินิจฉัยต้องเป็นภาพที่มีรายละเอียดของโรคเพียงพอที่สามารถมองเห็นโรคได้ด้วยตาเปล่าอย่างชัดเจน
- 1.3.3 กระบวนการวินิจฉัยโรคใบองุ่นเป็นการทำงานแบบออฟไลน์
- 1.3.4 พัฒนาอัลกอริทึมด้วยโปรแกรม MATLAB
- 1.3.5 ทำการเก็บรวบรวมภาพในสภาวะแสงที่พอเพียง
- 1.3.6 พัฒนาประสิทธิภาพความถูกต้องในการจำแนกประเภทของโรคแต่ละประเภทให้มีความถูกต้องถึง 85%

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.4.1 สามารถทำการวิเคราะห์และจำแนกประเภทลักษณะอาการของโรคใบองุ่นจากภาพได้โดยอัตโนมัติ ด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์แทนผู้เชี่ยวชาญที่เป็นมนุษย์
- 1.4.2 สร้างระบบวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีภายนอกสถานที่

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.5.1 เพื่อนำไปใช้เป็นระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีแบบอัตโนมัติ
- 1.5.2 เพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้เป็นระบบกสิกรรมแบบชาญฉลาด (intelligence farming system) สำหรับช่วยเหลือเกษตรกร อาทิเช่น เป็นระบบเตือนภัยในการป้องกันและกำจัดโรคแมลง ศัตรูพืชหรือเป็นระบบเก็บเกี่ยวผลผลิตทางการเกษตร เพื่อลดต้นทุนในการใช้จ่ายให้น้อยลง เป็นต้น
- 1.5.3 เพื่อเป็นระบบต้นแบบการวินิจฉัยโรคจากภาพสี สำหรับการเกษตรกรรมด้วยวิธีการประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์
- 1.5.4 เพื่อเป็นระบบการควบคุมลักษณะอาการของโรคเป็นผลให้สามารถลดปริมาณการใช้สารเคมี เพิ่มปริมาณผลิตผลและลดมลพิษต่อสิ่งแวดล้อม

1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบไปด้วยเนื้อหาทั้งหมด 7 บท มีภาคผนวกทั้งสิ้น 4 ส่วน โดยมีรายละเอียดของเนื้อหาในแต่ละบทดังนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์การวิจัย ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตการวิจัยและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

บทที่ 2 ได้กล่าวถึงความหมายของโรคพิษ สาเหตุการเกิดโรคและความเสียหายของโรค ความสำคัญและลักษณะอาการในการวินิจฉัยโรค ไบออนุ่นและนำเสนอทฤษฎีต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการวิจัย ซึ่งประกอบไปด้วย 5 หัวข้อหลัก อันได้แก่ การประมวลผลภาพ การแยกส่วนภาพ การแบ่งกลุ่มข้อมูล การจำแนกประเภทข้อมูลและการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด รวมถึงการสำรวจปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้ทราบถึงแนวทางและระเบียบวิธีการวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้และพัฒนาเข้ากับงานวิจัย

บทที่ 3 กล่าวถึงกระบวนการคัดแยกสีไบออนุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองในการแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างส่วนที่เป็นสีไบออนุ่นและไม่ใช้สีโรคและใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการการคัดแยกส่วนของสีไบออนุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

บทที่ 4 กล่าวถึงกระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากไบออนุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรในการแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างส่วนที่เป็นสีโรคและไม่ใช้สีโรคและใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นในการการคัดแยกส่วนของสีโรคออกจากไบออนุ่น

บทที่ 5 กล่าวถึงกระบวนการจำแนกประเภทของโรคด้วยการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคของตัวกรองกาบอร์ร่วมกับการคุณลักษณะเด่นทางสีของโรคและใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นในการการจำแนกประเภทของโรคไบออนุ่นแบบหลายกลุ่ม

บทที่ 6 นำเสนอผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคไบออนุ่น รวมทั้งการวิเคราะห์และอภิปรายผลปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคไบออนุ่นของระบบ

บทที่ 7 สรุปผลการทดสอบระบบและข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

ภาคผนวก ก. ภาพต้นแบบที่เป็นสีไบออนุ่นและไม่ใช้สีไบออนุ่นในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

ภาคผนวก ข. ภาพต้นแบบที่เป็นสีโรคและไม่ใช้สีโรคในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น

ภาคผนวก ค. ภาพต้นแบบของโรคแต่ละประเภทในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น

ภาคผนวก ง. ภาพผลการทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคไบออนุ่น

บทที่ 2

ปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กล่าวนำ

เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึงความหมายของโรคพืช สาเหตุการเกิดโรคและความเสียหายของโรค ความสำคัญและลักษณะอาการในการวินิจฉัยโรคใบองุ่น อีกทั้งได้อธิบายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการประมวลผลภาพ การแยกส่วนภาพ การแบ่งกลุ่มข้อมูล การจำแนกประเภทข้อมูลและการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งเป็นวิธีการที่วิทยานิพนธ์นี้ใช้สำหรับการคัดแยกและจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น นอกจากนี้ยังได้ทำการสำรวจปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อให้ทราบถึงแนวทางการวิจัย ระเบียบวิธีการที่เคยมีการใช้งานมาก่อน ผลการดำเนินงาน ข้อเสนอแนะต่าง ๆ จากงานวิจัยตั้งแต่อดีตเป็นต้นมาซึ่งจากผลการสำรวจสืบค้นงานวิจัยดังกล่าวสามารถใช้เป็นแนวทางสำหรับการประยุกต์และพัฒนาเข้ากับระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น

2.2 โรคพืช

ในอดีตได้มีนักโรคพืชหลายท่านให้คำจำกัดความของคำว่าโรคพืช (plant diseases) แตกต่างกันหลายความหมายด้วยกัน แต่ในปัจจุบันนี้นักโรคพืชต่าง ๆ ได้มีความคิดเห็นพ้องกันว่าโรคพืช หมายถึง การที่พืชมีความผิดปกติทางด้านสรีระจนทำให้พืชนั้นมีโครงสร้างทางสัณฐานเปลี่ยนแปลงไป (ประสาทร สติตะมาน, 2537) โดยพืชจะแสดงอาการ (symptom) ให้เห็นความผิดปกตินั้นทำให้เกิดความเสียหายแก่พืชทางด้านมูลค่าทางเศรษฐกิจ โดยที่สาเหตุอาจจะเกิดจากสิ่งที่มีชีวิตหรือสิ่งไม่มีชีวิตก็ได้ในการพิจารณาเพื่อตัดสินการเป็นโรคของพืชมักจะเน้นที่อาการที่เกิดขึ้นนั้นว่าทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชลดลงหรือไม่ถ้าอาการผิดปกตินั้นมีผลทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชผลนั้นลดลงก็ถือว่าเป็นโรคพืช ดังตัวอย่างเช่น ราดำที่เกาะอยู่ตามผิวใบพืชและผิวของผลไม้ เชื้อราชนิดนี้ไม่ได้เข้าไปในเนื้อเยื่อพืชและไม่ได้ดูดกินน้ำเลี้ยงของพืช แต่เชื้อราชนิดนี้มีผลทางอ้อมต่อพืชโดยไปบังแสงให้พืชได้รับแสงน้อยลง เป็นผลให้การสังเคราะห์แสงของพืชลดลง นอกจากนี้เชื้อราที่เกาะอยู่ตามผิวของผลไม้ ทำให้ผิวผลไม้ มีสีดำสกปรก ไม่นำรับประทาน ผลผลิตนั้นย่อมจะขายได้ในราคาต่ำลง ดังนั้นย่อมถือว่าเป็นโรคพืชได้ ในทางตรงกันข้ามเชื้อแบคทีเรีย *Rhizobium spp.* ที่เข้าไปอาศัยในรากของพืชตระกูลถั่ว ทำให้รากถั่วมีอาการเป็นปม แต่แทนที่ต้นถั่วจะมีผลผลิตลดลงกลับมีผลผลิตเพิ่มสูงขึ้นอันเนื่องมาจากแบคทีเรียช่วยตรึงก๊าซไนโตรเจนจากอากาศให้กับรากถั่วจึงถือได้ว่าต้นถั่วไม่เป็นโรค

สาเหตุของโรคพืช

โรคพืชจะสามารถเกิดขึ้นได้ประกอบด้วยปัจจัย 4 ประการ คือ มีพืช มีเชื้อโรค ซึ่งได้แก่ เชื้อรา แบคทีเรีย ไวรัส สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม คือ อุณหภูมิและความชื้นพอเหมาะและระยะเวลาที่เหมาะสม ซึ่งเชื้อโรคในที่นี้หมายถึง เชื้อโรคที่ทำให้เกิดโรคกับพืชเท่านั้น ไม่รวมถึงเชื้อโรคที่ทำให้เกิดโรคจากแมลง สัตว์และมนุษย์ โดยสาเหตุของโรคพืชสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือ

1. โรคพืชที่ไม่มีการติดเชื้อ เกิดจากสิ่งที่ไม่มีชีวิต เช่น การขาดธาตุอาหาร สภาพดินที่กรดหรือด่างมากเกินไป สภาพอากาศที่เย็นหรือร้อนมากเกินไป ตลอดจนความชื้นและแสงมากหรือน้อยเกินไป เป็นต้น

2. โรคพืชที่มีการติดเชื้อ คือโรคพืชที่มีสาเหตุเกิดจากเชื้อรา เชื้อแบคทีเรีย เชื้อไวรัส หรือไวรัสมาโยโคพลาสมา เป็นต้น

สำหรับในงานวิจัยนี้ทำการพิจารณาโรคพืชที่มีการติดเชื้อที่มีสาเหตุเกิดจากเชื้อราเนื่องจากโรคพืชประมาณ 80% มีสาเหตุมาจากเชื้อรา

โรคพืชที่เกิดจากเชื้อรา (Fungi)

เชื้อราเป็นพืชชั้นต่ำที่ไม่มีคลอโรฟิลล์ (ไฟโรจน์ จ้วงพานิช, 2525) ดำรงชีวิตอยู่ได้โดยการรับอาหารจากพืชหรือสัตว์อื่น มีลักษณะโดยทั่วไปเป็นเส้นใยที่แตกกิ่งก้านสาขาและไม่สามารถจำแนกออกได้ว่า ส่วนไหนเป็นลำต้น ราก หรือใบ เท่าที่พบมีมากกว่า 100,000 ชนิด ส่วนใหญ่จะเป็นพวก แซโปรไฟต์ ที่อาศัยซากพืชซากสัตว์ แต่ก็มีหลายชนิดที่อาศัยอยู่บนพืชที่มีชีวิตซึ่งเป็นสาเหตุของโรคพืช โดยเชื้อราสามารถขยายพันธุ์ได้ทั้งแบบไม่ใช้เพศและแบบใช้เพศ การขยายพันธุ์แบบไม่ใช้เพศ มีวิธีการขยายพันธุ์หลายวิธี เช่น การหักของเส้นใย (fragmentation) การแบ่งแยกเซลล์ (fission) การแตกหน่อ (budding) และการสร้างสปอร์แบบไม่ใช้เพศ (asexual spore) การขยายพันธุ์แบบไม่ใช้เพศมักเกิดขึ้นภายใต้สภาพแวดล้อมที่เหมาะสมต่อการเจริญของเชื้อราและพืช เชื้อราจะสร้างหน่วยขยายพันธุ์ขึ้นเป็นจำนวนมาก เพื่อใช้ในการแพร่ระบาด ส่วนการขยายพันธุ์แบบใช้เพศนั้น เป็นการขยายพันธุ์โดยมีการรวมตัวของเซลล์เพศ 2 เซลล์เพศและสุดท้ายก็ได้สปอร์แบบใช้เพศ (sexual spore) สปอร์แบบใช้เพศมักจะถูกสร้างขึ้นภายใต้สภาพแวดล้อมที่ไม่เหมาะสมเพื่อเชื้อราสาเหตุสามารถอยู่ข้ามฤดูแล้งได้ นอกจากนี้เชื้อราสาเหตุจะอาศัยภายในพืชอาศัยที่เป็นโรคแล้ว ยังสามารถหลบอาศัยอยู่ภายในรากพืช ซากสัตว์ ที่ทับถมในดิน ในเมล็ดพืชและในพืชอาศัยนอกฤดูปลูก การเข้าทำลายพืชของเชื้อรามักทำลายโดยวิธีหลายวิธี เชื้อราสาเหตุบางชนิดใช้เส้นใยที่งอกจากสปอร์แทงเข้าทางผิวของพืชโดยตรง บางชนิดใช้เส้นใยแทงเข้าทางบาดแผล ทางช่องเปิดธรรมชาติของพืช เช่น ปากใบ ช่องเปิดปลายใบและรอยแตกตามลำต้นและรากพืช การเข้าไปอยู่ในเนื้อเยื่อพืชจะอาศัยอยู่ภายในเซลล์พืชและอาศัยอยู่ตามช่องว่างระหว่างเซลล์ทำให้พืชแสดงลักษณะอาการของโรคปรากฏออกมาให้เห็น

ความเสียหายของโรคพืช

เมื่อโรคพืชเกิดขึ้นกับพืชปลูกแล้ว มักจะเกิดผลเสียหายมากมาย ความเสียหายที่เกิดขึ้นพอจะสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. โรคพืชสามารถทำให้เกษตรกรต้องเสียค่าใช้จ่ายและแรงงานเพิ่มขึ้น เมื่อมีโรคพืชเกิดระบาด เกษตรกรต้องสูญเสียค่าใช้จ่ายในการซื้อเครื่องมือ สารเคมีเพื่อนำมาใช้ในการป้องกันกำจัดโรคพืช นอกจากนี้ต้องสูญเสียค่าแรงงานเพิ่มขึ้นเป็นผลให้ต้นทุนในการผลิตสูงขึ้น ซึ่งในปัจจุบันประเทศไทยสั่งซื้อสารกำจัดโรคพืชปีละพันพันล้านบาทจากต่างประเทศ

2. โรคพืชทำลายแหล่งเพาะปลูกพืช โรคพืชบางโรคเกิดการแพร่ระบาดมากจนทำให้เกษตรกรต้องเปลี่ยนสถานที่ปลูกพืชหรือปลูกพืชอื่นทดแทนดังได้เคยปรากฏมาแล้วในอดีต

3. โรคพืชทำให้ผลผลิตลดลง โรคพืชบางโรคเมื่อเกิดการแพร่ระบาดแล้วทำให้ผลผลิตลดลงอย่างมากจนบางครั้งอาจทำให้ไม่ได้ผลผลิต

4. โรคพืชทำให้ผลผลิตด้อยคุณภาพและราคา โรคพืชบางชนิดอาจไม่กระทบกระเทือนต่อขนาดและน้ำหนักของผลผลิตมากนัก แต่ทำให้ผลผลิตนั้นไม่น่ารับประทาน จำหน่ายไม่ได้ราคา

5. โรคพืชอาจเป็นก่อให้เกิดอันตรายส่งผลกระทบต่อสุขภาพและชีวิตมนุษย์ สัตว์เลี้ยง เช่น เชื้อรา *Aspergillus flavus* ที่ขึ้นอยู่ตามเมล็ดธัญพืช ถั่วลิสง ราชปะเภทนี้สามารถผลิตสารพิษ แอลฟา-ทอกซิน (Alfa-toxin) ถ้ามนุษย์หรือสัตว์รับประทานอาหารที่มีราชนิดนี้ จะเป็นสาเหตุของโรคต่าง ๆ ได้

2.3 ความสำคัญขององุ่น

จากความเสียหายของผลผลิตทางการเกษตรอย่างมากมายอันเนื่องมาจากโรคของพืช ในงานวิจัยนี้จึงทำการศึกษาลักษณะการเกิดโรคพืชที่สำคัญต่อพืชเศรษฐกิจ ซึ่งในที่นี้คือ องุ่น เนื่องจากองุ่น (*Vitis vinifera* Linn) เป็นไม้ผลเศรษฐกิจที่นิยมปลูกกันอย่างแพร่หลายทั่วโลก สามารถปลูกได้ทั้งในเขตร้อน เขตหนาวและเขตอบอุ่น (นันทกร บุญเกิด, 2543) สำหรับการผลิตองุ่นในประเทศไทยในปี 2541 ประเทศไทยมีพื้นที่ปลูกองุ่นประมาณ 16,981 ไร่ ผลผลิตทั้งหมดประมาณ 31,677 ตัน/ปี ผลผลิตเฉลี่ย 2.4 ตัน/ไร่ ข้อมูลในการผลิตองุ่นรับประทานผลสดพันธุ์ที่นิยมปลูกได้แก่ พันธุ์ไวท์มะละกาและพันธุ์คาร์ดินัล มีผลผลิตทั้งประเทศประมาณ 27,556 ตัน (กรมส่งเสริมการเกษตร, 2542) องุ่นพันธุ์อื่น ๆ ที่นิยมปลูกเพื่อรับประทานผลสด ได้แก่ Kyoho, Beauty Seedless, Early Muscat และ Carolina Blackrose และองุ่นทำไวน์ที่นิยมปลูกได้แก่ องุ่นพันธุ์ Chenin blanc และ Shiraz มีผลผลิตทั้งประเทศประมาณ 4,043 ตัน องุ่นนอกจากรับประทานผลสดและทำไวน์แล้วยังสามารถใช้ประโยชน์ได้ในหลายลักษณะ เช่น ทำน้ำผลไม้ แยม ลูกเกดและบรันดี เป็นต้น ดังนั้นการปลูกองุ่น จึงมีการขยายพื้นที่ปลูกออกไปอย่างกว้างขวาง ซึ่งเมื่อมีการ

ขยายพื้นที่ปลูกมากขึ้นก็ย่อมมีปัญหาเกิดขึ้น ปัญหาที่สำคัญที่สุดของการผลิตองุ่นคือ การแพร่ระบาดของโรค องุ่นเป็นพืชชนิดหนึ่งที่มีโรคจำนวนมากเข้าทำลาย อาทิเช่น โรคราสนิม (rust) มีสาเหตุเกิดจากเชื้อ *Physopella ampelopsidis* และโรคสแคบ (scab) หรือ อีบุบ หรือแอนแทรคโนส ที่มีสาเหตุเกิดจากเชื้อ *Sphaceloma ampelinum* (กรรณิการ์ เพียนพัคค์ร์ และคณะ, 2533) เป็นต้น การแก้ไขปัญหานั้นองุ่นส่วนใหญ่มักกระทำหลังจากที่มีการระบาดของโรคอย่างรุนแรงแล้ว ซึ่งมักจะไม่ได้ผลเนื่องจากเป็นช่วงฤดูฝนทำให้ฉีดพ่นสารเคมีลำบากหรือเกิดการฉีดยาของเชื้อ

ดังนั้นเมื่อพิจารณาปริมาณและคุณภาพทางผลผลิตการค้นหาลักษณะอาการของโรคพืชในระยะเริ่มแรกจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งเพื่อความเตรียมพร้อมสำหรับระยะเวลาในการควบคุม ดูแลรักษา ควบคุมเสียหายทางผลผลิตและเพิ่มรายได้ทางเกษตรกรรม

2.3.1 ลักษณะอาการของโรคใบองุ่น

ต้นองุ่นสามารถแสดงให้เห็นถึงลักษณะอาการผิดปกติต่าง ๆ ที่ส่งผลเสียต่อสุขภาพ ความแข็งแรงและปริมาณผลผลิตขององุ่นได้ สำหรับการจำแนกประเภทลักษณะอาการการเกิดโรคในบางกรณีมีกระบวนการทดสอบที่ต้องสูญเสียค่าใช้จ่ายสูงและอาจเป็นอันตรายได้

สำหรับงานวิจัยนี้จะทำการพิจารณาลักษณะอาการการเกิดโรคที่สำคัญขององุ่น (เดือนใจ กาหลง, 2545) ซึ่งจะทำการพิจารณาโรคของใบองุ่นที่เกิดจากเชื้อราเนื่องจากมีคุณลักษณะเฉพาะของโรคที่ชัดเจนและสามารถพิจารณาลักษณะอาการของโรคได้จากภาพถ่ายดิจิทัล เพื่อทำการควบคุม ดูแลรักษา อาการของโรคตั้งแต่ระยะเริ่มแรก

1. โรคสแคบ (Scab)

สาเหตุของโรค เกิดจากเชื้อรา : *Elsinoe ampelina* หรือ *Sphaceloma ampelinum*
การแพร่ระบาด โดยลมและฝนช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่งและเถา เข้าสู่ช่องุ่นและทำลายได้ง่ายเมื่อผลองุ่นเป็นแผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่ง เชื้อบนเศษซากพืชภายในสวนหรือบริเวณข้างเคียงทำให้ยอดเน่าดำเป็นโรครุนแรง

สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคจะเกิดอาการรุนแรงในสภาพอากาศร้อนชื้นและมีฝนตกชุก

ลักษณะอาการ มีลักษณะเป็นจุดสีน้ำตาลดำขอบแผลสีเข้ม เกิดกระจัดกระจาย ทำให้ใบอ่อนหงิกงอเนื่องจากเนื้อเยื่อตาย การเจริญของผิวใบไม่สม่ำเสมอ ใบที่แก่มีกแตกกลางจุด ทำให้เนื้อเยื่อที่แห้งฉีกยุ่ยทำให้บริเวณกลางจุดเป็นรู ซึ่งจุดดำอาจเชื่อมกันทำให้ลักษณะใบไหม้แห้งตายและจะแพร่ระบาดได้ดีทางลมและฝนซึ่งจะช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่งและเถา เข้าสู่ช่องุ่นและทำลายได้ง่ายเมื่อผลองุ่นเป็นแผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่ง เชื้อบนเศษซากพืชภายในสวนหรือบริเวณข้างเคียงทำให้ยอดเน่าดำเป็นโรครุนแรง



รูปที่ 2.1 ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น

2. โรคราสนิม (Rust)

สาเหตุของโรค เกิดจากเชื้อรา : *Physopella ampelopsidi* หรือ *Phakopsora ampelopsidis*
การแพร่ระบาด สปอร์ของเชื้อแพร่ระบาดทางลมและฝน

สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคเกิดได้ดีในเขตอากาศอบอุ่นที่มีความชื้นสูงและอุณหภูมิไม่ร้อนมากนัก การใช้สารเคมีป้องกันกำจัดโรคราสนิมด้วยเมตาแลกซิด (Metalaxyl) เพียงอย่างเดียวเป็นระยะเวลานานจะทำให้โรคราสนิมระบาดได้มากขึ้น

ลักษณะอาการ ใบองุ่นเป็นจุดสีเหลืองเล็ก ๆ ด้านบนใบ จุดเกิดเป็นกลุ่ม ๆ หรือกระจัดกระจายทั่วไป ด้านใต้ใบจะมีกลุ่มเชื้อราสีเหลืองส้ม เมื่อแตะดูจะติดมือได้ง่าย โรคราสนิมระบาดได้รวดเร็ว ทำให้ใบแห้งและร่วงหล่น ระยะแรก ๆ จะพบกับใบแก่และต่อมาจะเข้าทำลายระยะใบอ่อน โรคชนิดนี้พบกับต้นองุ่นที่ห่างจากการฉีดพ่นสารป้องกันกำจัดเชื้อรา ยอดองุ่นที่เป็นตอป่า บริเวณโคนต้นที่ไม่ได้รับสารเคมีมักพบโรคราสนิมมาก

การป้องกันกำจัด ควบคุมตัดแต่งให้กิ่งองุ่นโปร่ง เพื่อให้ฉีดพ่นสารเคมีป้องกันกำจัดเชื้อราได้ทั่วถึง ทำลายยอดองุ่นป่าจากต้นตอใต้พุ่มต้นซึ่งจะเป็นแหล่งแพร่ระบาดของโรค หลีกเลี่ยงการใช้สารเมตาแลกซิดจำนวนมากซึ่งจะทำให้โรคราสนิมระบาดได้มากขึ้นและทำให้ควบคุมโรคนี้ได้ยาก



รูปที่ 2.2 ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น



รูปที่ 2.3 ลักษณะปกติของใบองุ่น

2.3.2 รูปลักษณะของใบองุ่น

ใบ (Leaf) เป็นส่วนที่ติดกับยอดอ่อนโดยมีก้านใบ (petiole) อยู่ระหว่างกลาง ลักษณะแบนคล้ายฝ่ามือ มีเส้นใบ 5 เส้น ออกมาจากก้านใบ ขอบใบมีลักษณะเป็นหยักคล้ายฟันเลื่อย (serration) มีส่วนเว้าที่โคนใบเรียกว่า ไชนัส (sinus) หรือจุมูกใบ มีรูปร่างลักษณะต่าง ๆ กัน ขึ้นกับพันธุ์ขององุ่น ผิวของใบองุ่นมีลักษณะต่าง ๆ คือ เรียบ (smooth) ขรุขระ (rugose) ลักษณะเว้า (pinched closed concave) ลักษณะโค้งนูน (rolled over or convex) เนื่องจากพันธุ์องุ่นที่ทำการเพาะปลูกภายในฟาร์มมหาวิทยาลัยมีจำนวนพันธุ์ที่หลากหลาย แต่ลักษณะรูปร่างใบองุ่นจะมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันเพียง 3 ลักษณะได้แก่ ใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ ใบรูปร่างสามแฉก ใบรูปร่างห้าแฉก ดังแสดงในรูปที่ 2.4



(ก) ลักษณะใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ



(ข) ลักษณะใบรูปร่างสามแฉก



(ค) ลักษณะใบรูปร่างห้าแฉก

รูปที่ 2.4 ลักษณะรูปร่างใบองุ่น

2.4 การประมวลผลภาพ

การประมวลผลภาพ มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพเพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้นและเพื่อเตรียมข้อมูลจาก (scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ ขบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็น 3 ขบวนการ คือ ขบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพ

และการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณของภาพ เป็นต้น ขบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมาและขบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ

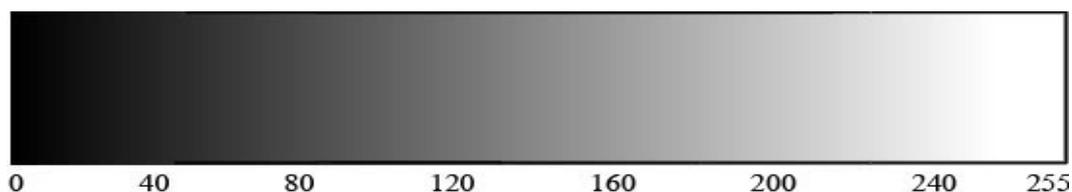
2.4.1 แบบจำลองระดับเทา (gray scale model)

ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย $f(x,y)$ โดยที่ขนาดของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) คือค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้น ๆ โดยที่ค่า $f(x,y)$ จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ซึ่งสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (illumination component : $i(x,y)$) และองค์ประกอบการสะท้อนของแสง (reflectance component : $r(x,y)$) โดยที่ $f(x,y)$ เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสองดังสมการที่ 2.1

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \quad (2.1)$$

โดยที่ $i(x,y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด ส่วน $r(x,y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ f เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียว ดังนั้นความเข้มของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) เรียกว่าระดับเทา (gray level : l) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วง

$$L_{\min} \leq l \leq L_{\max} \quad (2.2)$$

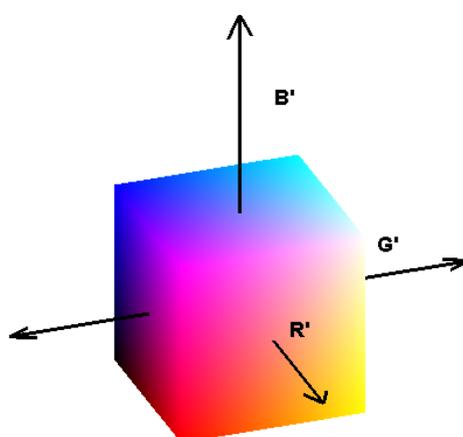


รูปที่ 2.5 ค่าระดับเทา

เรียกช่วง $[L_{\min}, L_{\max}]$ ว่าสเกลระดับเทา (gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น $[0, L]$ โดยที่ l เป็นศูนย์ คือจุดภาพที่มีสีดำและที่ l เท่ากับ L คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า l ระหว่างนี้ จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.5

2.4.2 แบบจำลองสี RGB

แบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (red : R) สีเขียว (green : G) และสีน้ำเงิน (blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนดังแสดงในรูปที่ 2.6 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพดิจิทัล นิยมใช้แบบจำลองสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ ดังนั้น แบบจำลองสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ



รูปที่ 2.6 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB

2.4.3 แบบจำลองสี HSV

แบบจำลองสี HSV เป็นแบบจำลองสีที่พัฒนาขึ้นเพื่อเป็นทางเลือกในการกำหนดสี โดยแบบจำลองสี HSV จะให้ความหมายที่ดีกว่าเมื่อกกล่าวถึงสีต่าง ๆ ในเชิงศิลปะ เช่น เมื่อกกล่าวถึงสีเหลืองในทางศิลปะจะมีความแตกต่างกัน เมื่อพิจารณาสีเหลืองอ่อน สีเหลืองแก่ หรือสีน้ำตาลว่ามีความแตกต่างกันอย่างไร จะพบว่าทุกสีคือสีเหลืองนั่นเอง แต่มีระดับความเข้มหรือมีความอิ่มตัวที่ต่างกัน ดังนั้นการกำหนดสีของแบบจำลองสี HSV จึงให้ความรู้สึกที่เข้าใจได้มากกว่าสำหรับมนุษย์แบบจำลองสี HSV ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า H คือ ค่าสีต้น หรือสีที่มีความแตกต่างออกไปตามความถี่ของแสง เช่น แดง เหลือง เขียว น้ำเงิน หรือม่วง เป็นต้น (pure color)

ค่า S คือ ความอิ่มตัวสี เป็นตัวบ่งบอกระดับสีเมื่อเทียบกับค่าสีต้น เช่น สีแดงและสีชมพูกล่าวคือ สีชมพูคือสีแดงนั่นเองแต่สีชมพูมีความอิ่มตัวสีที่น้อยกว่าหรือมีสีขาวเป็นส่วนผสม

ค่า V คือ ระดับความสว่างของสีที่มีค่าสีสันและความอิ่มตัวสี เท่ากับค่าใด ๆ โดยที่ระดับความสว่างต่ำสุดหมายถึงสีดำ ไม่ว่าจะ มี ค่าสีสัน หรือค่าความอิ่มตัวสีเท่าใดและระดับความสว่างสูงสุด หมายถึงสีขาวซึ่งเป็นสีที่สว่างที่สุดของค่าสีสันและค่าความอิ่มตัวนั้น ๆ

แบบจำลองสี HSV นี้สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.3-2.6

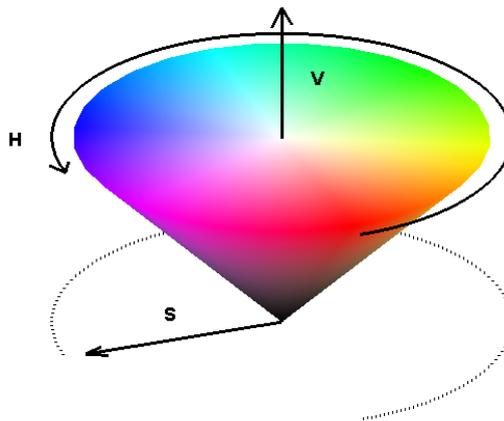
$$H = \begin{cases} H_1 & \text{ถ้า } B \leq G \\ 360^\circ - H_1 & \text{ถ้า } B > G \end{cases} \quad (2.3)$$

โดยที่

$$H_1 = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)(R-G) + (R-B)(G-B)}} \right\} \quad (2.4)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (2.5)$$

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (2.6)$$



รูปที่ 2.7 แบบจำลองสี HSV

2.4.4 แบบจำลองสี CIE L*a*b

แบบจำลองสี CIE L*a*b ได้พัฒนาแบบจำลองโดย CIE (Commission International de l'Eclairage) เพื่อเป็นมาตรฐานการวัดสีที่ครอบคลุมทุกแบบจำลองสี ทั้ง RGB และ CMYK และสามารถใช้ได้กับสีที่เกิดจากอุปกรณ์ทุกประเภท อาทิเช่น จอคอมพิวเตอร์ เครื่องพิมพ์ เครื่องสแกน เป็นต้น สำหรับค่าสีของแบบจำลองสี CIE L*a*b คือ การแยกสี แดง เขียวและน้ำเงินตามแม่สีของแบบจำลองสี RGB ซึ่งช่วงค่าสีของแบบจำลองสี CIE L*a*b มีความกว้างมากกว่าแบบจำลองสี RGB และค่อนข้างเที่ยงตรง โดยแบบจำลองสี CIE L*a*b ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า L* คือ ระดับความสว่าง มีค่า 0 – 100

ค่า a* คือ ระดับของสีจากสีเขียวไปถึงสีแดง มีค่า -120 ถึง +120

ค่า b* คือ ระดับของสีจากสีน้ำเงินไปถึงสีเหลือง มีค่า -120 ถึง +120

ซึ่งแบบจำลองสี CIE L*a*b สามารถหาได้จากการแปลงแบบจำลองสี RGB โดยเริ่มจากการแปลงแบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองสี XYZ ดังสมการที่ 2.7

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.049 & 0.310 & 0.200 \\ 0.177 & 0.813 & 0.011 \\ 0.000 & 0.010 & 0.990 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

จากนั้นจึงนำค่าแบบจำลองสี XYZ มาทำการแปลงเป็นแบบจำลองสี CIE L*a*b ดังสมการที่ 2.8-2.10

$$L^* = 116f(Y/Y_n)^{1/3} - 16 \quad (2.8)$$

$$a^* = 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \quad (2.9)$$

$$b^* = 200[f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \quad (2.10)$$

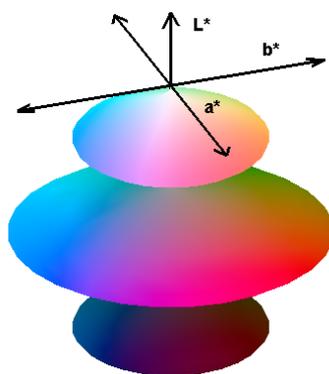
กำหนดให้

$$f(t) = t^{1/3} \text{ เมื่อ } t > 0.008856$$

สำหรับกรณีอื่นกำหนดให้

$$f(t) = 7.787t + (16/116)$$

สำหรับค่าของ $X_n = 95.05$ $Y_n = 100$ และ $Z_n = 108.88$ ซึ่งเป็นค่าจุดสีขาว (white point)



รูปที่ 2.8 แบบจำลองสี CIE L*a*b

2.4.5 แบบจำลองสี CIE L*u*v

แบบจำลองสี CIE L*u*v เป็นแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นโดย CIE ซึ่งเป็นอีกรูปแบบหนึ่งที่สามารถสื่อความหมายและสอดคล้องกับการแสดงความรู้สึกของมนุษย์ได้ ซึ่งแบบจำลองสี CIE L*u*v ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า L^* คือ ระดับความสว่าง

ค่า u^* คือ ระดับสี

ค่า v^* คือ ระดับสี

การแปลงค่าจากแบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองสี CIE L*u*v จะต้องทำการแปลงค่าจากแบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองสี XYZ ดังสมการที่ 2.7 จากนั้นจึงนำค่าแบบจำลองสี XYZ มาทำการแปลงเป็นแบบจำลองสี CIE L*u*v ดังสมการที่ 2.11–2.13

$$L^* = 116f(Y/Y_n)^{1/3} - 16 \quad (2.11)$$

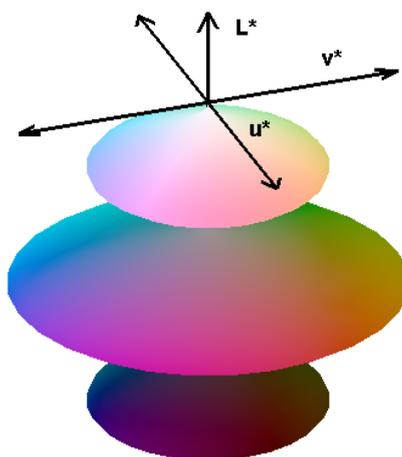
$$u^* = 13(L^*)(u' - u'_0) \quad (2.12)$$

$$v^* = 13(L^*)(v' - v'_0) \quad (2.13)$$

โดยที่

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}$$

$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z}$$



รูปที่ 2.9 แบบจำลองสี CIE L*u*v

2.4.6 แบบจำลองสี YCbCr

แบบจำลองสี YCbCr เป็นแบบจำลองสีที่เป็นมาตรฐานในการใช้งานดิจิทัลวิดีโอ โดยแบบจำลองสีนี้มีความไวต่อการรับรู้ต่อสายตามนุษย์ ในส่วนของการส่องสว่าง (luminance) ของภาพมากกว่าในส่วนของแสงอิมิตัว (chrominance) โดยแบบจำลองสี YCbCr ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

- ค่า Y คือ ระดับความเข้มของแสงสว่าง
- ค่า Cb คือ ระดับความอิมิตัวสีขององค์ประกอบสีน้ำเงิน
- ค่า Cr คือ ระดับความอิมิตัวสีขององค์ประกอบสีแดง

โดยแบบจำลองสี YCbCr หาได้จาก การแปลงแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.14

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

2.4.7 แบบจำลองสี YIQ

แบบจำลองสี YIQ เป็นแบบจำลองสีที่เป็นมาตรฐานในการใช้งานแพร่ภาพสัญญาณโทรทัศน์ในระบบ NTSC (National Television Committee) และกล้องวิดีโอ ข้อดีอย่างมาของแบบจำลองสี YIQ คือ ข้อมูลระดับเทาจะแยกจากข้อมูลสี ดังนั้นข้อมูลสัญญาณจึงสามารถใช้ได้ทั้งชุดข้อมูลสีและชุดข้อมูลขาว ดำ ซึ่งแบบจำลองสี YIQ ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า Y คือ ระดับความเข้มของแสงสว่าง

ค่า I คือ ค่าสีส้ม

ค่า Q คือ ระดับความอิ่มตัวสี

โดยองค์ประกอบระดับความเข้มของแสงสว่างเป็นชุดข้อมูลระดับเทา ในขณะที่องค์ประกอบที่เหลือเป็นชุดข้อมูลสี แบบจำลองสี YIQ สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.15

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

ดังนั้นจะเห็นว่าสีเป็นองค์ประกอบที่สำคัญของการมองเห็นต่อสายตามนุษย์ ภายใต้เงื่อนไขการส่องสว่างของแสงปกติ (normal illumination) นั้นระบบการมองเห็นของมนุษย์จะมีความไวต่อการรับรู้ค่าสีมากกว่าค่าความสว่าง ซึ่งตามธรรมชาติสีของวัตถุที่ตามนุษย์สามารถรับรู้ได้นั้นเกิดจากการที่แสงสีนั้นส่องกระทบวัตถุ แต่วัตถุไม่สามารถดูดซึมแสงสีดังกล่าวได้

แสงสีที่มองเห็นจะทำให้เกิดความรู้สึกที่สำคัญอยู่ 3 ประการคือ เกิดความรู้สึกในเรื่องสีส้ม (hue) เกิดความรู้สึกในเรื่องการส่องสว่าง (brightness) และเกิดความรู้สึกในเรื่องแสงสีอิ่มตัว (saturation หรือ chroma) โดยความรู้สึกในเรื่องแสงสีจะทำให้สายตาสามารถแยกแยะออกได้ว่าแสงสีที่มองเห็นเป็นแสงสีแดงเข้ม สว่าง หรือมืด สำหรับความรู้สึกในเรื่องแสงสีอิ่มตัวนั้นจะทำให้สามารถรู้ความรู้สึกของแสงสีได้ว่าเป็นสีน้ำเงินชัดเจนหรือสีน้ำเงินจาง

จะเห็นว่าสีมีความสำคัญสำหรับการประมวลผลภาพ เนื่องจากสีสามารถอธิบายเอกลักษณ์ของวัตถุและถึงลักษณะของวัตถุจากเหตุการณ์ต่าง ๆ ได้ นอกจากนี้จากที่กล่าวไว้ข้างต้น มนุษย์ไม่สามารถแยกความแตกต่างของเฉดสีและระดับความสว่างจำนวนล้านเฉดสีได้ มนุษย์สามารถพิจารณาเปรียบเทียบความแตกต่างของระดับเฉดสีเพียง 12 เฉดสีเท่านั้น ด้วยสาเหตุนี้จึงเป็นเหตุผลสำคัญสำหรับการวิเคราะห์ภาพตามหลักการมองเห็นของมนุษย์

2.5 ตัวกรองกาบอร์

ตัวกรองกาบอร์ (Gabor filter) นำเสนอขึ้น โดยชาวฮังการีชื่อ Gabor (Gabor D, 1946) เป็นเทคนิคการแปลงเวฟเลขรูปแบบหนึ่ง ซึ่งใช้วิเคราะห์สัญญาณเพื่อให้ได้ข้อมูลทั้งทางเวลาและทางความถี่ ทำให้ทราบว่าความถี่นั้นเปลี่ยนแปลงอย่างไรและเมื่อใด นั่นคือ วิเคราะห์ว่า ณ ขนาดและทิศทางใด ๆ ขอบและเส้นที่ปรากฏในภาพจะมีการเปลี่ยนแปลงไปอย่างไร ส่งผลให้สามารถวิเคราะห์คุณลักษณะเบื้องต้นประกอบแต่ละคุณลักษณะได้เป็นอย่างดี

ตัวกรองกาบอร์ มีแนวคิดเริ่มต้นจากการพิจารณาระบบการมองเห็นของมนุษย์ว่าเป็นระบบที่จำแนกเบื้องต้นประกอบได้อย่างทันทวนดีเยี่ยม นำไปสู่การตั้งทฤษฎีการเข้าใจเบื้องต้นประกอบของมนุษย์ ซึ่งได้รับการสนับสนุนมากมายทั้งข้อมูลด้านจิตวิทยาและประสาท โดยงานวิจัยของ Kulikowski and Bishop (1981) ทำการทดลองกับแมว โดยวัดผลตอบสนองของเซลล์ประสาทรับรู้การมองเห็นพื้นฐานที่มีต่อสิ่งเร้า อันได้แก่ เส้น (bars) และขอบ (edges) ผลการทดลองพบว่าเซลล์ประสาทรับรู้การมองเห็นพื้นฐานของแมว มีความสามารถในการวิเคราะห์สัญญาณได้ดีทั้งด้านตำแหน่งและความถี่ จึงทดลองนำฟังก์ชันกาบอร์มาใช้แทนสัญญาณผลตอบสนองที่วัดได้ซึ่งประสบความสำเร็จเป็นอย่างดี ฟังก์ชันกาบอร์จึงมีคุณสมบัติเทียบพร้อมในการแทนสัญญาณผลตอบสนองของเซลล์ประสาทรับรู้การมองเห็นพื้นฐาน เนื่องจากนำเอาทฤษฎีการเข้าใจเบื้องต้นประกอบและระบบการมองเห็นของมนุษย์มาเป็นต้นแบบในการวิเคราะห์เบื้องต้นประกอบกล่าวได้ว่าตัวกรองกาบอร์เป็นแบบจำลองการคำนวณที่พัฒนามาจากการทดลองทางด้านชีววิทยาและจิตวิทยาที่เกี่ยวข้องกับระบบการมองเห็น ที่มีส่วนใกล้เคียงกับสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนม ทฤษฎีดังกล่าวมาจากการพิจารณาว่า โดยพื้นฐานแล้วข้อมูลภาพสามารถพิจารณาได้เป็น 2 แบบ คือ แบบที่หนึ่งพิจารณาในเชิงเวลา (spatial domain) มองภาพว่าเป็นที่รวมของจุดภาพต่าง ๆ แต่ละจุดภาพมีระยะห่างจากจุดเริ่มต้นแตกต่างกันและแบบที่สองพิจารณาเชิงความถี่ (spatial frequency domain) มองภาพว่าเป็นผลรวมของสัญญาณรูปไซน์ที่มีอยู่อย่างไว้ขอบเขตจำกัด โดยทำการพิจารณาภาพในเชิงเวลาและในเชิงความถี่เข้าด้วยกัน เพื่อค้นหาดินแดนที่มีเบื้องต้นประกอบแตกต่าง คล้ายคลึง หรือผิดเพี้ยนไปจากเดิม ดังนั้นตัวกรองกาบอร์ จึงเป็นเทคนิคที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายสำหรับการวิเคราะห์ภาพ โดยใช้สำหรับการวิเคราะห์ภาพในโดเมนความถี่ เพื่อทำการปรับปรุงภาพที่ทราบลักษณะเฉพาะใน

ตำแหน่งและทิศทางของความถี่ อาทิเช่น วิธีการตรวจจับจุดบกพร่องของเนื้องอกประกอบผลแอปเปิ้ล การตรวจจับลายนิ้วมือ การจดจำใบหน้าและการบีบอัดภาพ เป็นต้น ดังนั้นจะเห็นว่าการใช้งานอย่างกว้างขวางนำไปสู่การพัฒนาเทคนิคอัลกอริทึมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้งานที่มากขึ้น

ตัวกรองกาบอร์เป็นตัวกรองแบบแบนด์พาส สามารถอธิบายได้ด้วยฟังก์ชันผลตอบสนองอิมพัลส์ (Impulse Response Function : IRF) ซึ่งได้จากฟังก์ชันเกาส์เซียนมอดูเลตกับสัญญาณรูปเชิงซ้อนคลื่นไซน์ ฟังก์ชันกาบอร์ 2 มิติ พิจารณาได้ดังสมการที่ 2.16 และ 2.17 นำเสนอโดย Liu and Wechsler (2001) ซึ่งจะประกอบไปด้วยส่วนจริงหรือฟังก์ชันคู่ (even function) และส่วนจินตภาพหรือฟังก์ชันคี่ (odd function) ของตัวกรองกาบอร์ได้ตามรูปที่ 2.10

$$\psi_{\mu, \nu}(z) = \frac{\|k_{\mu, \nu}\|^2}{\sigma^2} e^{\left(-\frac{\|k_{\mu, \nu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right)} \left[e^{ik_{\mu, \nu} \cdot z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (2.16)$$

และ

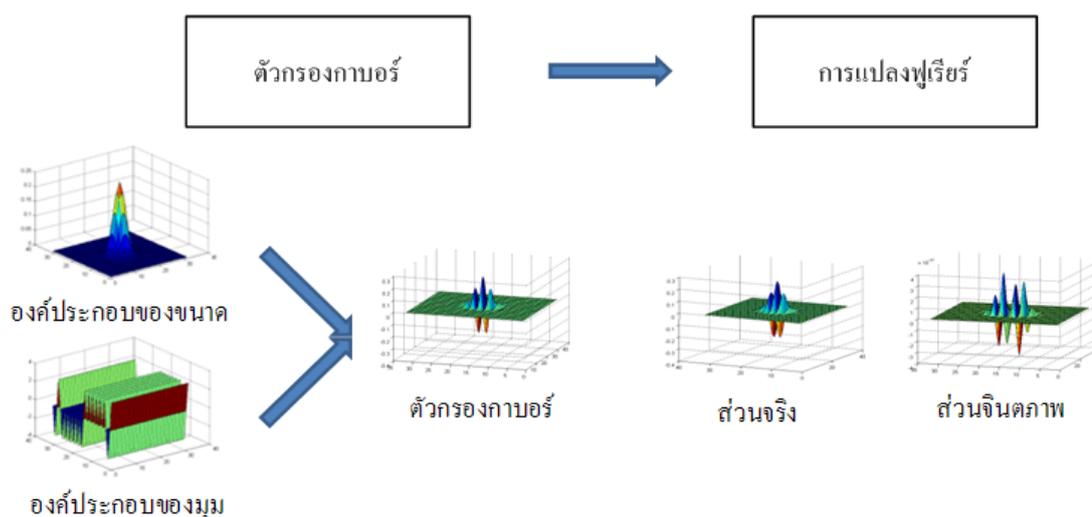
$$k_{\mu, \nu} = k_{\nu} e^{i\phi_{\mu}} \quad \text{โดยที่ } k_{\nu} = \frac{k_{\max}}{f^{\nu}} \quad \text{และ } \phi_{\mu} = \frac{\pi\mu}{8} \quad (2.17)$$

- โดยที่ μ, ν คือ ทิศทางและขนาดของตัวกรองกาบอร์
 z คือ คู่พิกัด x, y ของจุดภาพ
 $k_{\mu, \nu}$ คือ เวกเตอร์คลื่น
 k_{\max} คือ ค่าความถี่สูงสุด
 f คือ ปัจจัยระหว่างแก่นกลาง (kernels) ในโดเมนความถี่
 σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของขนาดเกาส์เซียน

ซึ่งแต่ละเคอร์เนลของตัวกรองกาบอร์เกิดจากผลคูณของ gaussian envelope และระนาบเชิงซ้อนของคลื่น จากสมการที่ 2.16 พจน์ของ $e^{ik_{\mu, \nu} \cdot z}$ เป็นส่วนการกวัดแกว่งของแก่นกลางและพจน์ของ $e^{-\sigma^2/2}$ เป็นการชดเชยค่าองค์ประกอบ DC ซึ่งอิทธิพลของค่าองค์ประกอบ DC จะไม่ส่งผลกระทบต่อส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของขนาดเกาส์เซียนซึ่งสามารถหาได้จากอัตราส่วนของความกว้างหน้าตาต่างเกาส์เซียนต่อความยาวคลื่น มีค่ามากเพียงพอ

คุณสมบัติของตัวกรองกาบอร์

1. ตัวกรองกาบอร์เป็นฟังก์ชันเดี่ยวเท่านั้นที่มีผลคูณระหว่างความไม่แน่นอนทางตำแหน่งกับความไม่แน่นอนทางความถี่มีค่าน้อยที่สุด นั่นคือ ตัวกรองกาบอร์สามารถระบุตำแหน่งที่ปรากฏในระนาบเชิงเวลาและระนาบเชิงความถี่พร้อมกันได้ ทำให้ตัวกรองกาบอร์สามารถออกแบบให้สามารถคัดเลือกความถี่ได้สูงในระนาบความถี่ ขณะเดียวกันยังสามารถระบุตำแหน่งในการแสดงได้อีกด้วย
2. รูปร่างของตัวกรองกาบอร์ คล้ายคลึงกับผลตอบสนองของเซลล์พื้นฐานในระบบการมองเห็นของมนุษย์
3. ตัวกรองกาบอร์เป็นแบนด์พาสฟิลเตอร์ ดังนั้นตัวกรองกาบอร์สามารถกำหนดคุณสมบัติพื้นฐานเพื่อสกัดย่านความถี่เฉพาะของภาพได้



รูปที่ 2.10 ลักษณะของตัวกรองกาบอร์

2.6 เทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนไอโซทรอปิก

การแพร่กระจายแบบแอนไอโซทรอปิก (anisotropic diffusion) เสนอโดย Perona and J. Malik. (1990) เป็นกระบวนการในการปรับเรียบ (smooth) สัญญาณรักษาข้อมูลขอบภาพ ปรับปรุงความต่าง (contrast) ของขอบภาพ ซึ่งกระบวนการปรับเรียบสัญญาณมีลักษณะการทำงานต่างจากตัวกรองแบบเกาส์เซียน เนื่องจากการแพร่กระจายแบบแอนไอโซทรอปิกจะไม่ทำการปรับเรียบสัญญาณข้ามขอบภาพ กระบวนการแพร่กระจายแบบแอนไอโซทรอปิกเป็นกระบวนการพื้นฐานในการปรับปรุงแบบจำลองเชิงเส้นของขนาด-พื้นที่ (linear scale-space) ซึ่งมีรูปแบบดังนี้คือ

$$I_t = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) = c(x, y, t)\Delta I + \nabla c \cdot \nabla I \quad (2.18)$$

โดยที่ I_t คือ พารามิเตอร์พื้นที่ที่เวลา t
 c คือ ค่าคงที่สัมประสิทธิ์การแพร่กระจายไม่ขึ้นกับตำแหน่งของพื้นที่
 $c(x, y, t)$ คือ สัมประสิทธิ์ตัวนำของกลุ่มพิกัด x และ y ที่เวลา t

ซึ่งสัมประสิทธิ์ตัวนำคือการพิจารณาเลือกฟังก์ชันเฉพาะที่ของขนาดฟังก์ชันความสว่างของเกรเดียนต์นั้นคือ

$$c(x, y, t) = g(\|\nabla I(x, y, t)\|) \quad (2.19)$$

โดยลักษณะความสว่างของขอบภาพจะขึ้นอยู่กับ การเลือกคุณสมบัติของฟังก์ชันเกรเดียนต์ ดังนั้นที่เวลา t เมื่อต้องการปรับเรียบภายในพื้นที่โดยไม่ทำการปรับเรียบที่ขอบภาพ สามารถกำหนดสัมประสิทธิ์ตัวนำเท่ากับ 1 ภายในแต่ละพื้นที่และเท่ากับ 0 ที่ขอบของภาพ ดังนั้นการปรับเรียบของภาพจึงเป็นการปรับเรียบในแต่ละพื้นที่ไม่ต่อเนื่องกัน ซึ่งไม่ส่งผลกระทบระหว่างพื้นที่เป็นผลให้ยังคงรูปแบบของเส้นขอบภาพได้ แต่เนื่องจากความไม่แน่นอนของเส้นขอบของพื้นที่ในแต่ละขนาด ดังนั้นจึงสามารถทำการประมาณตำแหน่งของเส้นขอบที่ดีที่สุดของขนาดขณะนั้นได้จากฟังก์ชันเวกเตอร์การประมาณ $E(x, y, t)$ ซึ่งมีคุณสมบัติดังนี้

1. $E(x, y, t) = 0$ สำหรับภายในแต่ละพื้นที่
2. $E(x, y, t) = Ke(x, y, t)$ สำหรับแต่ละจุดขอบภาพ

โดยที่ e คือ เวกเตอร์ตั้งฉากหนึ่งหน่วยไปยังจุดขอบภาพ (edge)
 K คือ ค่าความต่างเฉพาะที่ (local contrast) ซึ่งเป็นระดับความต่างของระดับความสว่างภายในภาพจากซ้ายและขวาของภาพ

ถ้าการประมาณ $E(x, y, t)$ สามารถใช้ประโยชน์สำหรับการเลือกค่าสัมประสิทธิ์ตัวนำของฟังก์ชัน $c = g\|E\|$ ของขนาด E ซึ่งขึ้นกับการลดลงของฟังก์ชัน $g(\cdot)$ ที่มีค่าบวกโดยที่ $g(0) = 1$ ดังแสดงในรูปที่ 2.11 กระบวนการแพร่กระจายโดยส่วนใหญ่เป็นการวัดตำแหน่งภายในพื้นที่และไม่ส่งผลกระทบต่อพื้นที่ขอบภาพเมื่อขนาด E มีค่ามาก

ความสำเร็จของกระบวนการแพร่กระจายขึ้นอยู่กับความแม่นยำในการประมาณ E ของตำแหน่งขอบภาพ อย่างไรก็ตามจากเงื่อนไขความแม่นยำการประมาณ E ต้องทำการคำนวณค่อนข้างมากและอัลกอริทึมมีความซับซ้อน ด้วยเหตุนี้จึงสามารถทำการประมาณตำแหน่งของขอบด้วยวิธีที่เรียบง่ายของฟังก์ชันความสว่างเกรเดียนท์คือ

$$E(x, y, t) = \nabla I(x, y, t) \quad (2.20)$$

นอกจากนี้ยังสามารถใช้วิธีการเชิงตัวเลขสำหรับการคำนวณการแพร่กระจายแบบแอนไอโซทรอปิก ซึ่งจากสมการที่ 2.18 สามารถทำการจัดให้อยู่ในรูปของระบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง 4 ทิศทาง (4-nearest-neighbors) คือ

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [C_N \cdot \nabla_N I + C_S \cdot \nabla_S I + C_E \cdot \nabla_E I + C_W \cdot \nabla_W I]_{i,j}^t \quad (2.21)$$

เมื่อ $0 \leq \lambda \leq 1/4$ สำหรับเสถียรภาพของวิธีการเชิงตัวเลข

และผลต่างของเพื่อนบ้านใกล้เคียง (nearest-neighbor differences) สามารถคำนวณได้ดังนี้คือ

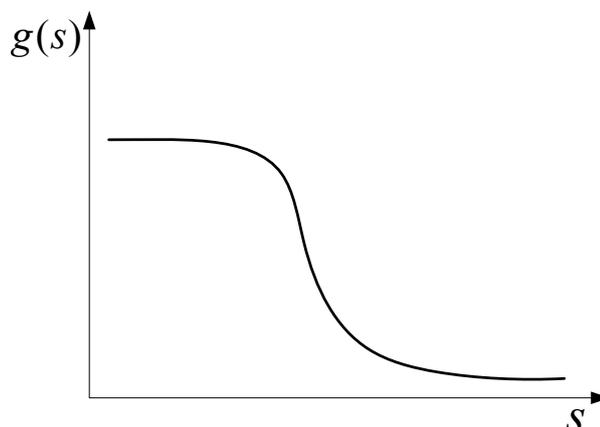
$$\nabla_N I_{i,j} \equiv I_{i-1,j} - I_{i,j} \quad (2.22)$$

$$\nabla_S I_{i,j} \equiv I_{i+1,j} - I_{i,j} \quad (2.23)$$

$$\nabla_E I_{i,j} \equiv I_{i,j+1} - I_{i,j} \quad (2.24)$$

$$\nabla_W I_{i,j} \equiv I_{i,j-1} - I_{i,j} \quad (2.25)$$

โดยที่ N คือ ทิศเหนือของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง
 S คือ ทิศใต้ของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง
 W คือ ทิศตะวันตกของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง
 E คือ ทิศตะวันออกของทิศทางเพื่อนบ้านใกล้เคียง



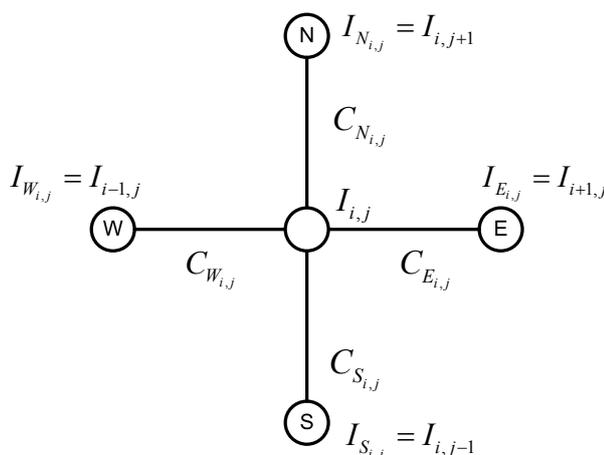
รูปที่ 2.11 การวิเคราะห์ทางรูปร่างแบบไม่เป็นเชิงเส้น $g(\bullet)$ ⁽¹⁾

หมายเหตุ : ⁽¹⁾ จาก “Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion,” โดย Perona, P. and Malik, J., 1990, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12, 629-639.

และสามารถพิจารณาเพิ่มเติมของขอบภาพ นั่นคือ การกำหนดให้สัมประสิทธิ์ตัวนำเท่ากับ 0 ที่พื้นที่ขอบภาพและเท่ากับ 1 ที่พื้นที่ภายในภาพที่ต้องการปรับเรียบ โดยสมการเกรเดียนต์สมการที่ 2.36 เป็นการพิจารณากระทำกับบริเวณที่มีความต่างระดับสูงมากกว่าบริเวณที่มีความต่างระดับต่ำซึ่งเป็นการพิจารณาเพื่อทำการปรับเรียบข้อมูลภายในภาพโดยที่ขอบภาพจะถูกทำการปรับเรียบน้อยมากเมื่อเปรียบเทียบกับ การปรับเรียบแบบตัวกรองเกาส์เซียนและสมการเกรเดียนต์สมการที่ 2.37 เป็นการพิจารณากระทำกับพื้นที่ที่มากกว่าพื้นที่น้อย ซึ่งเป็นการพิจารณาเพื่อทำการหาขอบภาพโดยที่ขอบภาพไม่เบลอหรือผิดเพี้ยนเมื่อเปรียบเทียบกับ การหาขอบภาพแบบแคนนี่ (canny edge)

$$g(\nabla I) = e^{-(\|\nabla I\|/K)^2} \quad (2.26)$$

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (2.27)$$



รูปที่ 2.12 โครงสร้างการคำนวณเชิงตัวเลขของการแพร่กระจายแบบ
แอนไอโซทรอปิกในระบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง 4 ทิศทาง⁽¹⁾

หมายเหตุ :⁽¹⁾ จาก “Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion,” โดย Perona ,P. and Malik,J., 1990,
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12, 629-639

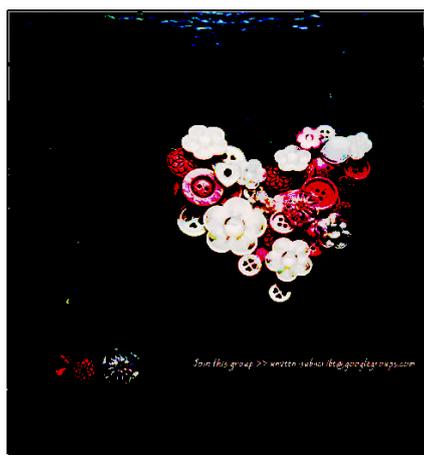
2.7 การแยกส่วนภาพ

ขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Gonzalez and Woods 2001) คือการแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่มและแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย หลักการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 หลักการ คือ การแยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพและการแยกส่วนของภาพตามความคล้ายกัน (similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพสำหรับงานวิจัยนี้ คือ การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (thresholding) ของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกภาพ (uniformity) ในรูปภาพออกเป็นส่วน ๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold criterion : T) ซึ่งแสดงดังสมการที่ 2.28 เมื่อ T เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน $f(x, y)$ เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y) และ $A(x, y)$ แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.28)$$

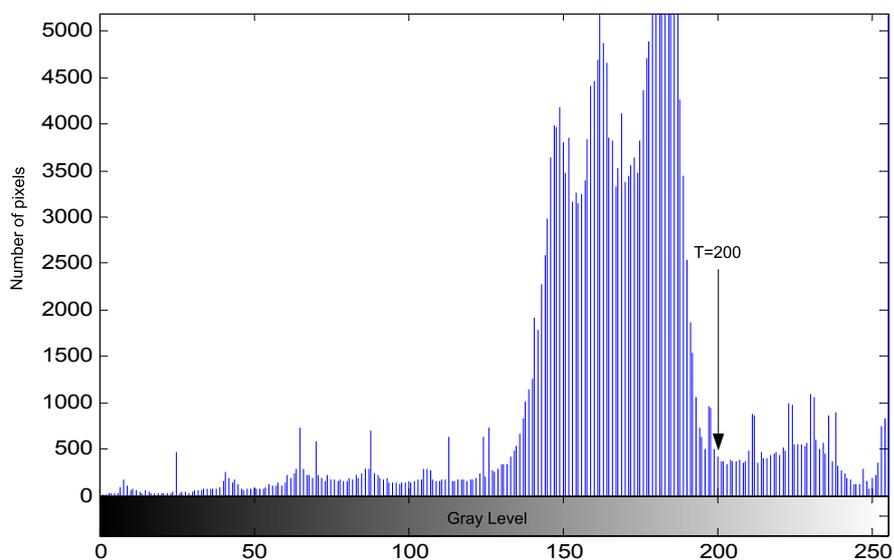
ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว $g(x, y)$ มีค่าดังสมการที่ 2.29

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{ถ้า } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.29)$$



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว



(ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา

รูปที่ 2.13 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ

ค่าของฟังก์ชัน T สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

1) ขีดเริ่มเปลี่ยนวงกว้าง (global threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับค่าระดับเทาของแต่ละจุดภาพที่ (x, y) เท่านั้น

$$T = T\{f(x, y)\} \quad (2.30)$$

2) ขีดเริ่มเปลี่ยนเฉพาะที่ (local threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

$$T = T\{A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.31)$$

3) ขีดเริ่มเปลี่ยนพลวัต (dynamic threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับตำแหน่งจุดภาพ จุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.32)$$

2.8 การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง

กระบวนการแบ่งกลุ่มเป็นกระบวนการที่น่าสนใจและได้รับการพัฒนาอย่างรวดเร็ว โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อต้องการวิเคราะห์รูปร่างลักษณะของการจัดเรียงตัวของกลุ่มข้อมูลที่ต้องการแบ่งกลุ่มและเพื่อแสดงลักษณะเด่นของข้อมูลในแต่ละกลุ่มได้อย่างถูกต้อง

ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) ได้รับความสนใจอย่างมากสำหรับการจำแนกข้อมูล (classification) และการแบ่งกลุ่มข้อมูล (clustering) แต่เนื่องจากการจำแนกข้อมูลและการแบ่งกลุ่มข้อมูลมีข้อแตกต่างกัน คือ การแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นกระบวนการการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ระยะห่างระหว่างกลุ่มเป็นตัวแบ่งซึ่งสามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็นกลุ่มตามการจัดเรียงตัวของข้อมูล ขณะที่การจำแนกข้อมูล คือ การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ใช้กฎเกณฑ์ภายนอกซึ่งไม่จำเป็นต้องเข้ากับการจัดเรียงตัวของข้อมูลหรือไม่ หรืออาจกล่าวได้ว่าการแบ่งกลุ่มเป็นการแบ่งกลุ่มด้วยตัวเอง สำหรับการจำแนกข้อมูลเป็นการแบ่งกลุ่มที่มีผู้ฝึกสอนดังแสดงในรูปที่ 2.14

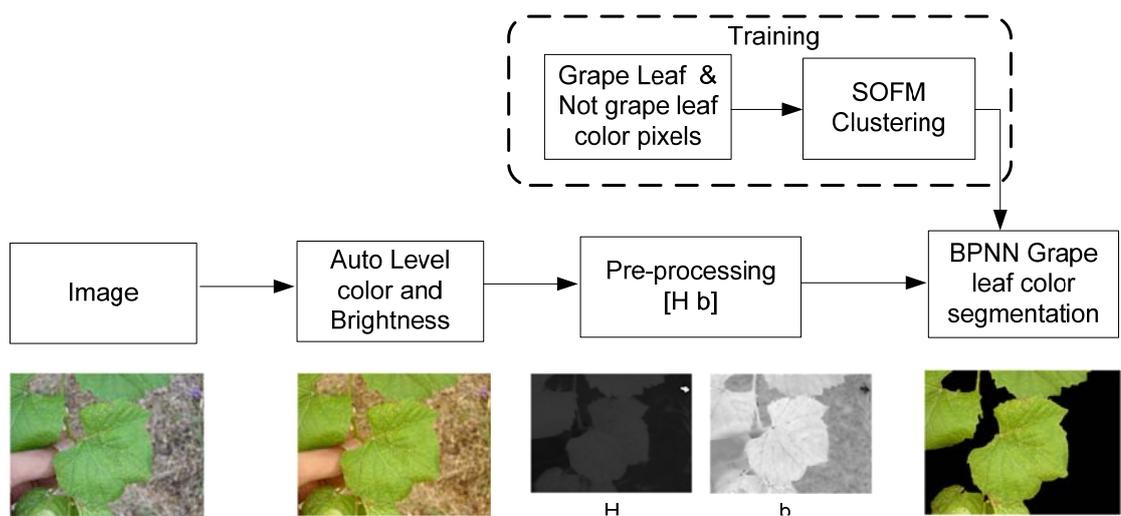
บทที่ 3

การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

3.1 กล่าวนำ

สำหรับในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง โดยทำการนำเสนอ การคัดแยกสีใบองุ่นจากภาพสีที่สามารถลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพ ความแตกต่างของ ช่วงเวลาที่ทำการบินที่ข้อมูลภาพ เช่น ช่วงเช้า ช่วงกลางวัน ช่วงมีดครีမ် เป็นต้น ข้อมูลภาพที่ได้ จากกล้องดิจิทัลในรุ่นที่แตกต่างกัน ความซับซ้อนของภาพพื้นหลัง ลักษณะการวางตัวของใบองุ่นที่ แตกต่างกัน ขนาดที่แตกต่างกันและจำนวนของข้อมูลใบองุ่นในภาพเท่ากับหรือมากกว่าหนึ่งใบได้ โดยอัตโนมัติ ซึ่งทำการวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพภายในสถานที่จริงของไร่องุ่น โดยการทำงานหลัก ของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ แแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map หรือ SOFM) และการคัดแยก ส่วนของสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network หรือ BPNN) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.2 โครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง



รูปที่ 3.1 โครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

การทำงานของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง โดยการกำหนดค่าเริ่มต้นเป็นจำนวนกลุ่มสีซึ่งก็คือจำนวนค่าน้ำหนักประสาทที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มสีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองเป็นการจัดกลุ่มสีลักษณะที่คล้ายกันให้รวมเป็นกลุ่มเดียวกันเพื่อใช้ในการแบ่งแยกสีที่เป็นสีใบบองุ่นและสีที่ไม่เป็นใบบองุ่นได้ง่ายขึ้นและการคัดแยกส่วนของสีใบบองุ่นออกจากภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นสีใบบองุ่นและกลุ่มที่ไม่เป็นสีใบบองุ่นซึ่งผ่านการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 3.1

3.3 การปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ

การปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพถือได้ว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญสำหรับการคัดแยก โดยปกติแล้วการถ่ายภาพดิจิทัลจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในสภาวะแวดล้อมกลางแจ้งที่ซับซ้อน เช่น พื้นดิน วัชพืช กลุ่มใบไม้ ท้องฟ้า ฟางข้าว เสา ก้อนหิน เป็นต้น ซึ่งสภาวะดังกล่าวจัดเป็นสภาวะแวดล้อมที่ไม่สามารถควบคุมได้ เป็นผลให้ข้อมูลของสีและแสงของวัตถุภายในภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทมีความแตกต่างกันตามประเภทของกล้องที่ใช้งาน นอกจากนี้ระดับความสว่างภายในภาพจากการบันทึกภาพในช่วงแสงแดดจ้า มีเมฆบางส่วน มีครีมี เป็นผลให้ลักษณะของแสงภายในภาพที่สะท้อนจากวัตถุแตกต่างกัน ซึ่งเมื่อต้องการคัดแยกข้อมูลที่ต้องการภายในภาพสีจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทก่อให้เกิดปัญหาของระดับสีและความสว่างของวัตถุที่แตกต่างกันในสภาวะแวดล้อมที่เหมือนกันทำให้การคัดแยกข้อมูลภายในภาพสีได้ผลไม่ดีนักเมื่อทำการเก็บข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาและเก็บข้อมูลภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภท ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทและในแต่ละช่วงเวลาแบบอัตโนมัติ โดยนำภาพต้นแบบมาทำการการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ แล้วจะสามารถหาความสัมพันธ์ในการปรับระดับสีและความสว่างดังสมการที่ 3.1-3.3 เมื่อทำการการปรับระดับสีและความสว่างแล้วนั้นจึงแปลงปริภูมิสีกลับจาก YIQ เป็น RGB

$$\mu_{im} = \frac{1}{m \times n} \sum_{n=1}^{m \times n} I(n) \quad (3.1)$$

$$\mu_{new} = \mu_{tar} - \mu_{im} \quad (3.2)$$

$$I_{new} = I(n) + \mu_{new} \quad (3.3)$$

โดยที่ $I(n)$ คือ ข้อมูลภาพระดับเทาของแต่ละระนาบปริภูมิสี YIQ
 μ_{im} คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่ต้องการปรับระดับสีและความสว่าง
 μ_{tar} คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพอ้างอิงและภาพระดับเทาที่มีเมทริกซ์ขนาด $m \times n$



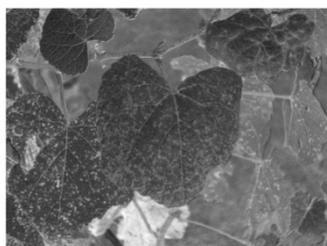
(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ



(ค) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5647

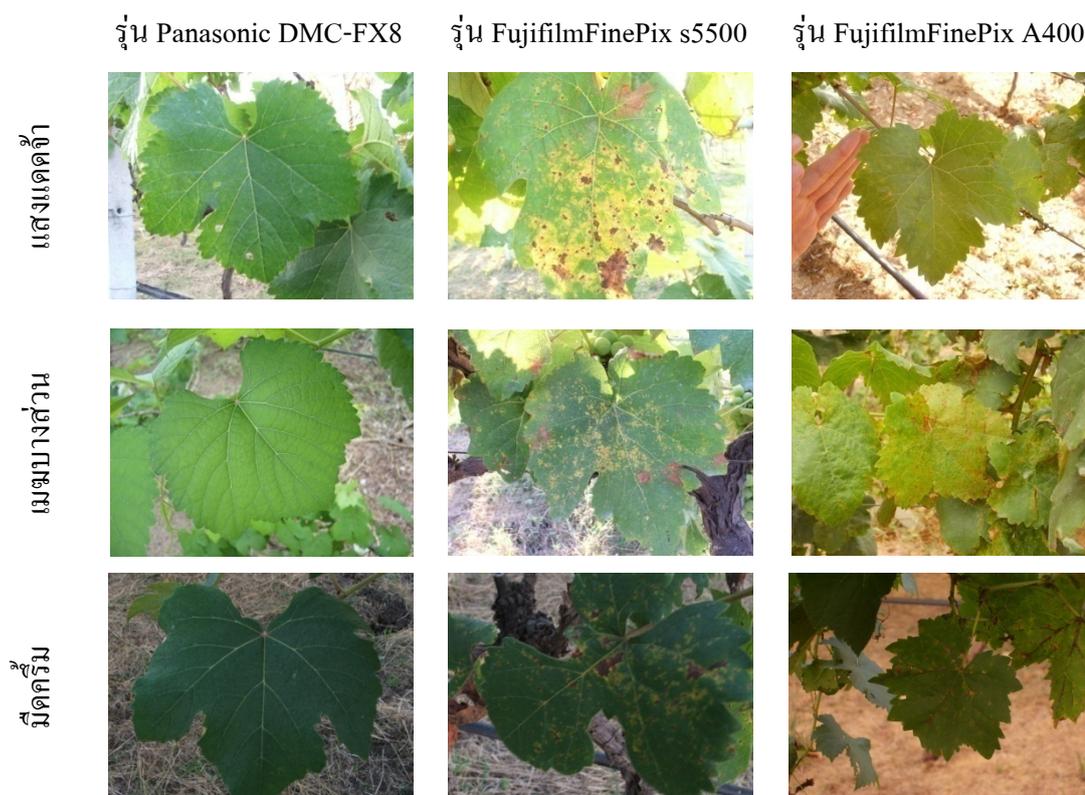


(ง) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.1212

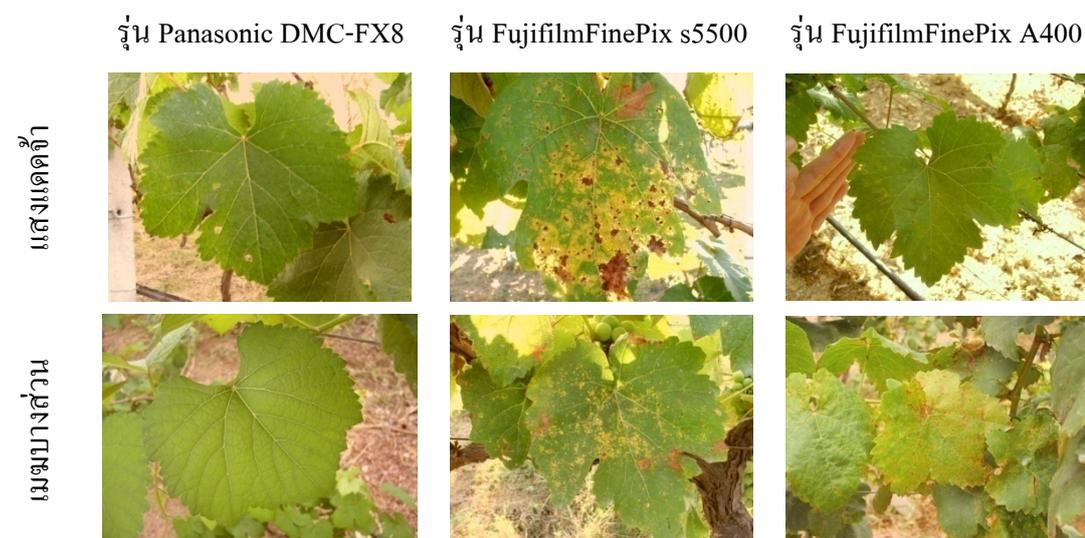


(จ) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ -0.1069

รูปที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับระดับสีและแสง



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างภาพต้นแบบจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา



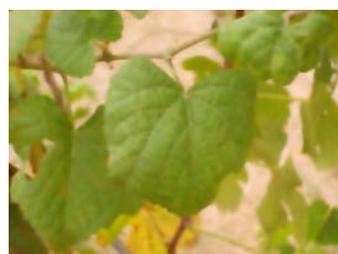
รูปที่ 3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา (ต่อ)

3.4 กระบวนการประมวลผลก่อน

กระบวนการนี้จะทำการลดขนาดภาพเพื่อลดเวลาในการประมวลผล โดยปรับขนาดภาพให้มีขนาด 426 x 568 จุดภาพ ซึ่งเป็นขนาดสามารถเห็นจุดโรคได้เพียงพอ จากนั้นทำการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก ซึ่งการทำให้ภาพเบลอโดยที่ขอบของใบองุ่นมีความผิดเพี้ยนน้อยและข้อมูลของจุดโรคจะถูกกลืนด้วยสีของใบองุ่นเพื่อรักษาข้อมูลของจุดโรคก่อนที่จะทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังดังแสดงในรูปที่ 3.5 และในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีใบองุ่น โดยมีจุดประสงค์ที่จะลดผลกระทบของสภาวะการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างในการพิจารณาการคัดแยกสีใบองุ่นและความแตกต่างทางด้านความเข้มของสีใบองุ่น จากนั้นจึงพิจารณาใช้ปริภูมิสี HSV และ CIE L*a*b แทนปริภูมิสี RGB ซึ่งสามารถกำจัดผลของความแตกต่างของความเข้มของสีใบองุ่นและลดข้อจำกัดของแสงสว่างได้ โดยจะเลือกค่า H และค่า b* เนื่องจากสามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังได้เป็นอย่างดี ดังแสดงในรูปที่ 3.6

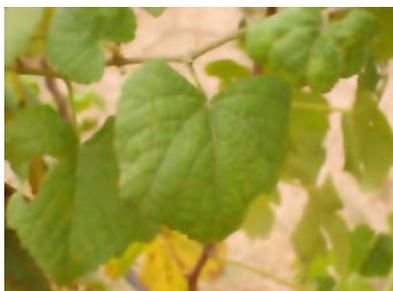


(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพที่ผ่านการปรับปรุงภาพ

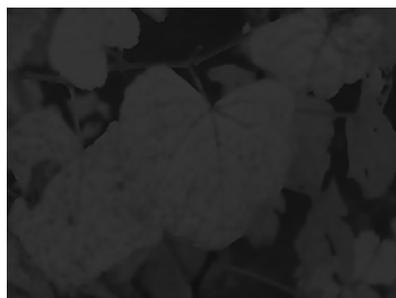
รูปที่ 3.5 กระบวนการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิไซโทรปิก



(ก) ภาพต้นแบบ



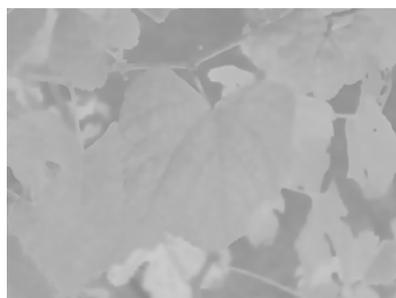
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น HSV



(ค) ช่อง H ของปริภูมิสี HSV



(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE L*a*b



(จ) ช่อง b* ของปริภูมิสี CIE L*a*b

รูปที่ 3.6 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

3.5 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีเบื้องต้นออกจากภาพพื้นหลัง

กระบวนการแบ่งกลุ่มสีสำหรับงานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map หรือ SOFM) ในการแบ่งกลุ่มสีภายในภาพ ซึ่ง SOFM ต้องมีการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น M ค่า เพื่อใช้แทนจำนวนกลุ่มสี M กลุ่มสีที่ต้องการแยกส่วนจากภาพ โดยค่าเริ่มต้นของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทแต่ละค่าได้มาจากการสุ่มค่า H และค่า b^* ในภาพ ดังนั้นค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่ j เขียนได้ดังสมการที่ 3.4

$$\mathbf{w}_j = \begin{bmatrix} H_j \\ b_j^* \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

เมื่อได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้นแล้ว ทำการป้อนค่าอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่าอินพุตที่ป้อนนี้เป็นค่า H และค่า b^* ของแต่ละจุดภาพนั่นเอง สมการที่ 3.5 แสดงค่าอินพุตของจุดภาพที่ i

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} H_i \\ b_i^* \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

ทำการคำนวณหาระยะทางยูคลิดเดียนระหว่างอินพุต i กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททั้ง M ค่า เพื่อหาเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่อยู่ใกล้กับอินพุตที่สุด สมการที่ 3.6 แสดงการหาระยะทางยูคลิดเดียนระหว่างอินพุต i กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท j

เมื่อได้ระยะทางยูคลิดเดียนระหว่างอินพุต i กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททุกค่าแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียมตัวที่ j ดังสมการที่ 3.7

$$d_j = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j\| \quad (3.6)$$

$$\Delta \mathbf{w}_j = \begin{cases} \eta(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j) & \text{ถ้า } d_j \text{ น้อยที่สุด} \\ -\alpha(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j) & \text{ถ้า } d_j \text{ มากที่สุด} \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (3.7)$$

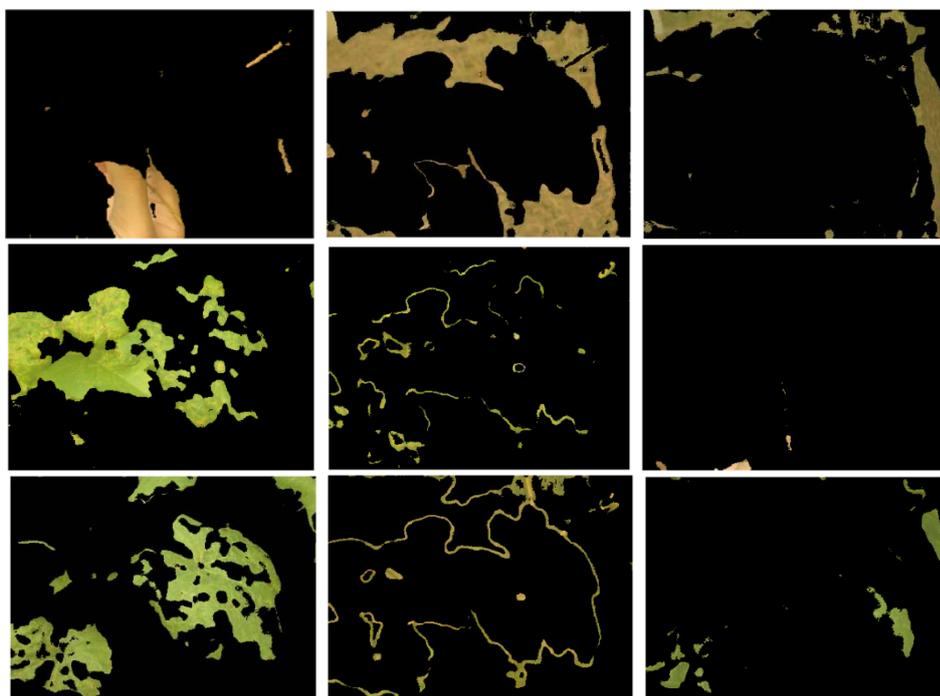
โดยที่ η และ α คือค่าคงที่การเรียนรู้ จะได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่ j ใหม่ดังสมการที่ 3.8

$$\mathbf{w}_j^{new} = \mathbf{w}_j^{old} + \Delta \mathbf{w}_j \quad (3.8)$$

เมื่อระบบได้จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ใช้แทนจำนวนกลุ่มสีแล้ว ภาพอินพุตจะถูกแยกส่วนภาพตามจำนวนกลุ่มสี ดังรูปที่ 3.7 ขั้นตอนต่อไปคือต้องทำการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีใบองุ่น



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 3.7 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท

3.6 กระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

กระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นสำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีใบองุ่น ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและมีหลักการทำงานคือ มีการนำเสนอกลุ่มตัวอย่างให้กับโครงข่ายในรูปแบบของคู่อินพุตและเป้าหมาย (target) ที่ต้องการให้โครงข่ายตอบสนอง เมื่ออินพุตถูกป้อนให้กับระบบเอาต์พุตของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมายของอินพุตแล้วโครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสตามกฎการเรียนรู้ เพื่อให้เอาต์พุตของโครงข่ายลู่เข้าสู่เป้าหมายที่ต้องการซึ่งระบบการคัดแยกสีใบองุ่นมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดอินพุตของระบบ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ สิ่งที่สำคัญที่สุดคือ การกำหนดคู่อินพุตและเป้าหมายที่ชัดเจน เพื่อให้โครงข่ายสามารถทำงานได้อย่างถูกต้องที่สุด ระบบของงานวิจัยนี้ใช้ค่า H และค่า b^* ของภาพในช่วงที่เป็นสีใบองุ่น โดยระบุเป้าหมายว่าเป็นสีใบองุ่นและค่า H และค่า b^* ของภาพในช่วงที่ไม่เป็นสีใบองุ่นระบุเป้าหมายว่าไม่ใช่สีใบองุ่นมาฝึกสอนโครงข่าย ดังสมการที่ 3.9

$$\left\{ \begin{array}{l} p_{\text{Grapeleaf}} = \begin{bmatrix} H_{\text{Grapeleaf}} \\ b^*_{\text{Grapeleaf}} \end{bmatrix}, \quad t_{\text{Grapeleaf}} = 1 \end{array} \right\} \quad (3.9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} p_{\text{NotGrapeleaf}} = \begin{bmatrix} H_{\text{NotGrapeleaf}} \\ b^*_{\text{NotGrapeleaf}} \end{bmatrix}, \quad t_{\text{NotGrapeleaf}} = 0 \end{array} \right\}$$

ซึ่งจำนวนตัวอย่างสีใบองุ่นที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ (ภาคผนวก ก.) และตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีใบองุ่นจำนวน 210 ตัวอย่าง ตัวอย่างสีใบองุ่นที่นำมาใช้ฝึกสอนระบบแสดงดังรูปที่ 3.8 และค่า H - b^* ของสีใบองุ่นดังแสดงในรูปที่ 3.9

ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดตัวชี้ประสิทธิภาพ (performance index) เมื่อระบบมีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ ทำการป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย เพื่อให้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตและเป้าหมายนี้เองเป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ ดังนั้นเพื่อให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพมากที่สุดจึงจำเป็นต้องกำหนดตัวชี้ประสิทธิภาพที่เหมาะสม สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย (mean-square error) เป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ

ขั้นตอนที่ 3 ออกแบบพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่ายโอน เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากที่สุดจำเป็นต้องมีการออกแบบเลือกจำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียม

และฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสม ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดสอบฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับโดยให้มี 2 อินพุต 1 เอาต์พุตและมีชั้นซ่อนเร้นและฟังก์ชันถ่ายโอนดังแสดงในตารางที่ 3.1 และใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยเป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ จากผลการทดสอบโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ โครงข่าย 2-5-10-1 (ชั้นอินพุตมีเซลล์ประสาทเทียม 2 เซลล์ มีชั้นซ่อนเร้น 2 ชั้นมีเซลล์ประสาทเทียม 50 เซลล์และชั้นเอาต์พุตมีเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์) ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์ ทั้งสามชั้นได้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย 0.0288479 และโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยรองลงมาคือ โครงข่าย 2-5-10-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์แบบลอการิทึมซิกมอยด์และแบบลอการิทึมซิกมอยด์ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่าย 2-5-10-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์ทั้งสามชั้น เนื่องจากให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีใบองุ่นแสดงดังรูปที่ 3.9

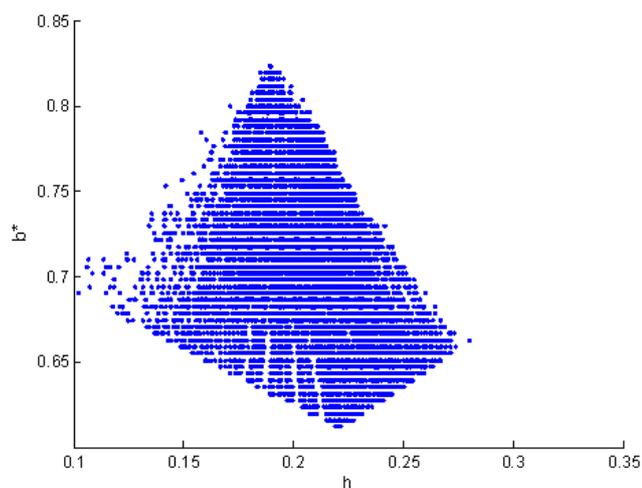


(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพกลุ่มสีใบองุ่น

รูปที่ 3.8 ตัวอย่างกลุ่มสีใบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ

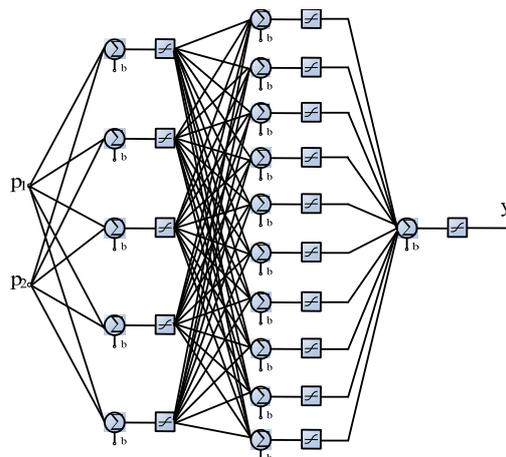


รูปที่ 3.9 ค่า $H-b^*$ ของสีโปองุ่นจากตัวอย่างภาพสีโปองุ่น 200 ตัวอย่าง
จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ

ขั้นตอนที่ 4 ทำการฝึกสอนโครงข่ายที่ออกแบบไว้ รูปที่ 3.10 แสดงค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีโปองุ่น

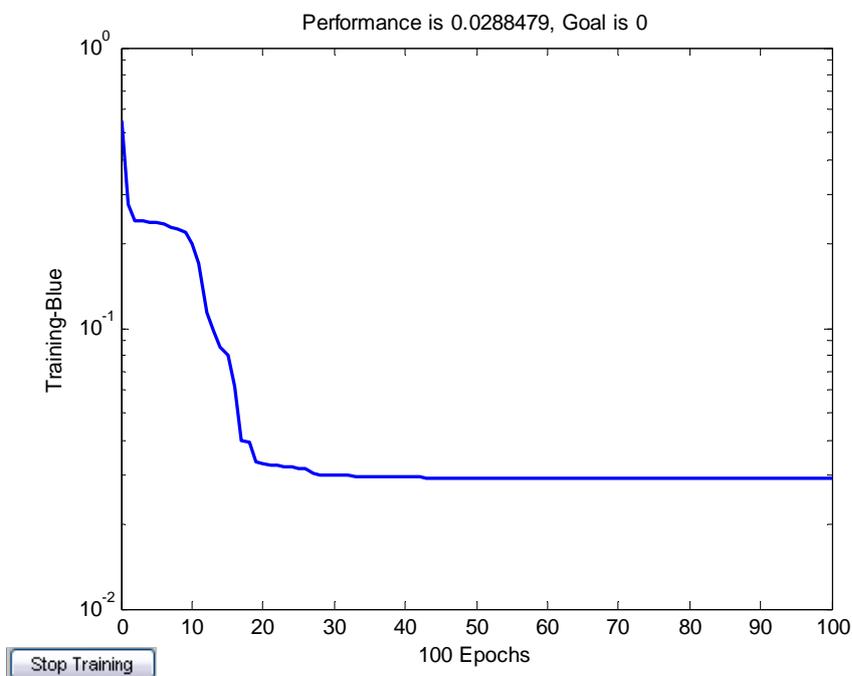
ตารางที่ 3.1 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ

โครงข่าย	จำนวนรอบ	ฟังก์ชันถ่ายโอน	ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย
2-5-1	100	Tansig – Tansig	0.0300931
2-5-1	100	Tansig – Purelin	0.0301913
2-5-1	7	Purelin – Purelin	0.1221390
2-5-1	100	Tansig – Logsig	0.0297639
2-5-1	100	Tansig – Purelin	0.0746313
2-5-1	100	Tansig – Logsig	0.0293465
2-10-1	100	Tansig – Tansig	0.0301922
2-10-1	100	Tansig – Logsig	0.0293287
2-5-10-1	100	Tansig – Logsig – Tansig	0.0290129
2-5-10-1	100	Tansig – Logsig – Logsig	0.0288928
2-5-10-1	100	Tansig – Tansig – Tansig	0.0288479
2-5-3-2-1	100	Tansig – Logsig – Logsig - Purelin	0.0396315



รูปที่ 3.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีโบงุ่น

ขั้นตอนที่ 5 นำค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ได้จากระบบการแยกกลุ่มสีจากภาพ มาทำการจำลอง (simulation) กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีใดเป็นกลุ่มสีโบงุ่นโครงข่ายก็จะให้เอาต์พุตเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใดไม่ใช่กลุ่มสีโบงุ่นโครงข่ายก็จะให้เอาต์พุตเป็น 0



รูปที่ 3.11 ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอน

3.7 ผลการทดสอบการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

ด้วยการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM โดยการกำหนดจำนวนกลุ่มสีในแต่ละภาพและใช้ BPNN ในการระบุกลุ่มที่เป็นสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังซึ่งทำการทดสอบภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนจำนวน 1,088 ภาพ โดยพิจารณาแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ คือ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม รวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ เพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีใบองุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้

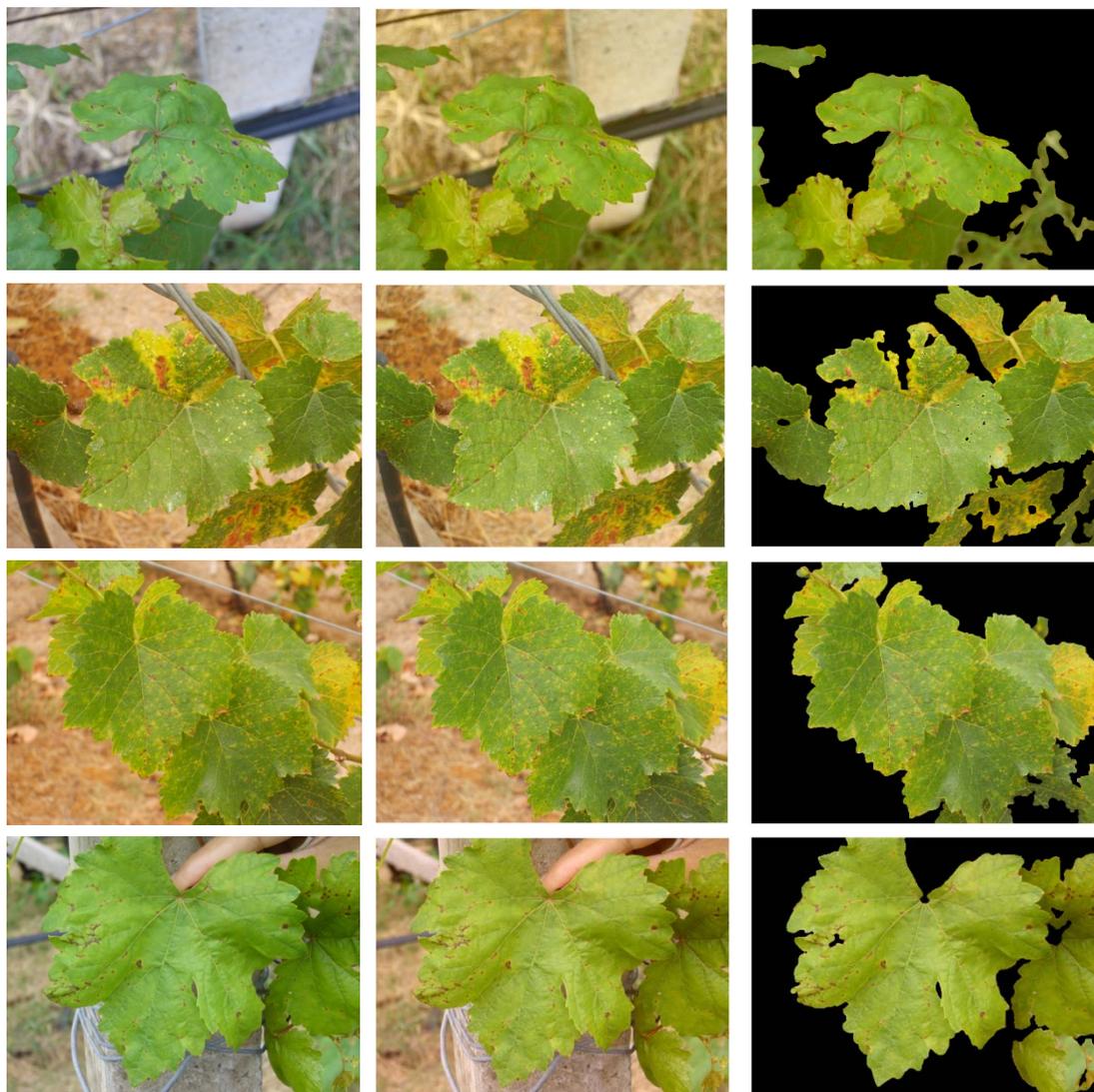


(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ

(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากพื้นหลัง

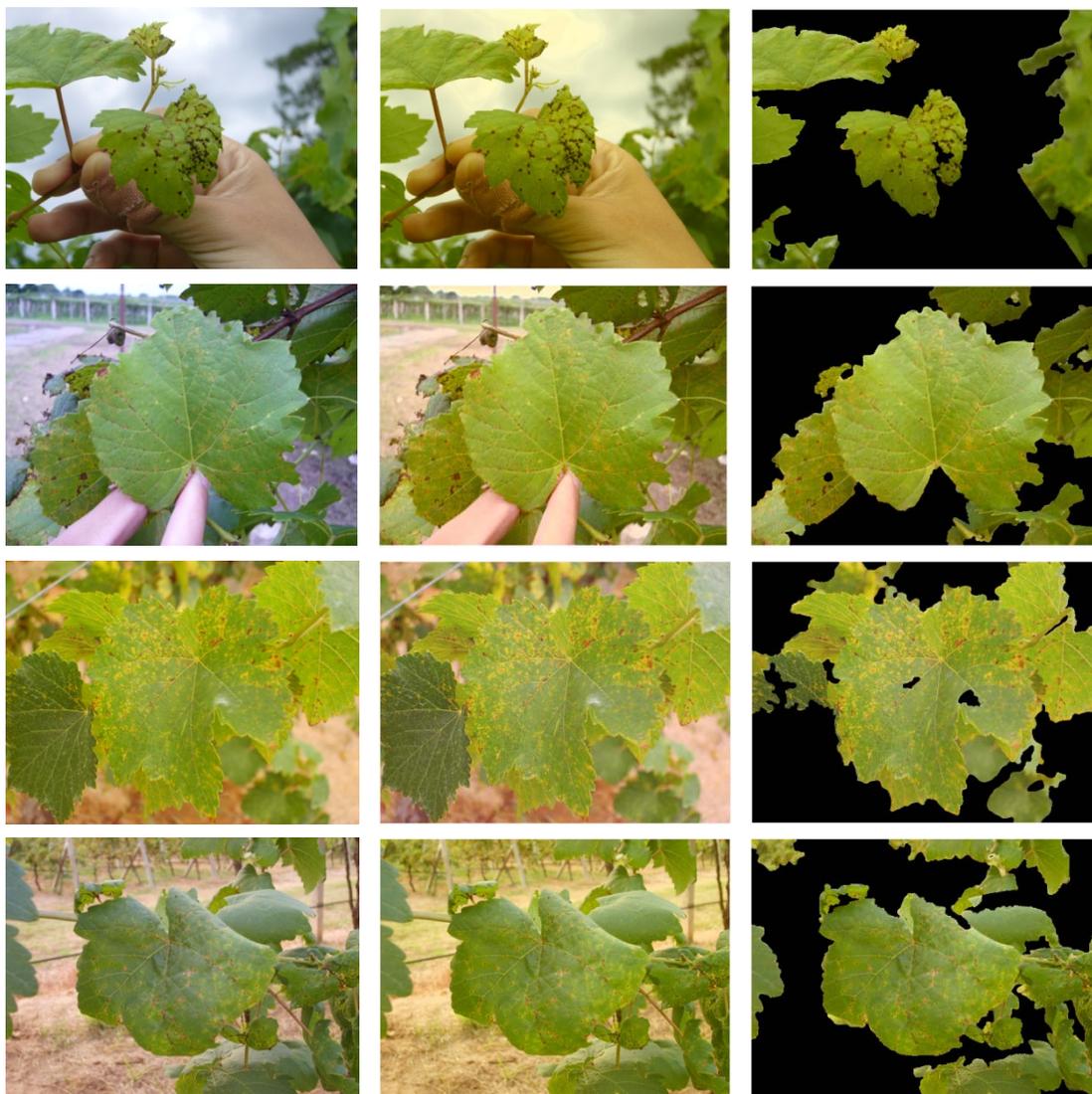
รูปที่ 3.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น
ออกจากพื้นหลัง

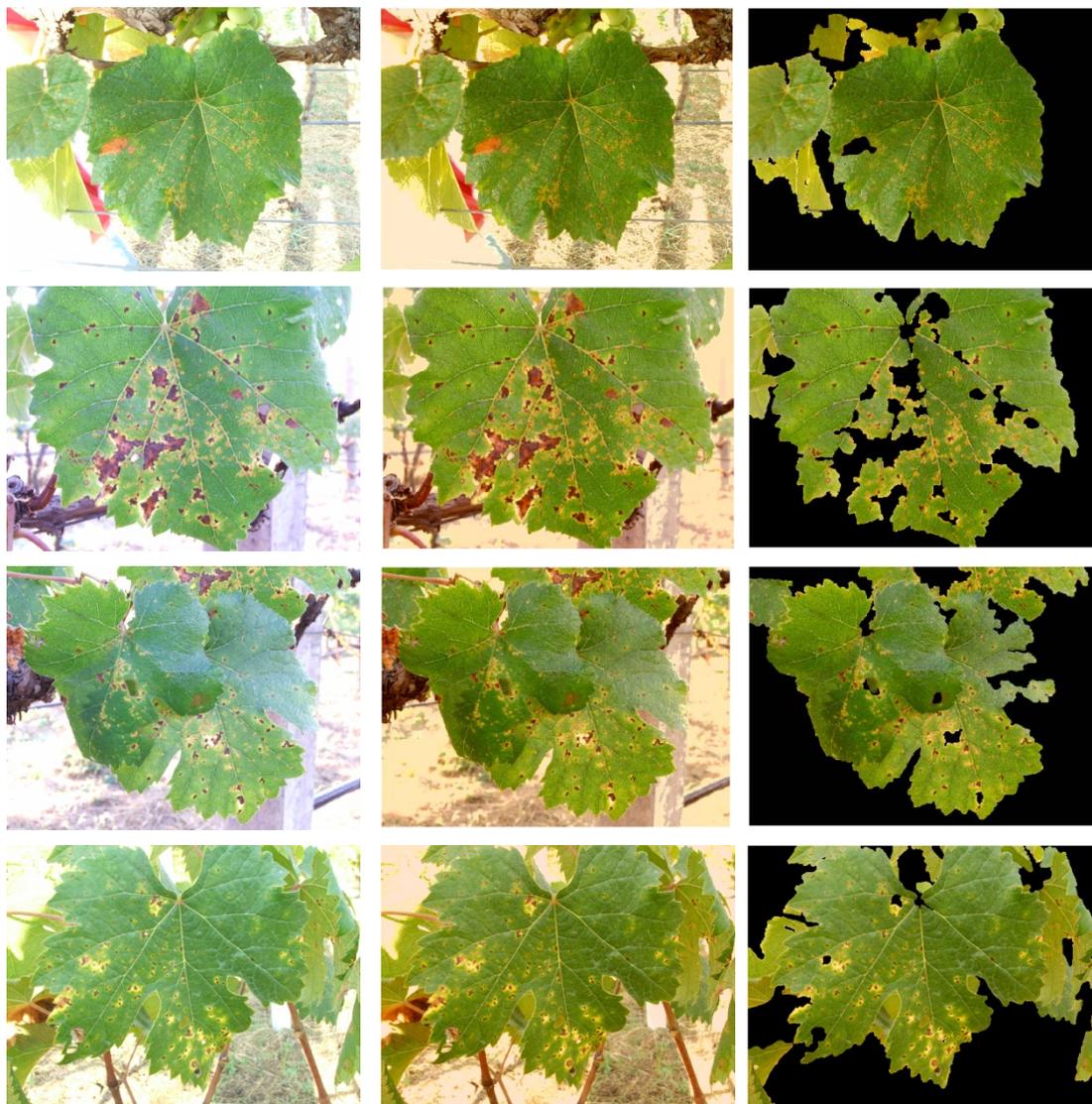
รูปที่ 3.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น
ออกจากพื้นหลัง

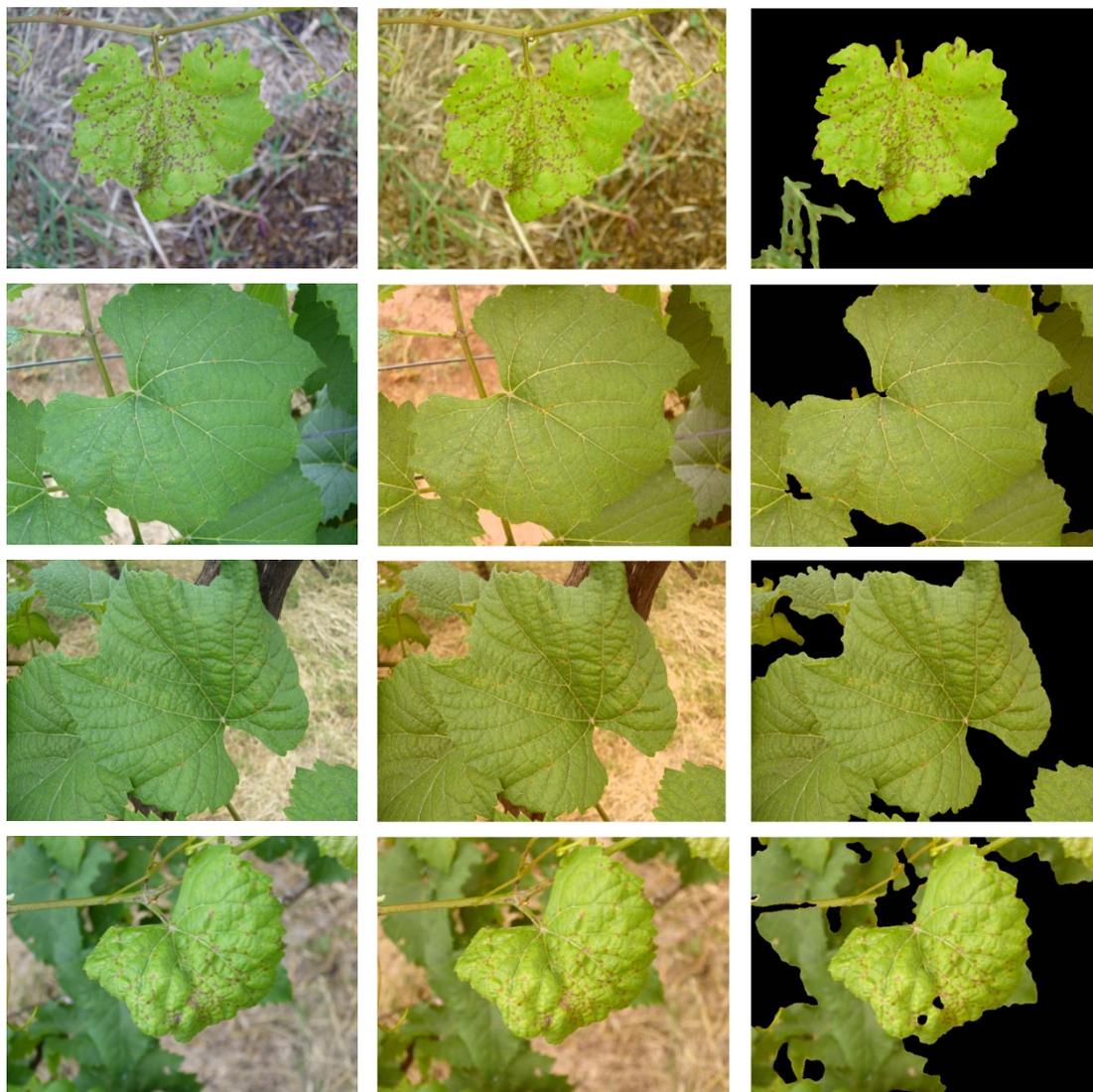
รูปที่ 3.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น
ออกจากพื้นหลัง

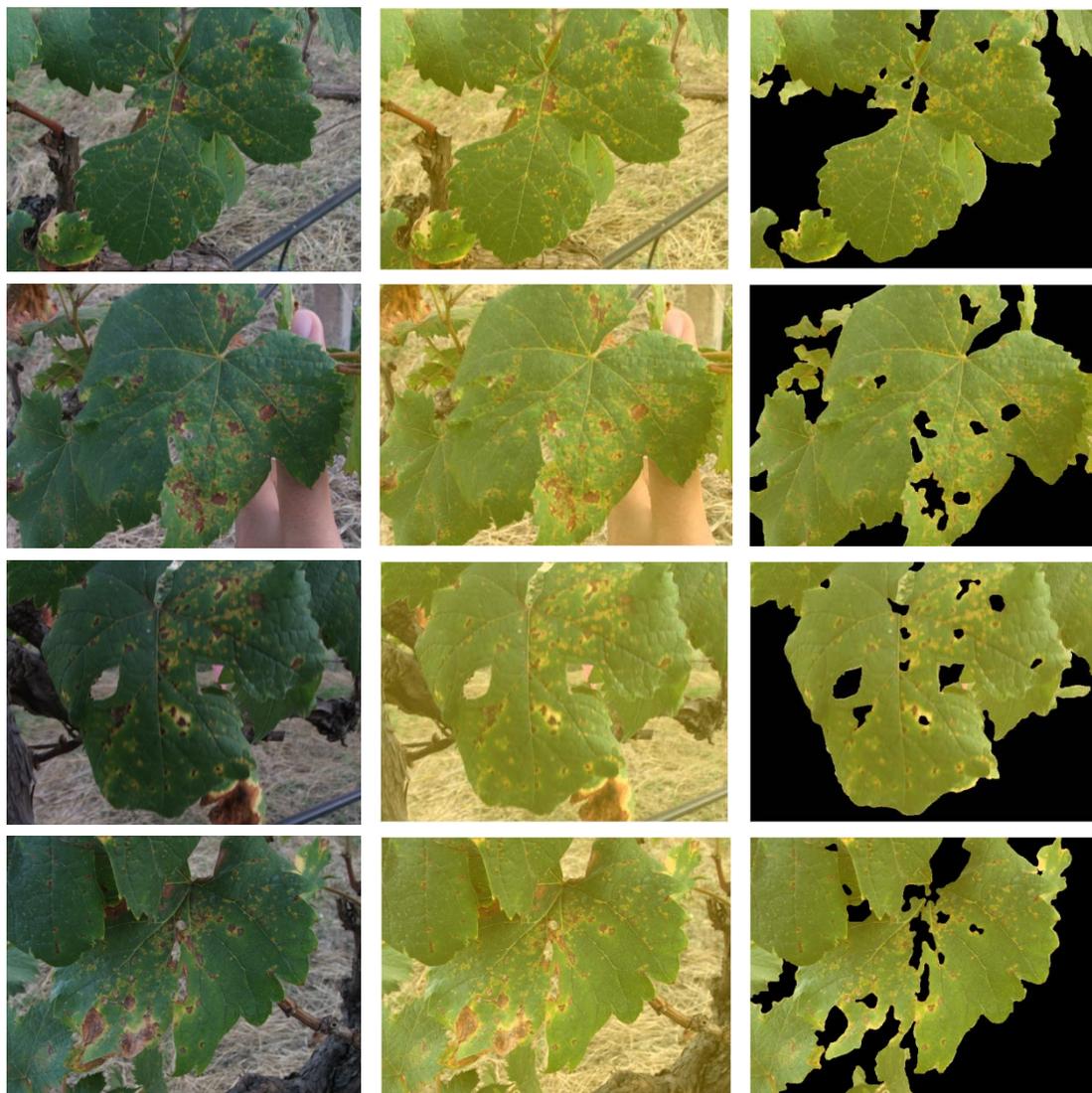
รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น
ออกจากพื้นหลัง

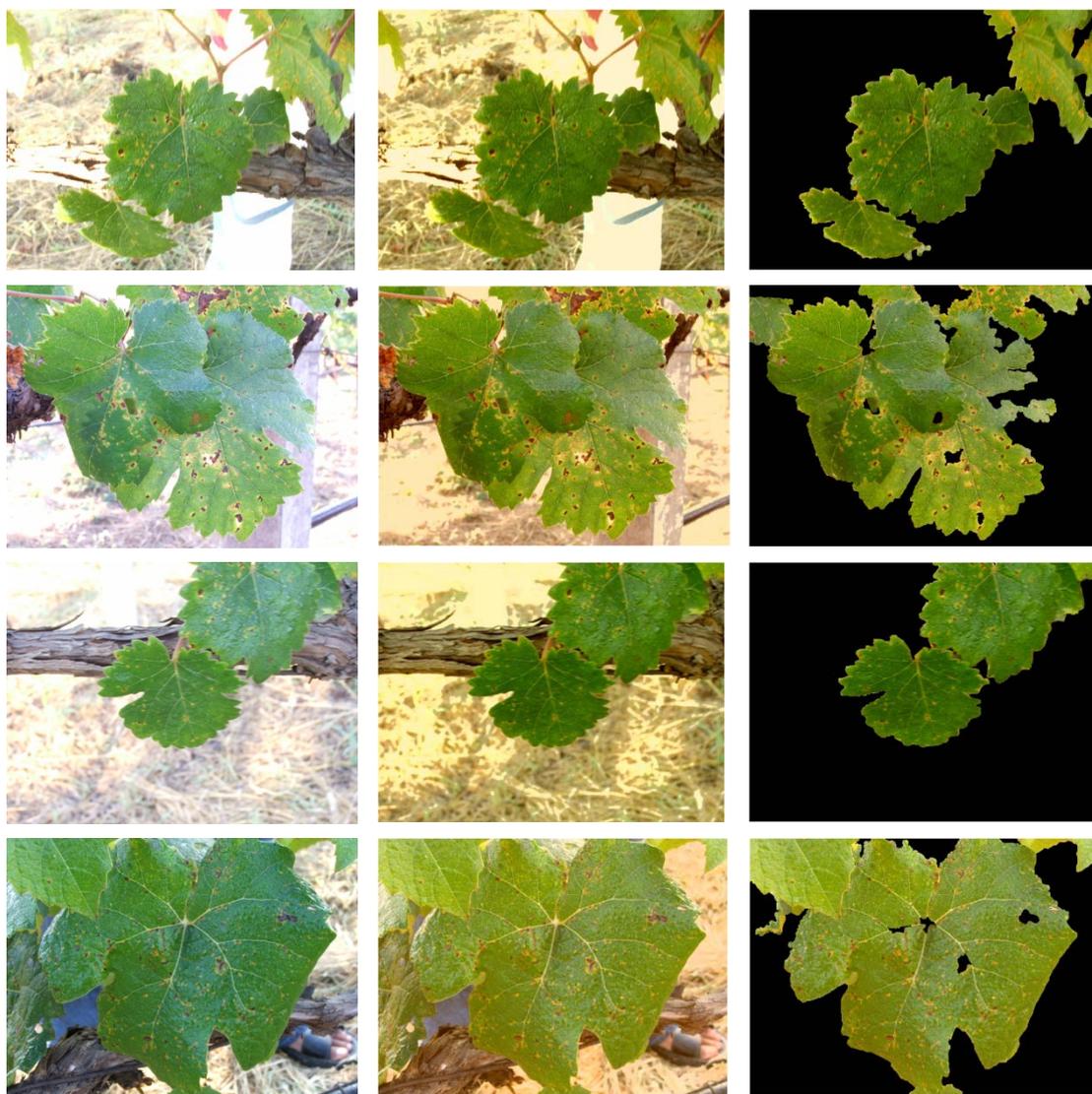
รูปที่ 3.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น
ออกจากพื้นหลัง

รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมีดครีมี



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีเขียวองุ่น
ออกจากพื้นหลัง

รูปที่ 3.18 ตัวอย่างการคัดแยกสีเขียวองุ่นออกจากภาพพื้นหลังสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณารูปที่ 3.12 เป็นการพิจารณาการคัดแยกสีเขียวองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย อาทิเช่น พื้นดิน ฟางข้าว เป็นต้น พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีเขียวองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.13 เป็นการคัดแยกสีเขียวองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง อาทิเช่น พื้นดิน เสา ท่อน้ำ ก้อนหิน จำนวนกลุ่มหญ้าเล็กน้อย มีมนุษย์ เป็นต้น พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีเขียวองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมี

ประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.14 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก อาทิเช่น ท้องฟ้า จำนวนกลุ่มหญ้าขนาดใหญ่ จำนวนกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ เป็นต้น ระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีสีแตกต่างจากสีใบองุ่นได้ แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีจำนวนกลุ่มข้อมูลภายในภาพมีสีคล้ายสีใบองุ่นจำนวนมากเป็นผลให้การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ผลไม่ดีเท่าที่ควร เมื่อพิจารณารูปที่ 3.15 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมากพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่แสงตกกระทบบนพื้นผิววัตถุภายในภาพทำให้เกิดการสะท้อนแสงที่บริเวณพื้นผิววัตถุดังกล่าวเป็นผลให้ไม่สามารถทราบรายละเอียดในส่วนที่เกิดการสะท้อนแสงได้ และทำให้การคัดแยกพื้นผิวดังกล่าวให้ผลได้ไม่ดีเท่าที่ควร เมื่อพิจารณารูปที่ 3.16 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลางพบว่าระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.17 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมืดครึ้มพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงภายในภาพให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิง ดังนั้นข้อมูลภาพในสภาวะมืดครึ้มเมื่อทำการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้เป็นอย่างดีและเมื่อพิจารณารูปที่ 3.18 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อใด ๆ กับการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

ดังนั้นจากที่กล่าวมาข้างต้นของกระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง พบว่าในกรณีที่ข้อมูลภายในภาพมีการสะท้อนของแสงมากเกินไป เช่น พื้นดิน ส่วนของใบ เป็นต้น การพิจารณาส่วนของบริเวณนี้จะไม่สามารถพิจารณาโรคได้ ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบข้อมูลภาพพื้นผิวที่สะท้อนแสงจ้าออก โดยเริ่มจากการนำภาพต้นแบบมาทำการแปลงเป็นภาพระดับเทา แล้วจึงทำการพิจารณาการลบบริเวณที่ไม่ต้องการออกกับขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) ซึ่งบริเวณดังกล่าวจะมีค่าระดับเทาสูงดังแสดงในรูปที่ 3 ในการคัดแยกภาพพื้นหลังยังคงมีส่วนที่เป็นหญ้า กลุ่มใบ ก้านใบและข้อมูลจุดเล็ก ๆ ที่ไม่สามารถคัดแยกออกได้ด้วยกระบวนการคัดแยกทางสีเป็นผลให้การวิเคราะห์โรคมีประสิทธิภาพลดลง ดังนั้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์โรคใบองุ่นของระบบจึงจำเป็นต้องทำการกำจัดบริเวณดังกล่าวออกด้วยกระบวนการทางรูปร่าง (morphology) โดยทำการลบขอบภาพ แล้วจึงแปลงเป็นภาพขาวดำ (binary image) จากนั้นจึงพิจารณาทำการลบบริเวณที่ไม่ต้องการออกโดยใช้พื้นที่ภายในป้ายองค์ประกอบ (label) กับขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) แล้วทำการขยายขอบภาพและจึงแปลงจากภาพขาวดำเป็นภาพสี ดังแสดงในรูปที่ 3.19 และ 3.21



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การลบขอบภาพ



(ค) การแปลงการภาพสีเป็นภาพขาวดำ



(ง) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1

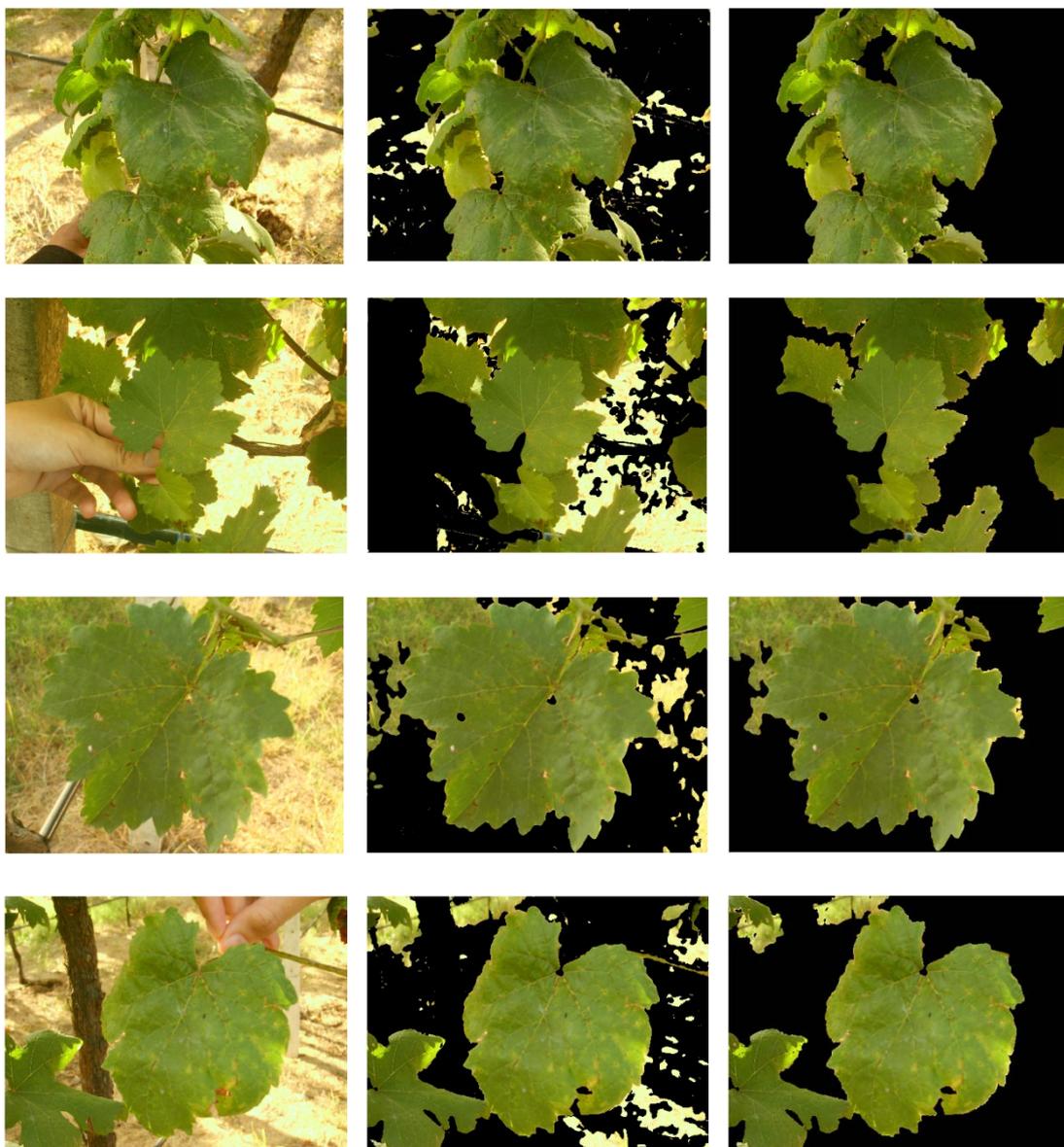


(จ) การขยายขอบภาพ



(ช) ผลการลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น

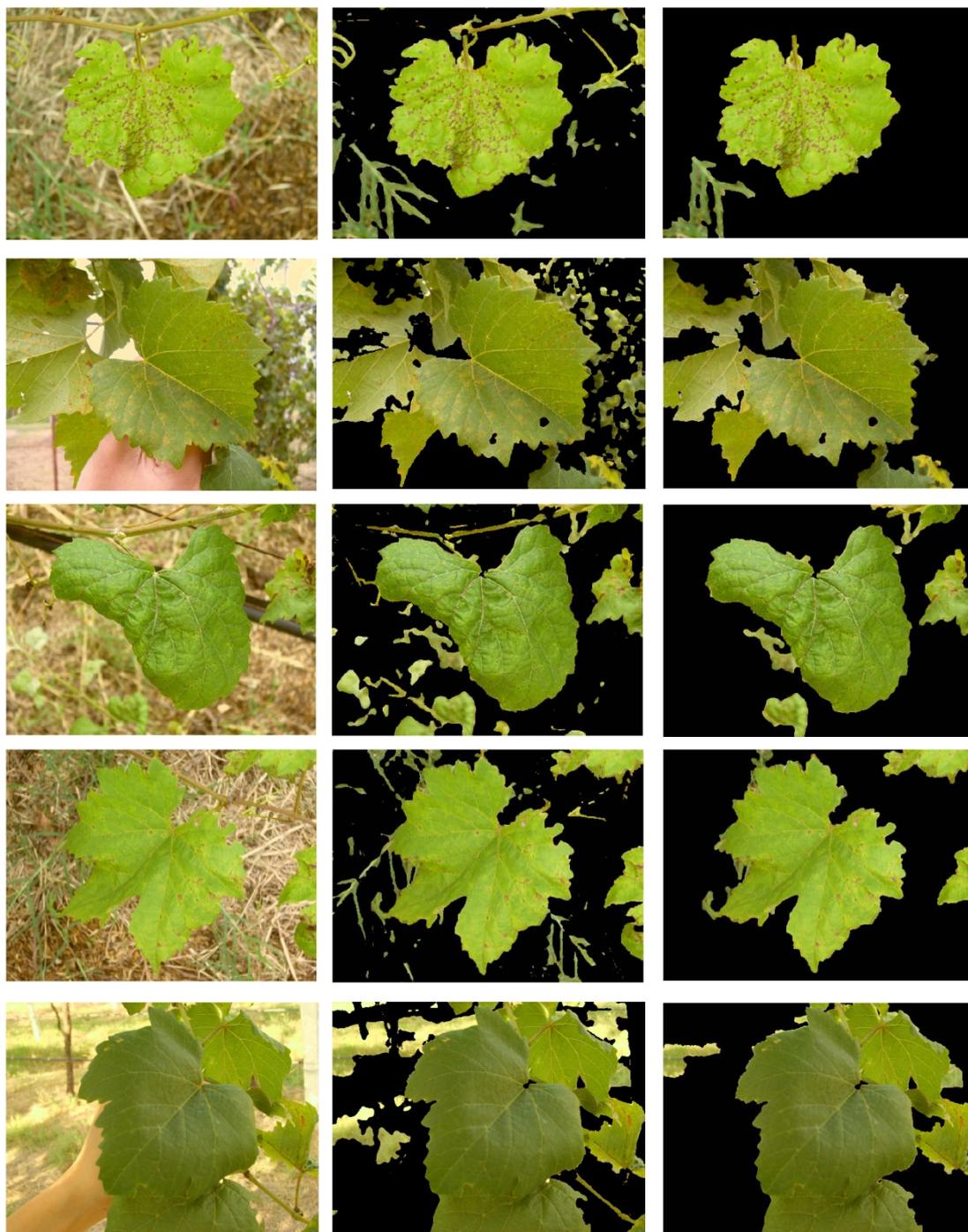
รูปที่ 3.19 การลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการคัดแยกสีเขียวองุ่น
ออกจากพื้นหลัง(ค) การปรับปรุงภาพการ
สะท้อนแสง

รูปที่ 3.20 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพการคัดแยกสีเขียวองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง
ที่สภาวะการสะท้อนแสงของพื้นผิว



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง
ของภาพต้นแบบ(ค) การปรับปรุงภาพที่มีส่วน
ของหญ้าหรือกลุ่มใบ

รูปที่ 3.21 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพการตัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง
ที่มีหญ้าหรือกลุ่มใบ

เมื่อพิจารณารูปที่ 3.20 เป็นการปรับปรุงภาพการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะการสะท้อนแสงของพื้นผิวพบว่าการปรับปรุงภาพเป็นผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ดียิ่งขึ้น แม้ว่าการสะท้อนแสงของพื้นผิวที่ใบเป็นผลให้สูญเสียข้อมูลในส่วนนี้ในบางส่วนซึ่งส่งผลกระทบต่อระบบน้อยมากเนื่องจากพื้นผิวใบที่เกิดการสะท้อนของแสงไม่อาจเห็นรายละเอียดหรือจุดโรคบนผิวใบได้ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.21 เป็นการปรับปรุงการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีส่วนของหญ้า กลุ่มใบ ก้านใบ และข้อมูลจุดเล็กๆที่ไม่สามารถไม่สามารถคัดแยกออกได้ด้วยกระบวนการคัดแยกทางสี เพื่อลดผลกระทบของข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีใบองุ่นให้มากที่สุด ซึ่งกระบวนการปรับปรุงดังกล่าวสามารถลดผลกระทบดังกล่าวได้ในระดับหนึ่งเป็นผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ดียิ่งขึ้น อีกทั้งยังเป็นการจัดเตรียมข้อมูลที่ลดผลกระทบของส่วนที่ไม่ต้องการได้มากเป็นผลให้ในกระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีใบองุ่นจะได้ส่วนที่เป็นเฉพาะข้อมูลโรคได้มากขึ้นตามลำดับ ซึ่งกระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีใบองุ่นจะทำการกล่าวถึงในบทต่อไป

3.8 สรุป

การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง โดยเริ่มจากการปรับปรุงสีและแสงภายในภาพซึ่งเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งในการปรับระดับความแตกต่างของแสงสว่างในแต่ละช่วงเวลาของข้อมูลภาพ รวมทั้งลดความแตกต่างของภาพสีจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทให้ข้อมูลสีและแสงของภาพอยู่ในบรรทัดเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิง อีกทั้งยังทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี HSV และ CIE L^*a^*b เพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงและเมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังด้วย SOFM ซึ่งจะต้องทำการกำหนดจำนวนค่าเริ่มต้นของเวกเตอร์นำหนักประสาทในการแทนจำนวนกลุ่มสีให้เพียงพอสำหรับการแบ่งแยกกลุ่มสีที่เป็นสีใบองุ่นและไม่ใช้สีใบองุ่นเพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นและไม่ใช้สีใบองุ่นมาทำการฝึกสอนให้ BPNN เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังซึ่งการแบ่งกลุ่มสีด้วย SOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและไม่ใช้สีใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN สามารถคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพและเมื่อพิจารณาผลการทดสอบการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังโดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ ได้แก่ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากพบว่า การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อยและซับซ้อนปานกลางระบบสามารถการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากพบว่ายังมีข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีใบองุ่นที่ไม่

สามารถคัดแยกออกได้ นอกจากนี้ยังได้พิจารณาทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างจ้า สถานะมีเมฆบางส่วน สถานะมีดครึ้ม พบว่าระบบยังสามารถคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะมีเมฆบางส่วนและมีดครึ้มได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิง อีกทั้งเมื่อพิจารณาการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อ กับการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง สำหรับการระบบสามารถคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะแสงสว่างจ้าพบว่าระบบทำการคัดแยกบริเวณที่เกิดการสะท้อนของพื้นผิวได้ไม่ด้นัก จากปัญหาดังกล่าว จึงได้นำเสนอทำการปรับปรุงแก้ไขในการกำจัดพื้นผิวสะท้อนแสงและลดผลกระทบของกลุ่มข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีใบองุ่นด้วยวิธีการฮิสโตแกรมและลักษณะรูปร่างเป็นผลให้สามารถลดข้อจำกัดดังกล่าว และเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ดีมากยิ่งขึ้น

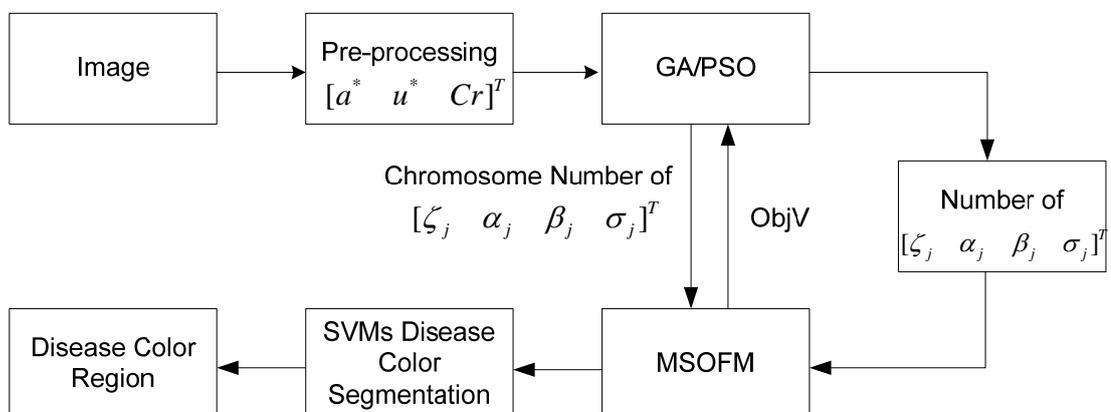
บทที่ 4

การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น

4.1 กล่าวนำ

จากบทที่ 3 ได้กล่าวถึงการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง สำหรับขั้นตอนต่อมาคือ การคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่น สำหรับงานวิจัยนี้ได้พิจารณาใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร (Modified Self-Organizing Map หรือ MSOFM) สำหรับกระบวนการแบ่งกลุ่มสี เนื่องจากกระบวนการดังกล่าวเป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มสีที่ไม่จำเป็นต้องฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นให้กับระบบและยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีที่ใกล้เคียงกันได้ นอกจากนี้ยังพิจารณากระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร ในการปรับระดับความละเอียดการแบ่งกลุ่มสีที่เหมาะสมในแต่ละภาพ ด้วยกระบวนการของจินเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm หรือ GA) เปรียบเทียบกับกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimize หรือ PSO) และพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machines หรือ SVMs) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.2 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น



รูปที่ 4.1 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่น

การทำงานหลักของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มด้วย MSOFM ร่วมกับการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึมเปรียบเทียบกับวิธีการค้นหาแบบเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค ในการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ซึ่งประกอบด้วย $[\zeta \ \alpha \ \beta \ \sigma]^T$ โดยพารามิเตอร์ ζ คือค่าความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสี พารามิเตอร์ α คือค่าความไวในการแบ่งกลุ่มของสี a^* พารามิเตอร์ β คือค่าความไวในการแบ่งกลุ่มของสี u^* และพารามิเตอร์ σ คือค่าความไวในการแบ่งกลุ่มของสี Cr ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึมและการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาคต่อไปและการคัดแยกส่วนที่เป็นโรคของใบองุ่นด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นโรคและกลุ่มที่ไม่เป็นโรคซึ่งผ่านการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ดังแสดงในรูปที่ 4.1

4.3 กระบวนการประมวลผลก่อน

เนื่องจากการคัดแยกสีโรคด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปรต้องการลดข้อผิดพลาดของข้อมูลส่วนที่เป็นขอบที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบขอบภาพ เพื่อให้คงเหลือข้อมูลที่เป็นจุดโรคสำหรับกาวิเคราะห์โรคที่มีประสิทธิภาพ โดยนำภาพที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังมาทำการแปลงเป็นภาพขาวดำและจากนั้นจึงทำการแปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1 และทำการปรับปรุงภาพด้วยตัวกรองต่ำผ่านแบบเกาส์เซียน (gaussian filter) โดยขอบของภาพที่ผ่านตัวกรองจะเบลอ ซึ่งส่วนที่เบลอนั้นจะเกินเข้าไปในบริเวณขอบภาพ จากนั้นจึงพิจารณาข้อมูลการลบขอบภาพด้วยขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 1 และถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 0 และทำการแอนกับภาพที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังจึงเป็นผลให้บริเวณขอบภาพหายไป ดังแสดงในรูปที่ 4.2

และเนื่องจากในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรค โดยทำการลดผลกระทบของสถานะการเปลี่ยนแปลงของแสงในการพิจารณาการคัดแยกสีโรค ดังนั้นหลังจากผ่านกระบวนการลบขอบใบองุ่นแล้วจึงพิจารณาใช้ปริภูมิสีแบบ CIE L^*a^*b CIE L^*u^*v และ YCbCr ในการดึงความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นระหว่างสีของโรคและสีของใบองุ่นให้มากที่สุด โดยเลือกค่า a^* และ Cr เนื่องจากให้ผลตอบสนองระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้ดีที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 4.3 จากนั้นจึงนำข้อมูลสีที่ได้ไปทำการประมวลผลในระดับขั้นต่อไป



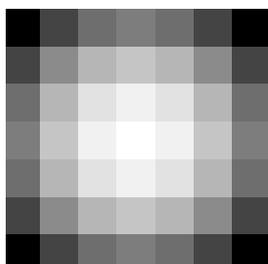
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแปลงเป็นภาพขาวดำ



(ค) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1



(ง) ตัวกรองต่ำผ่านเกาส์เซียน



(จ) ภาพที่ผ่านตัวกรอง



(ฉ) ผลต่างของภาพ (ค) , (จ)



(ช) การลบขอบภาพ

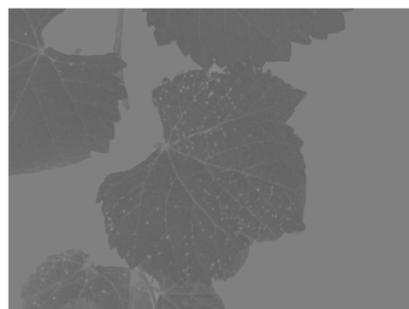
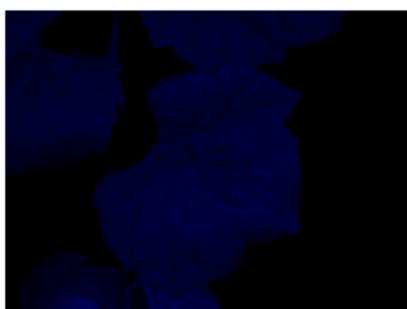
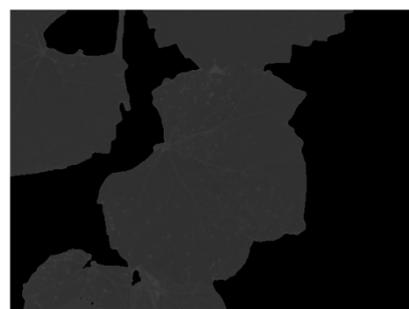


(ซ) ผลการลบขอบใบองุ่นออกจากภาพ

รูปที่ 4.2 การลบขอบใบองุ่นออกจากภาพ



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE
 L^*a^*b (ค) ช่อง a^* ของปริภูมิสี CIE L^*a^*b (ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE
 L^*u^*v (จ) ช่อง u^* ของปริภูมิสี CIE L^*u^*v

รูปที่ 4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการตัดแยกสีโรคของใบองุ่น



(จ) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr



(ข) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr

รูปที่ 4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น (ต่อ)

4.4 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น

กระบวนการแบ่งกลุ่มสีสำหรับงานวิจัยนี้เป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มที่ไม่จำเป็นต้องมีการฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นให้กับระบบ นอกจากนี้ยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกันได้ กระบวนการดังกล่าวเป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบตัดแปรร (Modified Self-Organizing Map หรือ MSOFM) นำเสนอโดย Dounghatom, et al. (2007) ซึ่งจะต้องทำการกำหนดพารามิเตอร์ของ MSOFM ซึ่งพารามิเตอร์ของ MSOFM นั้นเป็นตัวกำหนดความสามารถในการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน จากนั้น MSOFM จะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทจนกระทั่งได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดที่สามารถใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ ดังรายละเอียดดังต่อไปนี้

กระบวนการทำงานของ MSOFM จะต้องทำการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น 1 ค่านั้นคือ w_1 เมื่อโครงข่ายได้รับอินพุตชุดใหม่ระบบจะทำการเปรียบเทียบกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่มีอยู่ในระบบอยู่แล้ว ผลจากการเปรียบเทียบจะเป็นตัวตัดสินใจในการกระทำ 2 อย่าง ได้แก่

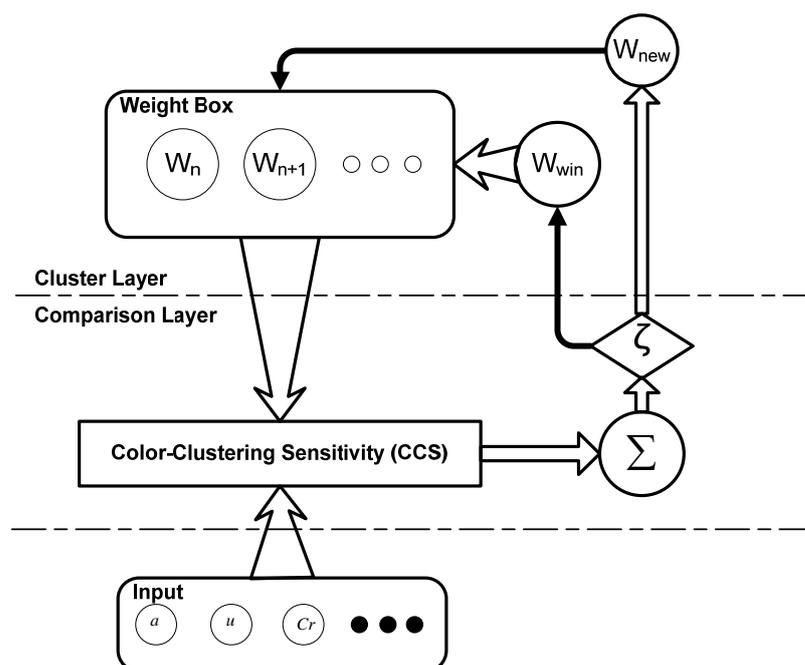
- 1) ถ้าอินพุตไม่มีความใกล้เคียงเพียงพอกับกลุ่มน้ำหนักประสาทที่มีอยู่ ระบบจะกำหนดให้มีน้ำหนักประสาทชุดใหม่สำหรับอินพุตนี้
- 2) ถ้าอินพุตมีความใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาทที่มีอยู่แล้วในระบบ ระบบจะทำการปรับปรุงน้ำหนักประสาทที่ใกล้เคียงกับอินพุตใหม่ให้มากที่สุดแต่เพียงชุดเดียว ซึ่งเป็นหลักการของการเรียนรู้แบบแข่งขันแบบผู้ชนะได้หมด (winner-take-all) เมื่อระบบทำการคัดแยกอินพุตทั้งหมด

เรียบร้อยแล้ว ขั้นต่อไปจะเป็นการจัดแบ่งกลุ่มให้กับน้ำหนักประสาทในระบบที่คาดว่าจะเป็นตัวแทนของข้อมูลเดียวกัน

พิจารณาโครงสร้างโครงข่ายในรูปที่ 4.4 ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (input layer) ซึ่งรูปแบบของอินพุตที่ใช้ในที่นี้คือ

$$\lambda = [a_j \quad u_j \quad Cr_j]^T \quad (4.1)$$

โดยที่ a_j คือ ช่อง a^* ของปริภูมิสี CIE L*a*b
 u_j คือ ช่อง u^* ของปริภูมิสี CIE L*u*v
 Cr_j คือ ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr
 j คือ $1, 2, 3, \dots, N$



รูปที่ 4.4 โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปร⁽¹⁾

หมายเหตุ: ⁽¹⁾ จาก “Modified Self-Organizing Map for Optical Flow Clustering System,” โดย DOUNGCHATOM, B., KUMSAWAT, P., ATTAKITMONGCOL, K. and A. SRIKEAW, 2007, Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Signal, Speech and Image Processing, 61-69.

หลังจากทำการเตรียมชุดข้อมูลอินพุตแล้ว โครงข่ายจะทำการพิจารณาอินพุตแต่ละชุดมาเปรียบเทียบ (matching) กับค่าน้ำหนักประสาท W_n , $n = 1, 2, 3, \dots$ ชั้นตอนดังกล่าวนี้จะเกิดขึ้นในชั้นเปรียบเทียบ (comparison layer) โดยระดับของการเปรียบเทียบจะถูกกำหนดด้วยเวกเตอร์ความไวในการจัดกลุ่ม (clustering sensitivity: \hat{S}_{CS}) และการเปรียบเทียบจะทำการพิจารณาจากระยะทางแบบยูคลิดเดียน (euclidean distance) ของอินพุตเวกเตอร์และน้ำหนักประสาทหรือ $|W_n - \lambda_j|$ และจะได้ค่าตัดสินใจในการแบ่งกลุ่ม (μ) ของแต่ละ W_n คือ

$$\mu = |\hat{S}_{CS} \cdot (W_n - \lambda_j)| \quad (4.2)$$

$$\hat{S}_{CS} = [\alpha_j \quad \beta_j \quad \sigma_j]^T \quad (4.3)$$

โดยที่ α_j คือ ค่าความไวของช่องปริภูมิสี a*
 β_j คือ ค่าความไวของช่องปริภูมิสี u*
 σ_j คือ ค่าความไวของช่องปริภูมิสี Cr

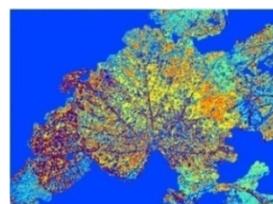
กำหนดให้น้ำหนักประสาทชุดที่ m เป็นน้ำหนักประสาทที่ชนะการเปรียบเทียบ โดยค่า μ ที่น้อยที่สุด และจะถูกนำไปใช้ในชั้นน้ำหนักประสาท (weight layer) ซึ่งทำการเปรียบเทียบค่า μ กับค่าพารามิเตอร์สองค่า ζ^* โดยถ้าค่า $\mu > \zeta^*$ แสดงว่าอินพุตที่เข้ามาไม่ใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาท หรือกลุ่มอินพุตใด ๆ ที่มีอยู่ในระบบจึงทำการสร้างน้ำหนักประสาทใหม่ขึ้นมารองรับอินพุตดังกล่าว ซึ่งน้ำหนักประสาทตัวใหม่จะมีค่าเท่ากับอินพุตนี้หรือ $W_{n+1} = \lambda_j$ นั่นเอง แต่ถ้าค่า $\mu < \zeta^*$ แสดงว่า λ_j มีความใกล้เคียงกับ W_m เพียงพอที่จะไม่ต้องสร้างน้ำหนักประสาทกลุ่มใหม่จึงปรับค่าน้ำหนักประสาทที่ชนะ W_m ด้วยความสัมพันธ์ $W_m = W_m + \eta[W_m - \lambda_j]$ เมื่อ η คือค่าคงที่การเรียนรู้ (learning constant) ระบบการคัดแยกกลุ่มสีจะนำไปจนถึงข้อมูลชุดสุดท้ายคือ λ_N

ในลำดับต่อมาพิจารณาผลของพารามิเตอร์ MSOFM ซึ่งประกอบด้วย $[\zeta \quad \alpha \quad \beta \quad \sigma]^T$ สำหรับการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน โดยทำการพิจารณาพารามิเตอร์ ζ ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสี ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ ζ ที่มีค่ามากเป็นผลให้ค่าความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสีกว้างมาก ทำให้ MSOFM ทำการแบ่งกลุ่มได้น้อยลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ข) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ ζ ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ความไวของระยะห่างระหว่างกลุ่มสีลดลง ทำให้ MSOFM ทำการแบ่งกลุ่มได้ละเอียดมากขึ้นหรือแบ่งกลุ่มได้มากขึ้นดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ค) และ

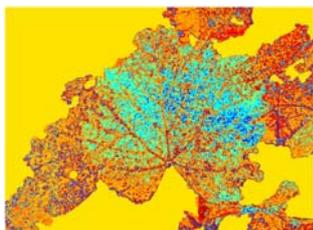
เมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์ α ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของความไวในการแบ่งกลุ่มสี a^* ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ α ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี a^* มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ง) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ α ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี a^* ลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (จ) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์ β ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มสี u^* ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ β ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี u^* มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ข) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ β ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือความไวในการแบ่งกลุ่มสี u^* ลดลง ดังรูปที่ 4.5 (ค) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์ σ ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มสี C_r ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ σ ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี C_r มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ด) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ σ ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี C_r ลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ต) ซึ่งสีภายในภาพแสดงถึงการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละกลุ่ม



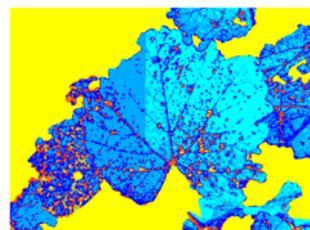
(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 2 กลุ่มสีที่ $\zeta = 1.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$ (ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 127 กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.07, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$

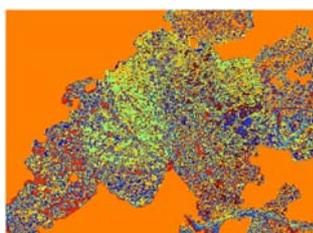
รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM



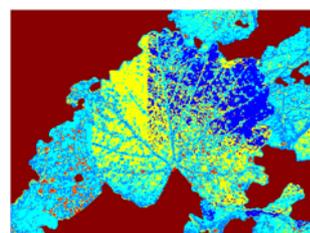
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 35
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 5, \beta = 2, \sigma = 2$



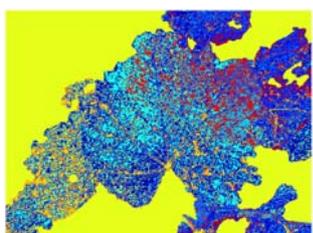
(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 9
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 0.01, \beta = 2, \sigma = 2$



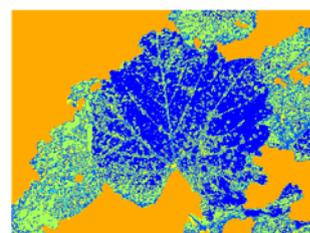
(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 31
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 5, \sigma = 2$



(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 7
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 0.01, \sigma = 2$



(ซ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 37
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 5$



(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 8
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 0.01$

รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM (ต่อ)

4.4.1 การแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณ

ลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ที่กล่าวมาข้างต้น เพื่อให้กระบวนการแบ่งกลุ่มสีจากภาพด้วยวิธีการ MSOFM สามารถปรับตัวได้โดยอัตโนมัติและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งก็คือสามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM ให้เหมาะสมกับแต่ละภาพที่ป้อนให้กับระบบได้ งานวิจัยนี้จึงพิจารณาการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm หรือ GA) ในการช่วยกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นสำหรับ MSOFM โดย GA ทำงานร่วมกับ MSOFM ในการหาค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพ ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 ทำการสร้างประชากร สำหรับระบบในงานวิจัยนี้ประชากรที่สร้างขึ้นคือพารามิเตอร์ MSOFM ซึ่งประกอบด้วย $[\zeta \ \alpha \ \beta \ \sigma]^T$ ซึ่งได้จากการสุ่มค่าตั้งแต่ 1 ถึง 255

ขั้นตอนที่ 2 ทำการประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ สำหรับระบบนี้ในการประเมินค่าโครโมโซม GA จะทำการส่งค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรที่สร้างขึ้นให้กับ MSOFM เพื่อทำการคำนวณหาค่าความเหมาะสมดังสมการที่ 4.4-4.6

$$d_{wx} = \frac{1}{N_w} \sum_{g=1}^{N_w} \frac{1}{N_g} \sum_{i=1}^{N_g} \sqrt{(x_{gi1} - w_{g1})^2 + (x_{gi2} - w_{g2})^2} \quad (4.4)$$

$$d_{ww} = \frac{1}{N_d} \sum_{j=1}^{N_d} \sum_{i=j+1}^{N_w} \sqrt{\sum_{k=1}^n (w_{ik} - w_{jk})^2} \quad (4.5)$$

$$ObjV = d_{wx} + \frac{N_w}{d_{ww}} \quad (4.6)$$

โดยที่	x	คือ ข้อมูลอินพุตของระบบ
	w	คือ เวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ใช้แทนจุดศูนย์กลางของกลุ่มสี
	N_w	คือ จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
	N_g	คือ จำนวนสมาชิกภายในกลุ่มของเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
	N_d	คือ จำนวนระยะทางระหว่างเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
	n	คือ จำนวนข้อมูลอินพุตภายใน x
	d_{wx}	คือ ค่าระยะทางระหว่างอินพุตกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท
	d_{ww}	คือ ค่าระยะทางระหว่างเวกเตอร์น้ำหนักประสาท

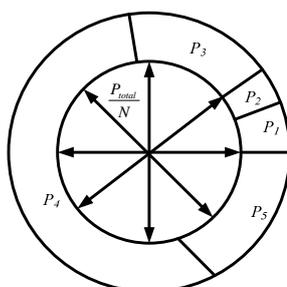
ขั้นตอนที่ 3 ใช้ค่าความเหมาะสม ($ObjV$) ทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อพิจารณาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ซึ่งใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป สำหรับระบบนี้พิจารณาใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล (stochastic universal sampling) ในการคัดเลือกสายพันธุ์ ซึ่งมีวิธีการคัดเลือกดังนี้ ถ้าต้องการคัดเลือก N โครโมโซมจะมีตัวชี้ทั้งหมด N ตัว โดยที่ตัวชี้แต่ละตัวมีระยะห่างเท่ากันและมีค่าเท่ากับ $\frac{P_{total}}{N}$ ดังแสดงในรูปที่ 4.6 กระบวนการเริ่มจากการสุ่มสลัดที่โครโมโซมบนวงล้อรูปสี่เหลี่ยม ถ้าตัวชี้เริ่มต้นจะถูกสุ่มขึ้นมาในช่วง 0 ถึง P_{total} ตัวชี้ที่เหลือจำนวน $N-1$ ตัว ถัดจากตัวชี้เริ่มต้นจะถูกคำนวณซึ่งมีระยะห่างระหว่างตัวชี้เท่ากับ $\frac{P_{total}}{N}$ โครโมโซมที่ถูกคัดเลือกมีโครโมโซมจำนวนทั้งสิ้น N โครโมโซมซึ่งถูกตัวชี้ N ตัวชี้อยู่

ขั้นตอนที่ 4 นำต้นกำเนิดสายพันธุ์มาทำการสร้างลูกหลานด้วยวิธีการปฏิบัติการทางสายพันธุ์ โดยการทำครอสโอเวอร์ (crossover) และการทำมิวเทชัน (mutation) การทำครอสโอเวอร์เป็นวิธีการรวมตัวใหม่ของโครโมโซม โดยทำการรวมส่วนย่อยระหว่างโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ตั้งแต่สองโครโมโซมขึ้นไป เพื่อให้กลายเป็นโครโมโซมลูกหลานซึ่งจะมีพันธุกรรมจากต้นกำเนิดสายพันธุ์อยู่ในตัว ส่วนมิวเทชันเป็นวิธีการแปรผันยีนหรือส่วนย่อยของโครโมโซม เพื่อให้เกิดความหลากหลายของกลุ่มประชากร

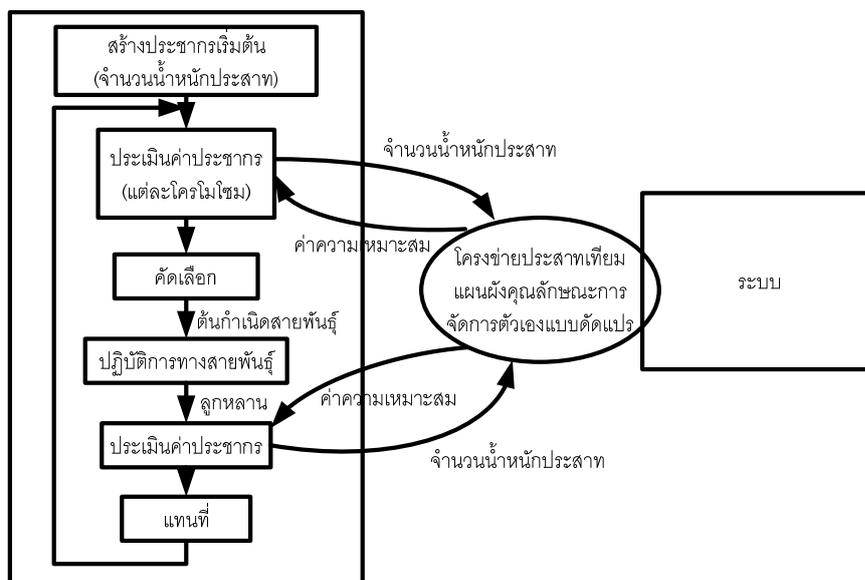
ขั้นตอนที่ 5 คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมลูกหลาน โดยใช้ขั้นตอนเดียวกับขั้นตอนที่ 2

ขั้นตอนที่ 6 โครโมโซมในประชากรเดิมจะถูกแทนที่ด้วยลูกหลานที่ได้จากขั้นตอนที่ 4 โดยการนำเอาประชากรลูกหลานไปแทนที่ประชากรเดิมเพียงบางส่วนเท่านั้น โดยพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

ขั้นตอนที่ 7 เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนที่ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการซึ่งได้มาจากโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มประชากร โดยใช้ค่าจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อประเมินว่าคำตอบที่ได้เป็นที่ต้องการแล้วหรือไม่



รูปที่ 4.6 วงล้อรูปสี่เหลี่ยมจากกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล



รูปที่ 4.7 ขั้นตอนการทำงานของจินเนติกอัลกอริทึม

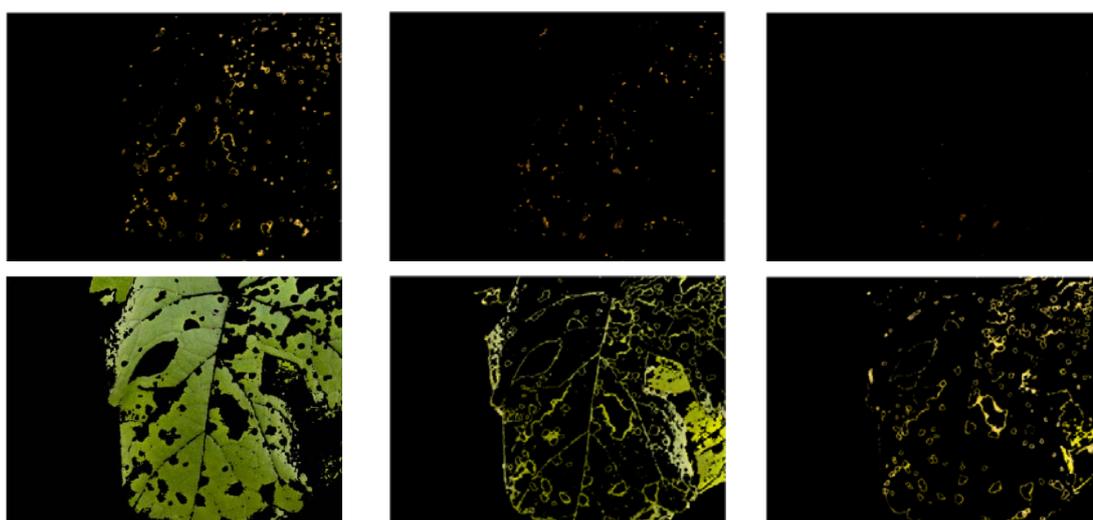
เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ของ MSOFM ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพแล้ว ระบบจะทำการส่งค่าพารามิเตอร์นี้ไปให้กับ MSOFM อีกครั้ง เพื่อให้ระบบโครงข่ายทำการปรับจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักระสาทที่จะเกิดขึ้นและตำแหน่งศูนย์กลางที่เหมาะสมที่สุดของเวกเตอร์น้ำหนักระสาทซึ่งเป็นตัวแทนของชุดข้อมูลสมาชิกในกลุ่มสีนั้น

4.4.2 ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการจัดการตัวเองแบบดัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

จากการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพจำนวน 60 ภาพ สำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM ในแต่ละภาพเพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มได้โดยอัตโนมัติและสามารถแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างของสีโรคและสีใบองุ่นออกจากกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของใบภายในภาพ คือ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม รวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ เพื่อดูผลการทดสอบระบบการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



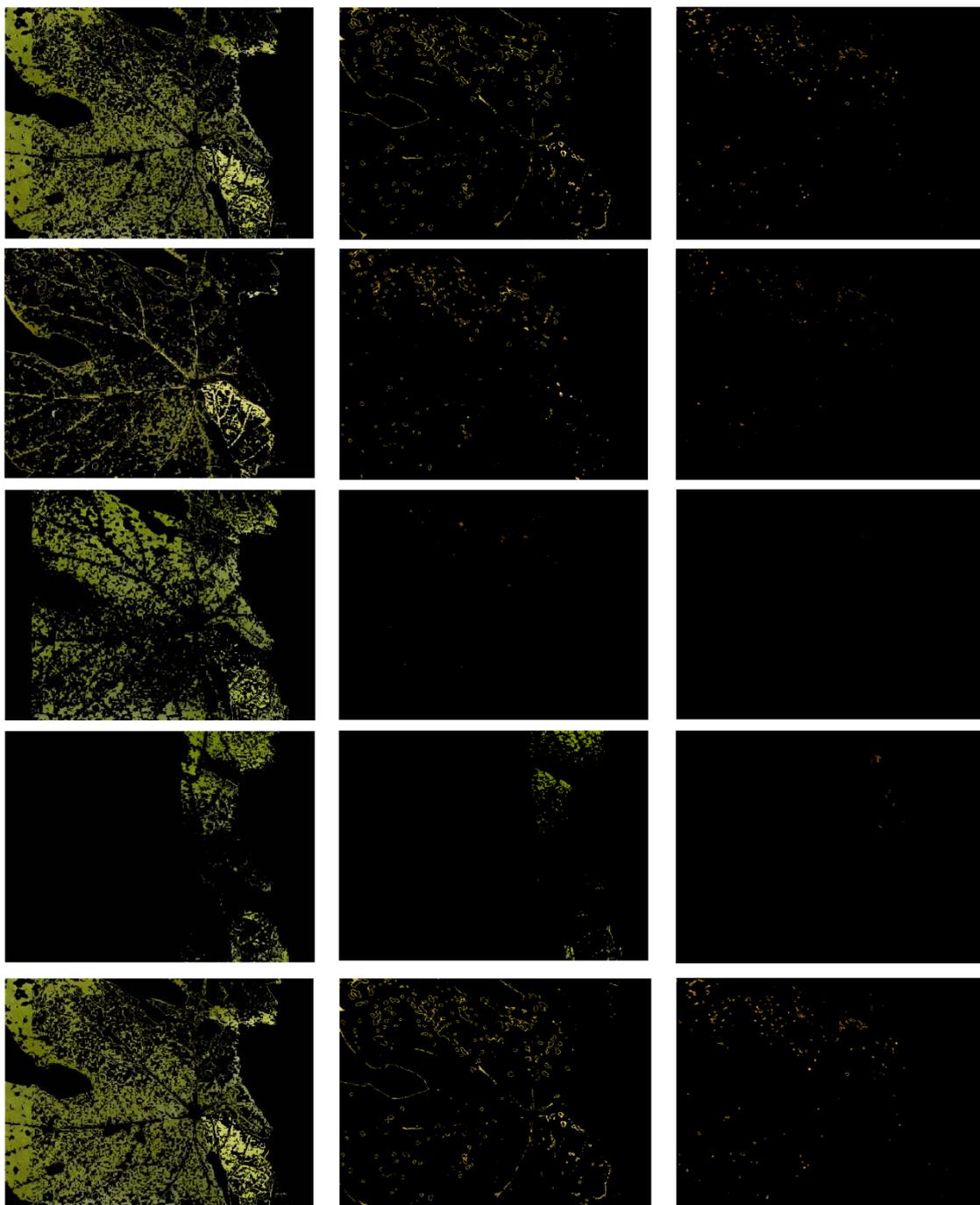
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี

รูปที่ 4.8 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง

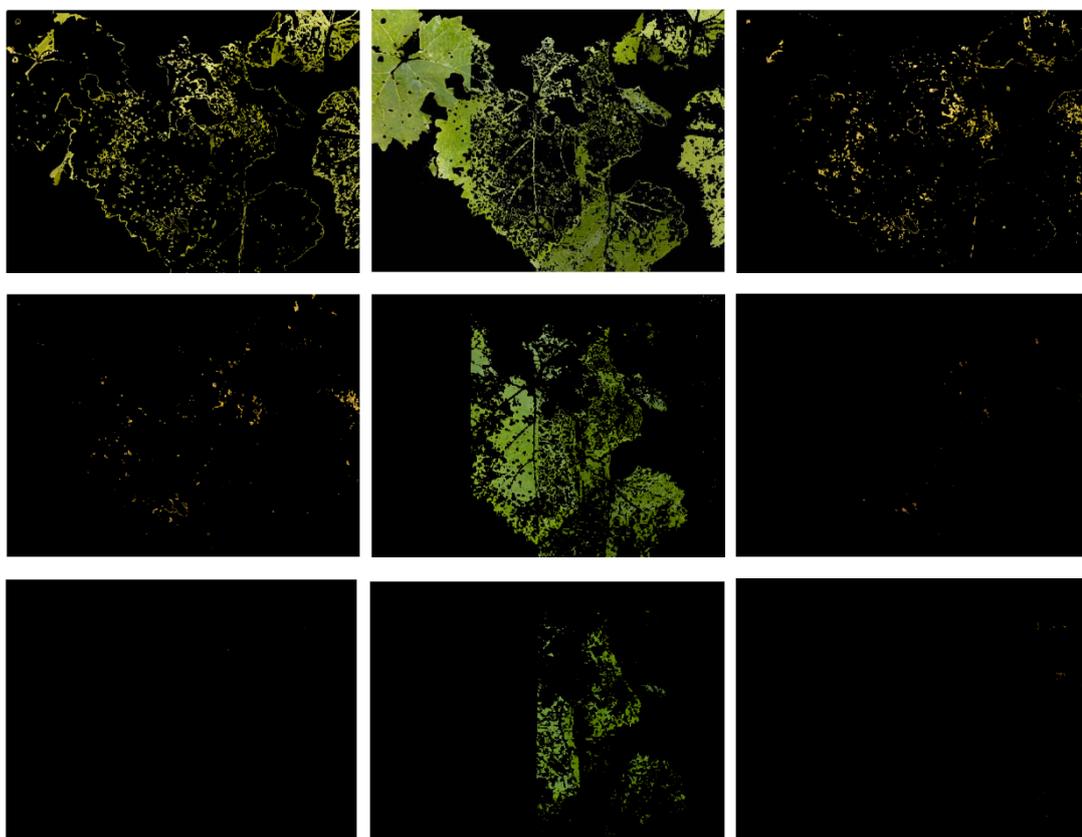


(จ) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)

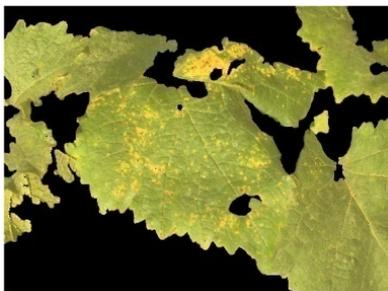


(ก) ภาพต้นแบบ

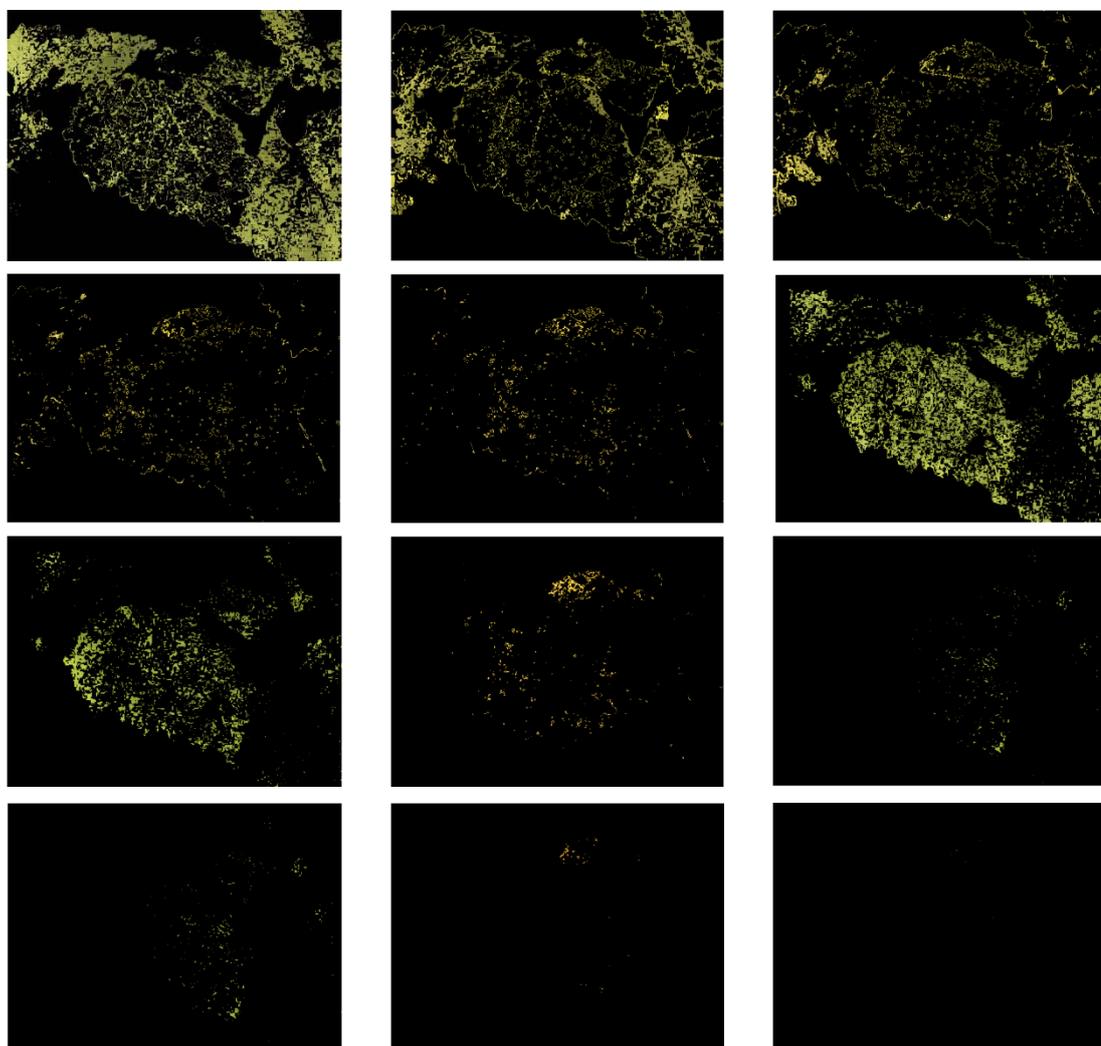


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.10 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

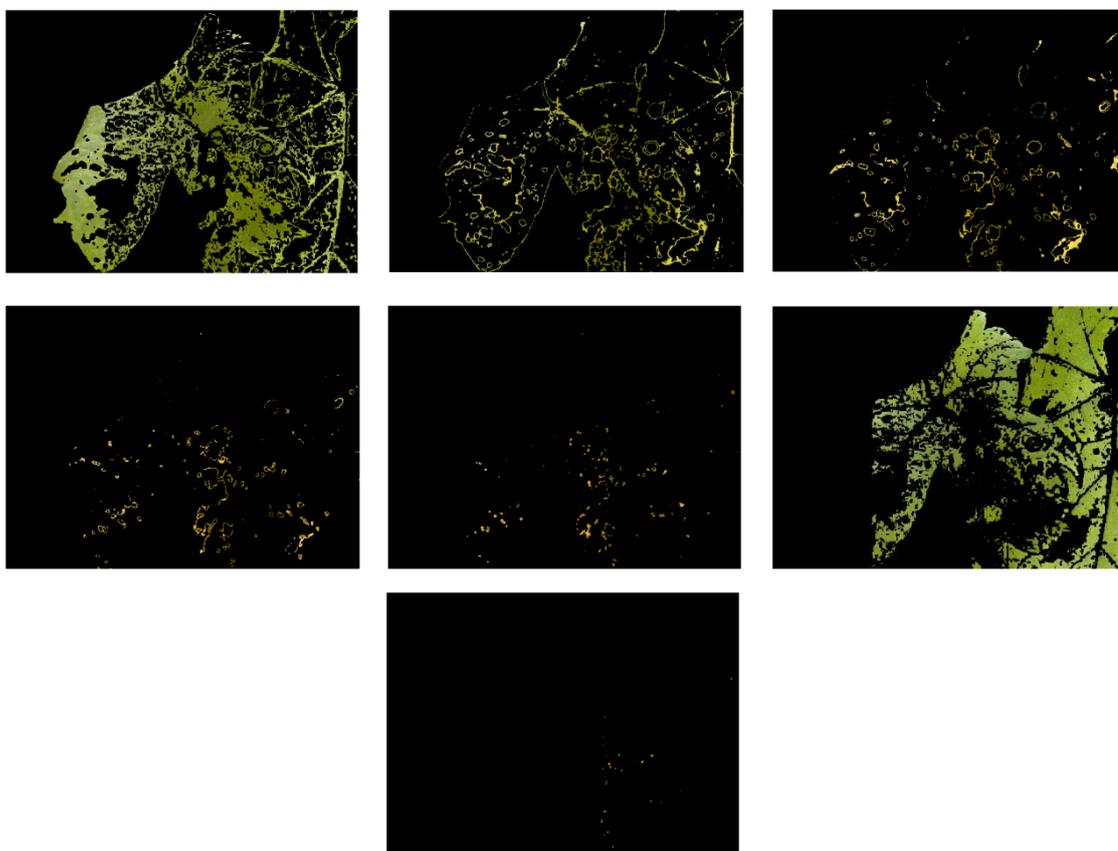


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.11 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

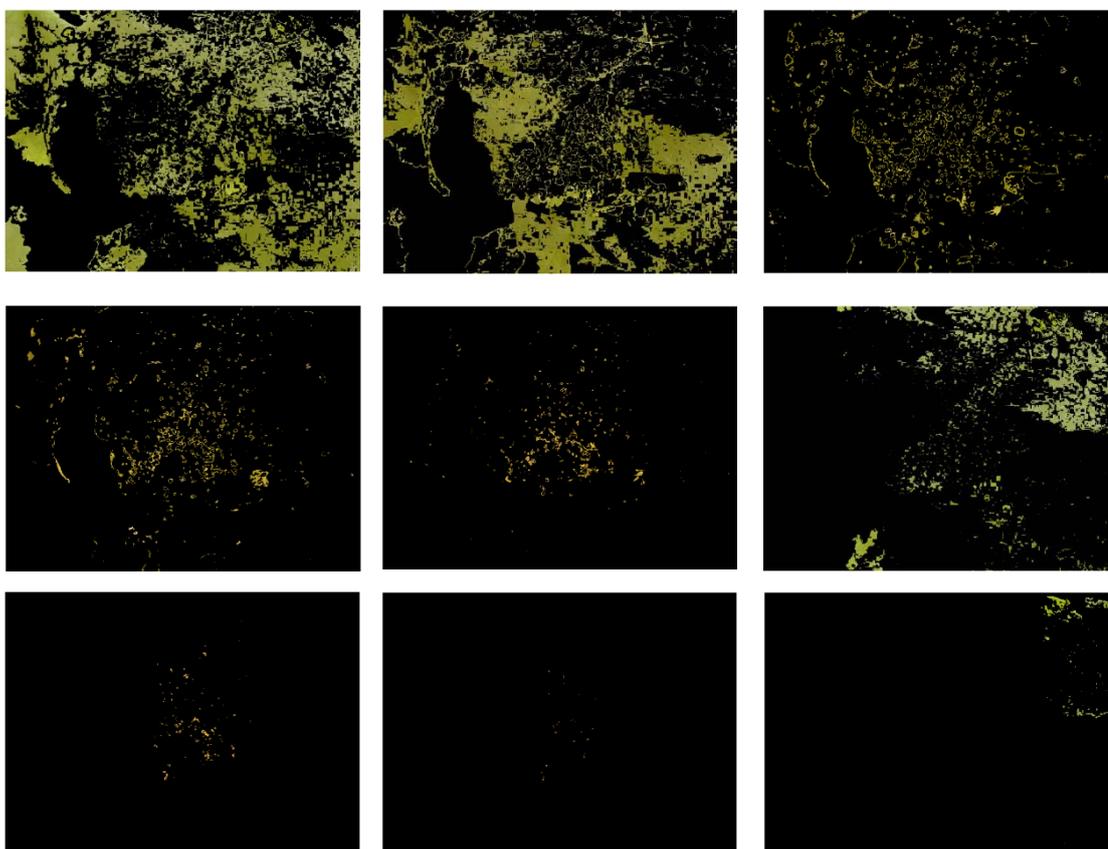


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 7 กลุ่มสี

รูปที่ 4.12 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

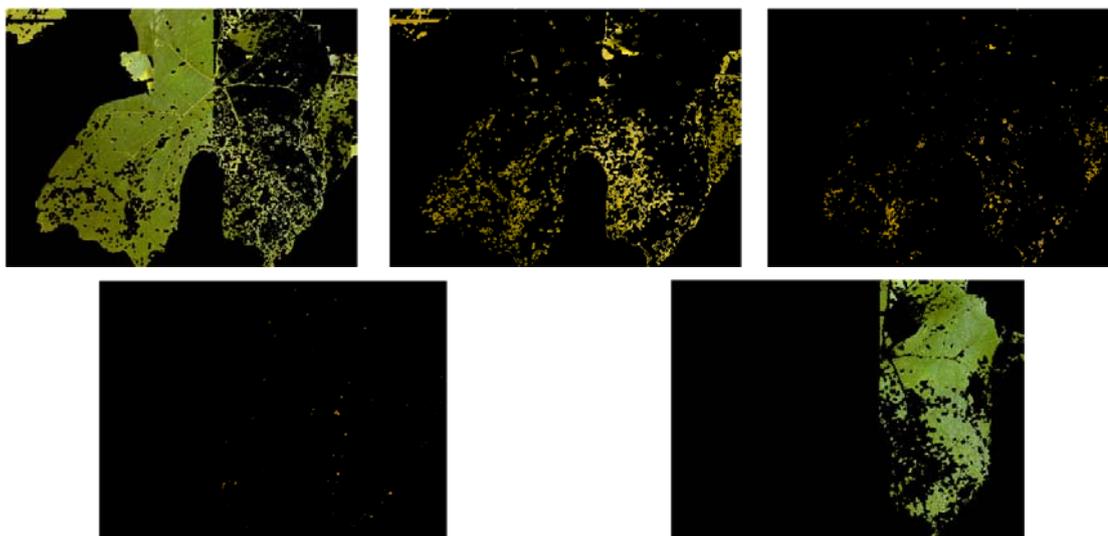


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีดครีมี



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี

รูปที่ 4.14 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นจากรูปที่ 4.8–4.14 พบว่าการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ระบบสามารถทำการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนในสถานะที่แตกต่างกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA ให้เหมาะสมในแต่ละภาพเป็นผลให้ระบบสามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้โดยอัตโนมัติและยังช่วยลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลกลุ่มสีที่เกิดจากการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ MSOFM ด้วยตัวเองและเมื่อพิจารณาจำนวนการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแล้วนั้นจากรูปที่ 4.8–4.14 จะเห็นว่าผลการแบ่งกลุ่มสีจะให้ผลของ

จำนวนกลุ่มสีที่แตกต่างกันอันเนื่องมาจากสาเหตุหนึ่งคือความซับซ้อนของข้อมูลสีใบและโรคกล่าวคือ ระดับของสีใบอ่อนและสีโรคภายในภาพที่สภาวะต่าง ๆ จะมีระดับของสีที่แตกต่างกันตามการสะท้อนแสงของวัตถุ

4.4.3 การแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบอ่อนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบคัดแปรร่วมกับการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค

กระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วย PSO เป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเนื่องจากความเรียบง่ายของอัลกอริทึมและพร้อมกับการปรับแต่งอัลกอริทึมด้วยจำนวนพารามิเตอร์เพียงเล็กน้อย โดยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย PSO (Omran, Engelbrecht and Salman, 2005) สำหรับการกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM เพื่อให้ MSOFM สามารถปรับตัวเองและแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบอ่อนให้เหมาะสมในแต่ละภาพได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างเวกเตอร์ตำแหน่งและความเร็วของแต่ละอนุภาคในกลุ่มประชากรสำหรับระบบในงานวิจัยนี้เวกเตอร์ตำแหน่งและความเร็วของแต่ละอนุภาคในกลุ่มประชากรที่สร้างขึ้นคือพารามิเตอร์ MSOFM ซึ่งประกอบด้วย $[\zeta \ \alpha \ \beta \ \sigma]^T$ ซึ่งได้จากการสุ่มค่าตั้งแต่ 1 ถึง 255

ขั้นตอนที่ 2 ประเมินค่าของแต่ละอนุภาคทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อทำการคำนวณหาค่าความเหมาะสมดังสมการที่ 4.4-4.6

ขั้นตอนที่ 3 พิจารณาค่าความเหมาะสมของอนุภาค ($pbest$) ถ้ามีค่าดีกว่าค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของกลุ่มอนุภาค ($gbest$) ให้ทำการบันทึกเวกเตอร์ตำแหน่งของอนุภาคดังสมการที่ 4.7 และ 4.8

$$gbest = p_k^g \quad (4.7)$$

$$\vec{x}_{gbest} = \vec{x}_k^i \quad (4.8)$$

โดยที่ x_k^i คือ ตำแหน่งของอนุภาค

p_k^g คือ ค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดของกลุ่มอนุภาคที่ได้ทำการบันทึกไว้

ขั้นตอนที่ 4 พิจารณาค่าความเหมาะสมของอนุภาคถ้ามีค่าดีกว่าค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของอนุภาคนั้น ๆ ให้ทำการบันทึกเวกเตอร์ตำแหน่งของอนุภาคไว้ใน $pbest$ ดังสมการที่ 4.9 และ 4.10

$$pbest_i = p_k^i \quad (4.9)$$

$$\vec{x}_{pbest} = \vec{x}_k \quad (4.10)$$

โดยที่ x_k^i คือ ตำแหน่งของอนุภาค
 p_k^i คือ ค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคที่ได้ทำการบันทึกไว้

ขั้นตอนที่ 5 ทำการปรับค่าความเร็วของอนุภาคดังสมการที่ 4.11

$$v_{k+1}^i = v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \quad (4.11)$$

โดยที่ v_k^i คือ ความเร็วของอนุภาค
 c_1, c_2 คือ ค่าคงที่ความเร่งเชิงปริมาตร, ค่าคงที่ความเร่งเชิงสังคม
 r_1, r_2 คือ ค่าตัวเลขสุ่มในช่วง $[0, 1]$

ขั้นตอนที่ 6 ทำการปรับค่าเวกเตอร์ตำแหน่งดังสมการที่ 4.12 และทำการปรับค่าตัวแปรเวลา $t = t + 1$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad (4.12)$$

ขั้นตอนที่ 7 ดำเนินขั้นตอนทั้งหมดกับอนุภาคถัดไปในกลุ่มประชากรจนกระทั่งมีการเข้าสู่คำตอบโดยใช้ค่าจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อประเมินว่าคำตอบที่ได้เป็นที่ต้องการแล้วหรือไม่
 เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ของ MSOFM ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพแล้ว ระบบจะทำการส่งค่าพารามิเตอร์นี้ไปให้กับ MSOFM เพื่อให้ระบบโครงข่ายทำการปรับจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่จะเกิดขึ้นและตำแหน่งศูนย์กลางที่เหมาะสมที่สุดของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทซึ่งเป็นตัวแทนของชุดข้อมูลสมาชิกในกลุ่มสีนั้น

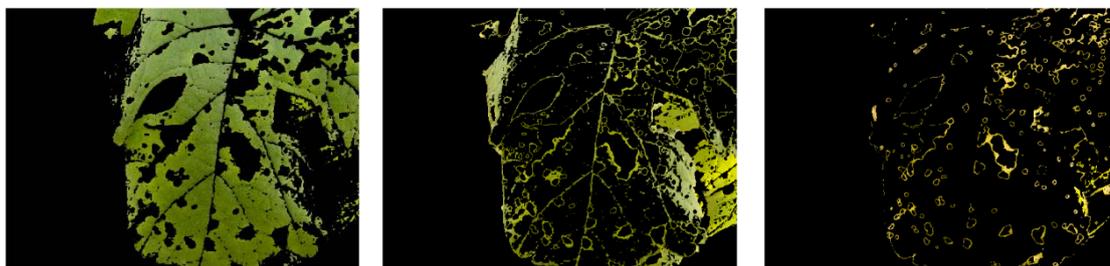
4.4.4 ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค

จากการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพจำนวน 60 ภาพ สำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาคในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM ในแต่ละภาพเพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มได้โดยอัตโนมัติและสามารถแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างของสีโรคและสีใบองุ่นออกจากกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยแบ่งตามลักษณะความชื้นของใบภายในภาพ คือ ลักษณะใบที่มีความชื้นน้อย ลักษณะใบที่มีความชื้นปานกลางและลักษณะใบที่มีความชื้นมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม รวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนผิวใบ เพื่อดูผลการทดสอบระบบการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นตามลักษณะความชื้นของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี

รูปที่ 4.16 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นน้อย

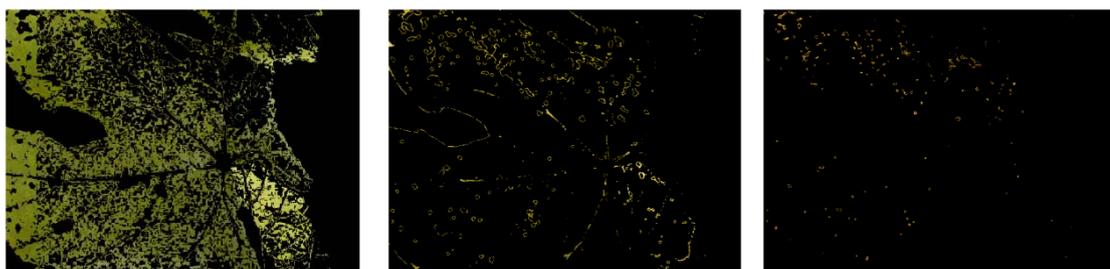


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี

รูปที่ 4.16 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นค่อนข้างน้อย (ต่อ)

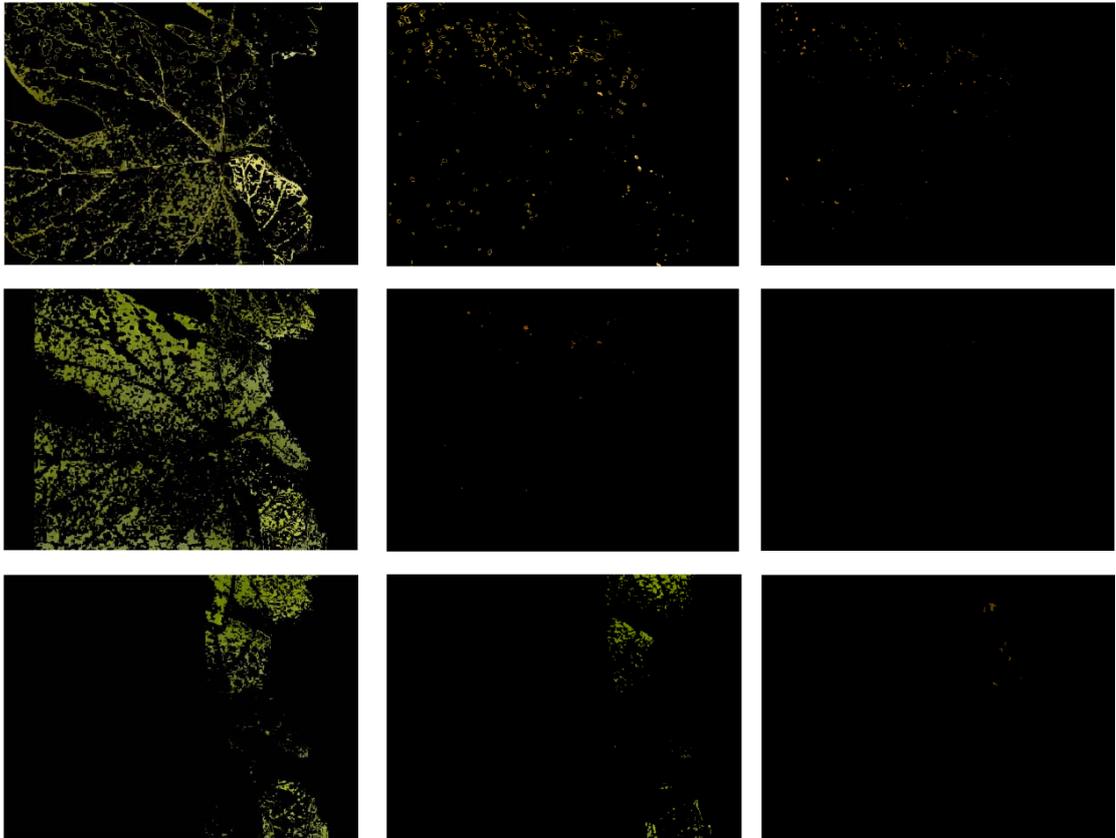


(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง



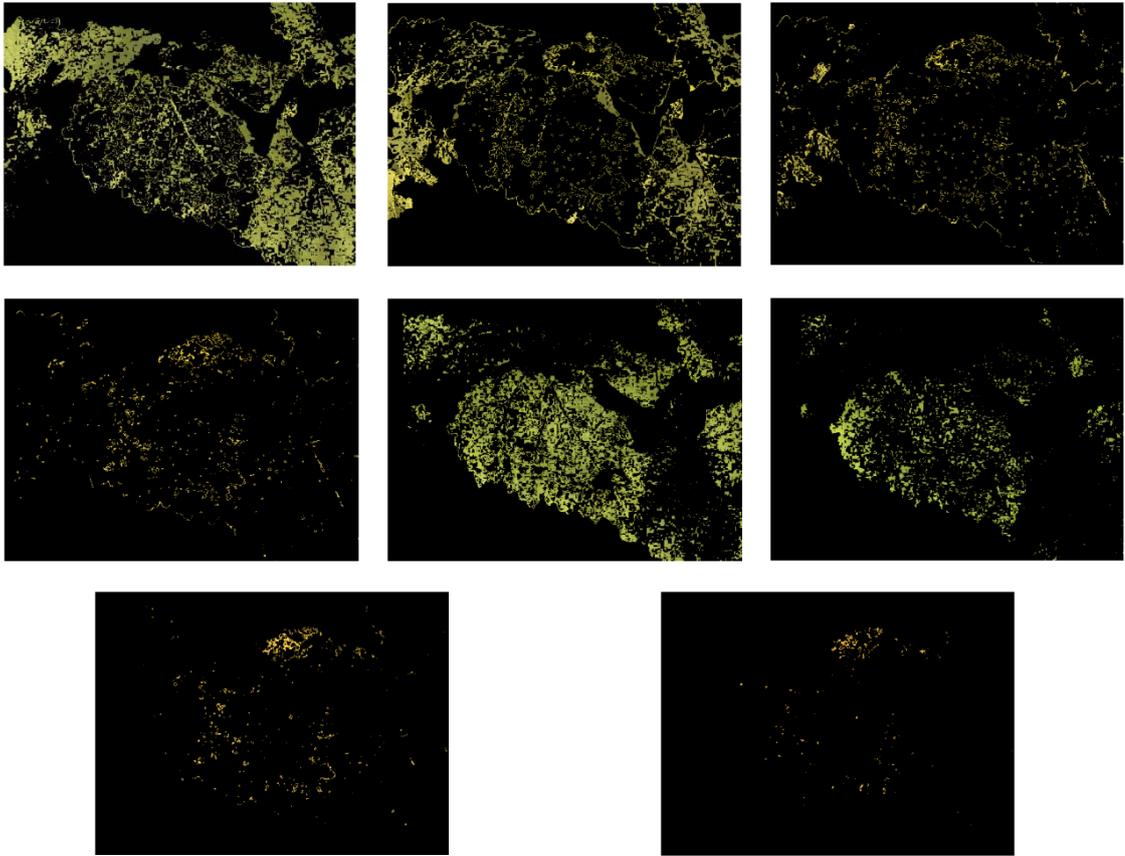
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)



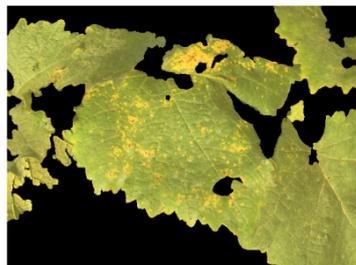
(ก) ภาพต้นแบบ

รูปที่ 4.18 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



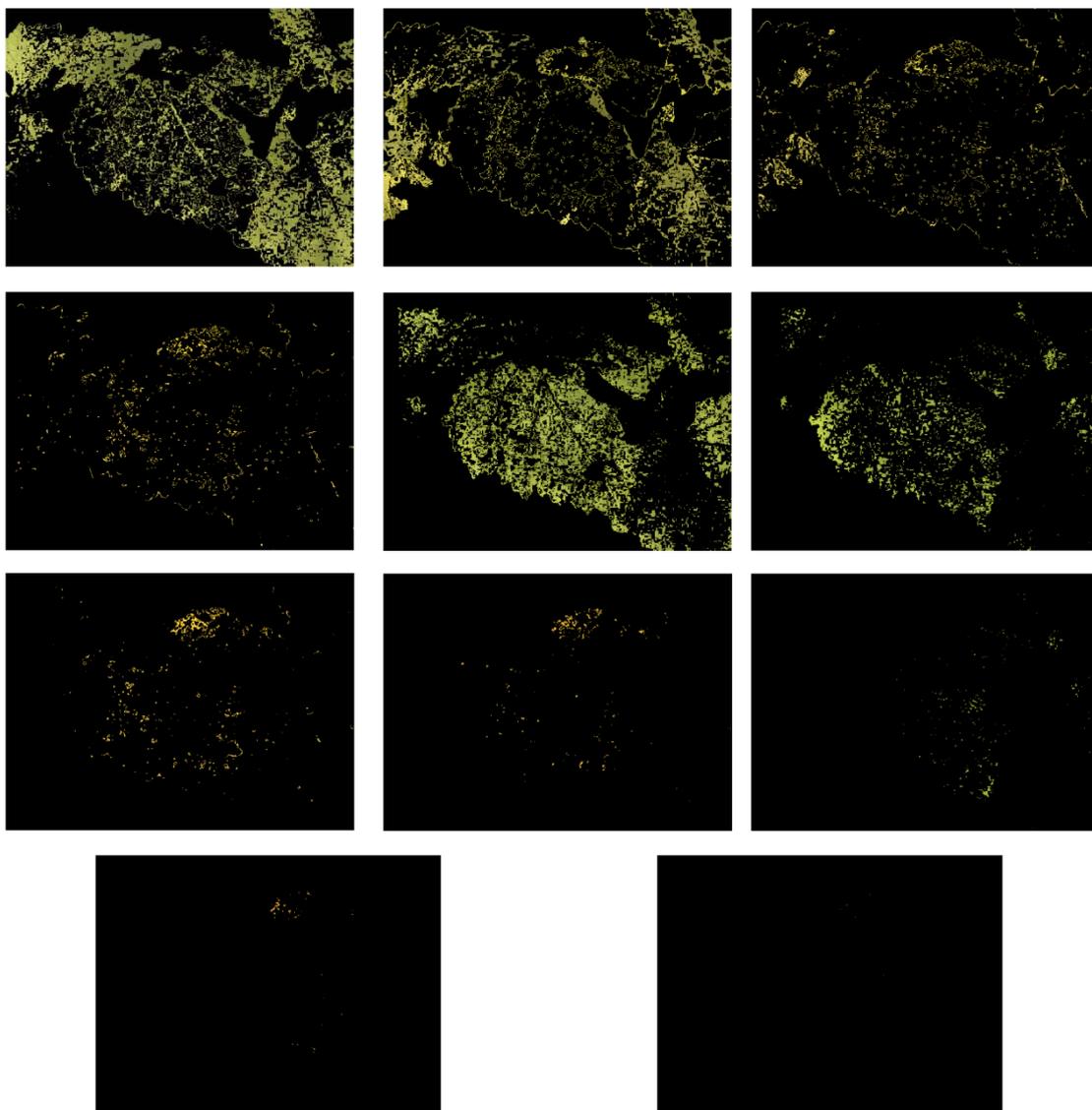
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 8 กลุ่มสี

รูปที่ 4.18 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความเข้มข้นมาก (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ

รูปที่ 4.19 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สถานะแสงสว่างมาก

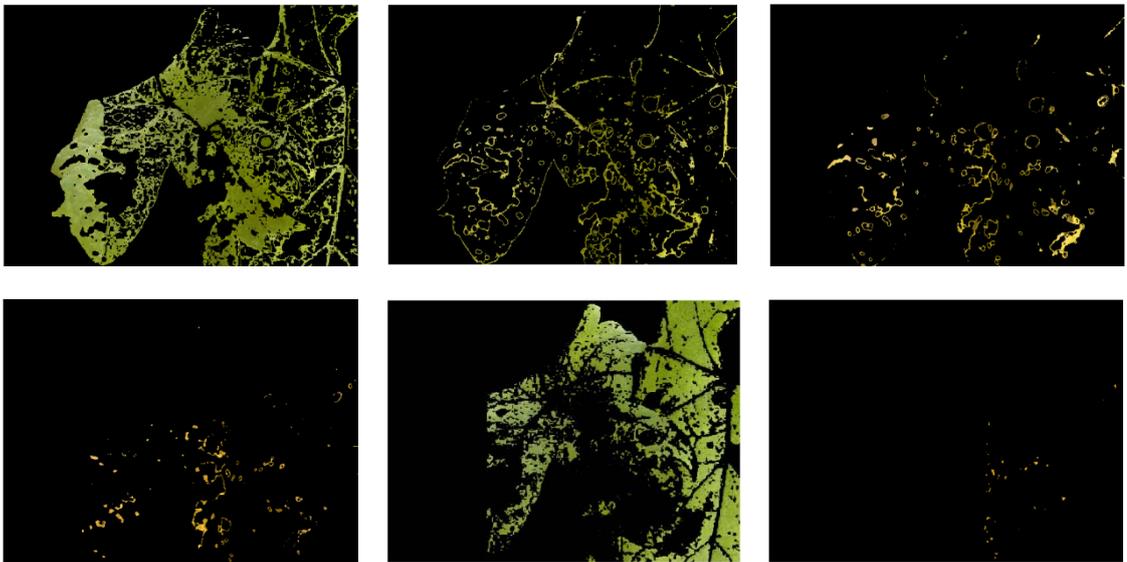


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 11 กลุ่มสี

รูปที่ 4.19 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ

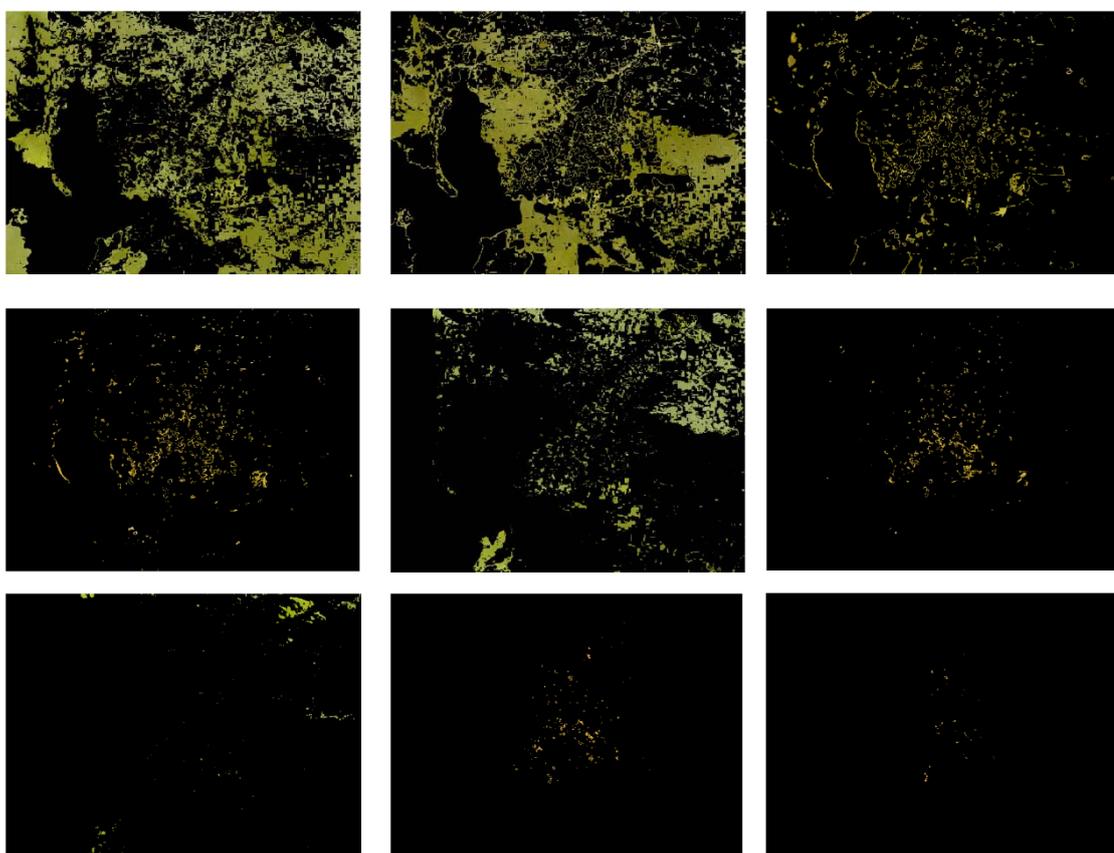


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี

รูปที่ 4.20 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

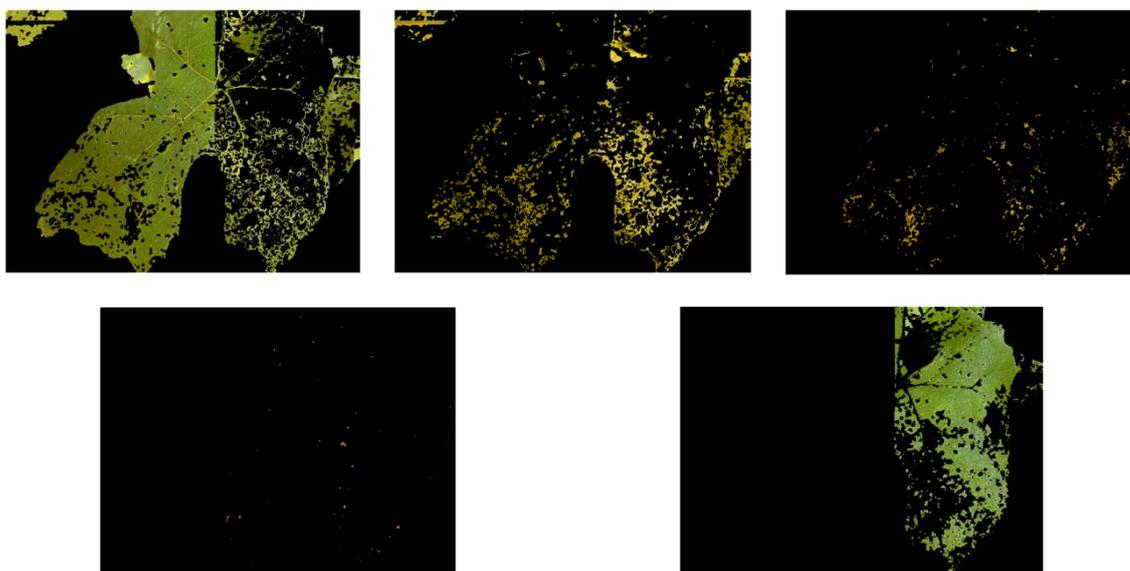


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.21 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีดคริม



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี

รูปที่ 4.22 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อทำการพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากสีใบองุ่นจากรูปที่ 4.16-4.22 พบว่าการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ PSO สามารถแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนในสถานะที่แตกต่างกันได้โดยมีประสิทธิภาพเช่นเดียวกับ GA และจากผลการทดสอบของทั้งสองวิธีพบว่าการทำงานของ PSO มีพื้นฐานการทำงานเช่นเดียวกับ GA คือจะมีการสุ่มสร้างประชากรเริ่มต้น มีการประเมินค่าความเหมาะสมของแต่ละประชากร มีการปรับประชากรด้วยข้อมูลใหม่และค้นหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยเทคนิควิธีการสุ่มดังนั้นจึงเป็นผลให้การหาค่าเหมาะที่สุดสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคและสีใบองุ่นจะมีประสิทธิภาพไปในทิศทางเดียวกัน

4.5 กระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีใบองุ่น

กระบวนการคัดแยกสีโรคสำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีโรค ซึ่งเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นเป็นระบบที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและอาศัยหลักการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งระนาบเกินที่ดีที่สุด (optimal separating hyper plane) สำหรับแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของระบบ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดอินพุตให้กับระบบ สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ค่า a^* u^* และ Cr ของภาพในช่วงที่เป็นสีโรค โดยระบุเป้าหมายว่าเป็นสีโรคและค่า a^* u^* และ Cr ของภาพในช่วงที่ไม่เป็นสีโรค โดยระบุเป้าหมายว่าไม่เป็นสีโรคมาฝึกสอนให้ระบบเรียนรู้และแบ่งข้อมูลได้ถูกต้องดังสมการที่ 4.13

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{DiseaseGrapeleaf} = \begin{bmatrix} a^* \\ u^* \\ Cr \end{bmatrix}, y_{DiseaseGrapeleaf} = 1 \end{array} \right\} \quad (4.13)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{NotDiseaseGrapeleaf} = \begin{bmatrix} a^* \\ u^* \\ Cr \end{bmatrix}, y_{NotDiseaseGrapeleaf} = -1 \end{array} \right\}$$

ซึ่งจำนวนตัวอย่างสีใบองุ่นที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 45 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 14 ภาพ (ภาคผนวก ข) และตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีใบองุ่นจำนวน 48 ตัวอย่าง ตัวอย่างสีใบองุ่นที่นำมาใช้ฝึกสอนระบบแสดงดังรูปที่ 4.23

ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดฟังก์ชันแก่นกลาง เนื่องจากพื้นฐานหลักการทำงานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นนั้นมีรากฐานสำหรับการแก้ปัญหาแบบเชิงเส้น สำหรับลักษณะข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น การกำหนดฟังก์ชันแก่นกลางจึงสามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้ ซึ่งแก่นกลาง (kernel) นั้นคือการคูณของเวกเตอร์ x ใด ๆ ดังสมการที่ 4.14

$$K(x_i, x_j) = (\Phi(x_i) \bullet \Phi(x_j)) = K(x_i \cdot x_j) \quad (4.14)$$

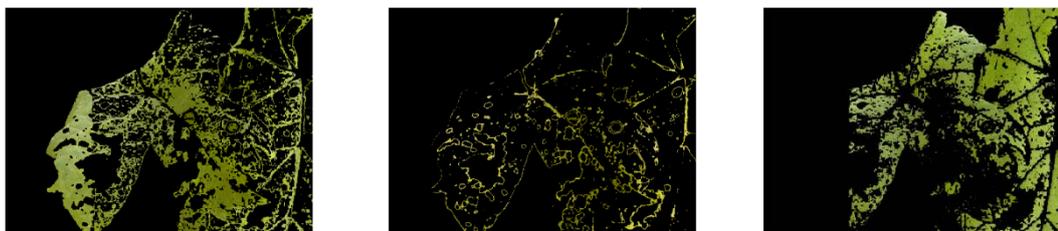
แก่นกลางที่นิยมใช้มีอยู่ 3 ชนิดได้แก่ ฟังก์ชันแก่นกลางแบบพหุนาม (polynomial kernel) ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักรัศมี (Radial Basis Function kernel หรือ RBF kernel) และฟังก์ชันแก่นกลางแบบซิกมอยด์ (sigmoid kernel) ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักรัศมี เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่เหมาะสมกับภาพในงานวิจัยดังสมการที่ 4.15

ขั้นตอนที่ 3 ทำการฝึกสอนระบบที่ออกแบบไว้และนำข้อมูลภาพที่ต้องการทดสอบโดยใช้ค่าเวกเตอร์ a^* u^* และ Cr ของข้อมูลภาพทดสอบเป็นข้อมูลของระบบที่ต้องการทดสอบ มาทำการจำลอง (simulation) กับเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีใดเป็นกลุ่มสีไบออน์โครงข่ายจะให้เอาต์พุตเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใดไม่ใช่กลุ่มสีไบออน์โครงข่ายจะให้เอาต์พุตเป็น -1

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.15)$$



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพกลุ่มสีไบออน์

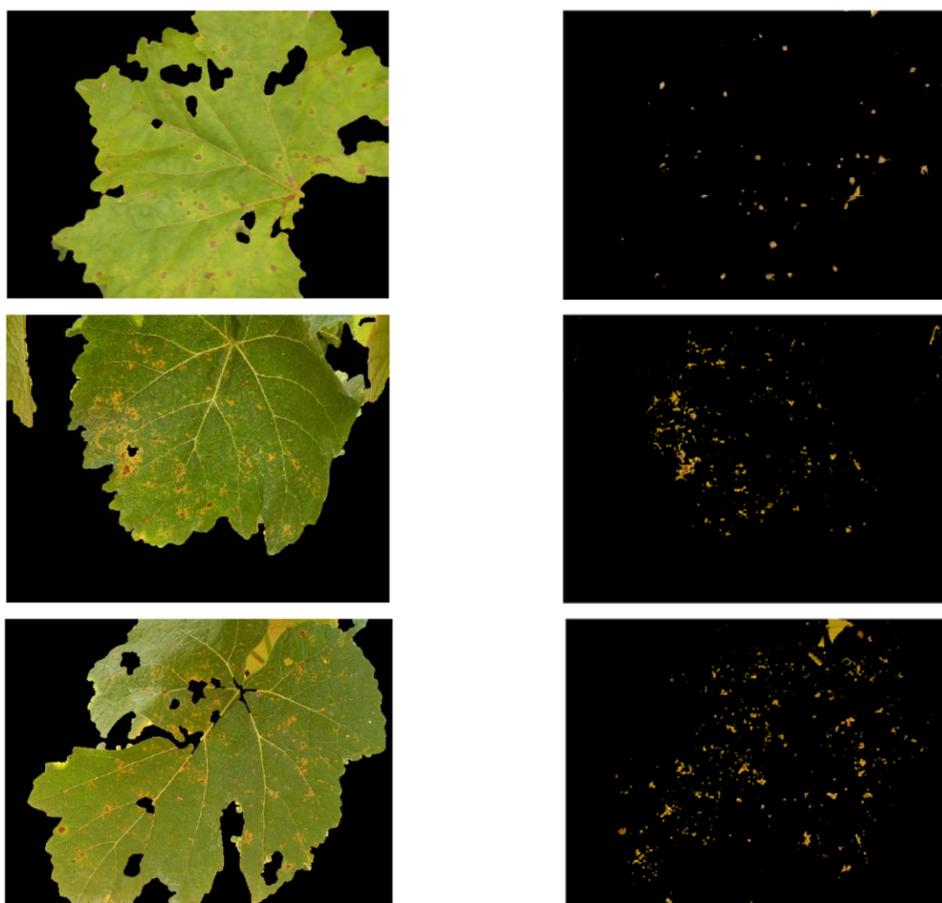
รูปที่ 4.23 ตัวอย่างกลุ่มสีไบออน์ที่นำมาฝึกสอนระบบ

4.6 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากไบออน์

เป็นการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากไบออน์ที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ให้เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพเปรียบเทียบกับวิธีการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ PSO ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.6.1 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคโดยการแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

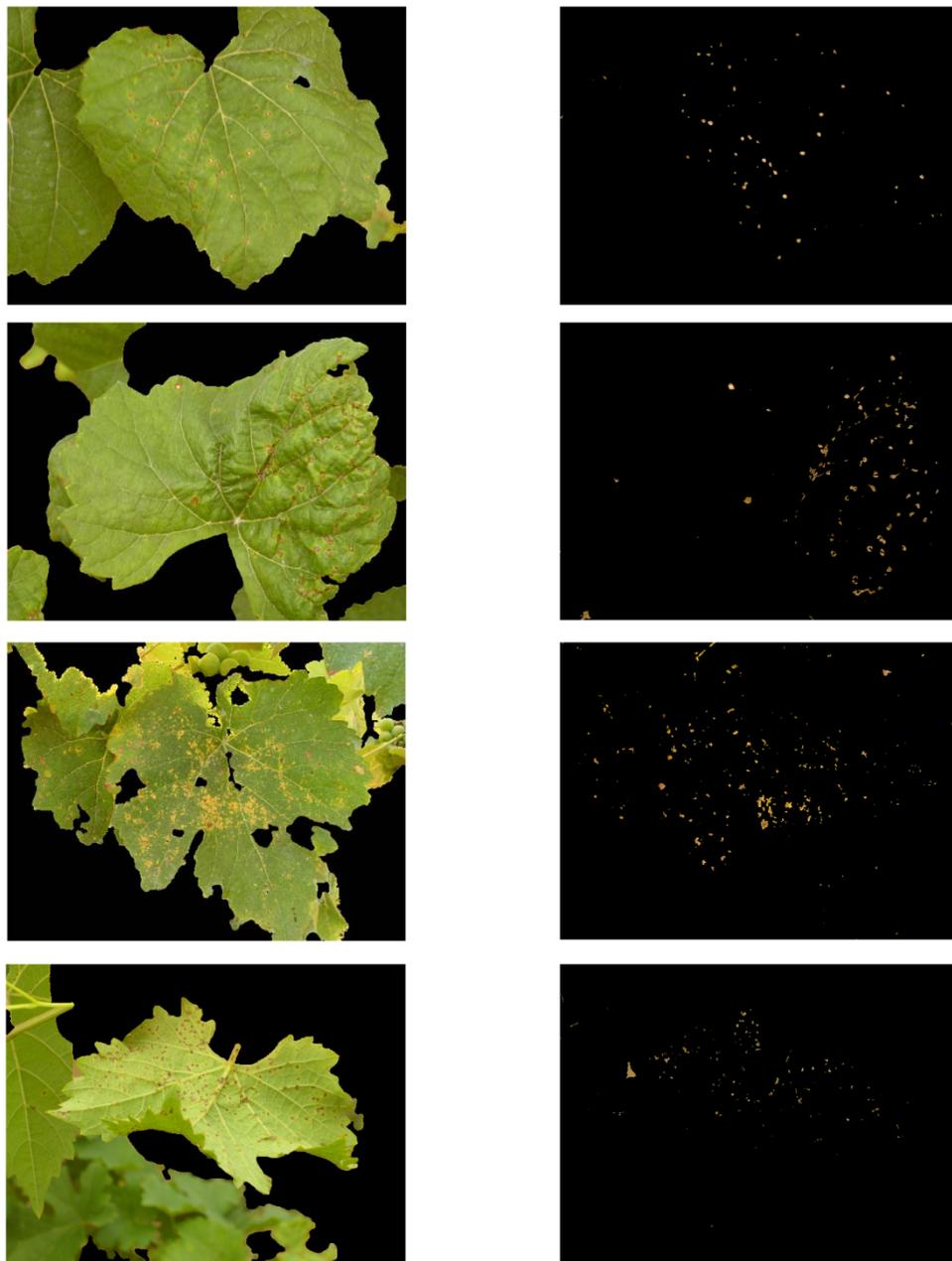
ด้วยการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพจำนวน 1,088 ภาพการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ให้เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพและใช้ SVMs ในการระบุกลุ่มที่เป็นสีโรคออกจากใบองุ่น โดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของใบองุ่นคือ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้มรวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบเพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีใบองุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

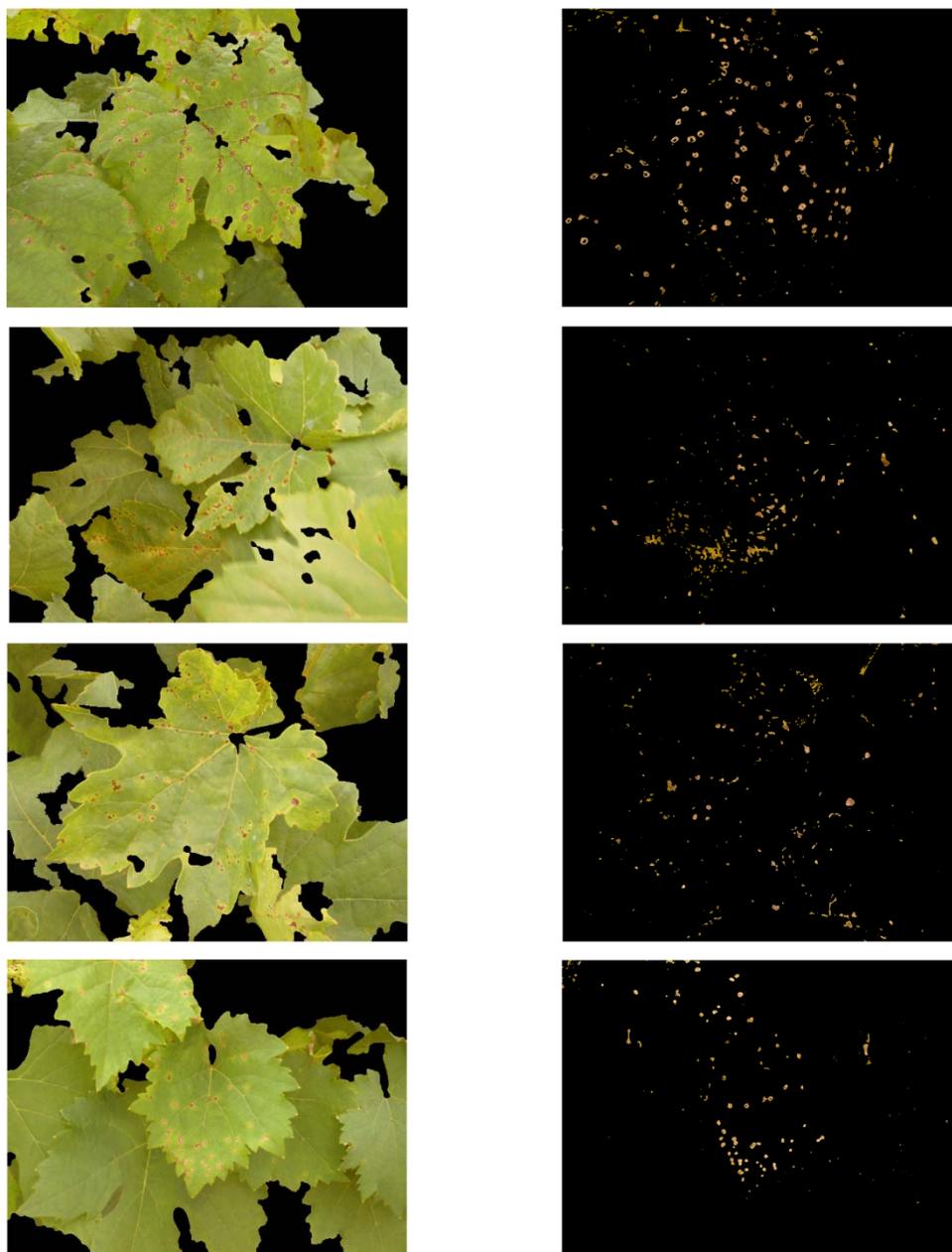
รูปที่ 4.24 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

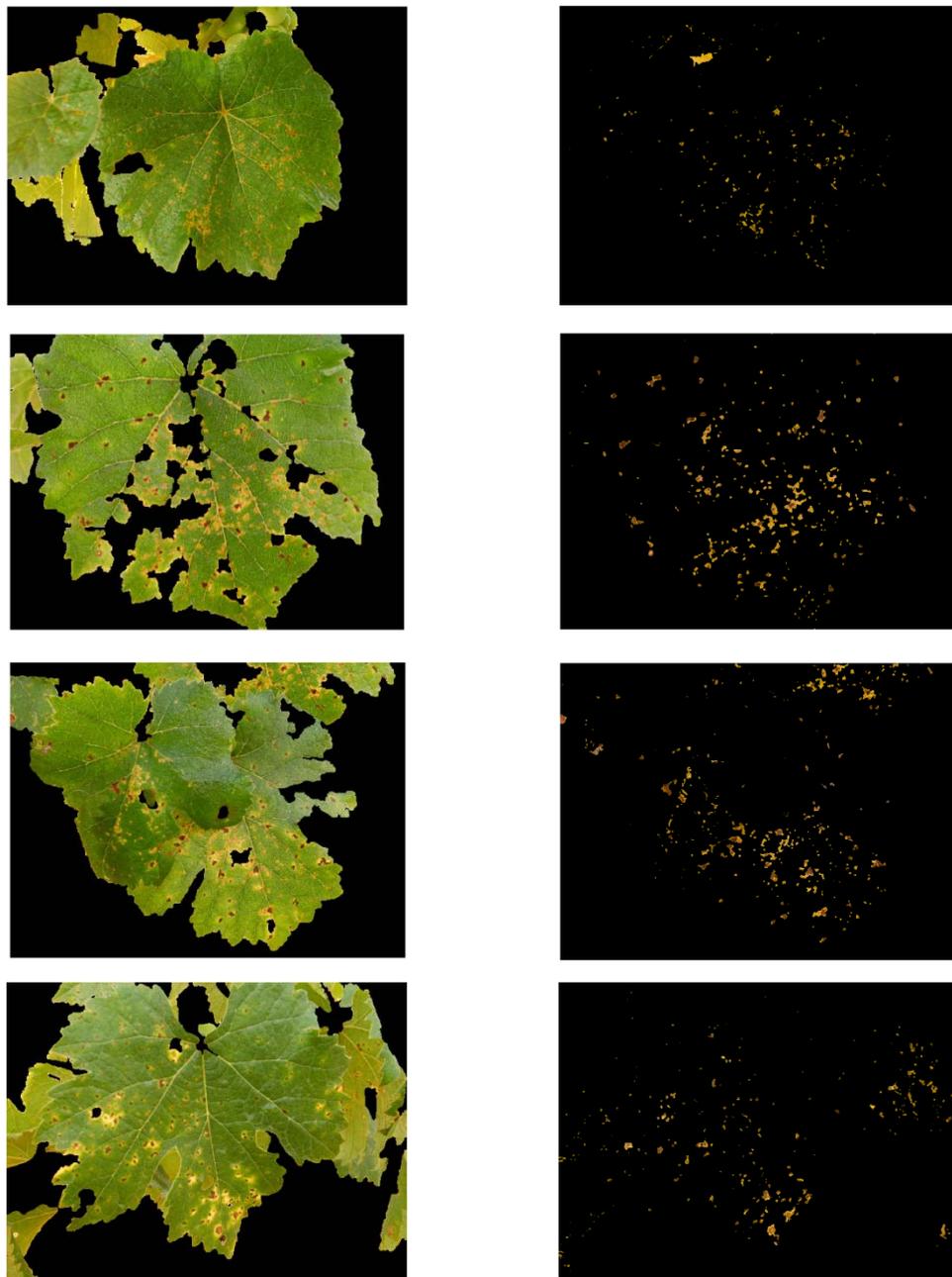
รูปที่ 4.25 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการตัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการตัดแยกสีโรค

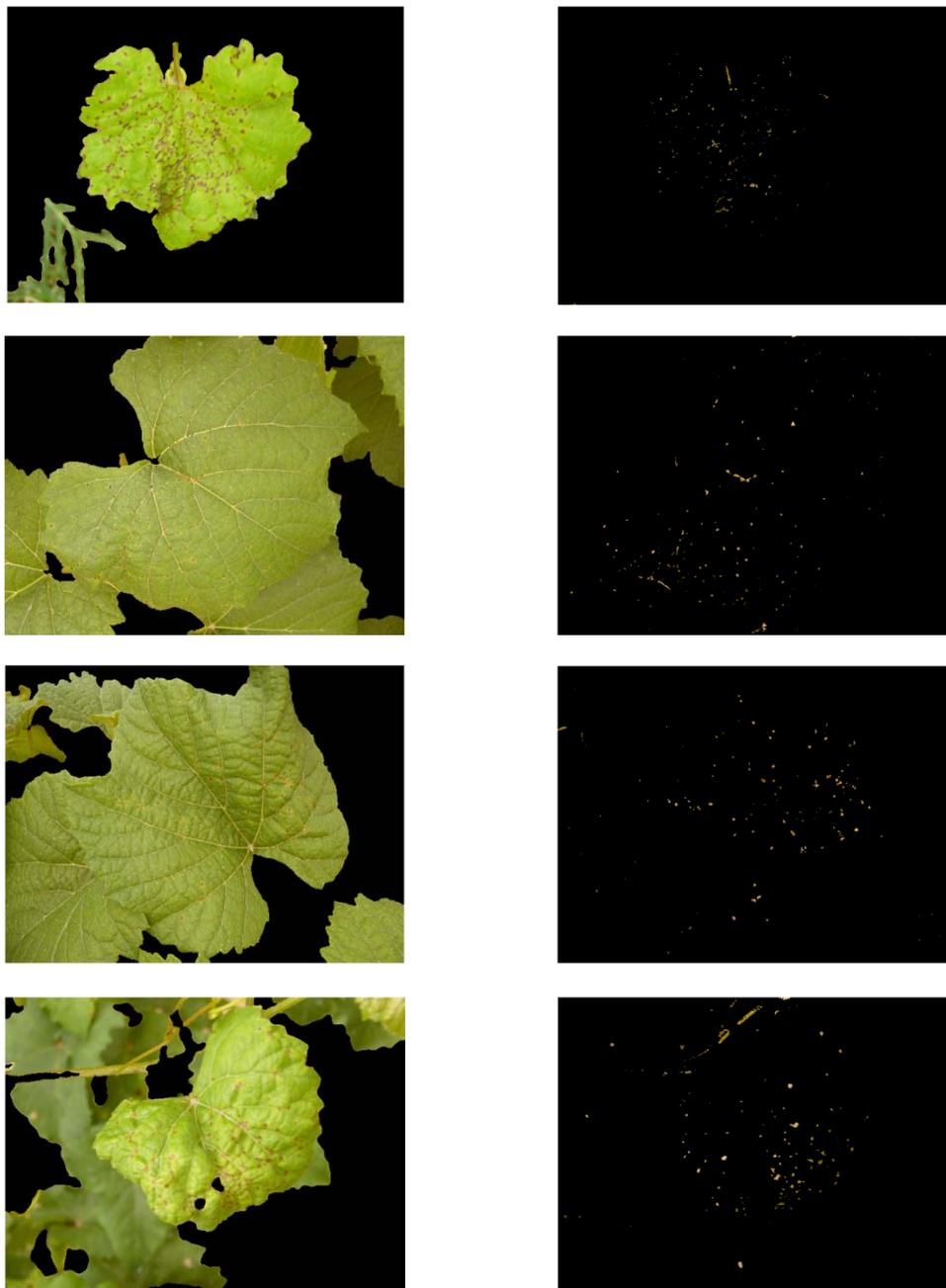
รูปที่ 4.26 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีไวบองุ่นในตาราง
ที่ 3.15(ค)

(จ) ภาพการคัดแยกสีโรค

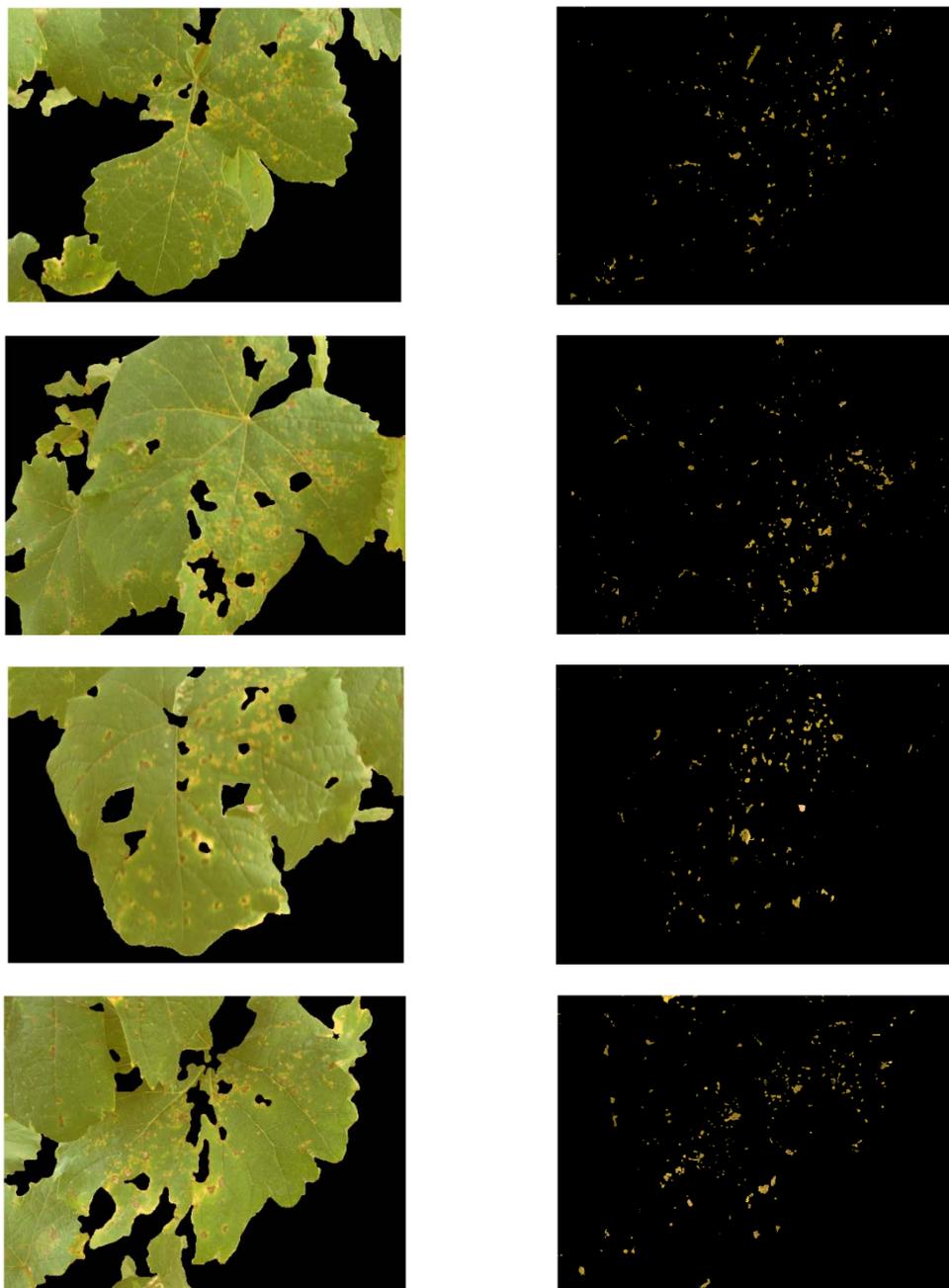
รูปที่ 4.27 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากไวบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.16(ค)

(จ) ภาพการคัดแยกสีโรค

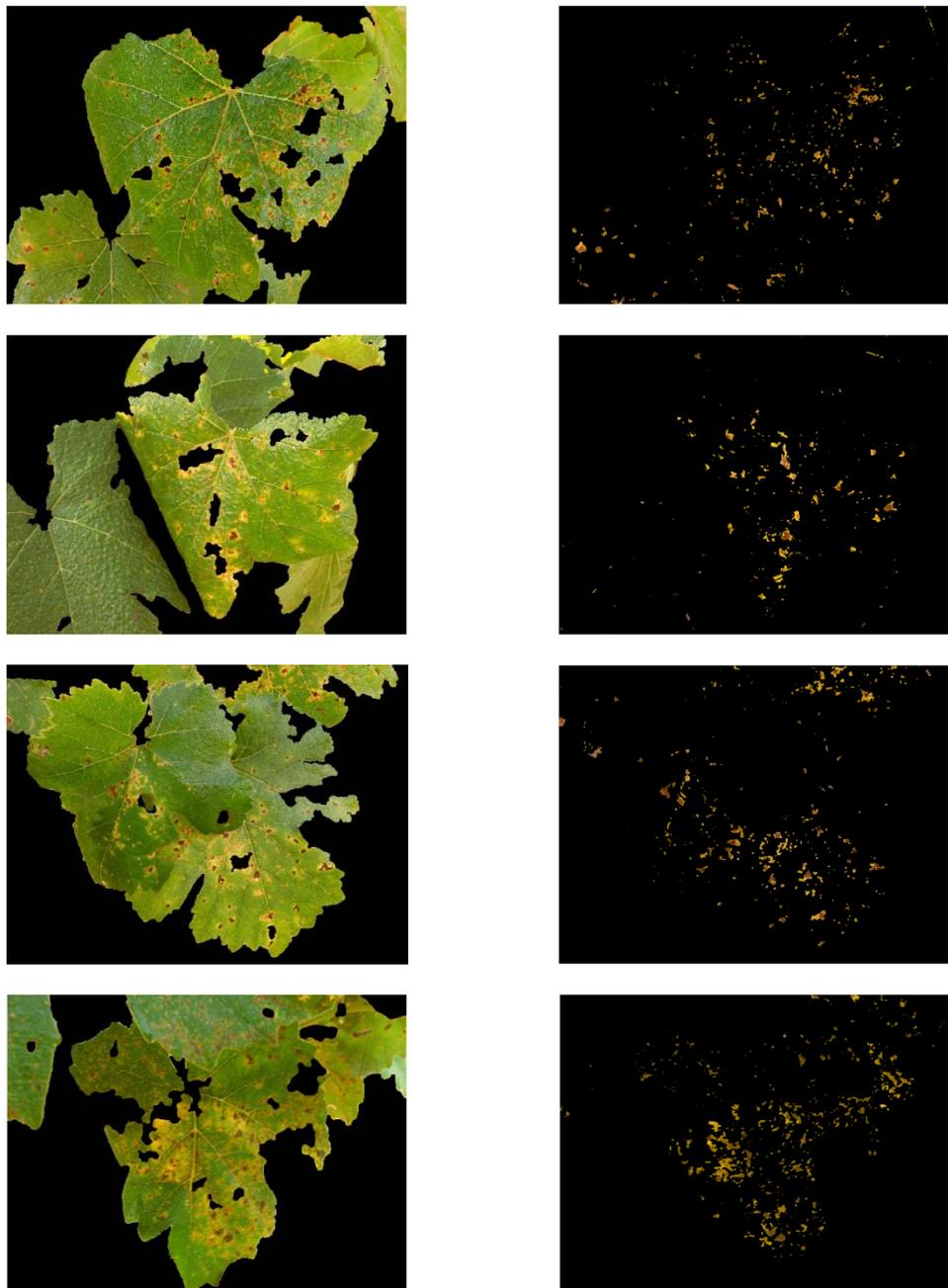
รูปที่ 4.28 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.29 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีดครีမ်



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นใน
ตารางที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.30 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณารูปที่ 4.24 เป็นการพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อยมีจำนวนใบองุ่นเพียงหนึ่งใบ จะเห็นว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.25 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลางมีจำนวนใบองุ่น 2-5 ใบ มีลักษณะการวางตัว รูปลักษณะใบองุ่นและขนาดของใบที่หลากหลาย พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.26 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมากมีจำนวนใบมากกว่า 5 ใบ มีลักษณะข้อมูลของใบรวมกันเป็นกลุ่ม มีลักษณะการวางตัว รูปแบบของใบและขนาดของใบที่หลากหลายและข้อมูลที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น เช่น กลุ่มหญ้าและกลุ่มใบ เป็นต้นพบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดี แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีกลุ่มหญ้าและกลุ่มใบภายในภาพเมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจะปรากฏส่วนช่องว่างเล็ก ๆ ระหว่างกลุ่มใบและกลุ่มหญ้าซึ่งมีสีคล้ายสีโรค เมื่อพิจารณารูปที่ 4.27 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมากพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.28 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลางพบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพเช่นเดียวกับที่สภาวะแสงสว่างมาก เมื่อพิจารณารูปที่ 4.29 เป็นการพิจารณาคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมืดครึ้มพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิงดังนั้นข้อมูลในสภาวะมืดครึ้มเมื่อทำการปรับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดีและเมื่อพิจารณารูปที่ 4.30 เป็นการพิจารณาคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อ กับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น

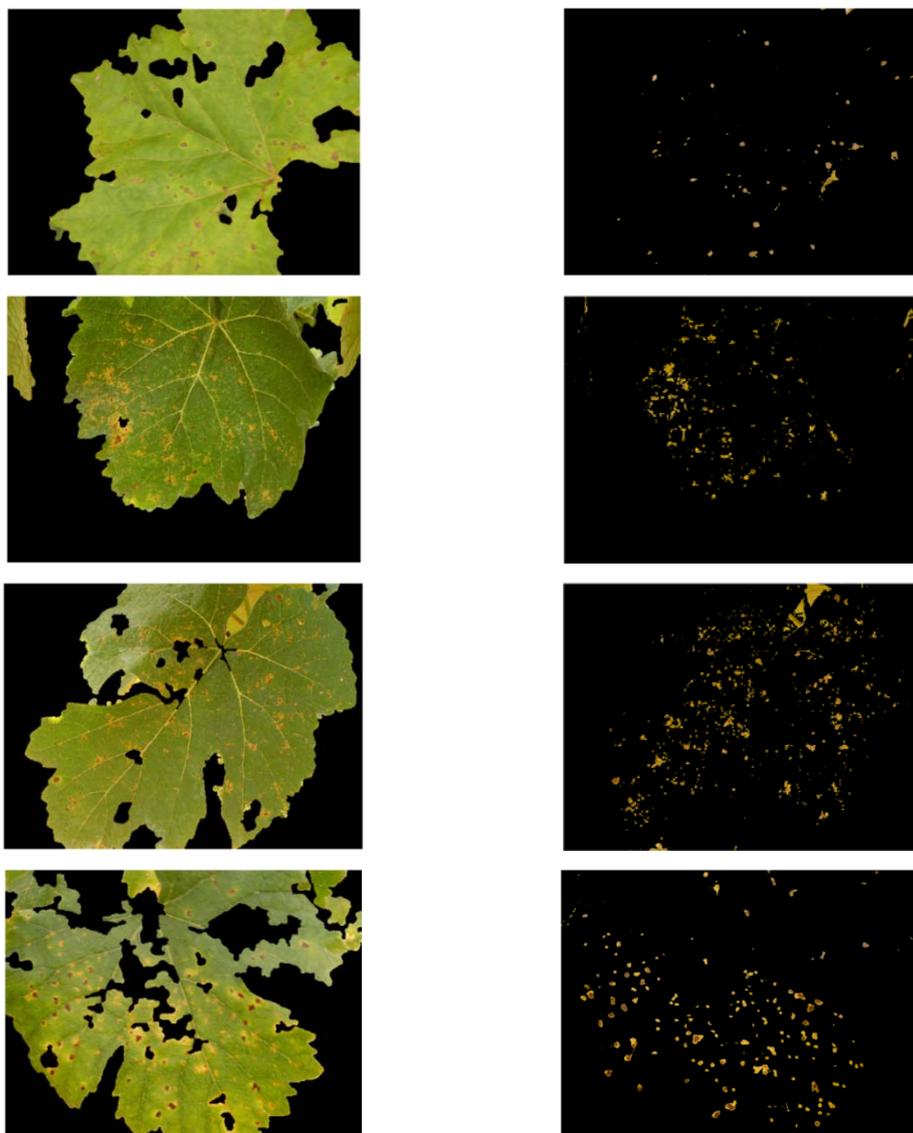
ดังนั้นจะเห็นว่าการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการแบ่งกลุ่มสีโรคองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นในสภาวะที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพทั้งนี้เนื่องจากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA นั้นสามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนซึ่งเป็นการจัดเตรียมข้อมูลในการฝึกสอน SVMs ที่มีประสิทธิภาพจึงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดี

4.6.2 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคโดยการแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรร่วมกับการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาค

ด้วยการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพจำนวน 1,088 ภาพสำหรับการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ PSO

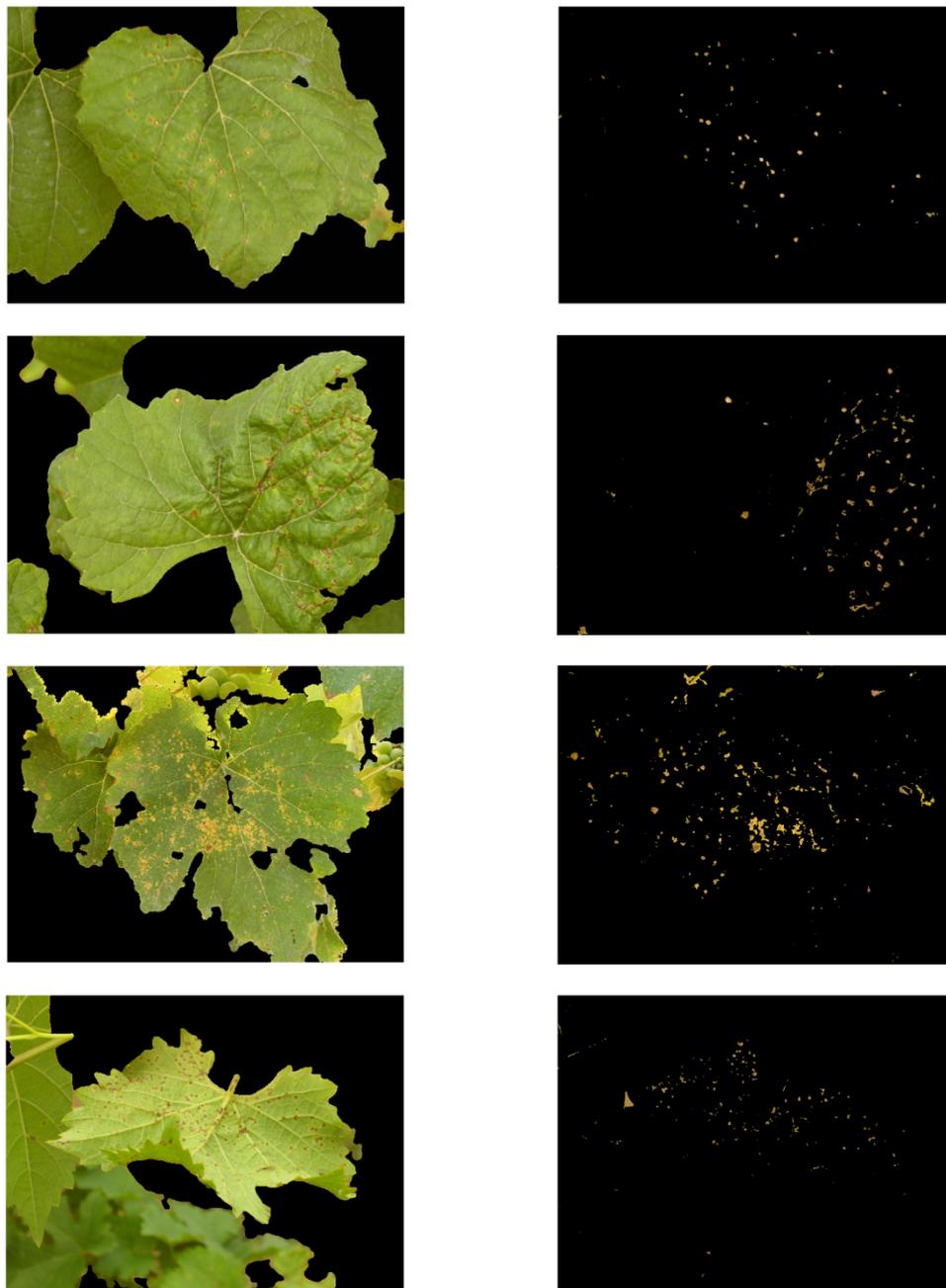
ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ให้เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพ และใช้ SVMs ในการระบุกลุ่มที่เป็นสีโรคออกจากใบองุ่น โดยแบ่งตามลักษณะความชื้นของใบ คือ ลักษณะใบที่มีความชื้นน้อย ลักษณะใบที่มีความชื้นปานกลางและลักษณะใบที่มีความชื้นมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลาง สถานะมืดครึ้ม รวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ เพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีโรคตามลักษณะความชื้นของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

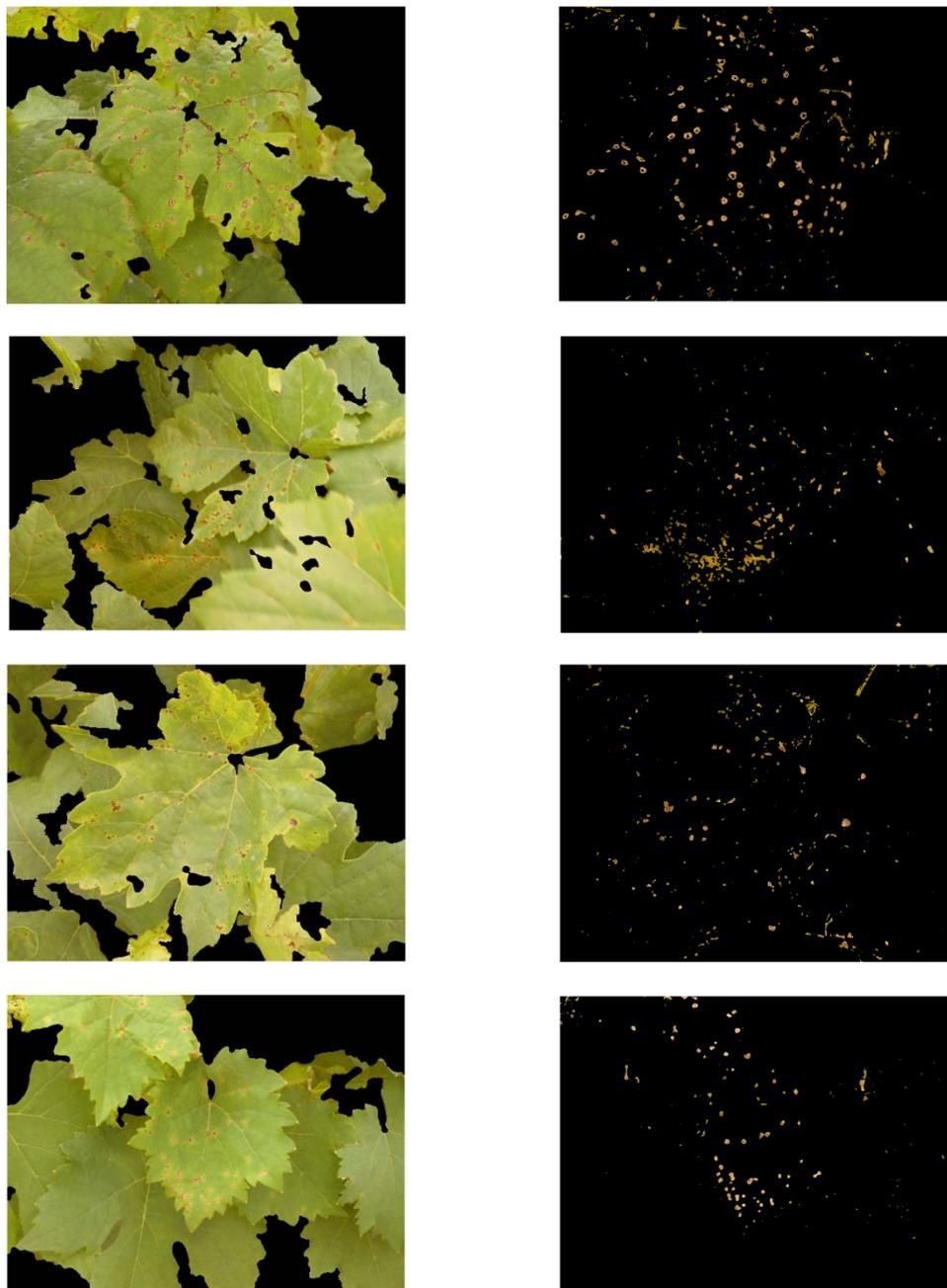
รูปที่ 4.31 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่นที่มีความชื้นน้อย



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

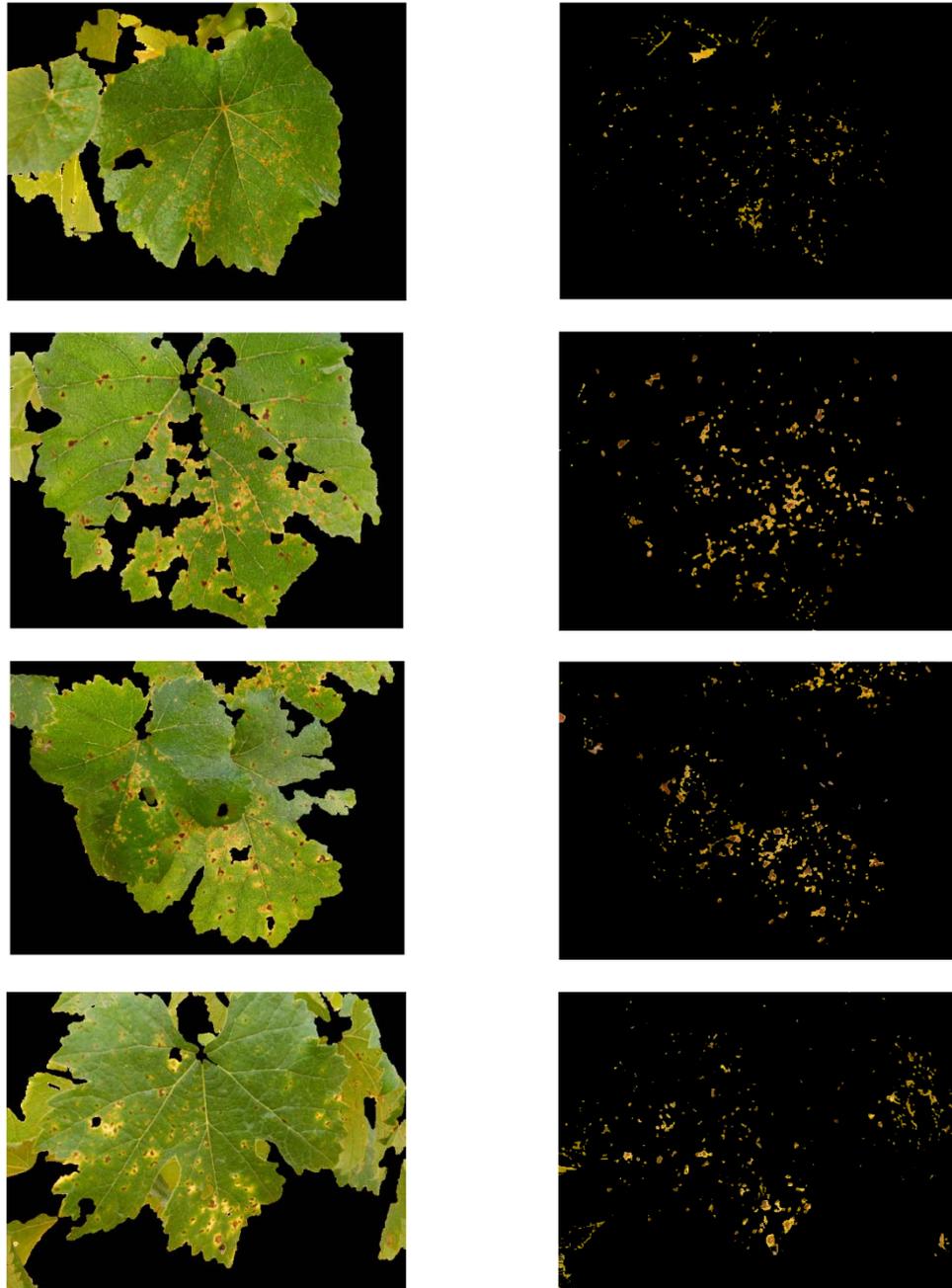
รูปที่ 4.32 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

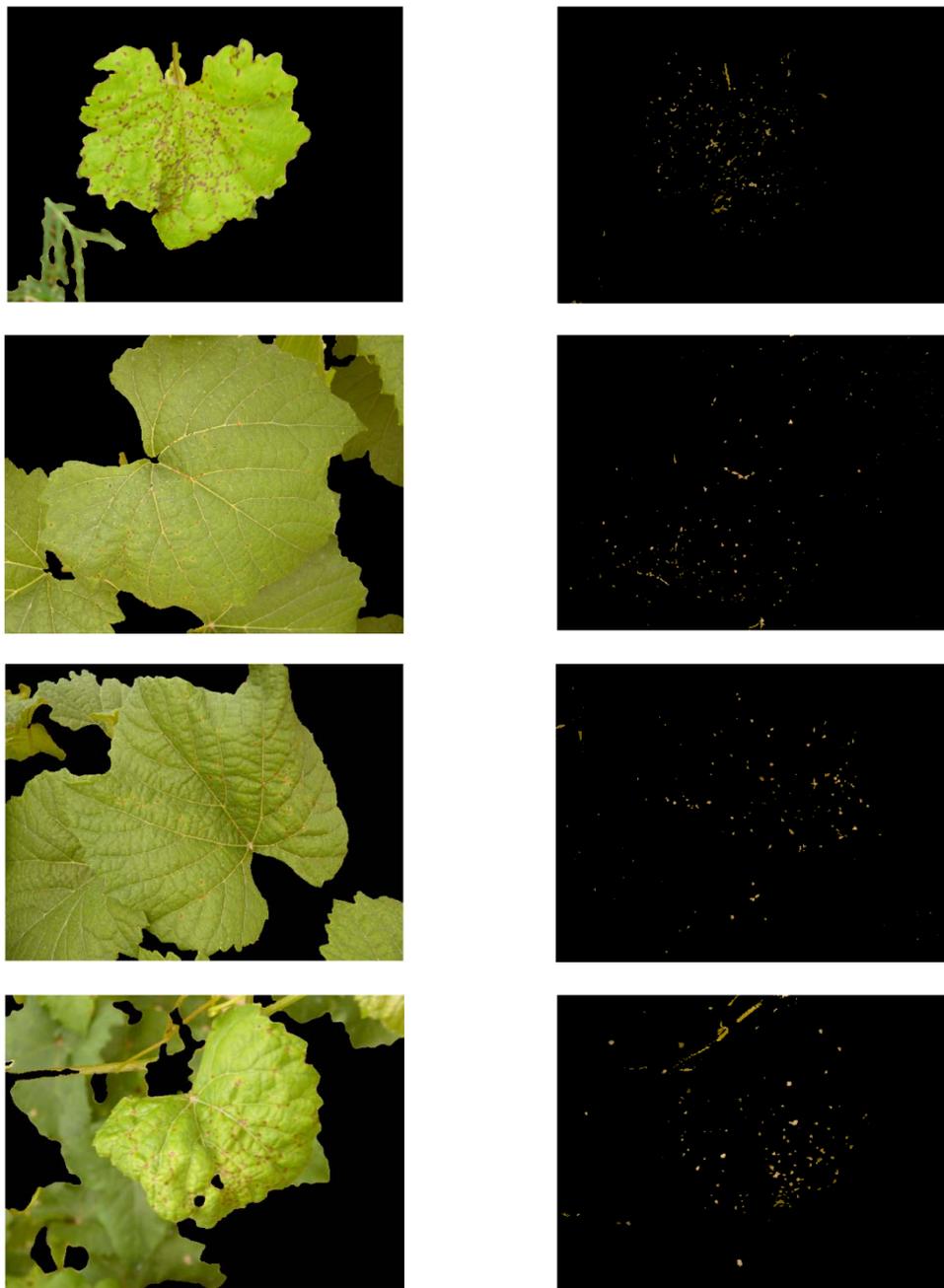
รูปที่ 4.33 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.15(ค)

(จ) ภาพการคัดแยกสีโรค

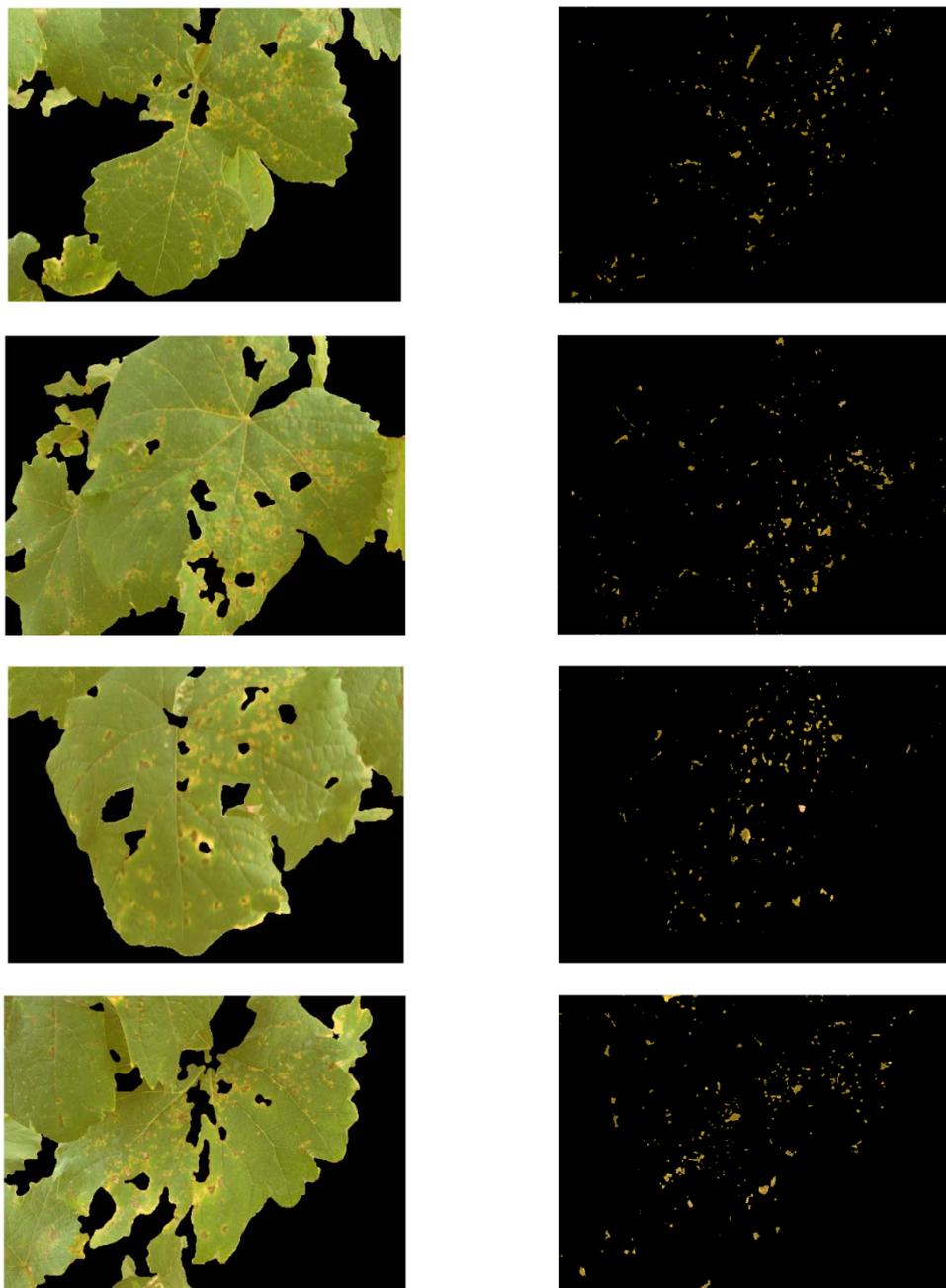
รูปที่ 4.34 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบบองุ่นในตาราง
ที่ 3.16(ค)

(จ) ภาพการคัดแยกสีโรค

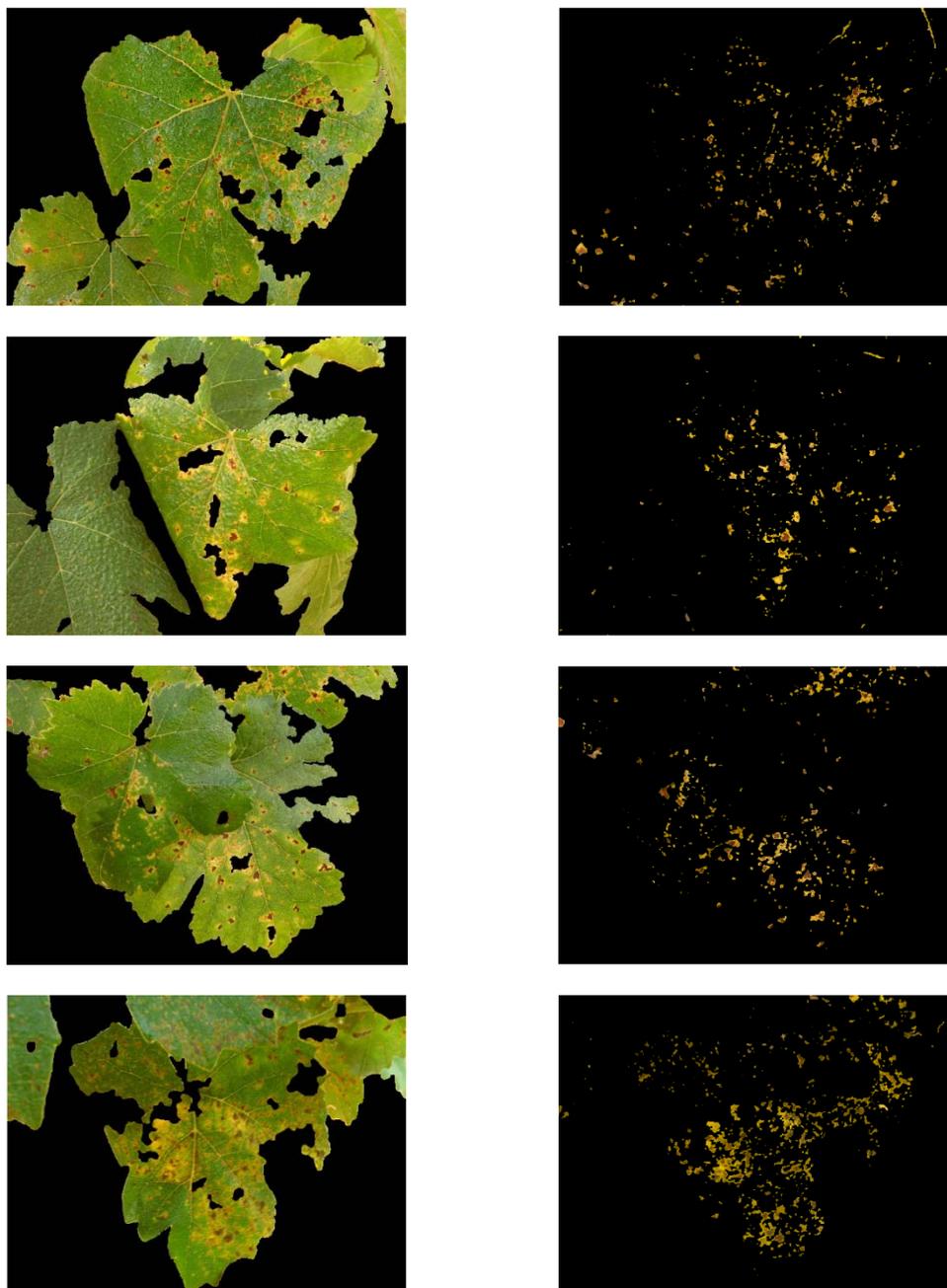
รูปที่ 4.35 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบบองุ่นที่สถานะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการกัดแยกสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการกัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.36 ตัวอย่างการกัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่นที่สภาวะมีดครีมี



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.37 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

จากรูปที่ 4.31-4.37 เป็นการทดสอบเปรียบเทียบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ PSO และ MSOFM ร่วมกับ GA ด้วยการทดสอบข้อมูลภาพกลุ่มเดียวกัน พบว่าการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการแบ่งกลุ่มสีโรคใบองุ่นด้วย

MSOFM ร่วมกับ PSO พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีลักษณะการวางตัว ขนาด รูปลักษณะใบองุ่น จำนวนใบองุ่นที่หลากหลายและมีข้อมูลที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น เช่น กลุ่มหญ้าและกลุ่มใบ เป็นต้นในสถานะที่แตกต่างกันได้โดยมีประสิทธิภาพและให้ผลการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นในสถานะต่าง ๆ เช่นเดียวกันกับการคัดแยกสีของโรคออกจากใบองุ่นจากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ทั้งนี้เนื่องจากการทำงานของ PSO มีพื้นฐานหลักการทำงานเช่นเดียวกับ GA แต่กระบวนการทำงานของ GA มีความยุ่งยากซับซ้อนมากกว่ากระบวนการของ PSO จึงเป็นผลให้การลู่เข้าหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของกระบวนการ PSO มีความรวดเร็วกว่า GA เมื่อทำการเปรียบเทียบที่จำนวนประชากรและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่เหมือนกัน

4.7 สรุป

การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น โดยทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี CIE L^*a^*b และ CIE L^*u^*v และ YCbCr เพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงและดึงความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นระหว่างสีของโรคและสีของใบองุ่นให้มากที่สุด โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี a^* u^* และ Cr เนื่องจากสามารถให้ลักษณะความแตกต่างและการกระจายตัวระหว่างข้อมูลสีโรคและสีใบองุ่นที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนและเมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ซึ่งเป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มที่ไม่จำเป็นต้องมีการฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นให้กับระบบ นอกจากนี้ยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกันได้ แต่จะต้องทำการกำหนดพารามิเตอร์ของ MSOFM ซึ่งพารามิเตอร์ของ MSOFM เป็นตัวกำหนดความสามารถในการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงพิจารณาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วย GA ในการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM เพื่อให้ระบบสามารถแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นให้เหมาะสมในแต่ละภาพได้โดยอัตโนมัติโดยพิจารณาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเปรียบเทียบกับ PSO ในสถานะที่หลากหลายพบว่า การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยวิธี PSO และ GA ให้ผลลัพธ์ในทิศทางเดียวกันแต่การพิจารณาใช้งาน PSO สามารถใช้ได้ง่ายและสะดวกกว่า GA สำหรับการลู่เข้าหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของ PSO จะให้ผลที่รวดเร็วกว่า GA เนื่องจากความเรียบง่ายของอัลกอริทึม อีกทั้งเมื่อทำการพิจารณาผลการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยข้อมูลกลุ่มสีโรคและไม่ใช่สีโรคที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีด้วย MSOFM ร่วมกับ GA และ PSO มาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นพบว่าระบบสามารถคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพและให้ผลการคัดแยกในทิศทางเดียวกัน โดยพิจารณาตามลักษณะความซับซ้อนของใบองุ่น ได้แก่ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมากพบว่า ระบบยังคงสามารถทำการ

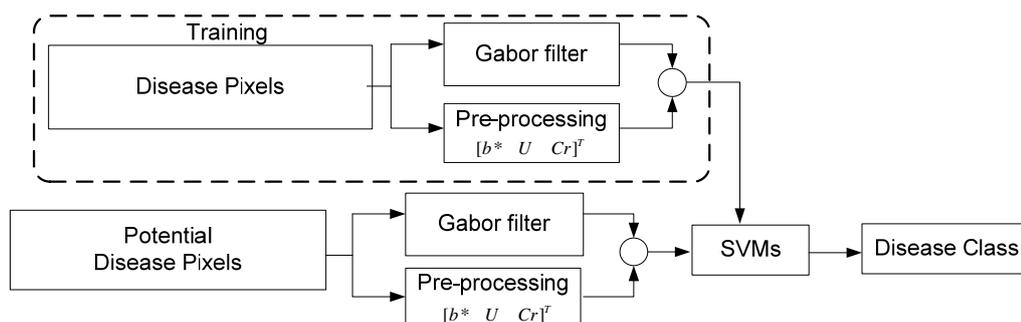
คัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ความเข้มข้นน้อยและปานกลางในลักษณะการวางตัวและขนาดของใบที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ความเข้มข้นมาก ระบบสามารถทำการคัดแยกได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีในกรณีที่มีกลุ่มใบหรือกลุ่มหญ้าที่มีสีคล้ายใบองุ่นภายในภาพเป็นผลให้เมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นเป็นผลให้ปรากฏส่วนของช่องว่างเล็ก ๆ ที่อยู่ระหว่างกลุ่มใบ หรือ กลุ่มหญ้า ซึ่งมีลักษณะสีคล้ายสีโรค นอกจากนี้ยังพิจารณาทำการทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นเมื่อมีสถานะของแสงสว่างที่แตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลาง และสถานะมืดครึ้ม พบว่าระบบยังสามารถคัดแยกสีออกจากใบองุ่นที่สถานะความแตกต่างของแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งเมื่อทำการพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบมีความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อ กับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น

บทที่ 5 การจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น

5.1 กล่าวนำ

สำหรับบทนี้ได้นำเสนอกระบวนการจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลสีซึ่งสามารถสร้างความแตกต่างระหว่างสีโรคแต่ละประเภทได้และข้อมูลเนื้อองค์ประกอบในการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทเนื่องจากตัวกรองกาบอร์สามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในย่านความถี่และทิศทางที่แตกต่างกันได้อย่างชัดเจนอีกทั้งเป็นการเตรียมข้อมูลเนื้อองค์ประกอบที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกันได้ นอกจากนี้ยังได้นำเสนอการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื้อองค์ประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื้อองค์ประกอบและข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบจุดภาพและพิจารณาการจำแนกประเภทของโรคด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machines หรือ SVMs) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

5.2 โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น



รูปที่ 5.1 โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น

การทำงานของระบบแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคด้วยวิธีการกาบอร์เวฟเลทร่วมกับกระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีของโรคและการจำแนกประเภทของโรคด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน ซึ่งผ่านการฝึกสอนของแต่ละกลุ่มจุดภาพที่เป็นโรคในแต่ละประเภทและแต่ละกลุ่มจุดภาพที่ไม่เป็นโรค ดังแสดงในรูปที่ 5.1

5.3 กระบวนการประมวลผลก่อน

เนื่องจากภาพที่ผ่านการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น ยังคงมีส่วนของข้อมูลที่ไม่ต้องการอยู่ ได้แก่ ก้านใบ ส่วนที่เป็นใบองุ่น ซึ่งเป็นบริเวณที่มีพื้นที่มากกว่าจุดโรค ดังนั้นเพื่อให้การวิเคราะห์มีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงจำเป็นต้องทำการลบบริเวณที่มีพื้นที่ใหญ่มากเกินไปออก โดยนำภาพที่ผ่านกระบวนการคัดแยกสีโรคมาทำการแปลงเป็นภาพขาว-ดำและทำการสังวัตนาการ (convolution) กับ หน้าต่างขนาด 8×8 จุดภาพ ซึ่งมีผลทำให้บริเวณที่มีจุดภาพติดกันมากมีค่ามาก จากนั้นจึงทำการพิจารณาบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากโดยการทำป้าย (BWlabel) จากภาพขาว-ดำที่ผ่านการคัดแยกสีโรค แล้วจึงทำการพิจารณาลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากกับขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) ที่กำหนดไว้สำหรับแต่ละป้ายซึ่งพิจารณาจากภาพที่ผ่านการสังวัตนาการ หากมีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะตัดสินใจว่าเป็นบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากแล้วทำการลบออกจากภาพ ดังแสดงในรูปที่ 5.2

และเพื่อเพิ่มความแตกต่างระหว่างข้อมูลโรค จึงทำการพิจารณาเพิ่มขอบของจุดภาพที่ได้จากการคัดแยกสีโรคทำให้เกิดระดับสีขอบจุดโรคทำให้เกิดความแตกต่างระหว่างจุดโรคมากขึ้น ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์มีความเที่ยงตรงยิ่งขึ้น โดยเริ่มจากนำภาพที่ได้จากการคัดแยกสีโรคมาทำการแปลงเป็นภาพขาว-ดำ จากนั้นจึงทำการขยายขอบภาพและทำการคูณกับภาพที่ผ่านการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ดังแสดงในรูปที่ 5.3

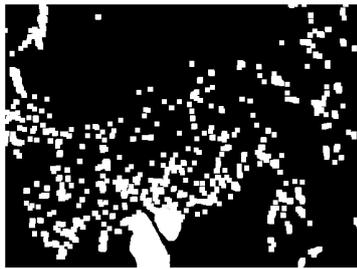


(ก) ภาพต้นแบบ

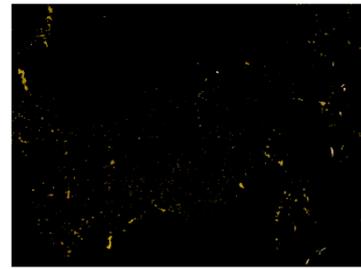


(ข) การแปลงภาพขาว-ดำ

รูปที่ 5.2 การลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ



(ค) ภาพที่ผ่านการสังวัตนาการ

(ง) ผลการลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพ
มากออกจากภาพ

รูปที่ 5.2 การลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ (ต่อ)



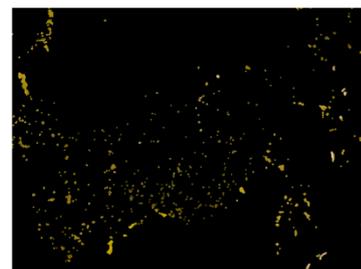
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแปลงภาพขาว-ดำ



(ค) การขยายขอบภาพ



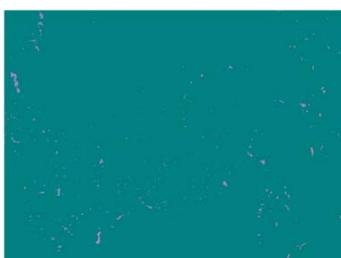
(ง) ผลเพิ่มขอบของจุดโรค

รูปที่ 5.3 การเพิ่มขอบของจุดโรค

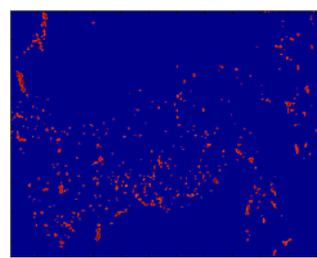
ในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรค โดยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของสถานะแสงในการพิจารณาการคัดแยกสีโรค ดังนั้นจึงพิจารณาใช้แปลงปริภูมิสี CIE L^*a^*b YCbCr และ YUV เพื่อดึงความแตกต่างลักษณะเด่นทางสีของโรคให้มากที่สุด โดยเลือกค่า b^* Cb และ U ซึ่งสามารถให้ลักษณะความแตกต่างของโรคแต่ละประเภทและการกระจายตัวของสีโรคที่แตกต่างกัน ทำให้การจำแนกกลุ่มสีโรคมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 5.4



(ก) ภาพต้นแบบ



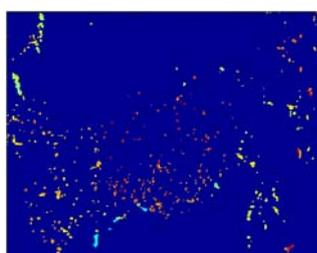
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE L^*a^*b



(ค) ช่อง b^* ของปริภูมิสี CIE L^*a^*b

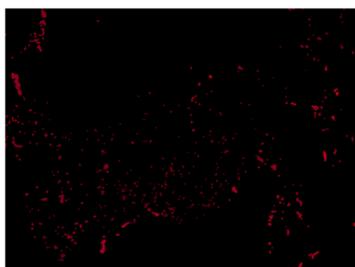


(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr

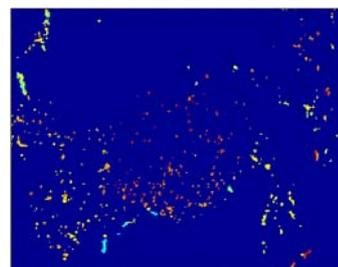


(จ) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr

รูปที่ 5.4 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YUV



(ค) ช่อง U ของปริภูมิสี YUV

รูปที่ 5.4 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น (ต่อ)

5.4 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรค

กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นสำหรับงานวิจัยนี้ใช้การวิเคราะห์ข้อมูลสีและข้อมูลเนื้อหาขององค์ประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทเนื่องจากตัวกรองกาบอร์สามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในย่านความถี่และทิศทางที่แตกต่างกันได้อย่างชัดเจนอีกทั้งเป็นการเตรียมข้อมูลเนื้อหาขององค์ประกอบที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกันได้ รวมทั้งได้ทำการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื้อหาขององค์ประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื้อหาขององค์ประกอบและข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่แวลลุ่มโดยรอบจุดภาพนอกจากนี้ยังพิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลสีและข้อมูลเนื้อหาขององค์ประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำภาพที่ผ่านการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังมาทำการแปลงเป็นภาพระดับเทา

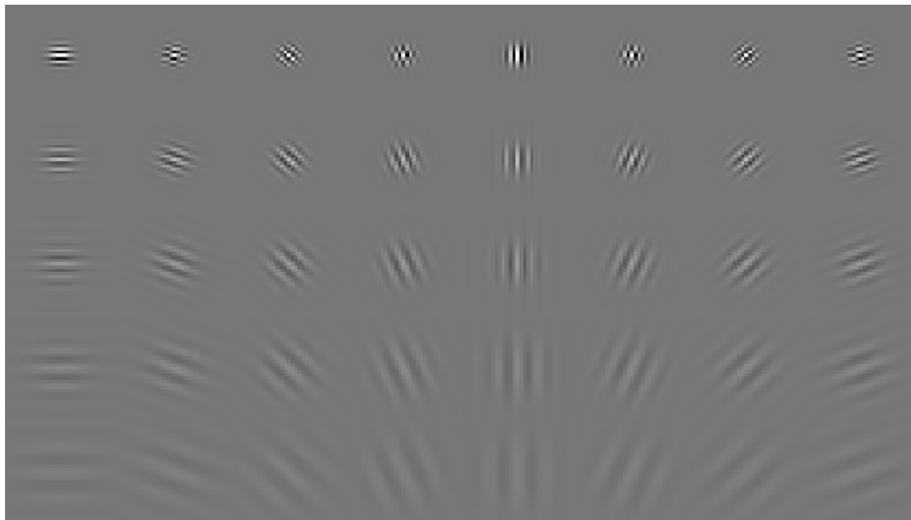
ขั้นตอนที่ 2 เมื่อได้ข้อมูลของภาพระดับเทาแล้ว จากนั้นจึงทำการพิจารณาหาความสัมพันธ์เนื้อหาขององค์ประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์ ดังสมการที่ 5.1 ซึ่งจะประกอบไปด้วยส่วนจริงหรือฟังก์ชันคู่ (even function) และส่วนจินตภาพหรือฟังก์ชันคี่ (odd function) ของตัวกรองกาบอร์เวฟเลท สำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์เนื่องจากในส่วนนี้จะปรากฏคุณลักษณะของเนื้อหาขององค์ประกอบที่เด่นชัด

$$\psi_{u,v} = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{(-\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)} \left[e^{ik_{u,v}z} - e^{-\sigma^2/2} \right] \quad (5.1)$$

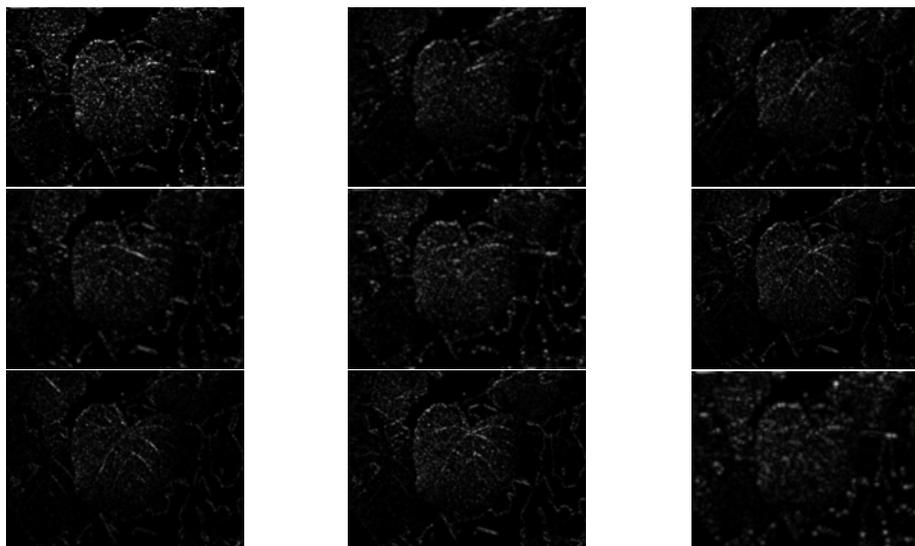
$$k_{\mu,v} = k_v e^{i\phi_\mu} \quad \text{โดยที่ } k_v = \frac{k_{\max}}{f^v} \text{ และ } \phi_\mu = \frac{\pi\mu}{8} \quad (5.2)$$

- โดยที่ u, v คือ มุมและขนาดของตัวกรองกาบอร์
- z คือ คู่พิกัด x, y ของภาพ
- $k_{\mu,v}$ คือ เวกเตอร์คลื่น
- k_{\max} คือ ค่าความถี่สูงสุด
- f คือ ปัจจัยระหว่างแก่นกลาง (kernels) ในโดเมนความถี่
- σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของขนาดเกาส์เซียน
- k_v คือ ความถี่เชิงมุม

โดยพิจารณากำหนดให้ตัวกรองกาบอร์มีขนาด (v) เท่ากับ $\{0, \dots, 4\}$ และมีการปรับทิศทาง (μ) เท่ากับ $\{0, \dots, 7\}$ สามารถพิจารณาแบงก์ของตัวกรองกาบอร์เวฟเลท (gabor filter bank) ที่มีองค์ประกอบเป็นส่วนจริงได้ตามรูปที่ 5.5 โดยมีจำนวนฟิลเตอร์แบงก์ทั้งหมด (filter banks) เท่ากับ $v \times \mu$ โดยกำหนดให้ $\sigma = 2\pi$ $k_{\max} = \pi/2$ และ $f = \sqrt{2}$ ตามลำดับ



รูปที่ 5.5 รูปร่างที่เป็นองค์ประกอบของส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์ในโดเมนเวลา



รูปที่ 5.6 ตัวอย่างการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคด้วยส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์เวฟเลทแบบ 3 ขนาด 3 มม

ขั้นตอนที่ 3 จากนั้นจึงทำการพิจารณาข้อมูลจุดโรคภาพย่อยของภาพที่ผ่านการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยการตีกรอบหน้าต่างและนำข้อมูลของสีที่ได้จากหัวข้อที่ 5.3 และข้อมูลเนื้อองค์ประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์ซึ่งมีจำนวนเท่ากับจำนวนช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์ที่นำมาทำการปรับปรุงคุณลักษณะของข้อมูลสีและเนื้อองค์ประกอบด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการดึงคุณลักษณะเด่นให้ดียิ่งขึ้น โดยนำข้อมูลสีและเนื้อองค์ประกอบเป็นอินพุทให้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Mittal., Mital, and Chan, 1999) ดังสมการที่ 5.3 เป็นการเพิ่มการกระจายข้อมูลสีเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีเพิ่มขึ้น

$$\psi(I_{f_k}(x, y)) = \tanh(\alpha I_{f_k}(x, y)) = \frac{1 - e^{-2\alpha I_{f_k}(x, y)}}{1 + e^{-2\alpha I_{f_k}(x, y)}} \quad (5.3)$$

โดยที่ $I_{f_k}(x, y)$ คือ ภาพที่ผ่านตัวกรองลำดับที่ k ด้วยคู่พิกัด (x, y)
 α คือ ค่าคงที่เท่ากับ 0.25

ขั้นตอนที่ 4 นำภาพที่ได้จากกระบวนการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นมาพิจารณาหาความสัมพันธ์ของพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบจุดภาพซึ่งเป็นการหาค่าพลังงานเฉลี่ยของจุดภาพ (Mittal., Mital, and Chan, 1999) ดังสมการที่ 5.4

$$e_k(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{(x', y') \in L_{xy}} |\psi(I_{f_k}(x', y'))| \quad (5.4)$$

โดยที่ $e_k(x, y)$ คือ ภาพคุณลักษณะเนื้องอกประกอบและสีลำดับที่ k
 L_{xy} คือ ป้ายองค์ประกอบใด ๆ ของจุดโรคมี่จำนวนจุดภาพทั้งหมด M จุด

ขั้นตอนที่ 5 พิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลสีและเนื้องอกประกอบ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกโรค ดังสมการที่ 5.5 และ 5.6

$$\mu_i = \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} p_{ij} \quad (5.5)$$

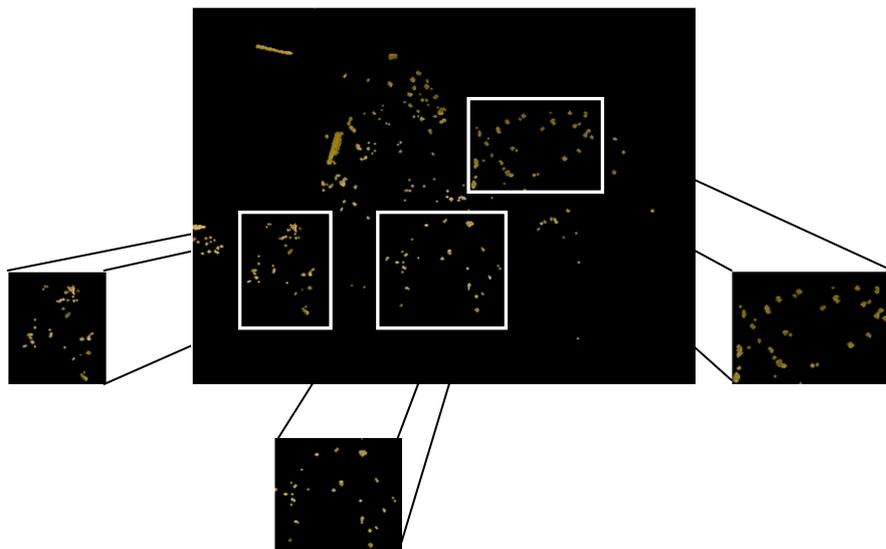
$$\sigma_i = \sqrt{\left(\frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} (p_{ij} - \mu_i)^2\right)} \quad (5.6)$$

โดยที่ μ_i คือ ค่าเฉลี่ย
 σ_i คือ ค่าความแปรปรวน
 p_{ij} คือ ค่าช่องปริภูมิสีที่ i ของ j จุดภาพ
 N_p คือ ผลรวมของจุดภาพทั้งหมด

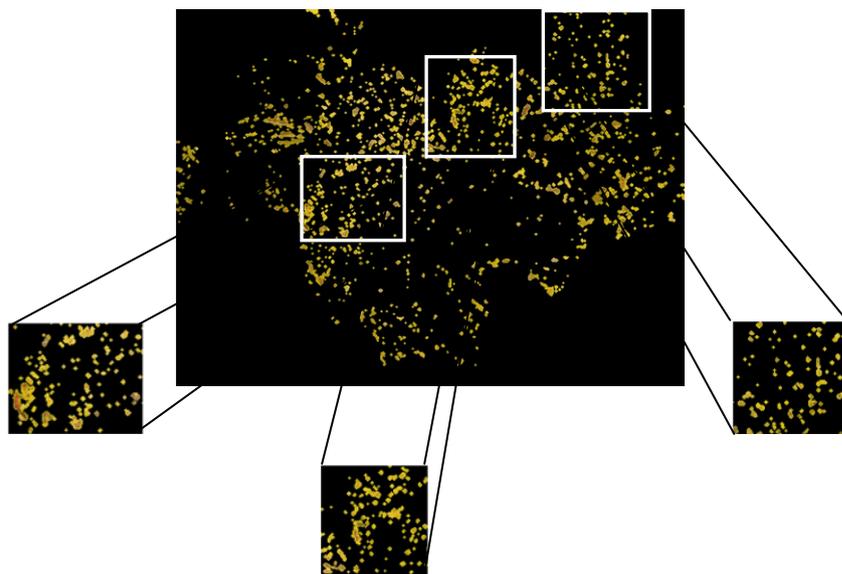
5.5 กระบวนการจำแนกประเภทของโรค

การจำแนกประเภทของโรคในงานวิจัยนี้ใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนในการรู้จำ และระบุประเภทของโรค ซึ่งเป็นระบบที่ต้องมีผู้ฝึกสอนและหาสัมประสิทธิ์ของสมการ เพื่อสร้างเส้นแบ่งระนาบเกินที่ดีที่สุด สำหรับแยกกลุ่มข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่การเรียนรู้ของระบบ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดประเภทของกลุ่มข้อมูลอินพุตให้กับระบบ ซึ่งเป็นกระบวนการจำแนกชนิดกลุ่มข้อมูลแบบหลายกลุ่ม (multi-class support vector classifier) โดย Mayoraz and Alpaydm. (1998) สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลอินพุตในแต่ละกลุ่มจุดภาพของค่าพลังงานที่แวดล้อมโดยรอบจุดภาพ ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลเนื้องอกประกอบและข้อมูลแต่ละช่องปริภูมิสี $b^* C_b U$ โดยกำหนดให้ข้อมูลโรคสเคลป ระบुकกลุ่มเป้าหมายเป็นกลุ่ม 1 ข้อมูลโรคราสนิม ระบुकกลุ่มเป้าหมายเป็นกลุ่ม 2 และข้อมูลที่ไม่เป็นโรค ระบुकกลุ่มเป้าหมายเป็นกลุ่ม 3 ดังสมการที่ 5.7

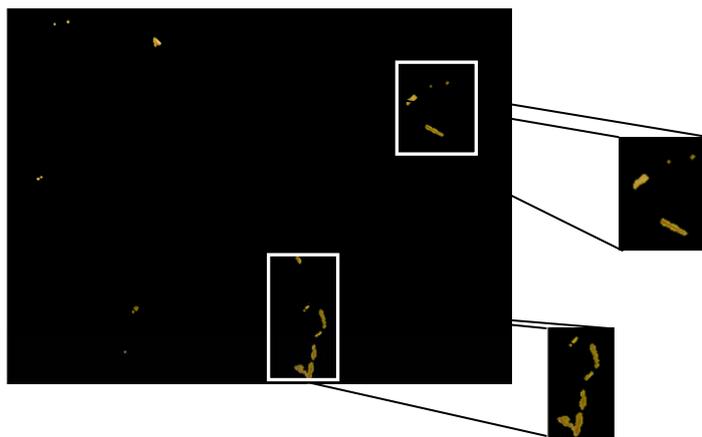


(ก) ข้อมูลโรคสแคป



(ข) ข้อมูลโรคราสนิม

รูปที่ 5.7 ตัวอย่างข้อมูลโรคที่ใช้ฝึกสอน



(ค) ข้อมูลที่ไม่เป็นโรค

รูปที่ 5.7 ตัวอย่างข้อมูลโรคที่ใช้ฝึกสอน (ต่อ)

$$\begin{cases} x_{scab} = \begin{bmatrix} e_{color\&gabor}(x, y) \\ \mu_{color\&gabor} \\ \sigma_{color\&gabor} \end{bmatrix}, y_{scab} = 1 \end{cases} \\
 \begin{cases} x_{rust} = \begin{bmatrix} e_{color\&gabor}(x, y) \\ \mu_{color\&gabor} \\ \sigma_{color\&gabor} \end{bmatrix}, y_{rust} = 2 \end{cases} \\
 \begin{cases} x_{Notdisease} = \begin{bmatrix} e_{color\&gabor}(x, y) \\ \mu_{color\&gabor} \\ \sigma_{color\&gabor} \end{bmatrix}, y_{Notdisease} = 3 \end{cases}
 \end{cases} \quad (5.7)$$

ซึ่งทำการฝึกสอนด้วยจำนวนตัวอย่างจุดโรคสแคปทั้งหมด 497 จุดโรคจากภาพโรคสแคปทั้งหมด 22 ภาพ จำนวนตัวอย่างจุดโรคราสนิมทั้งหมด 489 จุดโรคจากภาพโรคราสนิมทั้งหมด 21 ภาพและจำนวนตัวอย่างจุดที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 492 จุดที่ไม่เป็นโรคจากภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 22 ภาพ (ภาคผนวก ค.) ดังแสดงในรูปที่ 5.7 เป็นตัวอย่างการเลือกข้อมูลจุดโรคแต่ละประเภทที่ได้จากการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นมาพิจารณาแบบป่าของคัพระกอบสำหรับเป็นข้อมูลทางสีร่วมกับข้อมูลเนื้องอกคัพระกอบของตัวกรองภาพออร์เวฟเลทที่ได้จากการคัดแยกผ่านพื้นหลังที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดฟังก์ชันแก่นกลาง เนื่องจากพื้นฐานหลักการทำงานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนั้นมีรากฐานสำหรับการแก้ปัญหาแบบเชิงเส้น สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักกรีมี เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนที่เหมาะสมกับภาพในงานวิจัยดังสมการที่ 5.9

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5.8)$$

ขั้นตอนที่ 3 ทำการฝึกสอนระบบที่ออกแบบไว้และนำข้อมูลภาพที่ต้องการทดสอบโดยใช้กลุ่มจุดภาพของค่าพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบจุดภาพ ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลนี้เองประกอบและข้อมูลแต่ละช่องปริภูมิสี $b^* Cb U$ เป็นข้อมูลของระบบที่ต้องการทดสอบมาทำการจำลอง (simulation) กับเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว

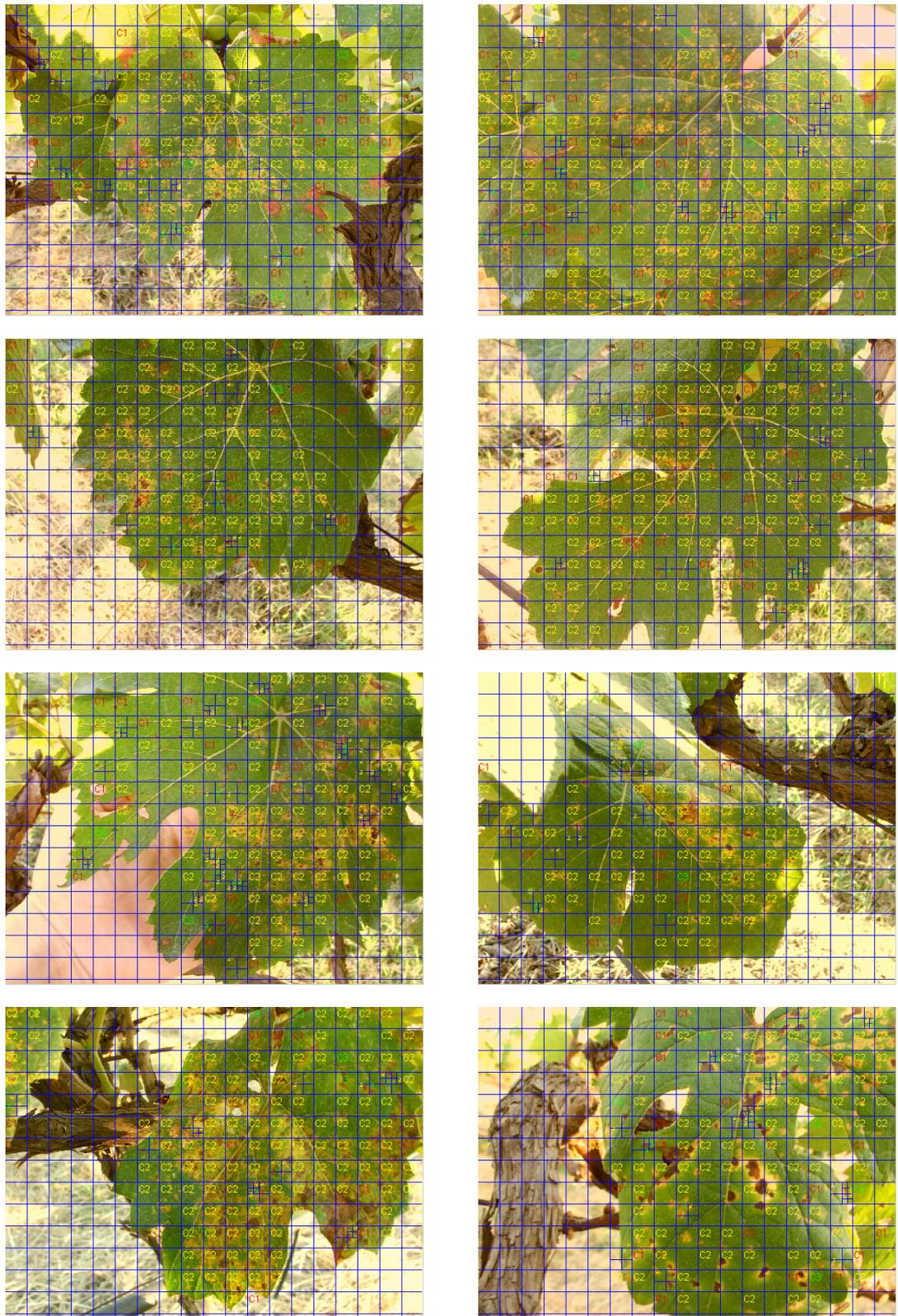
ซึ่งในขั้นตอนการวิเคราะห์พิจารณาประเภทของโรคจะทำการพิจารณาข้อมูลแต่ละจุดภาพของโรคโดยการสร้างหน้าต่างย่อยสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลจุดโรคแบบกระบวนการวงแคบ (local processing) เพื่อให้สามารถวิเคราะห์รายละเอียดของข้อมูลจุดโรคได้ดียิ่งขึ้น จากนั้นจึงทำการพิจารณาวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบแบบกระบวนการวงกว้าง (global processing) เพื่อพิจารณาความสามารถในการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนภายในภาพรวมทั้งหมดของภาพ

5.6 ผลการทดสอบการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน

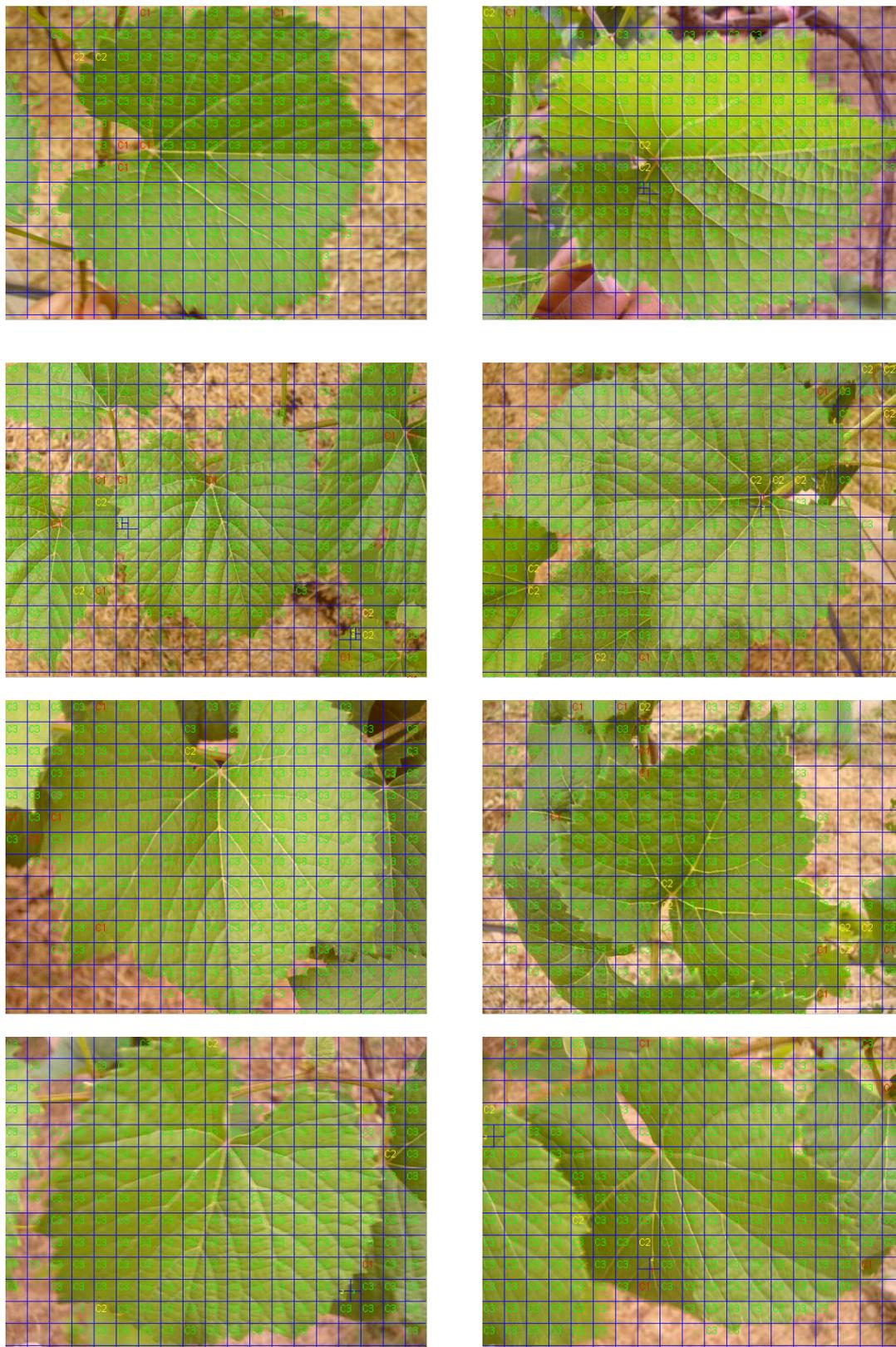
ด้วยการทดสอบภาพใบอ่อนที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีและการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้อองค์ประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทและใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนที่ผ่านการฝึกสอนทำการระบุประเภทของโรคโดยที่สัญลักษณ์ภายในภาพ C1 คือ โรคสแคป C2 คือ โรคราสนิมและ C3 คือ ไม่เป็นโรคได้ผลดังต่อไปนี้



รูปที่ 5.8 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป



รูปที่ 5.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม



รูปที่ 5.10 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค

เมื่อพิจารณารูปที่ 5.8-5.10 เป็นการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในกรณีที่เป็นโรคสแคป ราสนิมและ
ไม่เป็นโรคที่มีรูปร่างลักษณะของใบองุ่นในรูปแบบต่าง ๆ อีกทั้งยังมีลักษณะการวางตัว ขนาดและ
จำนวนของใบองุ่นที่หลากหลายพบว่าระบบยังสามารถทำการวินิจฉัยใบองุ่นในกรณีต่าง ๆ ได้อย่างมี
ประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีข้อจำกัดจากการเตรียมข้อมูลในการคัดแยกสีใบองุ่น และการคัดแยกสีโรค
ดังรายละเอียดที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 และ 4 ตามลำดับเป็นผลให้ระบบสามารถวินิจฉัยโรคผิดพลาดได้

5.7 สรุป

การจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น โดยทำการปรับปรุงภาพด้วยการลบส่วนของข้อมูลที่ไม่
ต้องการที่ได้จากการคัดแยกสีโรคของใบองุ่นได้แก่ ก้านใบ ส่วนที่เป็นใบองุ่น เป็นต้นเพื่อกำจัดข้อมูล
ที่ไม่เกี่ยวข้องให้ได้ข้อมูลส่วนของโรคให้มากที่สุด อีกทั้งยังได้ทำการเพิ่มความแตกต่างระหว่างข้อมูล
โรคด้วยการเพิ่มขอบของจุดภาพที่ได้จากการคัดแยกสีโรคเพื่อให้เกิดระดับสีขอบจุดโรคเป็นผลให้
เกิดความแตกต่างระหว่างจุดโรคมามากขึ้น ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์มีความเที่ยงตรงยิ่งขึ้นและเมื่อ
พิจารณาคูณลักษณะเด่นโดยใช้การวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น
ปริภูมิสี CIE L*a*b YCbCr และ YUV โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี b* Cb และ U เนื่องจากสามารถให้
ลักษณะความแตกต่างของจุดโรคแต่ละประเภทและการกระจายตัวของข้อมูลสีโรคได้แตกต่างกัน
อย่างชัดเจนร่วมกับการพิจารณาข้อมูลเบื้องต้นประกอบด้วยตัวกรองภาพออร์เวฟเลท ซึ่งสามารถดึง
คุณลักษณะเด่นของโรคในแต่ละย่านความถี่และทิศทางได้อย่างชัดเจนและเป็นการเตรียมข้อมูลเนื่อ
องค์ประกอบที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกันได้พร้อมทั้งได้ทำการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื่อ
องค์ประกอบที่ได้จากตัวกรองภาพออร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื่อองค์ประกอบและ
ข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและ
การคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบจุดภาพและพิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วย
ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลสีและเนื่อประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนก
ประเภทของโรคให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งจากการดึงคุณลักษณะเด่นดังกล่าวพบว่าระบบ
สามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพเป็นผลให้เมื่อนำข้อมูลที่ได้จากการดึงคุณ
ลักษณะเด่นมาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นพบว่าระบบสามารถ
จำแนกประเภทของโรคใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถพิจารณาได้จากผลการทดสอบ
การจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป ราสนิมและไม่เป็นโรคพบว่าระบบสามารถ
จำแนกชนิดของโรคใบองุ่นได้เป็นอย่างดี แต่ยังคงมีข้อจำกัดจากการเตรียมข้อมูลการคัดแยกสีใบ
องุ่นออกจากภาพพื้นหลังและการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นดังรายละเอียดที่กล่าวไว้ในบทที่ 3
และ 4 ตามลำดับเป็นผลให้ระบบสามารถวินิจฉัยโรคผิดพลาดได้

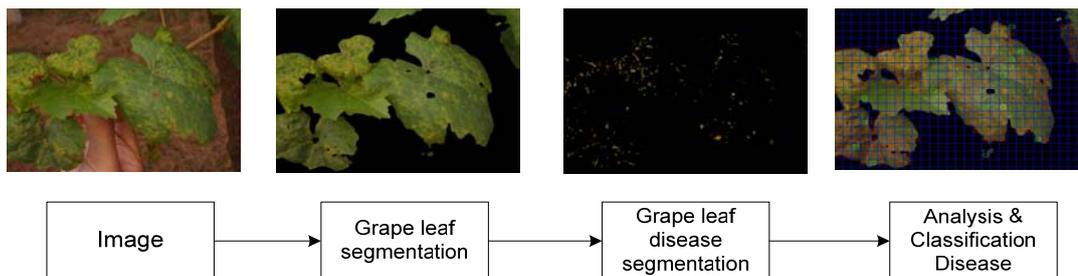
บทที่ 6

วิเคราะห์ผลการทดลองและอภิปรายสมรรถนะของระบบ

6.1 กล่าวนำ

ในบทนี้ได้นำเสนอการทดสอบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นด้วยวิธีการดังที่กล่าวไปแล้ว ได้ทำการวิเคราะห์ปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นซึ่งได้แก่ การทดสอบอิทธิพลและความสำคัญของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกบอร์ การทดสอบอิทธิพลการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นของเนื้อองค์ประกอบ การวิเคราะห์การจำแนกประเภทของโรคพืชจากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA และ PSO การทดสอบปรีกมิตีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง การทดสอบปรีกมิตีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น การทดสอบปรีกมิตีสำหรับการจำแนกประเภทของโรค อีกทั้งได้ทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังและทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบการวินิจฉัยโรคของระบบในสถานะต่าง ๆ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

6.2 โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรค



รูปที่ 6.1 โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น

ระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นสามารถสรุปการทำงานหลักของระบบโดยแบ่งการทำงานหลักของระบบออกเป็น 3 กระบวนการ คือ กระบวนการที่หนึ่ง เป็นกระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง กระบวนการที่สอง เป็นกระบวนการคัดแยกสีโรคของใบองุ่นและกระบวนการสุดท้าย เป็นกระบวนการจำแนกประเภทของโรค ดังแสดงในรูปที่ 6.1

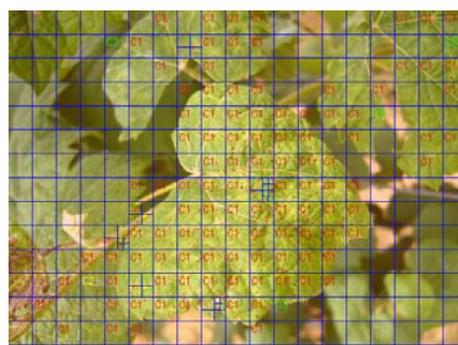
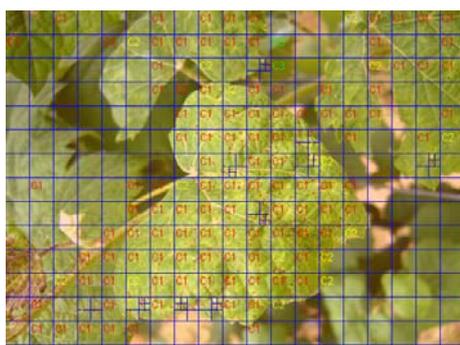
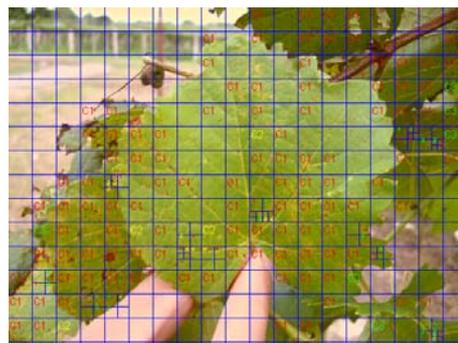
6.3 ผลการทดสอบจำนวนช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์

เนื่องจากการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคด้วยตัวกรองกาบอร์ปัจจัยที่สำคัญอย่างหนึ่งสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นประกอบคือ จำนวนช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์ ดังนั้นในที่นี้จึงได้ทำการวิเคราะห์อิทธิพลของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์สำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น โดยทำการพิจารณากลุ่มของตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณซึ่งมีองค์ประกอบของพารามิเตอร์คือ

1. ความถี่เชิงมุมของตัวกรอง เท่ากับ 0.39 0.55 0.78 1.11 และ 1.57 วงรอบ/จุดภาพ
2. ทิศทางของตัวกรอง เท่ากับ 0° 45° 90° และ 135°

และกลุ่มของตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณที่มีองค์ประกอบของพารามิเตอร์คือ

1. ความถี่เชิงมุมของตัวกรอง เท่ากับ 0.39 0.55 0.78 1.11 และ 1.57 วงรอบ/จุดภาพ
2. ทิศทางของตัวกรอง เท่ากับ 0° 22° 45° 67.5° 90° 112.5° 135° และ 157.5°

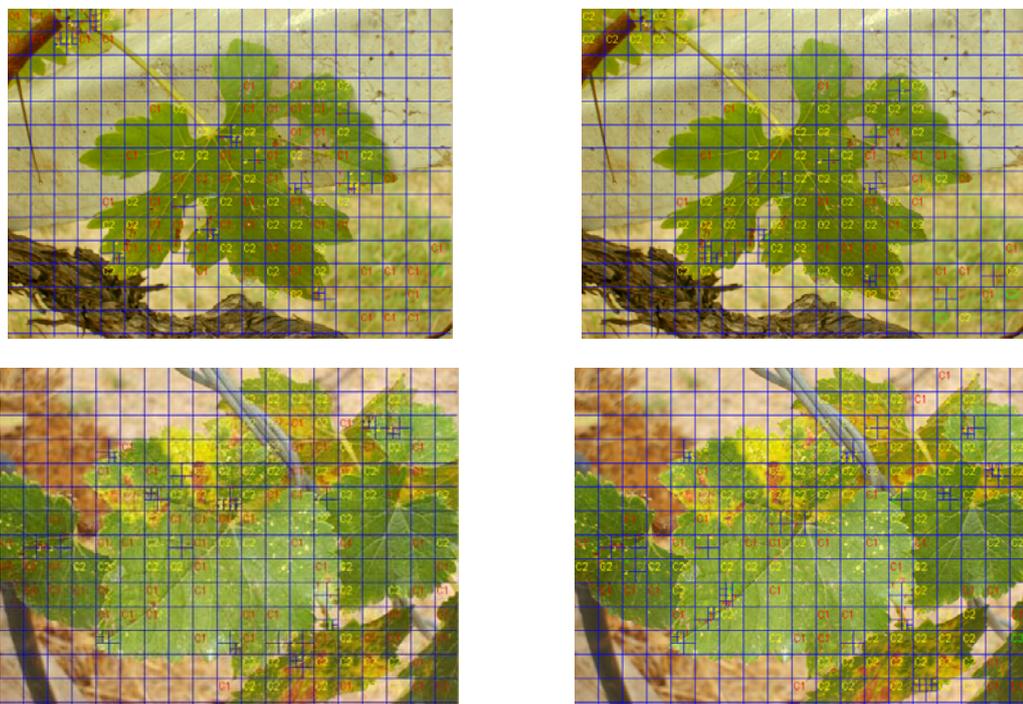


(ก) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ

(ข) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ

รูปที่ 6.2 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคปด้วยความแตกต่าง
ของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์

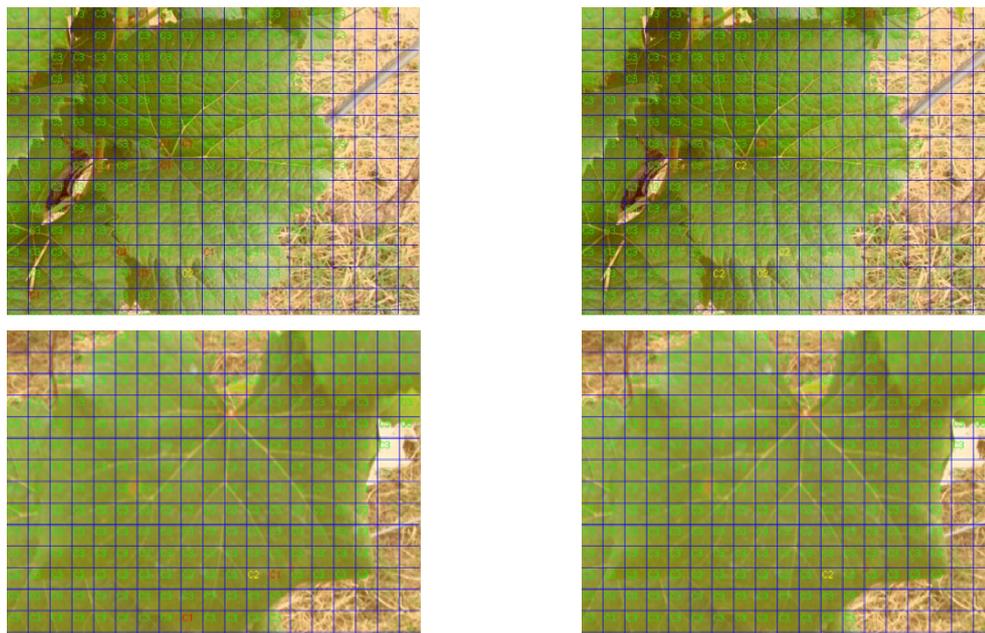
พิจารณาทดสอบการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพตามโครงสร้างการทำงานของระบบดังแสดงในรูปที่ 6.1 ภาพที่ใช้ทดสอบเป็นภาพของโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรคจำนวนละ 50 ภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนกับ SVMs ส่วนการฝึกสอน SVMs ใช้จำนวนตัวอย่างจุดโรคสแคปทั้งหมด 497 จุดโรคจากภาพโรคสแคปทั้งหมด 22 ภาพ จำนวนตัวอย่างจุดโรคราสนิมทั้งหมด 489 จุดโรคจากภาพโรคราสนิมทั้งหมด 21 ภาพและจำนวนตัวอย่างจุดที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 492 จุดที่ไม่เป็นโรคจากภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 22 ภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.2-6.4 โดยที่สัญลักษณ์ภายในภาพ C1 คือ โรคสแคป C2 คือ โรคราสนิมและ C3 คือ ไม่เป็นโรคและสามารถพิจารณาประสิทธิภาพการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยความแตกต่างของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์ ดังแสดงในตารางที่ 6.1



(ก) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ

(ข) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ

รูปที่ 6.3 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบอ่อนเป็นโรคราสนิมด้วยความแตกต่างของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์



(ก) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ

(ข) ตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ

รูปที่ 6.4 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคด้วยความแตกต่าง
ของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์

ตารางที่ 6.1 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยความแตกต่างของ
จำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์

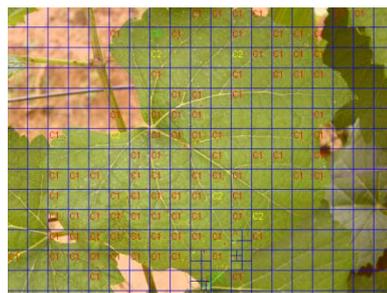
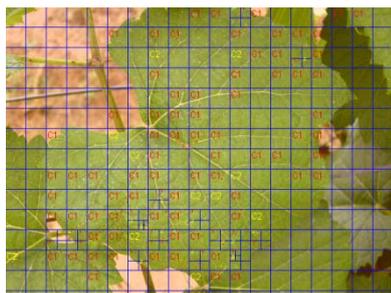
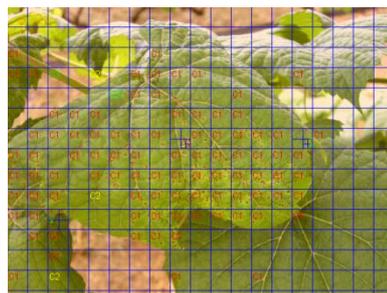
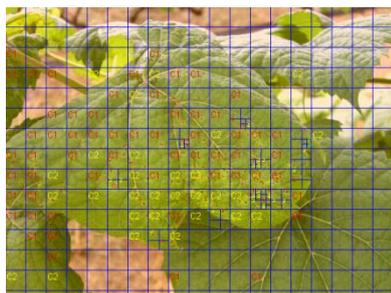
ช่องสัญญาณตัว กรองกาบอร์	สแคป (%)	ราสนิม (%)	ไม่เป็นโรค (%)	ความถูกต้องเฉลี่ย (%)	การตรวจจับ (%)
20 ช่องสัญญาณ	89.08	75.42	91.19	85.23	98.14
40 ช่องสัญญาณ	93.39	85.33	95.89	91.53	99.31

เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณและตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณ พบว่าช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณมีความถูกต้องเฉลี่ยในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทสูงถึง 91.53% ซึ่งมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคมกกว่าตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณและตัวกรองกาบอร์จำนวน 40 ช่องสัญญาณสามารถให้ผลการตอบสนองที่ดีกว่าให้ข้อมูลเนื้องอกประกอบของใบองุ่นได้ละเอียดสมบูรณ์มากกว่าตัวกรองกาบอร์จำนวน 20 ช่องสัญญาณ สามารถพิจารณาได้จากตัวอย่าง

ผลการวินิจฉัยภาพไบอองุ่นในแต่ละกรณี ดังรูปที่ 6.2-6.4 จะเห็นว่าจำนวนช่องสัญญาณเพิ่มขึ้นส่งผลให้ความผิดพลาดในการวินิจฉัยโรคลดลง เนื่องจากความละเอียดในการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้องอกประกอบโรคไบอองุ่นจะปรากฏเด่นชัดในแต่ละย่านความถี่และทิศทางของตัวกรองกาบอร์ที่ได้ อย่างชัดเจน ซึ่งเมื่อทำการกำหนดช่องสัญญาณที่ประกอบด้วยความถี่เชิงมุมและทิศทางของตัวกรองกาบอร์ที่มีความละเอียดน้อยเป็นผลให้ลักษณะข้อมูลเนื้องอกประกอบไม่เพียงพอสำหรับการวิเคราะห์โรคไบอองุ่น แต่เมื่อทำการกำหนดช่องสัญญาณที่มีความละเอียดมากขึ้นไปเป็นผลให้เกิดความซ้ำซ้อนของข้อมูลและใช้เวลาในการประมวลผลเพิ่มขึ้น การเลือกจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์เพื่อการดึงคุณลักษณะเด่นเนื้องอกประกอบของวัตถุที่มีลักษณะเด่นเฉพาะในแนวแกน เช่น รูปร่างมนุษย์ซึ่งมีลักษณะเด่นเฉพาะในแนวแกนตั้ง กล่าวคือ 90° หรือ รอยน้จะมีลักษณะเด่นเฉพาะในแนวแกนนอนเท่านั้น กล่าวคือ 180° เป็นต้น การเลือกมุมจะให้ผลการตอบสนองที่ดีที่สุด ในแนวแกนเฉพาะของวัตถุนั้น ๆ เพียงตัวเดียวที่ให้ผลการตอบสนองต่อเนื้องอกประกอบที่ดีที่สุด เป็นผลให้สามารถทำการพิจารณาจำนวนช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์ลดลงได้ แต่สำหรับวัตถุที่ไม่มีลักษณะเด่นของเนื้องอกประกอบในแนวแกนใด ๆ การพิจารณาจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์จึงเป็นเรื่องที่สำคัญอย่างหนึ่งและควรพิจารณากำหนดช่องสัญญาณให้เพียงพอและเหมาะสมในการดึงคุณลักษณะเด่นเนื้องอกประกอบของวัตถุนั้น ๆ

6.4 ผลการทดสอบการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น

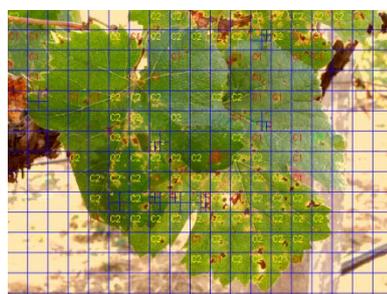
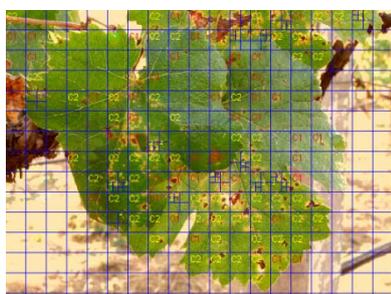
การพิจารณาอิทธิพลการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลสี่และเนื้องอกประกอบสำหรับการวิเคราะห์การจำแนกประเภทของโรค โดยพิจารณาข้อมูลสี่และเนื้องอกประกอบที่ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่แวลล้อมโดยรอบจุดภาพเปรียบเทียบกับข้อมูลสี่และเนื้องอกประกอบที่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณระดับพลังงานที่แวลล้อมโดยรอบจุดภาพ เพื่อทำการพิจารณาเพิ่มคุณลักษณะการกระจายของข้อมูลสี่และความเด่นชัดของข้อมูลเนื้องอกประกอบเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลจุดโรคให้มากขึ้น โดยพิจารณาทดสอบการจำแนกประเภทของโรคไบอองุ่นด้วยภาพขนาด 426×568 จุดภาพตามโครงสร้างการทำงานของระบบ ดังแสดงในรูปที่ 6.1 ภาพที่ใช้ทดสอบเป็นภาพของโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรคจำนวนละ 50 ภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนกับ SVMs ส่วนการฝึกสอน SVMs ใช้จำนวนตัวอย่างจุดโรคสแคป ทั้งหมด 497 จุดโรคจากภาพโรคสแคปทั้งหมด 22 ภาพ จำนวนตัวอย่างจุดโรคราสนิมทั้งหมด 489 จุดโรคจากภาพโรคราสนิมทั้งหมด 21 ภาพและจำนวนตัวอย่างจุดที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 492 จุดที่ไม่เป็นโรคจากภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 22 ภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.5-6.7 โดยที่สัญลักษณ์ภายในภาพ C1 คือ โรคสแคป C2 คือ โรคราสนิมและ C3 คือ ไม่เป็นโรคและพิจารณาประสิทธิภาพการจำแนกประเภทของโรคไบอองุ่นด้วยการแปลงและไม่แปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น ดังแสดงในตารางที่ 6.2



(ก) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

(ข) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

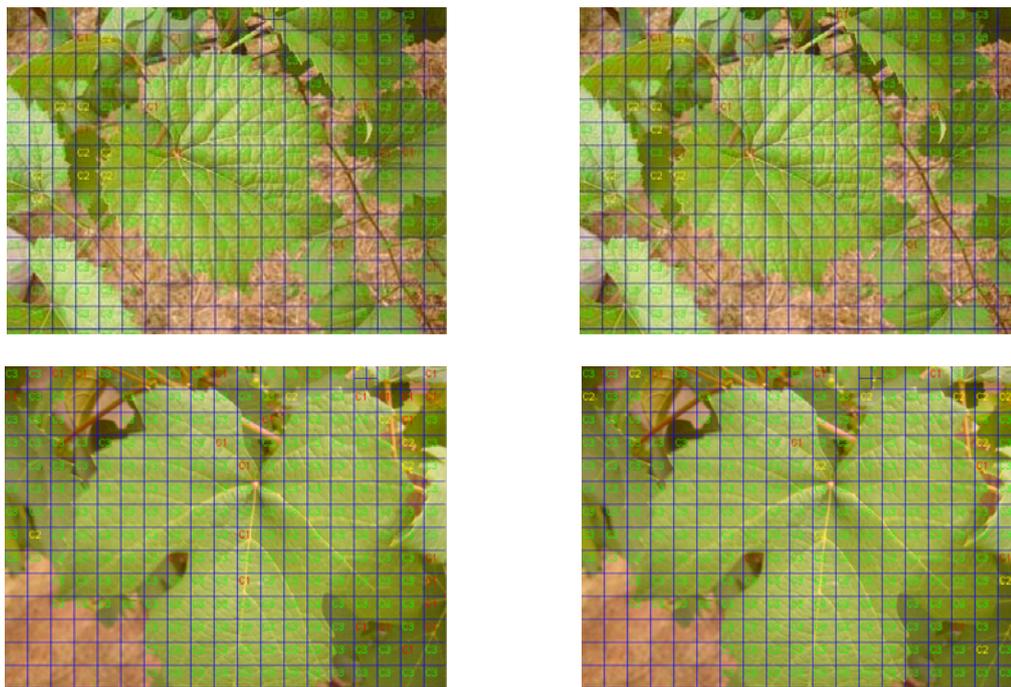
รูปที่ 6.5 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป



(ก) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

(ข) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

รูปที่ 6.6 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม



(ก) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

(ข) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

รูปที่ 6.7 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค

ตารางที่ 6.2 เปอร์เซนต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยการแปลงและไม่แปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น

ประเภทการแปลงไม่ เป็นเชิงเส้น	สแคป (%)	ราสนิม (%)	ไม่เป็นโรค (%)	ความถูกต้องเฉลี่ย (%)	การตรวจจับ (%)
ไม่ผ่านการแปลง	83.90	80.21	89.28	84.46	98.15
ผ่านการแปลง	93.40	85.33	95.87	91.53	99.28

เมื่อทำการพิจารณาประสิทธิภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยข้อมูลสี่และเนื้องค์ประกอบที่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและไม่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น พบว่าข้อมูลสี่และเนื้องค์ประกอบที่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นมีความถูกต้องเฉลี่ยในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภท 91.53% ซึ่งมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคมกกว่าข้อมูลสี่และเนื้องค์ประกอบที่ไม่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นในแต่ละกรณี ดังแสดงในรูปที่ 6.5-6.7 ดังนั้นจะเห็นว่าคุณลักษณะข้อมูลสี่และ

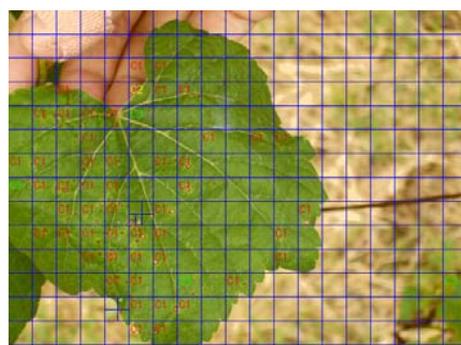
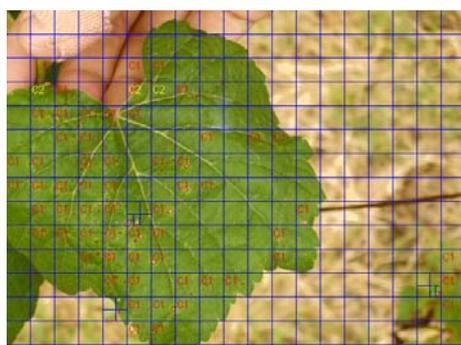
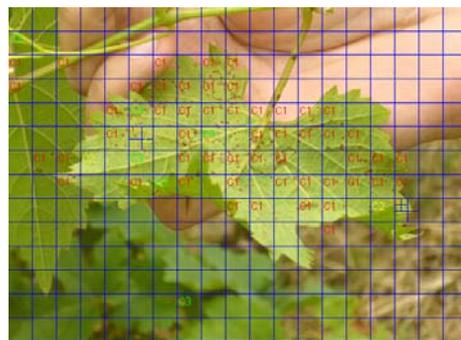
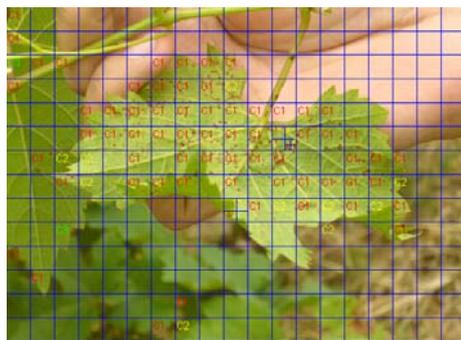
เนื้องอกประกอบที่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นสามารถดึงคุณลักษณะเด่นและแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลเนื้องอกประกอบได้ดี อีกทั้งยังเป็นการเพิ่มการกระจายข้อมูลซึ่งเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลของสีเพิ่มขึ้นเป็นผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพให้ระบบสามารถทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในแต่ละประเภทได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

6.5 ผลการทดสอบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM

สำหรับการวิเคราะห์การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ในการแบ่งกลุ่มสีแบบอัตโนมัติให้เหมาะสมในแต่ละภาพสำหรับการคัดแยกสีโรคด้วยอัลกอริทึมการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดร่วมกับ PSO และ GA เพื่อพิจารณาความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบที่ได้จากกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ที่แตกต่างกันทั้งสองวิธี โดยพิจารณาทำการทดสอบภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพตามโครงสร้างการทำงานของระบบดังแสดงในรูปที่ 6.1 ภาพที่ใช้ทดสอบเป็นภาพของโรคสแคป 120 ภาพ โรคราสนิม 115 ภาพและไม่เป็นโรค 154 ภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนกับ SVMs ส่วนการฝึกสอน SVMs ใช้จำนวนตัวอย่างจุดโรคสแคปทั้งหมด 497 จุดโรคจากภาพโรคสแคปทั้งหมด 22 ภาพ จำนวนตัวอย่างจุดโรคราสนิมทั้งหมด 489 จุดโรคจากภาพโรคราสนิมทั้งหมด 21 ภาพและจำนวนตัวอย่างจุดที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 492 จุดที่ไม่เป็นโรคจากภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 22 ภาพดังแสดงในรูปที่ 6.8–6.10 โดยที่สัญลักษณ์ภายในภาพ C1 คือ โรคสแคป C2 คือ โรคราสนิมและ C3 คือ ไม่เป็นโรคและได้ทำการพิจารณาประสิทธิภาพของระบบการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA ดังแสดงในตารางที่ 6.3

ตารางที่ 6.3 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA

ประเภทการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด	สแคป (%)	ราสนิม (%)	ไม่เป็นโรค (%)	ความถูกต้องเฉลี่ย (%)	การตรวจจับ (%)
PSO	92.58	84.72	96.07	91.12	99.31
GA	93.38	85.33	95.89	91.53	99.33



(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO

(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA

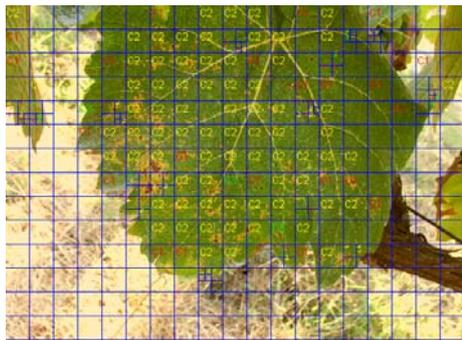
รูปที่ 6.8 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคปด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA



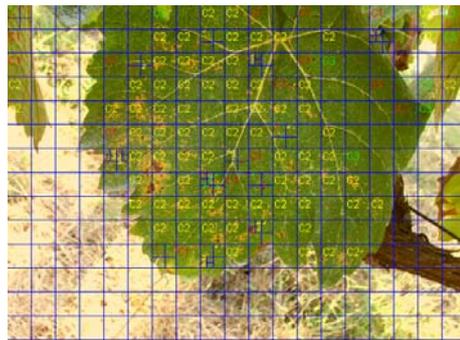
(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO

(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA

รูปที่ 6.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิมด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA

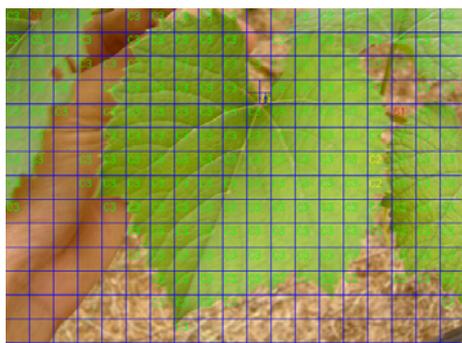


(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO

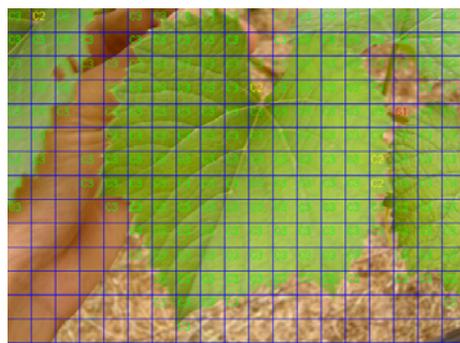


(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA

รูปที่ 6.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิมด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA (ต่อ)



(ก) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ PSO



(ข) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ GA

รูปที่ 6.10 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA

เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพการวินิจฉัยโรคใบงุ่นของระบบด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และ GA พบว่าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA มีความถูกต้องเฉลี่ยในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภท 91.53% ซึ่งมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคมากกว่าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO ที่มีความถูกต้องเฉลี่ยในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภท 91.12% ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบงุ่นในแต่ละกรณี ดังแสดงในรูปที่ 6.8-6.10 ดังนั้นจะเห็นว่าความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA มีความแตกต่างจากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO เพียงเล็กน้อย เนื่องจากการทำงานของ PSO มีพื้นฐานหลักการทำงานเช่นเดียวกับ GA ซึ่งวิธีการทั้งสองจะมีการสุ่มสร้างประชากรเริ่มต้น มีการประเมินค่าความเหมาะสมของแต่ละประชากร มีการปรับประชากรด้วยข้อมูลใหม่และค้นหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยเทคนิควิธีการสุ่มดังนั้นจึงเป็นผลให้การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการแบ่งกลุ่มทำให้สามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีของโรคและสีของใบงุ่นออกจากกันได้โดยมีประสิทธิภาพในทิศทางเดียวกันเป็นผลให้เมื่อพิจารณาความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทของทั้งสองวิธีจึงมีความแตกต่างกันไม่มากนักและเมื่อพิจารณาการใช้งานของ PSO สามารถใช้ได้ง่ายและสะดวกกว่า GA สำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของ PSO จะให้ผลที่รวดเร็วกว่า GA เนื่องจากความเรียบง่ายของอัลกอริทึมเมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อน พบว่า GA ให้ค่าของความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่า PSO เพียงเล็กน้อยเท่านั้นสำหรับกรณีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบน้อยสุด

6.6 ผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

การพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีของใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN และ SVMs เพื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลของการคัดแยกสีของใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยวิธี BPNN และ SVMs ด้วยหลักการทำงานที่ได้กล่าวรายละเอียดในบทที่ 3 และได้ทดสอบระบบทั้งสองจากภาพที่มีขนาด 426 x 568 จุดภาพจำนวน 231 ภาพและทำการฝึกสอนระบบทั้งสองด้วยข้อมูลภาพที่เป็นสีใบงุ่นและไม่ใช้สีใบงุ่นจากกลุ่มสีที่ได้จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM มาทำการฝึกสอนด้วยจำนวนตัวอย่างสีใบงุ่นทั้งหมด 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ (ภาคผนวก ก.) และตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีใบงุ่นจำนวน 210 ตัวอย่าง โดยพิจารณาผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังแบ่งตามลักษณะของความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ คือ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม ได้ผลดังนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN



(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs

รูปที่ 6.11 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ

รูปที่ 6.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN



(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs

รูปที่ 6.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ

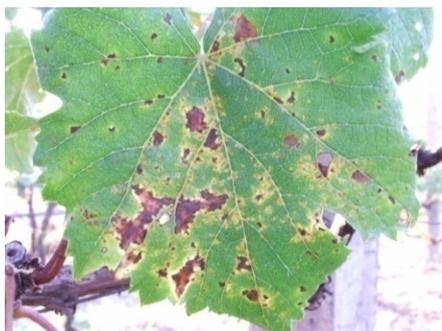


(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN



(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs

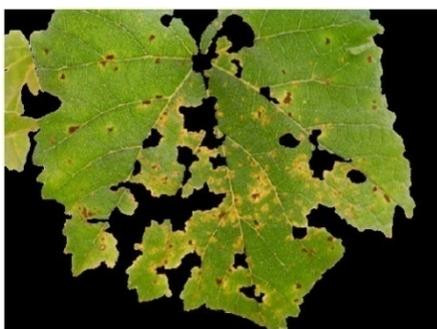
รูปที่ 6.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนมาก



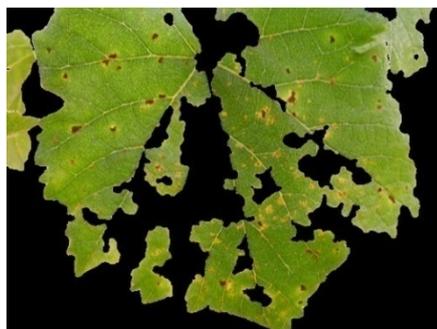
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN



(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs

รูปที่ 6.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ

รูปที่ 6.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN



(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs

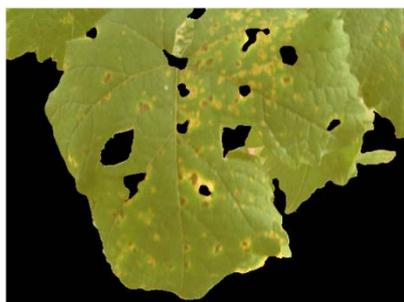
รูปที่ 6.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่
สภาวะแสงสว่างปานกลาง (ต่อ)



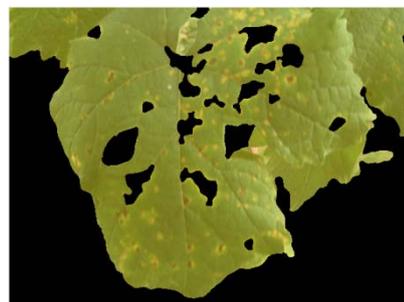
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN



(ง) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย SVMs

รูปที่ 6.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมืดครึ้ม

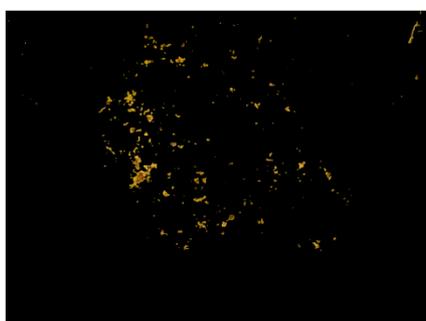
เมื่อพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN และ SVMs พบว่าเปอร์เซ็นต์ความต่างเชิงพื้นที่ในการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs มีความต่างเพียง 6.13% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs มีความแตกต่างกันเพียงเล็กน้อย ซึ่งผลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ส่วนมากสามารถให้ผลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่า SVMs นอกจากนี้การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยกว่า SVMs โดยพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นในสถานะที่หลากหลายของความซับซ้อนของภาพพื้นหลังและแสงสว่าง ซึ่งสามารถทำการพิจารณาได้จากตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นดังแสดงในรูปที่ 6.11-6.16 นอกจากนี้การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยกว่า SVMs ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการพิจารณาเลือกใช้ BPNN หรือ SVMs ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของความซับซ้อนและหลากหลายของข้อมูลระบบที่พิจารณาเป็นปัจจัยสำคัญ

6.7 ผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น

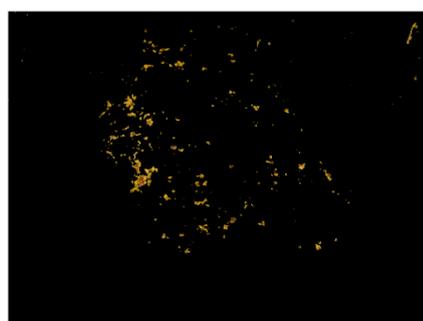
สำหรับการพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs เพื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยวิธี BPNN และ SVMs ด้วยหลักการงานที่ได้กล่าวรายละเอียดในบทที่ 4 และได้ทำการทดสอบระบบทั้งสองด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพจำนวน 700 ภาพและทำการฝึกสอนระบบทั้งสองด้วยข้อมูลภาพที่เป็นสีโรคและไม่ใช่สีโรคที่ได้จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM มาทำการฝึกสอนระบบทั้งสองด้วยจำนวนตัวอย่างสีโรคที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 45 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 14 ภาพ (ภาคผนวก ข.) และตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีโรคจำนวน 48 ตัวอย่าง โดยพิจารณาผลทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะใบองุ่นของภาพ คือ ลักษณะใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม เพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย BPNN



(ค) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

รูปที่ 6.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

รูปที่ 6.18 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนปานกลาง



(จ) ภาพการตัดแยกสีโรคด้วย BPNN



(ค) ภาพการตัดแยกสีโรคด้วย SVMs

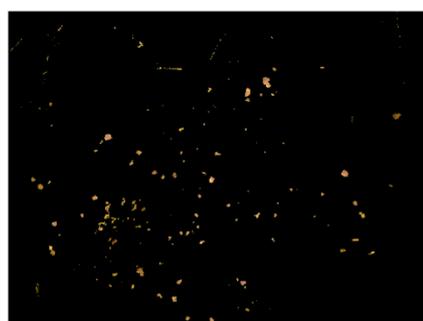
รูปที่ 6.18 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ



(จ) ภาพการตัดแยกสีโรคด้วย BPNN

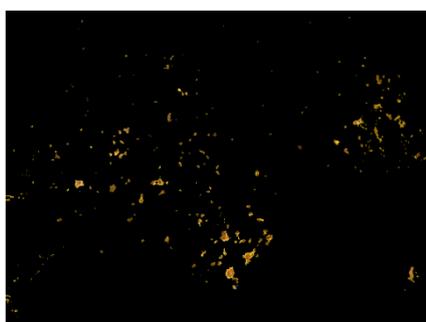


(ค) ภาพการตัดแยกสีโรคด้วย SVMs

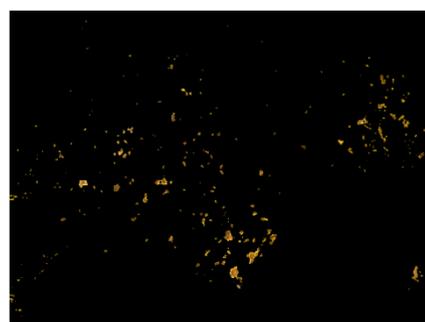
รูปที่ 6.19 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการตัดแยกสีโรคด้วย BPNN



(ค) ภาพการตัดแยกสีโรคด้วย SVMs

รูปที่ 6.20 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างมาก

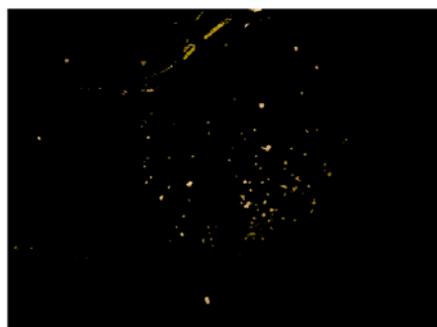


(ก) ภาพต้นแบบ

รูปที่ 6.21 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(จ) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย BPNN



(ค) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

รูปที่ 6.21 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย BPNN



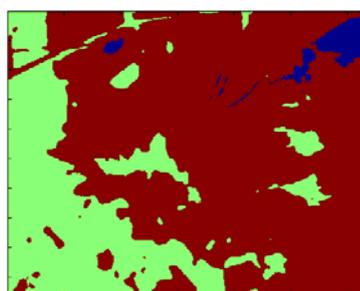
(ง) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

รูปที่ 6.22 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะมืดครึ้ม

เมื่อพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs พบว่าเปอร์เซ็นต์ความต่างเชิงพื้นที่การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs มีความต่างถึง 22.44% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs มีความแตกต่างกันค่อนข้างมาก เนื่องจากลักษณะความไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลจุดโรคแต่ละประเภทจึงเป็นผลทำให้ SVMs มีความสามารถสำหรับการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้ดีกว่า BPNN โดยพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นในสภาวะที่หลากหลายของความซับซ้อนของภาพพื้นหลังและแสงสว่าง ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นดังแสดงในรูปที่ 6.17-6.22 ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการพิจารณาเลือกใช้ BPNN หรือ SVMs ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของความซับซ้อนและหลากหลายของข้อมูลระบบที่พิจารณา ซึ่งการเลือกใช้งานที่ไม่เหมาะสมจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการทำงานของระบบ

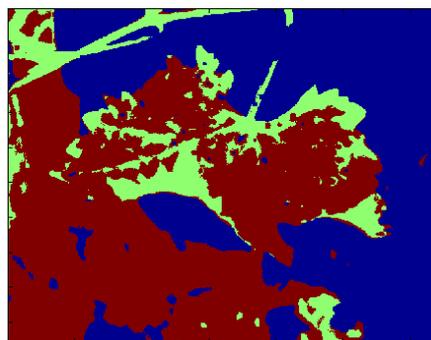
6.8 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

เป็นการพิจารณาปัจจัยของการเลือกปริภูมิสีสำหรับแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลัง ซึ่งในที่นี้ได้พิจารณาเปรียบเทียบความสามารถในการแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังด้วยปริภูมิสี RGB HSV XYZ CIE*L*a*b CIE*L*u*v และ YCbCr ซึ่งในที่นี้จะไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดผลกระทบของสภาวะการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างดังรายละเอียดหลักการทำงานที่ได้กล่าวรายละเอียดไว้ในบทที่ 3 โดยพิจารณาจำนวนกลุ่มสีของภาพที่ต้องการทดสอบให้กับ SOFM จำนวน 3 กลุ่มสีที่ค่าเดียวกันทั้งหมดและทำการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.23 โดยที่แต่ละสีภายในภาพเป็นตัวแทนของกลุ่มสีนั้น ๆ

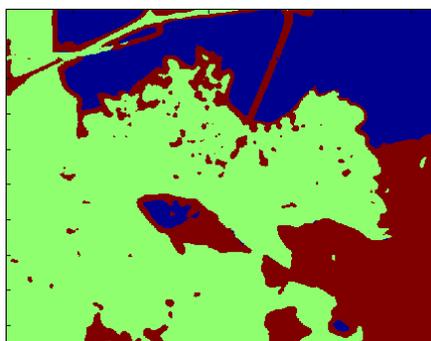


(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี H S

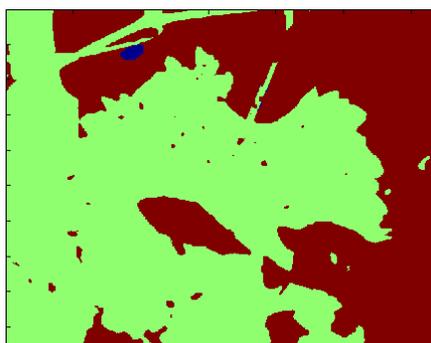
รูปที่ 6.23 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง



(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี $a^* b^*$

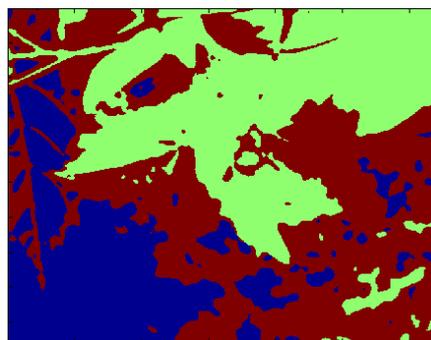


(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี $H a^*$

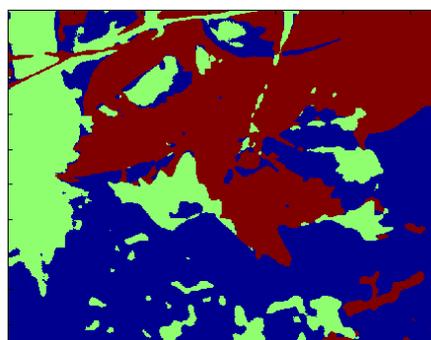


(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี $H b^*$

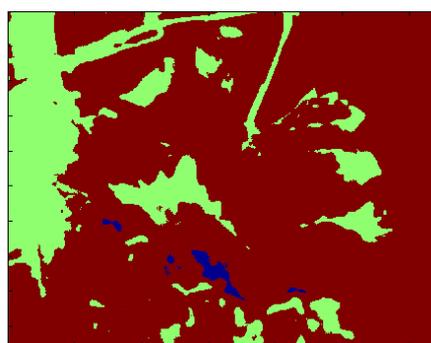
รูปที่ 6.23 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)



(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี X Y

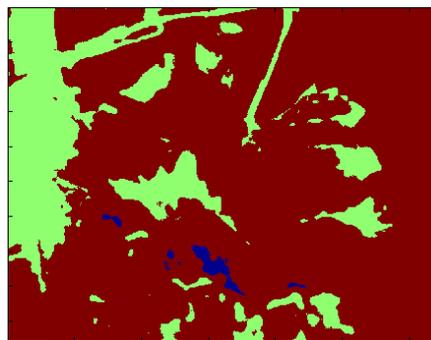


(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี X Z

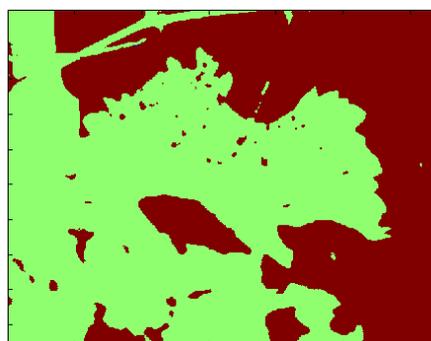


(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี Y Z

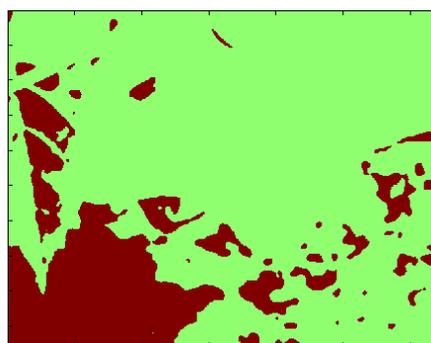
รูปที่ 6.23 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)



(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี $u^* v^*$

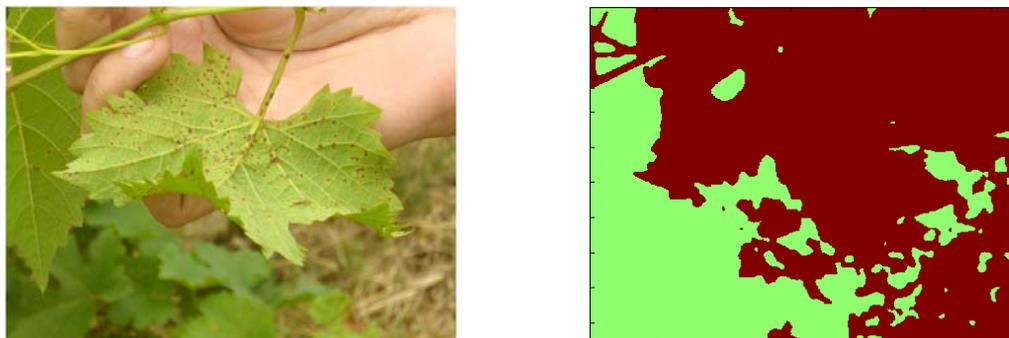


(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี Cb Cr



(ต) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี R G

รูปที่ 6.23 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)



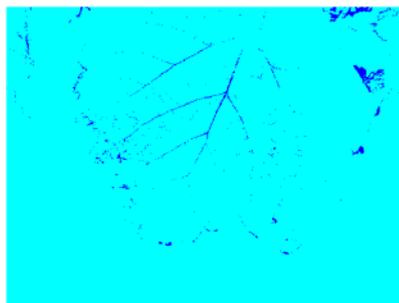
(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี G B

รูปที่ 6.23 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)

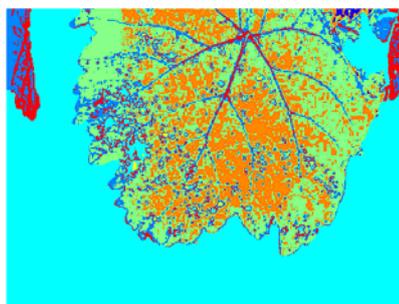
สำหรับการพิจารณาการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากพื้นหลังจากข้อมูลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM ในการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลที่เป็นสีใบองุ่นและไม่ใช่สีใบองุ่นเพื่อเป็นข้อมูลให้กับ BPNN เป็นตัวตัดสินใจในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้นปัจจัยหนึ่งที่มีความสำคัญกับระบบอย่างมาก คือ ความสามารถในการแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีใบองุ่นและไม่ใช่สีใบองุ่นของ SOFM จากการพิจารณาช่องปริภูมิสีต่าง ๆ เนื่องจากการคัดแยกสีใบองุ่นในสถานะแวดล้อมจริงนั้นจะมีอิทธิพลของแสงสว่าง เช่น สถานะแสงสว่างมาก ปานกลางและมีมืดครึ้ม เป็นต้น นอกจากนี้ลักษณะความซับซ้อนของข้อมูลภาพพื้นหลัง เช่น ฟาง เสา มนุษย์ หญ้า ก้อนหิน เป็นต้น ยังส่งผลกระทบต่อความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อีกด้วย ดังนั้นการพิจารณาปริภูมิสีจึงมีความสำคัญอย่างมากสำหรับกระบวนการประมวลผลภาพเพื่อช่วยแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังให้มากที่สุด ซึ่งจากการพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM ด้วยการเลือกช่องปริภูมิสีต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 6.23 พบว่าช่องปริภูมิสี H b* สามารถให้ความแตกต่างระหว่าง กลุ่มสีใบองุ่นและไม่ใช่กลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุด รองลงมาคือ ช่องปริภูมิสี Cb Cr ดังนั้นจะเห็นว่าผลของการเลือกช่องปริภูมิสีส่งผลต่อการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังเป็นอย่างมาก ซึ่งการเลือกช่องปริภูมิสีที่ไม่เหมาะสมเป็นให้ประสิทธิภาพของระบบลดลงได้

6.9 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น

เป็นการพิจารณาปัจจัยของการเลือกปริภูมิสีสำหรับแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและใบองุ่น ซึ่งในที่นี้ได้พิจารณาเปรียบเทียบความสามารถในการแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและใบองุ่นด้วยปริภูมิสี RGB HSV XYZ CIE*L*a*b CIE*L*u*v และ YCbCr สำหรับในที่นี้จะไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพดังรายละเอียดหลักการทำงานที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 โดยพิจารณาเลือกช่องปริภูมิสีของภาพที่ต้องการทดสอบให้กับ MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM เพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นตามความเหมาะสมของการเปลี่ยนแปลงช่องปริภูมิสีของภาพที่ใช้ทดสอบ โดยทำการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.24 โดยที่แต่ละสีภายในภาพเป็นตัวแทนของกลุ่มสีนั้น ๆ

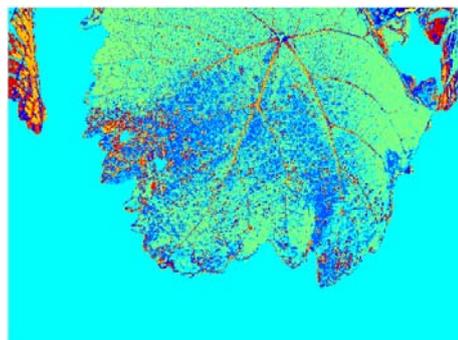


(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 7 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $H a^* b^*$

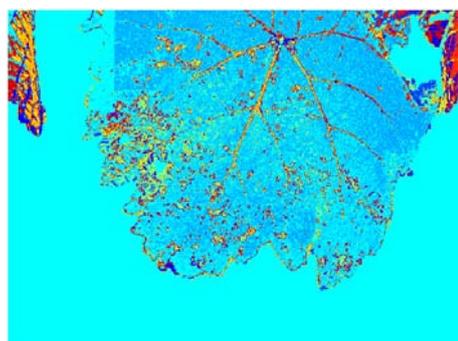


(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 2 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $R G B$

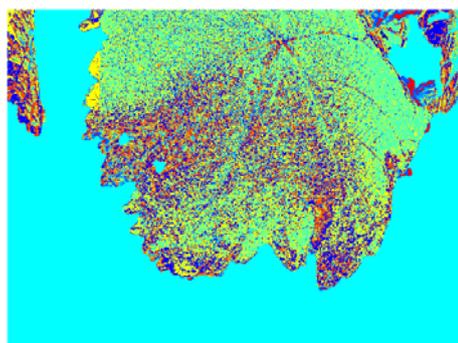
รูปที่ 6.24 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น



(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 21 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $H a^* S$

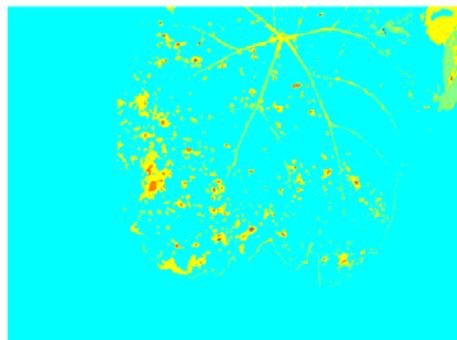


(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 20 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $H S b^*$

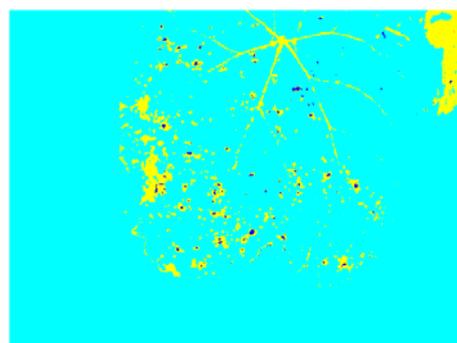


(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 11 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $S a^* b^*$

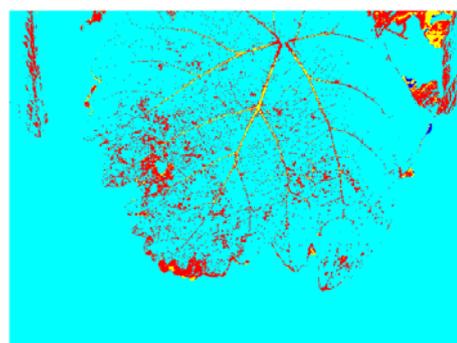
รูปที่ 6.24 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)



(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 5 กลุ่มสีด้วยช่องปริภูมิสี $u^* v^* Cb$

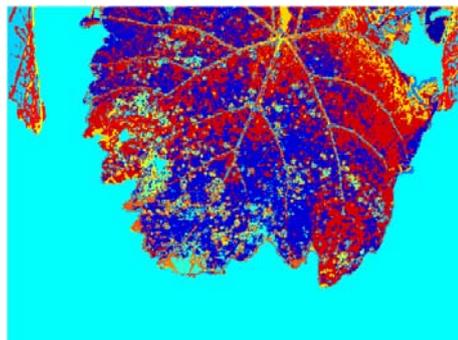


(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 3 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $u^* a^* b^*$

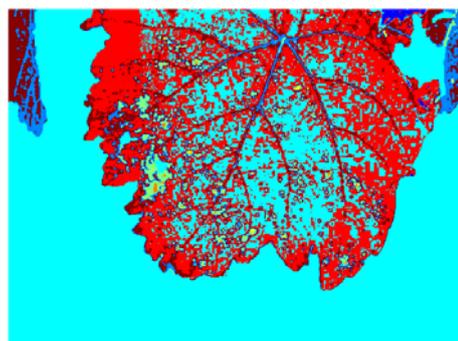


(ซ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 4 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี X Y Z

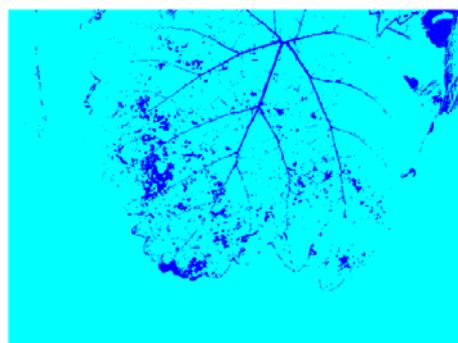
รูปที่ 6.24 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)



(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 22 กลุ่มสี ด้วยช่องพริภูมิสี $v^* a^* b^*$

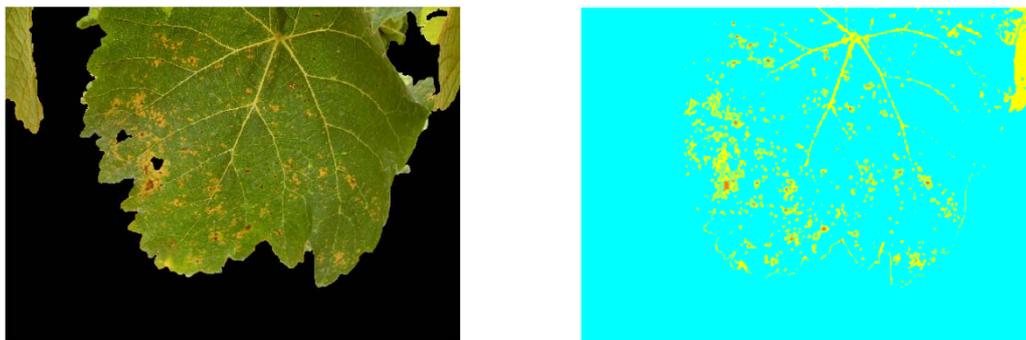


(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 8 กลุ่มสี ด้วยช่องพริภูมิสี H Cb Cr



(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 2 กลุ่มสี ด้วยช่องพริภูมิสี $X a^* b^*$

รูปที่ 6.24 ผลการทดสอบพริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)



(ท) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 4 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี $a^* u^* Cr$

รูปที่ 6.24 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)

สำหรับการพิจารณาอิทธิพลของช่องปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น เพื่อพิจารณาความแตกต่างของช่องปริภูมิสีในการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีโรคและไม่ใช่สีโรคของ MSOFM ร่วมกับ GA โดยไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่าง จากการพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จากการเลือกช่องปริภูมิสีต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 6.24 พบว่าช่องปริภูมิสี $a^* u^* Cr$ สามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุดด้วยจำนวนกลุ่มสี 4 กลุ่มสี ดังแสดงในรูปที่ 6.24 (น) จะเห็นว่าสามารถคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดี อันดับรองลงมาคือ ช่องปริภูมิสี $u^* a^* b^*$ ซึ่งสามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นด้วยจำนวนกลุ่มสี 3 กลุ่มสี ดังแสดงในรูปที่ 6.24 (ข) จะเห็นว่าสามารถคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรคได้แต่ยังคงปรากฏส่วนของก้านใบองุ่นและช่องปริภูมิสี $u^* v^* Cb$ ซึ่งสามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นด้วยจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี ดังแสดงในรูปที่ 6.24 (ค) จะเห็นว่าสามารถคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรคแต่ยังคงปรากฏส่วนของก้านใบองุ่นและส่วนของใบองุ่น ดังนั้นจะเห็นว่าผลของการเลือกช่องปริภูมิสีมีผลต่อการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นเป็นอย่างมาก ซึ่งการเลือกช่องปริภูมิสีที่ไม่เหมาะสมเป็นผลให้ความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นของระบบมีประสิทธิภาพลดลงได้

6.10 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน

เป็นการพิจารณาปัจจัยของการเลือกปริภูมิในการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน ซึ่งในที่นี้ได้พิจารณาเปรียบเทียบความสามารถในการจำแนกประเภทของโรคด้วยปริภูมิสี CIE*L*a*b YIQ YUV และ YCbCr ซึ่งในที่นี้จะไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพดังรายละเอียดหลักการทำงานที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 5 โดยทำการทดสอบการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพ ตามโครงสร้างการทำงานของระบบดังแสดงในรูปที่ 6.1 ภาพที่ใช้ทดสอบเป็นภาพของโรคสแคป โรคราสนิมและไม่ใช่โรคจำนวนละ 50 ภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนกับ SVMs ส่วนการฝึกสอน SVMs ใช้จำนวนตัวอย่างจุดโรคสแคปทั้งหมด 497 จุดโรคจากภาพโรคสแคปทั้งหมด 22 ภาพ จำนวนตัวอย่างจุดโรคราสนิมทั้งหมด 489 จุดโรคจากภาพโรคราสนิมทั้งหมด 21 ภาพและจำนวนตัวอย่างจุดที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 492 จุดที่ไม่เป็นโรคจากภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 22 ภาพ ซึ่งสามารถพิจารณาประสิทธิภาพการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยช่องปริภูมิสีต่าง ๆ ดังแสดงในตารางที่ 6.4

ตารางที่ 6.4 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบด้วยความหลากหลายของช่องปริภูมิสี

ประเภทช่องปริภูมิสี	สแคป (%)	ราสนิม (%)	ไม่เป็นโรค (%)	ความถูกต้องเฉลี่ย (%)	การตรวจจับ (%)
a* Cr V	63.38	51.29	96.08	70.25	98.60
a* I Cr	71.73	55.28	96.28	74.43	98.58
b* a* U	80.43	79.77	95.63	85.27	98.58
b* Cr V	72.46	78.80	95.91	82.39	98.60
I Cb Cr	73.67	75.77	96.41	84.19	98.61
Q b* Cr	76.34	76.29	96.31	82.98	98.59
b* Cb U	93.38	85.33	95.89	91.53	99.33

เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบด้วยความหลากหลายของช่องปริภูมิสี พบว่าความแตกต่างของช่องปริภูมิสีมีอิทธิพลต่อการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบเป็นอย่างมาก ดังแสดงในตารางที่ 6.4 จะเห็นว่าช่องปริภูมิสี b* Cb U สามารถดึงความแตกต่างของลักษณะข้อมูลโรคสแคป โรคราสนิมและไม่ใช่โรคได้ดีที่สุดเป็นผลให้ระบบสามารถจำแนกประเภทของโรคได้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยช่องปริภูมิสี b* Cb U มีความสามารถในการวินิจฉัยโรคสแคป

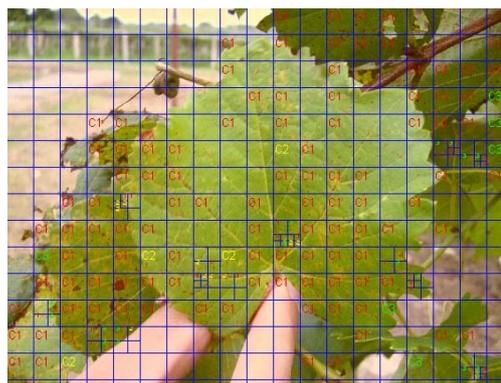
สูงถึง 93.38% โครราสนิม 85.33% และไม่เป็นโรค 95.89% ซึ่งมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคในระดับที่ค่อนข้างสูง ดังนั้นผลของการเลือกช่องปริภูมิสีมีผลต่อการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบ ซึ่งการเลือกช่องปริภูมิสีที่ไม่เหมาะสมเป็นให้ความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบลดลง

6.11 ผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบในสถานะต่าง ๆ

เป็นการพิจารณาความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยภาพทดสอบขนาด 426 x 568 จุดภาพจำนวน 850 ภาพ ตามโครงสร้างการทำงานของระบบ ดังแสดงในรูปที่ 6.1 โดยพิจารณาแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้แก่ ภาพที่มีความซับซ้อนมาก ภาพที่มีความซับซ้อนปานกลางและภาพที่มีความซับซ้อนน้อย อีกทั้งได้ทำการพิจารณาในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม รวมทั้งสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ ดังแสดงในรูปที่ 6.25-6.31

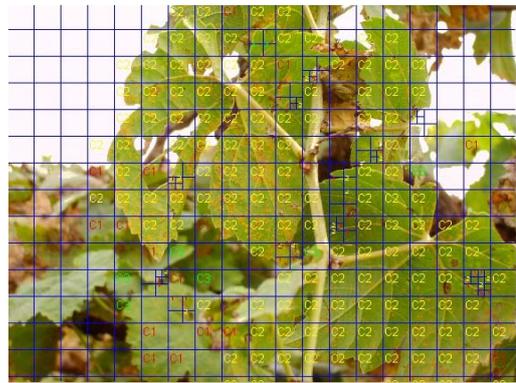


(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

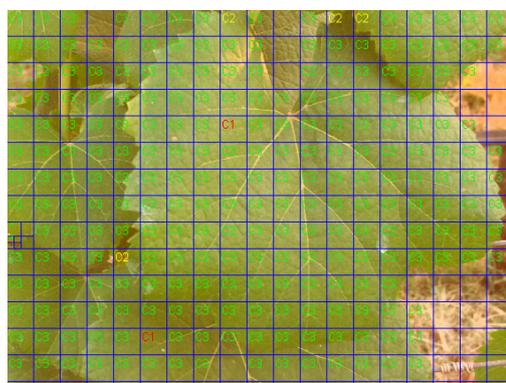
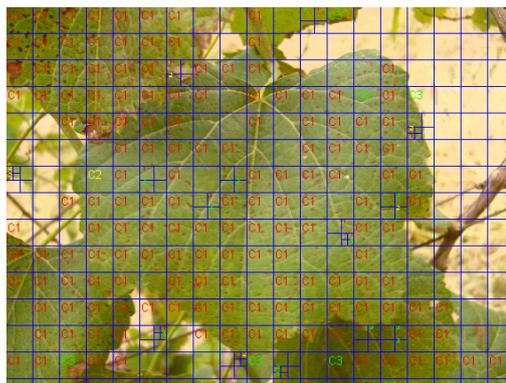
รูปที่ 6.25 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

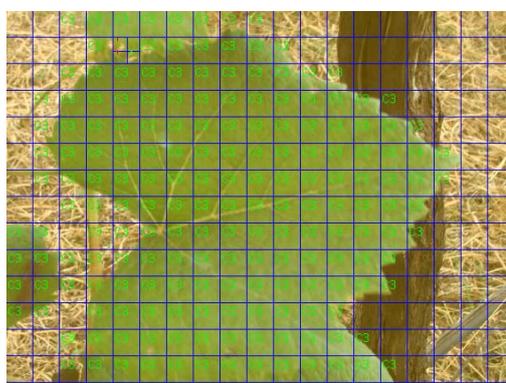
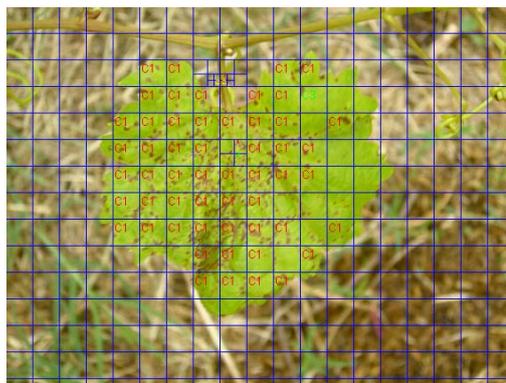
รูปที่ 6.25 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมาก (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

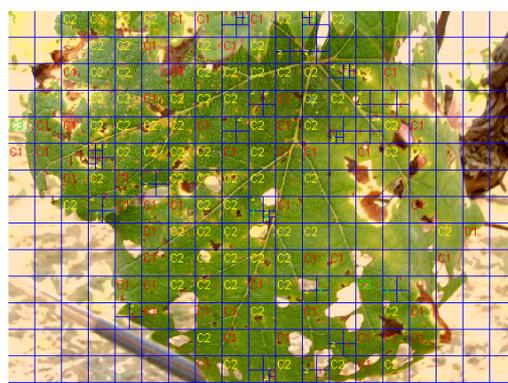
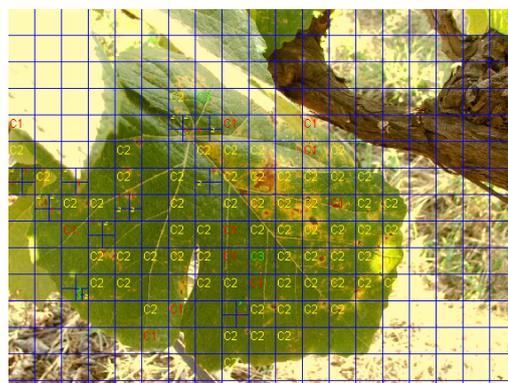
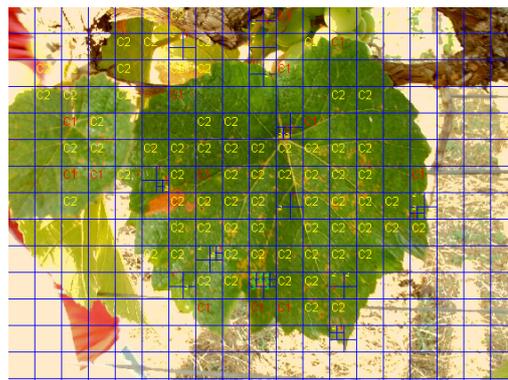
รูปที่ 6.26 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

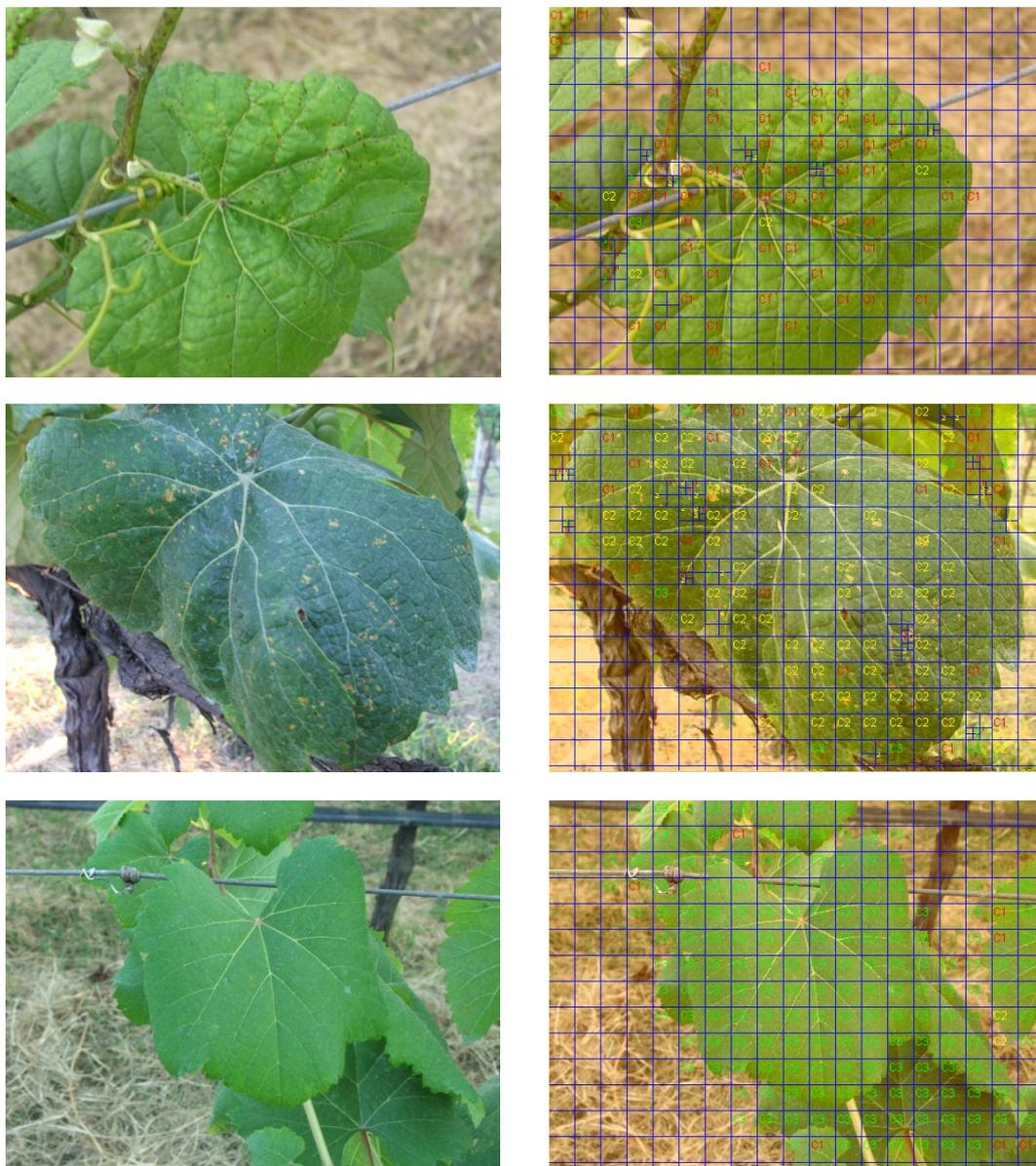
รูปที่ 6.27 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

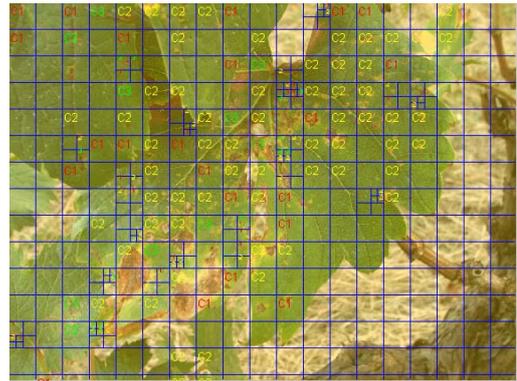
รูปที่ 6.28 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

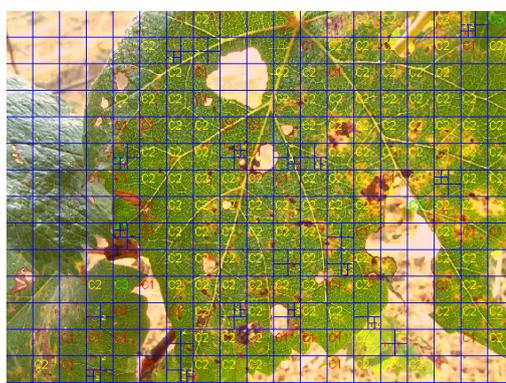
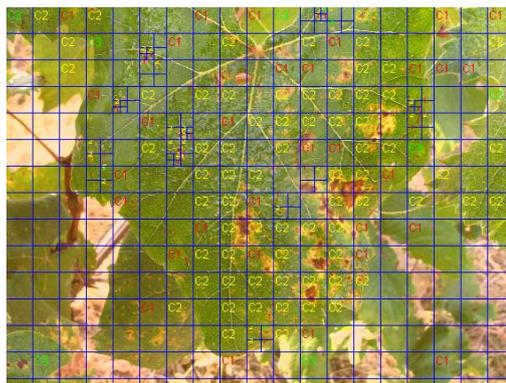
รูปที่ 6.29 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

รูปที่ 6.30 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะมืดครึ้ม



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน
การปรับสีและแสง

รูปที่ 6.31 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อทำการพิจารณาการวินิจฉัยโรคใบบองุ่นจากภาพตามลักษณะความซับซ้อนของภาพได้แก่ ลักษณะภาพที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะภาพที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะภาพที่มีความซับซ้อนมากพบว่าระบบสามารถทำการวินิจฉัยโรคใบบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนน้อยและปานกลางในลักษณะการวางตัวและขนาดของใบที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการวินิจฉัยโรคใบบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมากระบบนั้นยังสามารถทำการวินิจฉัยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีในกรณีที่มีกลุ่มใบหรือกลุ่มหน่วยาที่มีสีคล้ายใบบองุ่นภายในภาพเมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบบองุ่นเป็นผลให้ปรากฏส่วนของช่องว่างเล็ก ๆ ที่อยู่ระหว่างกลุ่มใบ หรือ กลุ่มหน่วยาซึ่งมีลักษณะสีคล้ายสีโรค นอกจากนี้ยังพิจารณาทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม พบว่าระบบยังคงสามารถการวินิจฉัยโรคใบบองุ่นที่ความแตกต่างของสถานะแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงและการเลือกพิจารณาช่องปริภูมิสีที่สามารถดึงคุณลักษณะเด่นแยกความแตกต่างของข้อมูลที่สนใจได้อย่างชัดเจนโดยไม่ทำการพิจารณาเลือกช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างและกำจัดผลของความแตกต่างทางด้านความเข้มของสีใบบองุ่นที่แตกต่างกันตามลักษณะอายุของใบ อีกทั้งเมื่อทำการพิจารณาการวินิจฉัยโรคใบบองุ่นสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบยังสามารถทำการวินิจฉัยโรคใบบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อ การวินิจฉัยโรคของระบบ

และเมื่อพิจารณาความสามารถในการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของระบบเปรียบเทียบกับ การวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 6.5 พบว่าระบบที่นำเสนอมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทสูงถึง 91.12% และมีประสิทธิภาพในการตรวจจับโรคพืชสูงถึง 99.33% ซึ่งการวินิจฉัยโรคพืชจากใบพืชของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีตโดยส่วนใหญ่เป็นการวินิจฉัยโรคด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์จากข้อมูลภาพภายในห้องปฏิบัติการที่ทำการควบคุมปัจจัยต่าง ๆ อันได้แก่ แสงสว่างความซับซ้อนของภาพพื้นหลัง ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลและการซ้อนทับของใบพืช เป็นต้น ในขณะที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชภายในสถานที่จริงและสามารถวินิจฉัยโรคพืชได้ครอบคลุมปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ จำนวนภาพใบบองุ่น ขนาด รูปร่าง ลักษณะการวางตัวของใบบองุ่น ระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสถานะที่ซับซ้อนของพื้นหลัง เป็นต้น

ตารางที่ 6.5 ความสามารถในการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของระบบและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต

ผู้แต่ง		El-Helly, et al (2003)	Pydipati, et al (2006)	Huang (2007)	Meunkaewjinda (2008)
ประเภทใบพืช		ใบแดงกวา	ใบพืชตระกูล ส้ม	ใบ กล้วยไม้	ใบองุ่น
ประเภทกล้อง		mono, visible	mono, visible	mono, visible	mono, visible
ประสิทธิภาพ วินิจฉัยโรค	ความถูกต้อง	88%	89.6%	95%	91.53%
	การตรวจจับ	92%	97.2%		99.33%
จำนวนใบมากกว่า 1 ใบ		ไม่ได้	ไม่ได้	ไม่ได้	ได้
ไม่ควบคุมความชัดซ้อนภาพ พื้นหลัง		ไม่ได้	ไม่ได้	ไม่ได้	ได้
ไม่ควบคุมสถานะแสง		ไม่ได้	ไม่ได้	ไม่ได้	ได้
ความหลากหลายของขนาด รูปร่างและมุมของใบ		ไม่ได้	ไม่ได้	ไม่ได้	ได้
ชุดทดสอบ		250 ภาพ	145 ภาพ	80 ภาพ	115 ภาพ

6.12 สรุป

จากผลการทดสอบระบบเมื่อพิจารณาปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบสามารถสรุปได้ดังนี้

1. ผลการทดสอบจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์สำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น แสดงให้เห็นว่าจำนวนช่องสัญญาณที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ความผิดพลาดในการวินิจฉัยโรคลดลง เนื่องจากความละเอียดในการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้อองค์ประกอบโรคใบองุ่นซึ่งจะปรากฏเด่นชัดในแต่ละย่านความถี่และทิศทางของตัวกรองกาบอร์ได้อย่างเพียงพอ

2. ผลการทดสอบการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลสีและเนื้อองค์ประกอบสำหรับการวิเคราะห์การจำแนกประเภทของโรค แสดงให้เห็นว่าคุณลักษณะข้อมูลสีและเนื้อองค์ประกอบที่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นสามารถดึงคุณลักษณะเด่นและแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลเนื้อองค์ประกอบได้ดีและยังเป็นการเพิ่มการกระจายข้อมูลสีเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีเพิ่มขึ้นเป็นผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพให้ระบบวินิจฉัยโรคในแต่ละประเภทได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

3. ผลการทดสอบความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบที่ได้จากกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA และ PSO แสดงให้เห็นว่าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA ให้ผลการวินิจฉัยโรคในทิศทางเดียวกันกับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO และเมื่อพิจารณาความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA มีความถูกต้องเฉลี่ยถึง 91.53% ซึ่งมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคมากกว่าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO ที่มีความถูกต้องเฉลี่ยในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภท 91.12% ดังนั้นจะเห็นว่าความถูกต้องเฉลี่ยในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA มีความแตกต่างจากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO เพียงเล็กน้อย

4. ผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN และ SVMs แสดงให้เห็นว่าการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN มีความแตกต่างของพื้นที่การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย SVMs เพียงเล็กน้อย โดยผลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ส่วนมากสามารถให้ผลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่า SVMs นอกจากนี้การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยกว่า SVMs

5. ผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs แสดงให้เห็นว่าการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย SVMs มีความแตกต่างของพื้นที่การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN ค่อนข้างมาก เนื่องจากลักษณะความไม่เป็นเชิงเส้นของจุดโรคแต่ละประเภทเป็นผลให้ SVMs มีความสามารถในการคัดแยกสีโรคในสภาวะที่หลากหลายได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่า BPNN

6. ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง แสดงให้เห็นว่าช่องปริภูมิสี $H b^*$ สามารถให้ความแตกต่างระหว่าง กลุ่มสีใบองุ่นและไม่ใช่กลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุด

7. ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น แสดงให้เห็นว่าช่องปริภูมิสี $a^* u^* Cr$ สามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุด

8. ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าช่องปริภูมิสี $b^* Cb U$ สามารถถึงความแตกต่างของลักษณะข้อมูลโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรคได้ดีที่สุด

นอกจากนี้ยังสามารถนำเสนอการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ประกอบด้วยโรคสแคปและโรคราสนิม ที่ประกอบด้วยจำนวนภาพใบองุ่นเท่ากับหรือมากกว่าหนึ่งใบ ขนาด รูปร่าง ลักษณะการวางตัวของใบ

อุ้งน ระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสถานะที่ซับซ้อนของพื้นหลังและความแตกต่างของสถานะแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตามระบบที่ได้นำเสนอยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีแสงสะท้อนที่มากเกินไปจนทำให้ไม่สามารถเห็นรายละเอียดภายในอุ้งนได้ ข้อมูลภาพเบลอเป็นผลให้มองเห็นจุดโรคไม่ชัดเจนและข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีใบและสีโรค อย่างไรก็ตามระบบที่นำเสนอนี้ถือว่ามีประสิทธิภาพในการวินิจฉัยโรคอุ้งนซึ่งเพียงพอในการนำไปใช้พัฒนาเป็นระบบฟาร์มชาตูลาดสำหรับการใช้งานจริง นอกจากนี้ระบบยังสามารถนำไปใช้งานได้อย่างหลากหลาย ถ้ามีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลายและมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม

บทที่ 7

สรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

7.1 สรุปงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ดำเนินการศึกษาและพัฒนาโครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีแบบอัตโนมัติ เพื่อเป็นระบบต้นแบบสำหรับการประยุกต์ใช้เป็นระบบกลไกกรรมแบบชาญฉลาด (intelligent farming system) อันเป็นประโยชน์ในการช่วยเหลืองานทางด้านเกษตรกรรม ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบไปด้วยการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นและการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น การดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ โดยสามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยและพัฒนาทางวิศวกรรมได้ดังต่อไปนี้

การปรับพารามิเตอร์และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้รับการรายงานไว้ในบทที่ 2 ซึ่งพบว่าการวินิจฉัยโรคของใบพืชจากภาพแบบเดิมเป็นการวินิจฉัยโรคด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์จากข้อมูลของภาพภายในห้องปฏิบัติการหรือผู้ควบคุมที่ทำการควบคุมปัจจัยต่าง ๆ ได้แก่ แสงสว่างและความชื้นของภาพพื้นหลัง ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูล เป็นต้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงดำเนินการพัฒนาการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีแบบใหม่ขึ้น เพื่อให้สามารถวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากข้อมูลภาพภายในสถานที่จริงของไร่องุ่นด้วยกล้องดิจิทัลเพียง 1 ตัวได้อย่างอัตโนมัติและสามารถลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่าง ลดความแตกต่างของข้อมูลภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภท และสามารถวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่มีความชื้นของภาพพื้นหลัง ขนาดของใบ ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลและรูปร่างของใบองุ่นได้โดยอัตโนมัติ

ในบทที่ 3 แสดงรายละเอียดของโครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ซึ่งโครงสร้างระบบประกอบไปด้วยการปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลาแบบอัตโนมัติเพื่อปรับระดับข้อมูลสีและความสว่างของภาพให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันเป็นผลให้สามารถลดความแตกต่างของข้อมูลสีและความสว่างของวัตถุที่ได้จากกล้องดิจิทัลที่แตกต่างกันได้และพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีของภาพด้วย SOFM ในการแบ่งกลุ่มสีที่มีลักษณะคล้ายกันให้รวมเป็นกลุ่มเดียวกันเพื่อให้สามารถแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีใบองุ่นและไม่ใช่สีใบองุ่นได้ โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี H และ b* ของปริภูมิสี HSV และ $CIE^*L^*a^*b^*$ ตามลำดับเนื่องจากสามารถให้ความแตกต่างของสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังได้อย่างชัดเจนโดยไม่พิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดผลกระทบของสถานะการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างและความแตกต่างทางด้านความเข้มของสีใบองุ่นและพิจารณา

การคัดแยกส่วนของสีใบองุ่นด้วย BPNN ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นสีใบองุ่นและกลุ่มที่ไม่เป็นสีใบองุ่นจากข้อมูลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

ในบทที่ 4 แสดงรายละเอียดของโครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น ซึ่งโครงสร้างของระบบประกอบไปด้วยการแบ่งกลุ่มสีโรคและไม่ใช่สีโรคด้วย MSOFM เนื่องจาก MSOFM เป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มสีที่ไม่จำเป็นต้องฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มสีเริ่มต้นให้กับระบบและสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีที่ใกล้เคียงกันได้ แต่การใช้งาน MSOFM จำเป็นต้องกำหนดพารามิเตอร์เริ่มต้นให้กับระบบ ดังนั้นเพื่อให้ระบบสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มสีที่เหมาะสมในแต่ละภาพได้โดยอัตโนมัติจึงทำการพิจารณาหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA และได้พิจารณาเปรียบเทียบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย PSO ซึ่งในบทนี้ได้แสดงผลการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA เปรียบเทียบกับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ PSO จากผลการทดสอบพบว่าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยวิธี PSO และ GA ให้ผลลัพธ์ในทิศทางเดียวกันแต่การใช้งานของ PSO สามารถใช้ได้ง่ายและสะดวกกว่า GA สำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของ PSO จะให้ผลที่รวดเร็วกว่า GA เนื่องจากความเรียบง่ายของอัลกอริทึมและพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย SVMs ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยข้อมูลกลุ่มสีโรคและไม่ใช่สีโรคที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีด้วย MSOFM ร่วมกับ GA และ PSO มาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น และได้แสดงผลของการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ GA เปรียบเทียบกับการคัดแยกสีของโรคออกจากใบองุ่นจากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ PSO ในสถานะที่หลากหลาย จากผลการทดสอบพบว่าระบบยังสามารถคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพและให้ผลการคัดแยกที่ใกล้เคียงกัน

ในบทที่ 5 แสดงรายละเอียดของโครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น ซึ่งโครงสร้างระบบประกอบไปด้วยการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีโดยใช้การวิเคราะห์ข้อมูลสีที่ได้จากการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี CIE L^*a^*b YCbCr และ YUV โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี b^* Cb และ U เนื่องจากสามารถให้ลักษณะความแตกต่างของจุดโรคแต่ละประเภทและการกระจายตัวของข้อมูลสีโรคแต่ละประเภทได้แตกต่างกันอย่างชัดเจน ร่วมกับการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้องอกประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทซึ่งสามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในแต่ละย่านความถี่และทิศทางได้อย่างชัดเจนและได้ทำการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื้องอกประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื้องอกประกอบและข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและทำการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบ

คุณภาพและพิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลและเมื่อประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นซึ่งในบทนี้ได้แสดงผลการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในกรณีที่เป็นโรคสแคป ราสนิมและไม่เป็นโรคที่มีรูปร่างลักษณะของใบองุ่นในรูปแบบต่าง ๆ อีกทั้งยังมีลักษณะการวางตัว ขนาดและจำนวนใบองุ่นที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในบทที่ 6 แสดงรายละเอียดของผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น รวมทั้งการวิเคราะห์และอภิปรายผลปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวกับการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบซึ่งประกอบด้วย จากผลการทดสอบจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์สำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น แสดงให้เห็นว่าจำนวนช่องสัญญาณที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ความผิดพลาดในการวินิจฉัยโรคลดลง เนื่องจากความละเอียดในการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้อองค์ประกอบโรคใบองุ่นซึ่งจะปรากฏเด่นชัดในแต่ละย่านความถี่และทิศทางของตัวกรองกาบอร์ได้อย่างเพียงพอ จากผลการทดสอบการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลและเนื้อองค์ประกอบสำหรับการวิเคราะห์การจำแนกประเภทของโรค แสดงให้เห็นว่าคุณลักษณะข้อมูลและเนื้อองค์ประกอบที่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นสามารถดึงคุณลักษณะเด่นและแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลเนื้อองค์ประกอบได้ดีและยังเป็นการเพิ่มการกระจายข้อมูลซึ่งเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลเพิ่มขึ้นเป็นผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพให้ระบบสามารถทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในแต่ละประเภทได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น ผลการทดสอบความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบที่ได้จากกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA และ PSO พบว่าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA มีความแตกต่างจากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ PSO เพียงเล็กน้อย เนื่องจากการทำงานของ PSO มีพื้นฐานหลักการทำงานเช่นเดียวกับ GA จากผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN และ SVMs แสดงให้เห็นว่าการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN มีความแตกต่างของพื้นที่การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย SVMs เพียงเล็กน้อย โดยผลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ส่วนมากสามารถให้ผลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่า SVMs จากผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs แสดงให้เห็นว่าการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs มีความสามารถในการคัดแยกสีโรคในสถานะที่หลากหลายได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่า BPNN ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง แสดงให้เห็นว่าช่องปริภูมิสี H^b สามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีใบองุ่นและไม่ใช่กลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและสามารถให้ข้อมูลของสีใบองุ่นได้ครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุด จากผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น แสดงให้เห็นว่าช่องปริภูมิสี $a^* u^* Cr$ สามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์

มากที่สุด ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าช่องปริภูมิสี่ $b^* C_b U$ สามารถดึงความแตกต่างของลักษณะข้อมูลโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรคได้ดีที่สุดนอกจากนี้ยังได้นำเสนอการวินิจฉัยโรคของใบอ่อนที่ประกอบด้วยโรคราสนิมและโรคสแคปที่มีองค์ประกอบของจำนวนภาพใบอ่อนเท่ากับหรือมากกว่าหนึ่งใบ ขนาด รูปร่าง ลักษณะการวางตัวของใบอ่อน ระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสภาวะที่ซับซ้อนของพื้นหลังและความแตกต่างของสภาวะแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ

7.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลการทดสอบระบบก่อให้เกิดแนวคิดและข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

1. ระบบของงานวิจัยนี้สามารถวินิจฉัยโรคที่มีภาพพื้นหลังเป็นกลุ่มหญ้า หรือกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ได้ไม่ด้อยเนื่องจากระบบนี้พิจารณาข้อมูลทางสีเป็นสำคัญ ดังนั้นเพื่อพัฒนาระบบให้สามารถทำงานได้ดีแม้ในสภาวะที่มีภาพพื้นหลังเป็นกลุ่มหญ้า หรือกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ได้ควรคิดค้นวิธีการแบบใหม่สำหรับการค้นหาใบอ่อนภายในภาพที่มีลักษณะรูปร่าง การวางตัวของใบอ่อนและจำนวนใบที่หลากหลายได้เพื่อลดข้อจำกัดของกลุ่มข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีใบอ่อนซึ่งส่งผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำในการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนมากขึ้น

2. เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้อย่างหลากหลายจำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลายและมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม

3. ประสิทธิภาพของระบบการวินิจฉัยโรคสามารถปรับปรุงได้ โดยการปรับปรุงการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลของโรคแต่ละประเภทให้เพิ่มมากขึ้นทำให้ระบบสามารถวินิจฉัยโรคได้ง่ายและมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น

4. ระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อนสามารถนำไปประยุกต์สำหรับการวินิจฉัยโรคจากใบพืชชนิดอื่นได้ โดยทำการปรับปรุงกระบวนการที่นำเสนอให้สัมพันธ์กับคุณลักษณะของใบพืชและการเพิ่มข้อมูลในการฝึกสอนตามชนิดของโรคใบพืชประเภทนั้น ๆ

5. เพื่อพัฒนาระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อนให้สามารถใช้งานตามเวลาจริง (real time) ควรนำวิธีการที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ซึ่งใช้การประมวลผลค่อนข้างสูงนำไปพัฒนาด้วยโปรแกรมที่มีการประมวลผลที่เร็ว เช่น การเขียนโปรแกรมด้วยภาษาซี เป็นต้น เพื่อให้สามารถคำนวณและแสดงผลการวินิจฉัยโรคใบอ่อนตามเวลาจริงได้

6. ระบบงานวิจัยนี้สามารถทำการพัฒนาควบคู่กับระบบฮาร์ดแวร์และรถจักรกลที่ทำการติดตั้งระบบ GPS สำหรับการพิจารณาลักษณะอาการของโรคพืชเป็นผลให้สามารถทราบตำแหน่งแผนที่ของพื้นที่พืชผลที่เกิดโรคของพืชภายในไร่ นาและสวน เพื่อทำการพิจารณาปริมาณสารเคมีที่

พอเหมาะสำหรับการควบคุมพื้นที่ที่เกิดโรคของพืชในระยะเริ่มต้น ซึ่งสามารถช่วยไม่ให้เกิดการแพร่ระบาดของโรคพืชไปสู่พื้นที่ทางการเกษตรกรรมใกล้เคียง ช่วยลดการสูญเสียของทรัพยากร ช่วยรักษาสภาพแวดล้อมและเพิ่มคุณภาพของผลผลิตให้ดีขึ้นตามลำดับ

รายการอ้างอิง

- กมลวิจิตร โปทรัพย์ตร กฤษกร ฤกษ์หรัย และ วุฒิพงษ์ อารีกุล (2543). การวัดจำนวนประชากรของ
เพลี้ยแป้งบนพืช. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 23 (EECON23).
กรรมธิการ เพ็ญพัศตร์, วิรัช ชูบำรุงและอุบล คือประ โคน. (2536). โรคสแคบขององุ่น.
วารสารวิชาการเกษตร. 11(2): 66-72.
- กรมส่งเสริมการเกษตร. (2542). การปลูกองุ่น. พิมพ์ครั้งที่ 4. โรงพิมพ์สำนักข่าวพาณิชย์, กรุงเทพฯ.
: 23 น.
- เดือนใจ กาหลง, สุชาติ วิจิตรานนท์และแสงมณี ชิงดวง. (2545). โรคไม้ผล. สมาคมนักโรคพืชแห่ง
ประเทศไทย.: 60-71.
- นันทกร บุญเกิด. (2543). คู่มือการสร้างสวนองุ่น. พิมพ์ครั้งที่ 2. สถาบันวิจัยและพัฒนา, เทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.: 122 น.
- ประสาทพร สมิตะมาน. (2537).โรคพืชวิทยา.ภาควิชาโรคพืช คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัย
เชียงใหม่.
- พีรพงษ์ ไพสิฐกุลวิวัฒน์. (2547) การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการคัดคุณภาพทางด้าน
รูปร่างของมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้.วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิตสาขา
วิชาวิศวกรรมอาหาร.มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี.
- ไพโรจน์ จ้วงพานิช. (2525). หลักวิชาโรคพืช. บริษัทสารมวลชน จำกัด. กรุงเทพฯ.
- มิติ รุจานุกฤษ และ วุฒิพงษ์ อารีกุล (2544) การวัดประชากรเพลี้ยแป้งด้วยการประมวลผลภาพ.การ
ประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 24 (EECON 24).
- ยงยุทธ ชำรงนิमित. (2547). โรคไม้ผล. อักษรสยามการพิมพ์. ภาณีเจริญ กรุงเทพมหานคร.: 43-53.
- วันณรงค์ เหล่าประดิษฐ์. (2542). องุ่น (Grapes). วารสารส่งเสริมการเกษตร. 29(139): 16–18.
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). การคำนวณเชิงนิเวศ. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี
สุรนารี.
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). ปัญญาประดิษฐ์สำหรับวิศวกร. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัย
เทคโนโลยีสุรนารี.
- Aitkenhead, M. J., Dalgetty, I. A., Mullins, C. E., McDonald A. J. S. and Strachan N. J. C. (2003).
Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods.
Computers and Electronics in Agriculture. 39: 157-171.

- Bhanu, B, Lee, S, Ming, J. (1995). Adaptive image segmentation using a genetic algorithm. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**. 12: 1543–1567.
- Calvert, D. and Stacey, D. (1992). The effects of segmentation on back-propagation network. **International Joint Conference on Neural Networks**. 1: 907-913.
- Christine M. Onyango and J.A. Marchant. (2003). Segmentation of row crop plants from weeds using colour and morphology. **Computers and Electronics in Agriculture**. 39: 141-155.
- Ching-Yi Chen and Fun Ye. (2004). Particle swarm optimization algorithm and its application to clustering analysis. **IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control**. 2: 789-794.
- Dimitrios Moshou, Els Vrindts, Bart De Ketelaere, Josse De Baerdemaeker and Herman Ramon. (2001). A neural network based plant classifier. **Computer and Electronics in Agriculture**. 31: 5-16.
- Gabor D. (1946). Theory of communication. **Journal of the Institute of Electrical Engineer**. 93: 429-549.
- García-Pérez L., Marchant J., Hague T., García-Alegre M.C.. (2000). Fuzzy Decision System for Threshold Selection to Cluster Cauliflower Plant Blobs from Field Visual Images. **SPIE 2000 jul.**: 23-28.
- Gonzalez, R. and Woods, R. (2001). **Digital image processing**. Prentice-Hall : Addison Wesley
- Gunn S. (1998) **Support Vector Machines for Classification and Regression**. Image Speech & Intelligent Systems Research Group. University of Southampton.: 1-98
- Guo Dong and Ming Xie. (2005). Color clustering and learning for image segmentation based on neural network. **IEEE Transactions Neural Network**. 16: 925-936.
- Hemming J. and Rath T. (2002). Image Processing for Plant Determination Using the Hough Transform and Clustering Methods. **European journal of Horticultural science**. 72.
- Hongwen Yan. and Rui Ma. (2006). Design A Novel Neural Network Clustering Algorithm Based on PSO and Application. **The 6th World Congress on Intelligent Control and Automation**. 2: 6015-6018.
- Huynh-Thu, Q., Meguro, M. and Kaneko, M. (2002). Skin-color extraction in images with complex background and varying illumination. **Proceedings of the IEEE 2002 on Applications of Computer Vision**.: 280–285.

- Kennedy, J. and Eberhart, R.C. (1995). Particle Swarm Optimization. **Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks**. 5: 1942–1948.
- Kennedy, J. (1998). The behavior of particles. **Evolutionary Programming VII: Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming**.:581-589.
- Kohonen T. (1989). **Self-Organization and Associative Memory**. Springer-Verlag,Berlin
- Kohonen T. (1990). The self-organization map. **Pro IEEE**. 78: 1464-1480.
- Kudova, Petra. (2007). Clustering Genetic Algorithm. **International Conference on Database and Expert Systems Applications**.:138-142.
- Kulikowski J. J. and Bishop P. O. (1981). Fourier Analysis and Spatial Representation in the Visual Cortex. **Experientia**. 24: 160-163
- Kuo-Yi Huang. (2007). Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seedling diseases using color and texture feature. **Computer and Electronics in Agriculture**. 57: 3-11.
- Lei F. Tian and David C. Slaughter, (1998). Environmentally adaptive segmentation algorithm for outdoor image segmentation. **Computers and Electronics in Agriculture**. 21: 153.
- Liu C and Wechsler H, (2002). Gabor feature based classification using the enhanced fisher discriminant model for face recognition. **IEEE Transactions on image processing**. 11:467-476.
- Liu Yajing, Yang Fan, Yang Ruixia, Jia Kejin and Zhang Hongtao. (2007). **Research on segmentation of weed images based on computer vision**. Journal of Electronics (China). 24: 285-288.
- Malyszko, Dariusz and Wierzchon, Slawomir T. (2007). Standard and Genetic k-means Clustering Techniques in Image Segmentation. **The 6th International Computer Information Systems and Industrial Management Applications**.: 299-304.
- Maurice Clerc and James Kennedy. (2002). The particle swarm – explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**. 1: 58–73
- Mayraz E. and Alpaydm E. (1998). **Support vector machines for multi-class classification**. In: IDIAP Research Report.

- Mezhoud, N, Merzouq, I, Boumaza, R and Batouche, M.C. (2004). Color image segmentation using a new fuzzy clustering method. **IEEE International Conference on Industrial Technology**. 3: 1209-1214.
- Ming-Jung Seow, Valaparia, D and Asar, V.K. (2003). Neural network based skin color model for face detection. **Proceeding Applied Imagery Pattern Recognition Workshop**. 15-17: 141-145.
- Mohammed El-Helly, Ahmed A Rafea and Salwa El-Gammal. (2003). An Integrated Image Processing System for Leaf Disease Detection and Diagnosis. **Proceeding of the 1st Indian International Conference on Artificial Intelligence**.:1182-1195.
- Mohammed El-Helly, Honda Onsi, Ahmed A Rafea and Salwa El-Gammal. (2003). Segmentation Technque for Detecing Leaf Spots in Cucumber Crop Using Fuzzy Clustering Algorithm. **International Conference on Artificial Intelligence**.
- Muller K., Mika S., Ratsch G., Tsuda K. and Scholkopf B. (2001). An Introduction to Kernel-Based Learning Algorithms. **IEEE Transactions on Neural Networks**. 12: 181-201.
- Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. (2000). **An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods**. Cambridge University press.
- Omran M.G.,Engelbrecht A.P. and Salman A. (2005). Particle Swarm Optimization Method for Image Clustering. **In International Journal on Pattern Recognition and Arificial Intelligence**.19: 297–321.
- Osuna E., Freund R. and Girosit. (1997). Training Support Vector Machines: an Application to Face Detection. **Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**.: 130-136.
- Perez A J., Lopez F., Benlloch J V and Christensen S. (2000). Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. **Computers and Electronics in Agriculture**. 25: 197-2112.
- Perona ,P. and Malik,J. (1990). Scale - space and edge detection using anisotropic diffusion.**IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**. 12: 629-639.
- Peng, H, Xu, L and Jiang, Y. (2006). Improved Genetic FCM Algorithm for Color Image Segmentation. **The 8th International Conference on Signal Processing**.2.
- Pydipati R., Burks T.F. and Lee W.S. (2006). Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis. **Computer and Electronics in Agriculture**. 52: 49-59

- Sebald D.J. and Bucklew J.A. (2000). Support Vector Machine Techniques for Nonlinear Equalization. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 48: 3217-3226.
- Selmi O., Pinti A., Taleb-Ahmed A. and Kerkeni N. (2006). Use of Support Vector Machines for Color Image Segmentation. **IMACS Multiconference Computational Engineering in Systems Applications**, 1: 574-577.
- Shi Y. and Eberhart R.C. (2001). Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization. **In Proceeding of the IEEE Conference on Evolutionary Computation.**: 101-106.
- Shinmoto M., Mitsukura Y., Fukumi M. and Akamatsu N. (2002). Color image classification using neural network. **Proceeding of the 41st SICE Annual Conference**, 3: 1622-1626.
- Stitson M., Weston J. and Vapnik V. (1996). **Experiments with Support Vector Machines**. Technical Report CSD-TR-96-19. Dept. of Comp. Science, Royal Holloway College, University of London.
- Stitson M., Weston J. and Vapnik V. (1996). **Theory of Support Vector Machines**. Technical Report CSD-TR-96-17. Dept. of Comp. Science, Royal Holloway College, University of London.
- Suykens J.A.K. (2001). Nonlinear Modelling and Support Vector Machines. **Proceedings of the 18th IEEE Conference on Instrumentation and Measurement Technology**, 1: 287-294.
- Tang L., Tian L and Steward B.L. (2003). Classification of broadleaf and grass weeds using Gabor wavelets and an artificial neural network. **Transactions of the ASAE**, 46: 1247-1254.
- Tian L., Slaughter D. C. and Norris R. F. (1997). Outdoor field vision identification of tomato seedlings for automated weed control. **Transactions of the ASAE**, 40: 1761-1768.
- Tude Vzhanyo and Jozsef Felfoldi. (2000). Enhancing colour differences in images of diseased mushrooms. **Computers and Electronics in Agriculture**, 26 : 187-198.
- Van den Bergh F. (2002). **An Analysis of Particle Swarm Optimizers**. PhD Thesis, Department of Computer Science, University of Pretoria.
- Wensheng Yi, Min Yao, and Zhiwei Jiang. (2006). Fuzzy Particle Swarm Optimization Clustering and Its Application to Image Clustering. **Advances in Multimedia Information Proceeding**, 4261: 459-467.

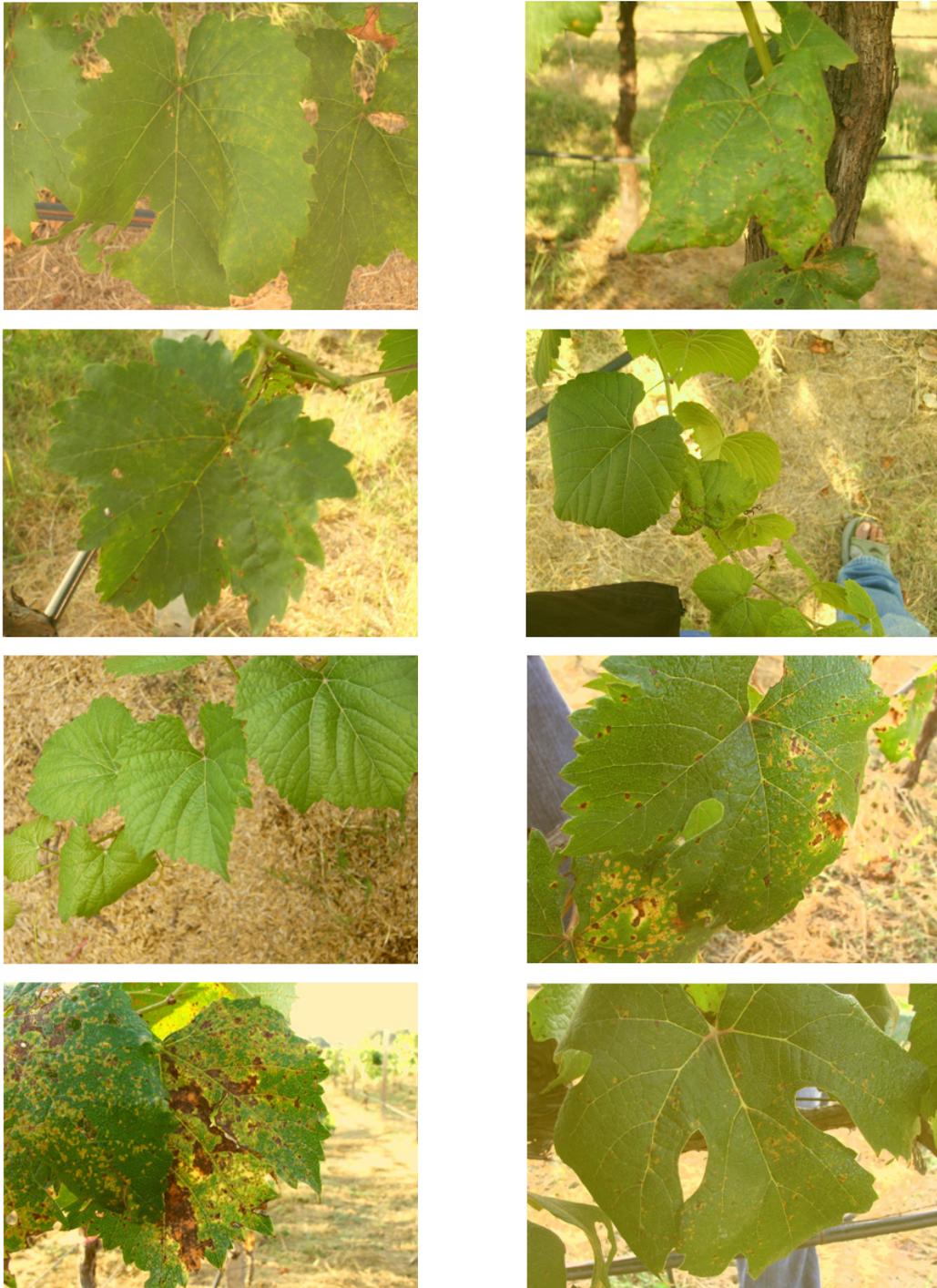
- Xiang Xiao, Dow, E.R., Eberhart, R, Miled, Z.B. and Oppelt, R.J. (2003). Gene clustering using self-organizing maps and particle swarm optimization. **Proceeding International Parallel and Distributed Processing Symposium**. 10.
- Xiao-Yu Zhang, Jiu-Sheng Chen, Jian-Kang Dong. (2007). Color clustering using self-organizing maps. **International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition**. 3: 986-989.
- Yuhui Shi and Russell Eberhart. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. **In Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation**.: 1945–1950.
- Yuhui Shi and Eberhart, R.C. (2001). Fuzzy adaptive particle swarm optimization. **Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation**. 1: 101-106.

ภาคผนวก ก

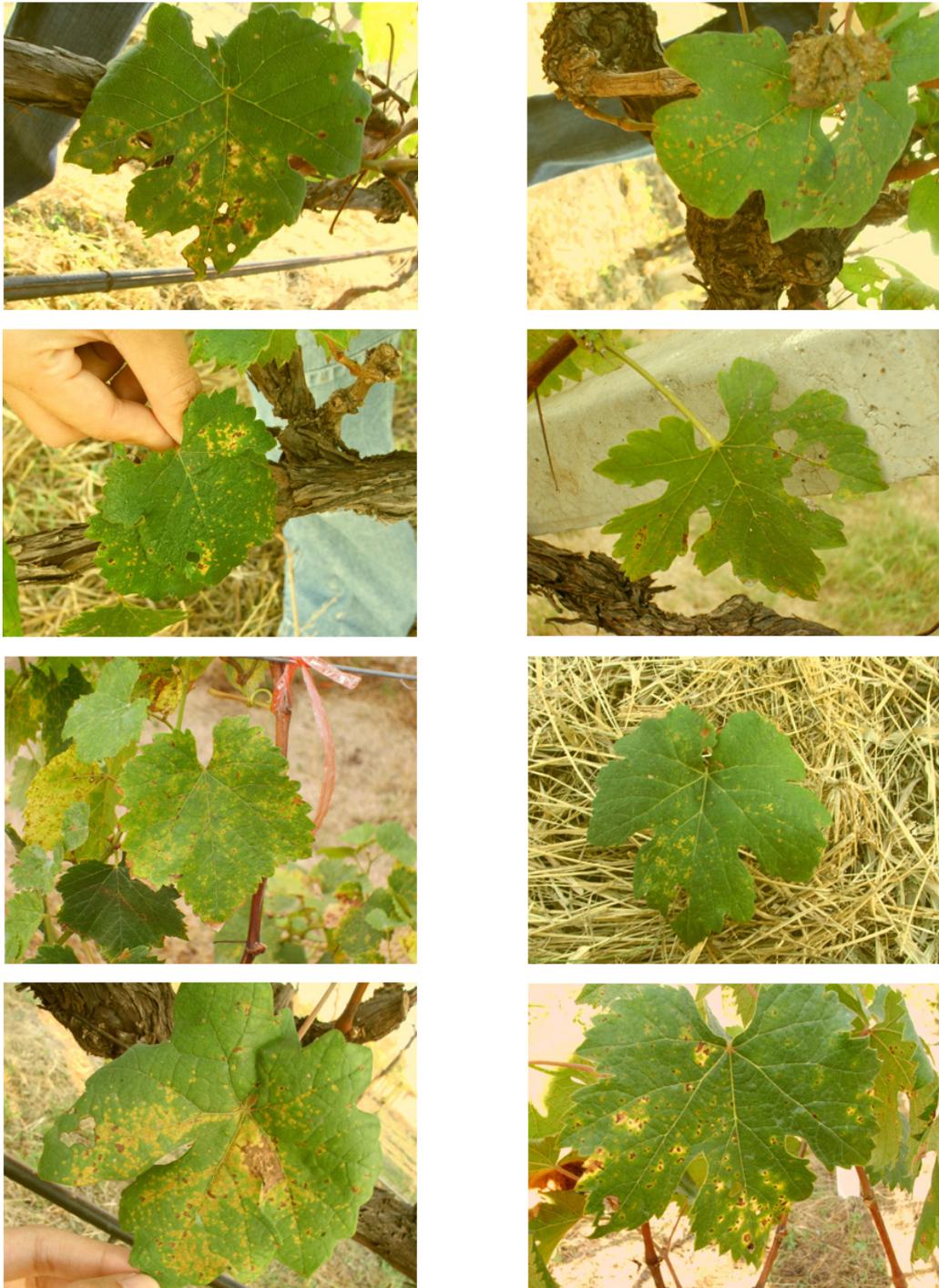
ภาพต้นแบบที่เป็นสีใบอ่อนและไม่ใช่สีใบอ่อนที่ใช้ในการฝึกสอน
โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ



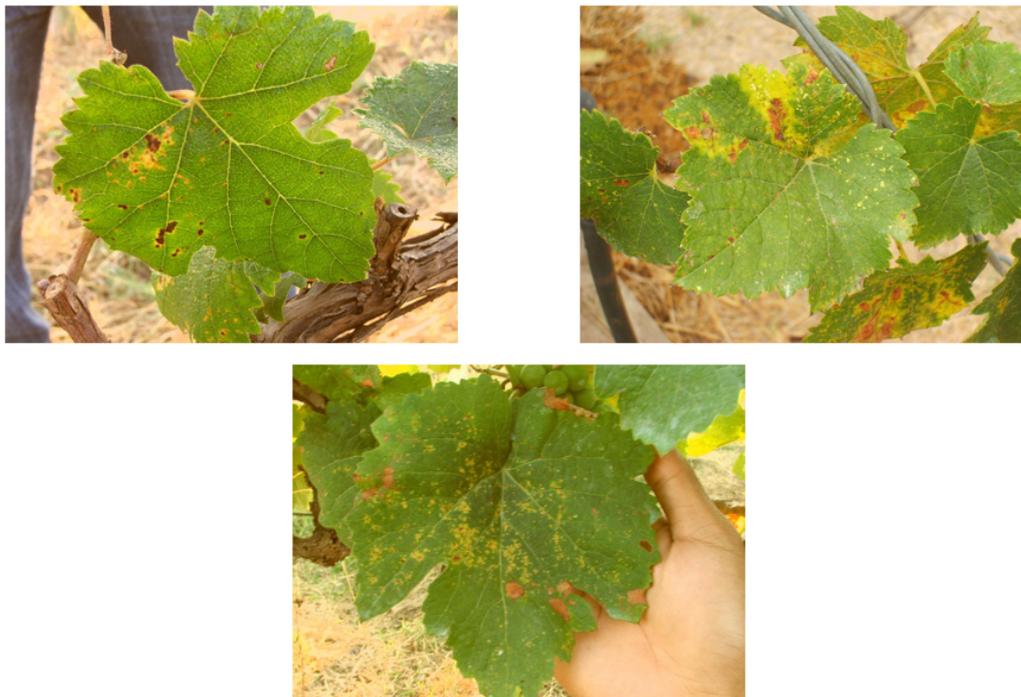
รูปที่ ก.1 ภาพสีใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอน โครงการขยายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ



รูปที่ ก.1 ภาพสีใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (ต่อ)



รูปที่ ก.1 ภาพสีของงุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (ต่อ)



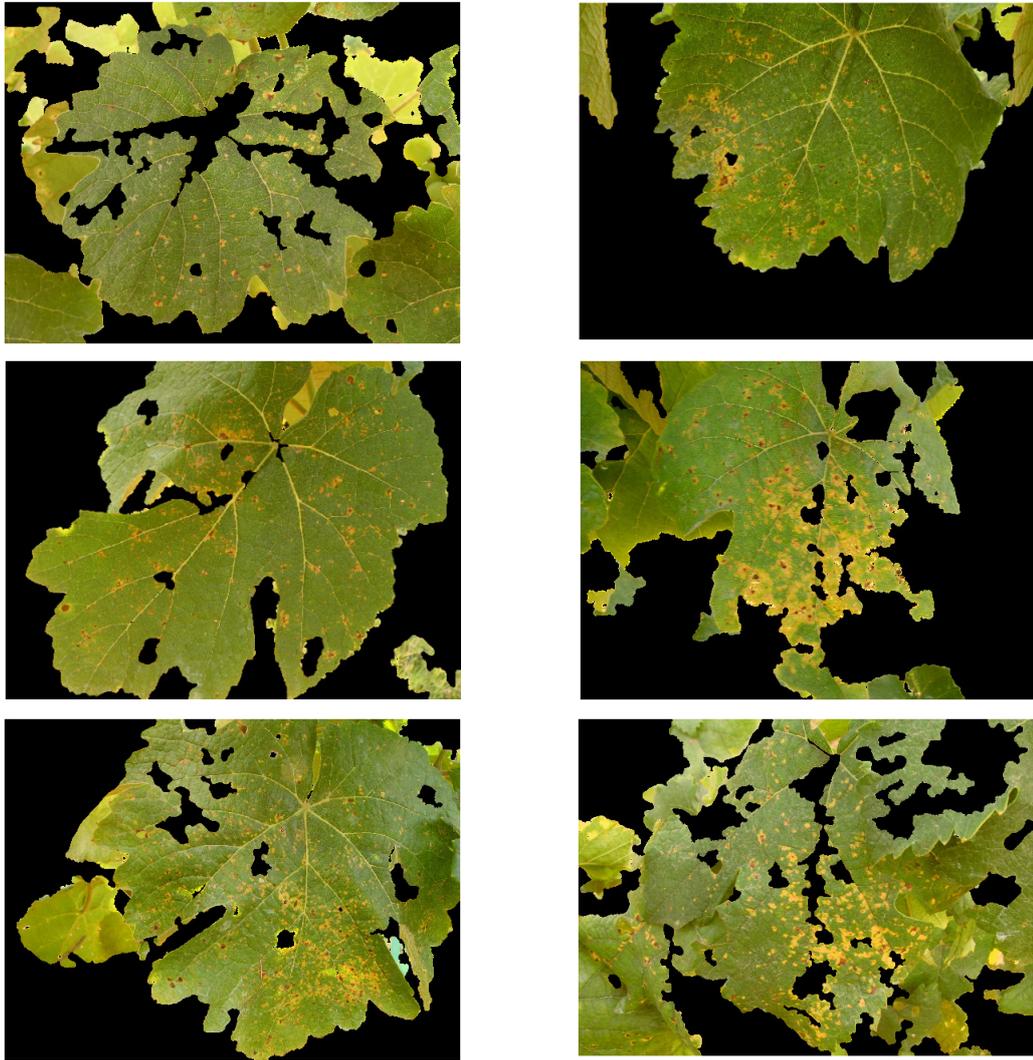
รูปที่ ก.1 ภาพสีใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (ต่อ)

ภาคผนวก ข

ภาพต้นแบบที่เป็นเป็นสีโรคและไม่ใช่สีโรคที่ใช้ในการฝึกสอน
เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน



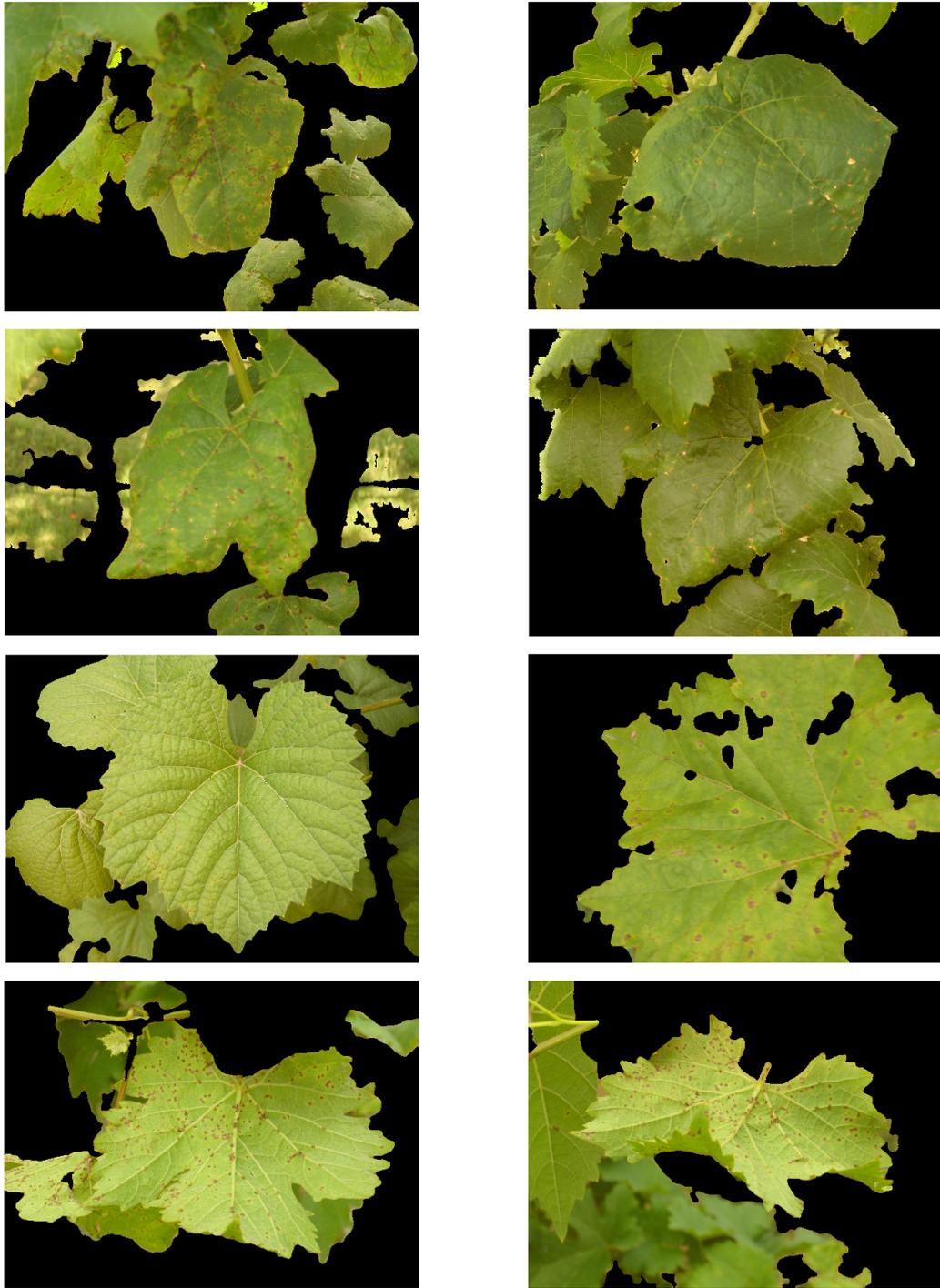
รูปที่ ข.1 ภาพสีโรคที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกื้อหนุน



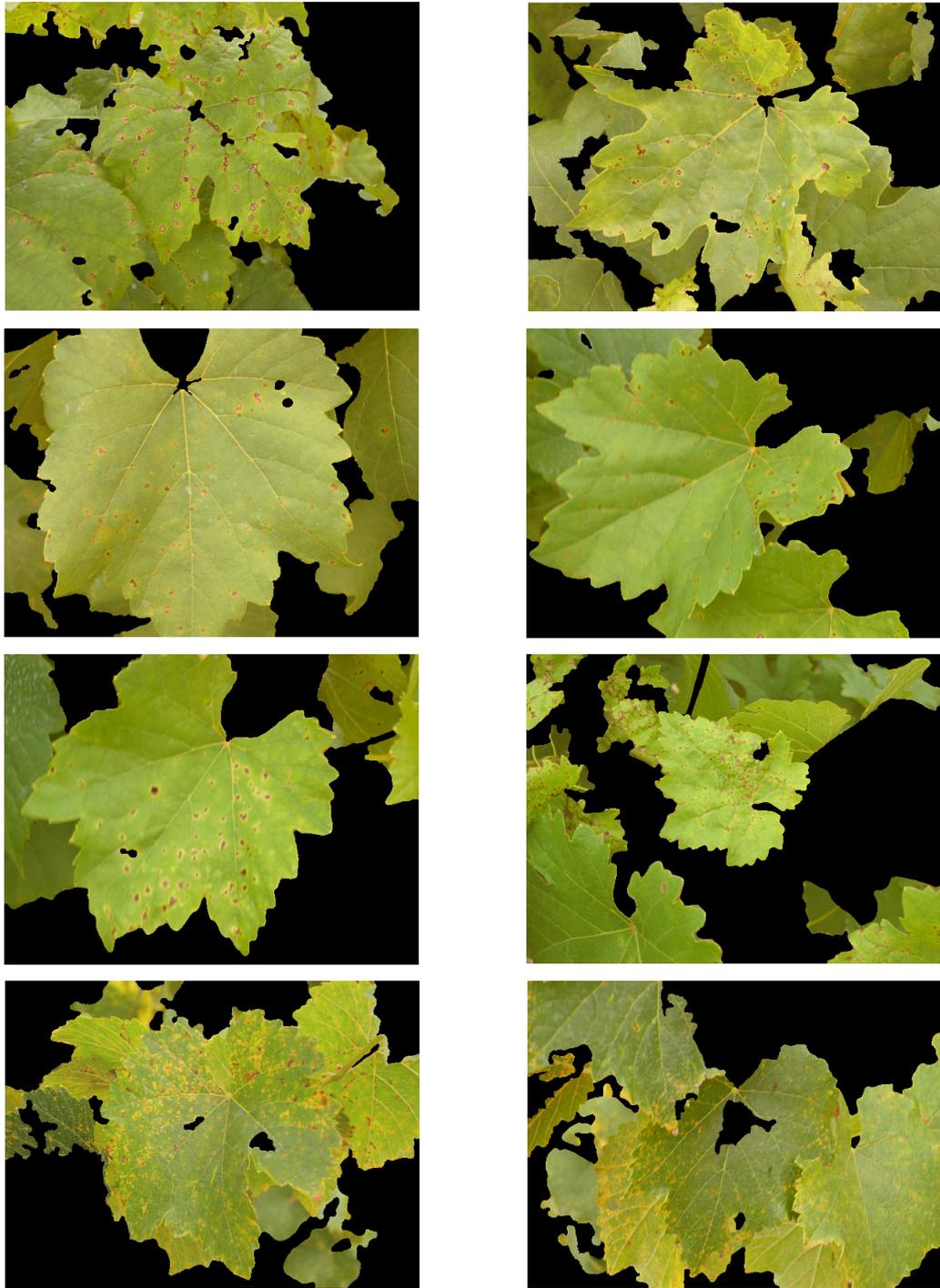
รูปที่ ข.1 ภาพสีโรคที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)

ภาคผนวก ค

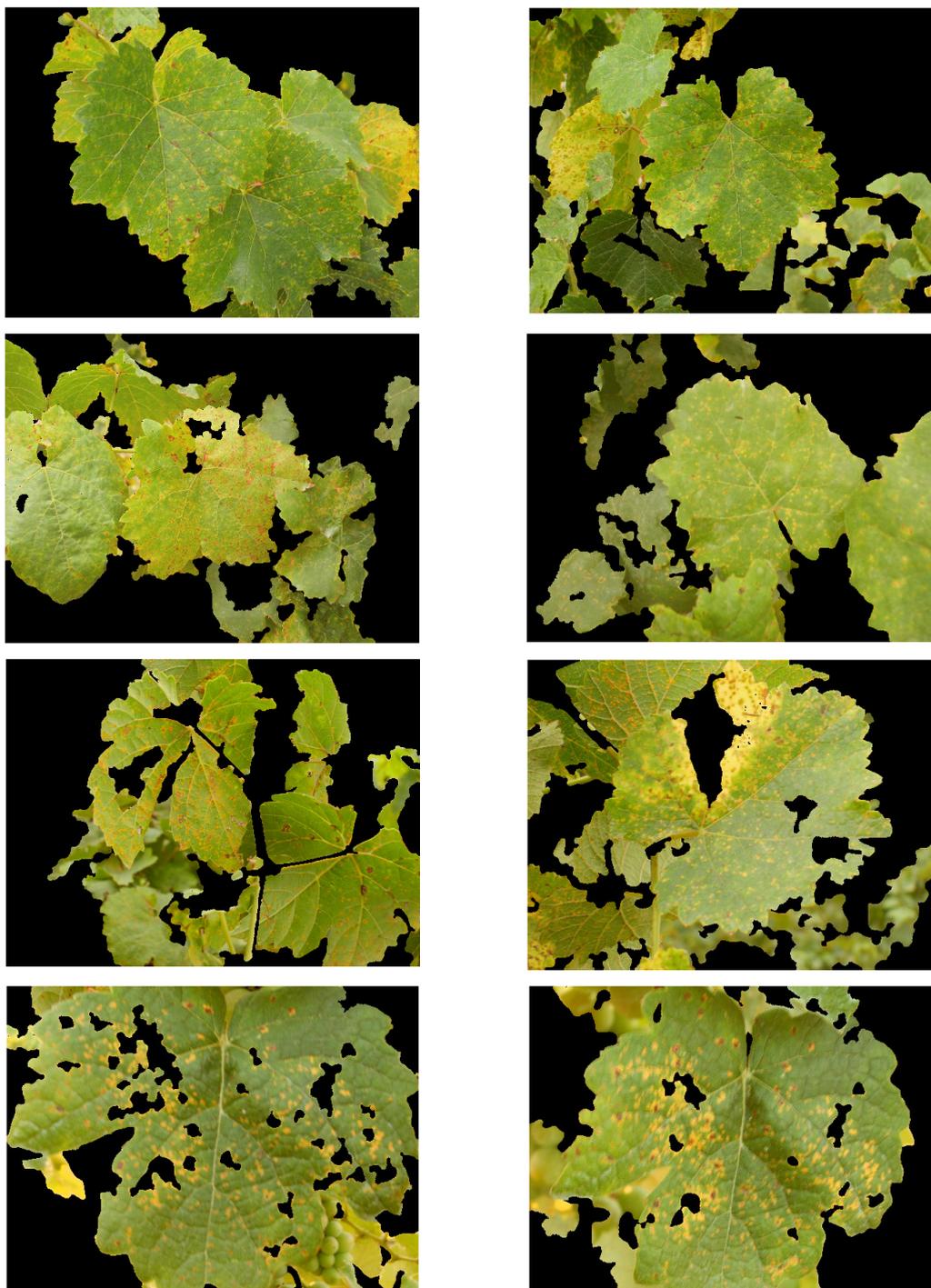
ภาพต้นแบบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอน
เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน



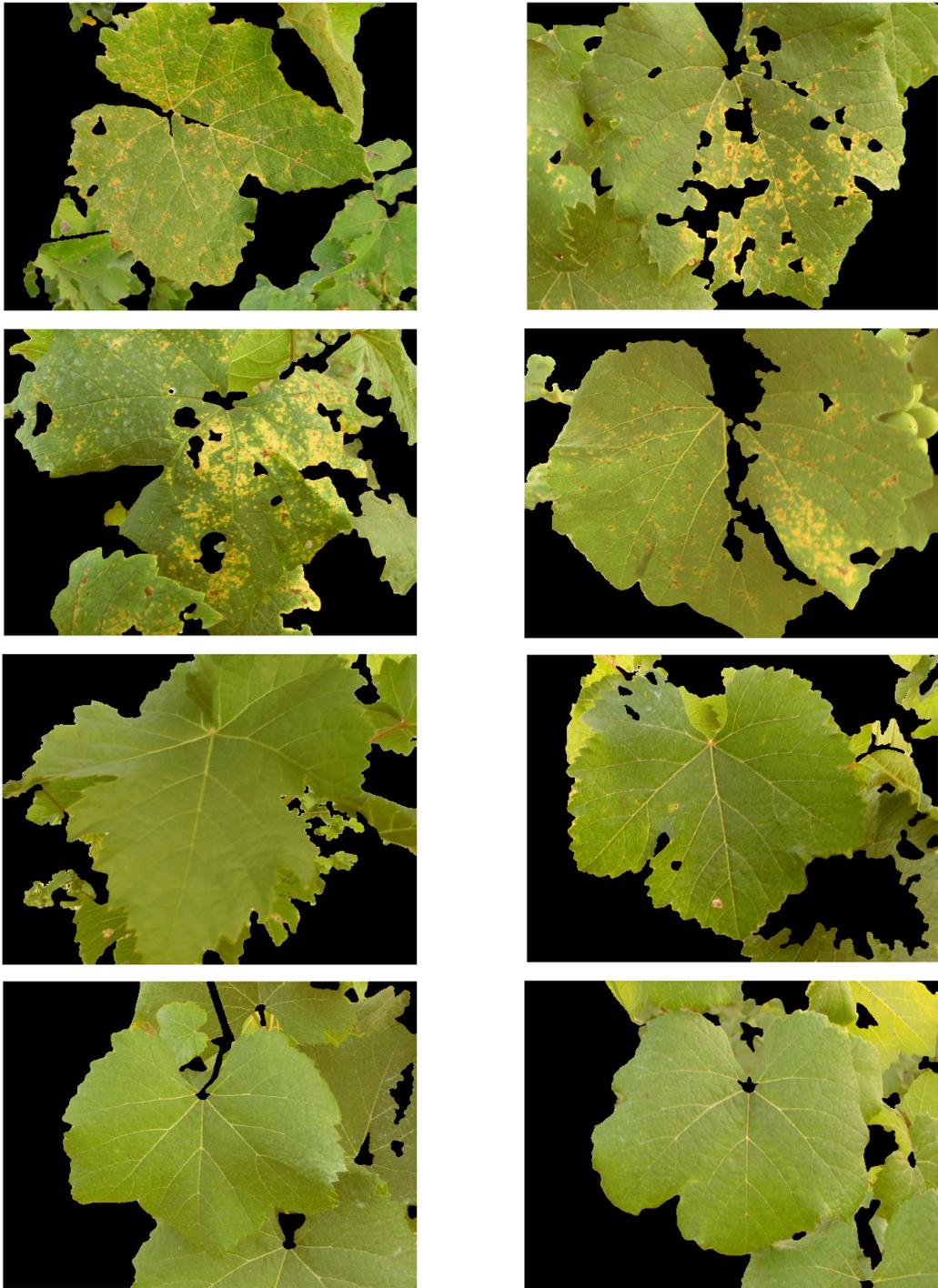
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ใน
การฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน



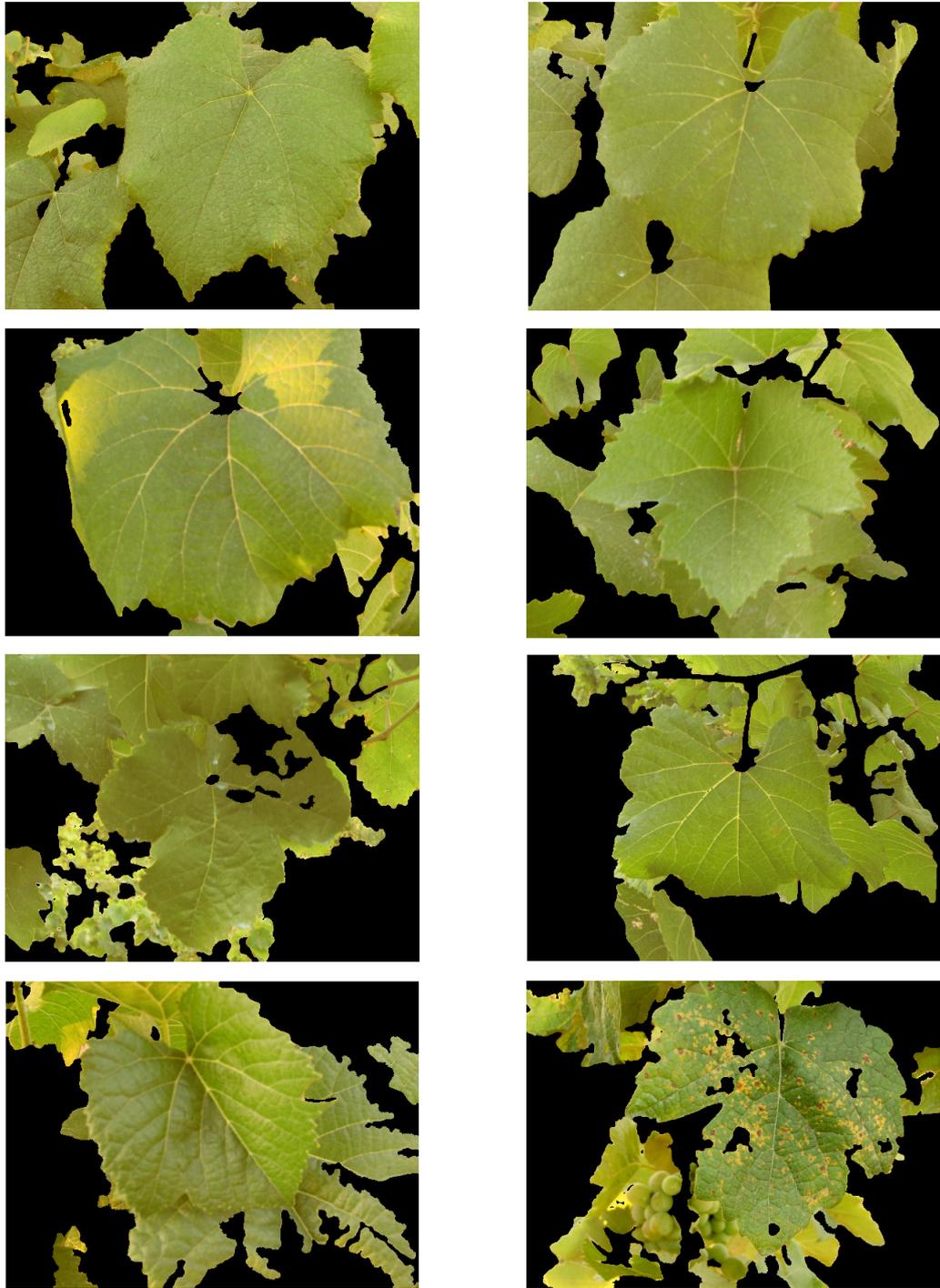
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ใน
การฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



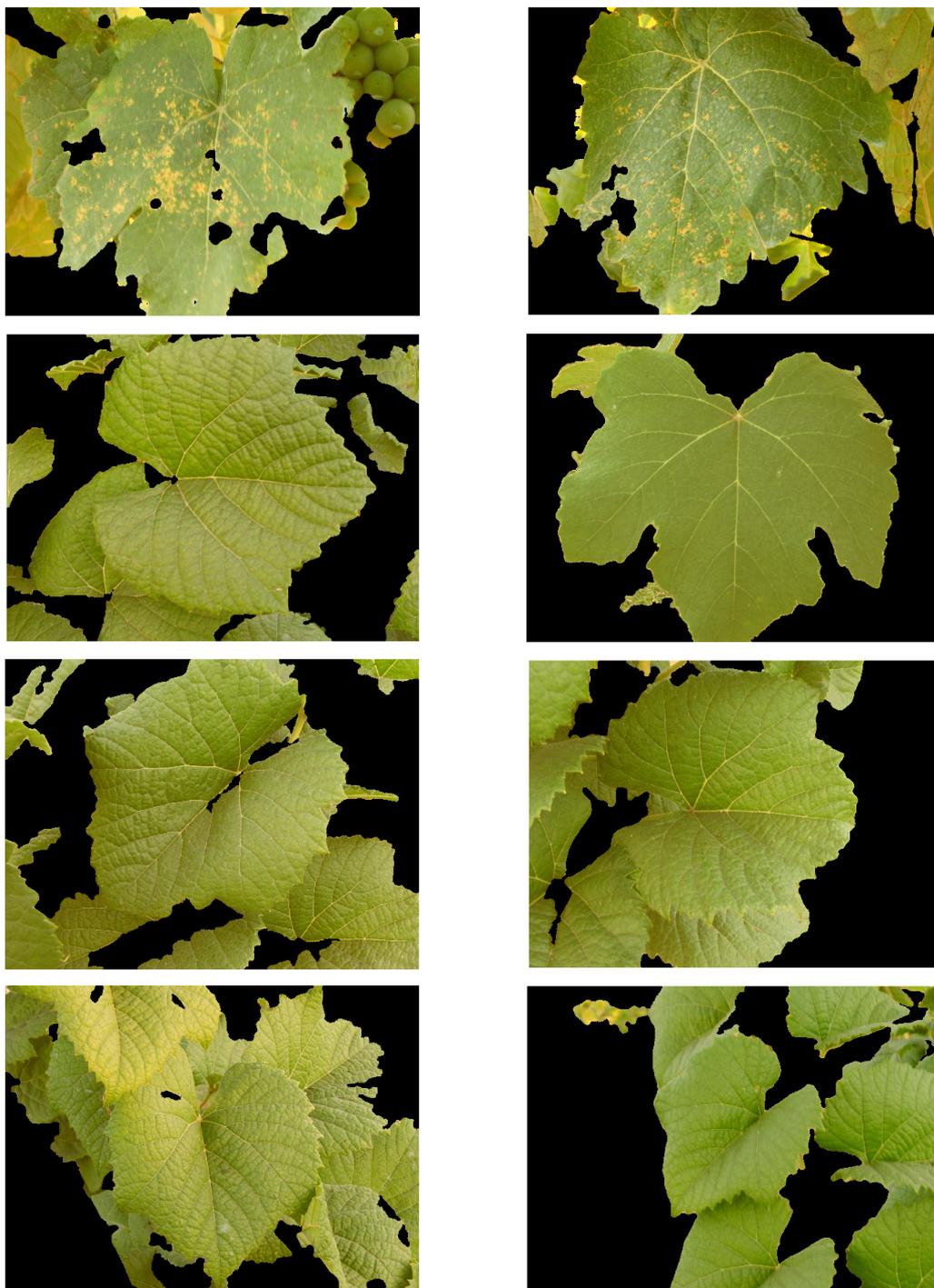
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



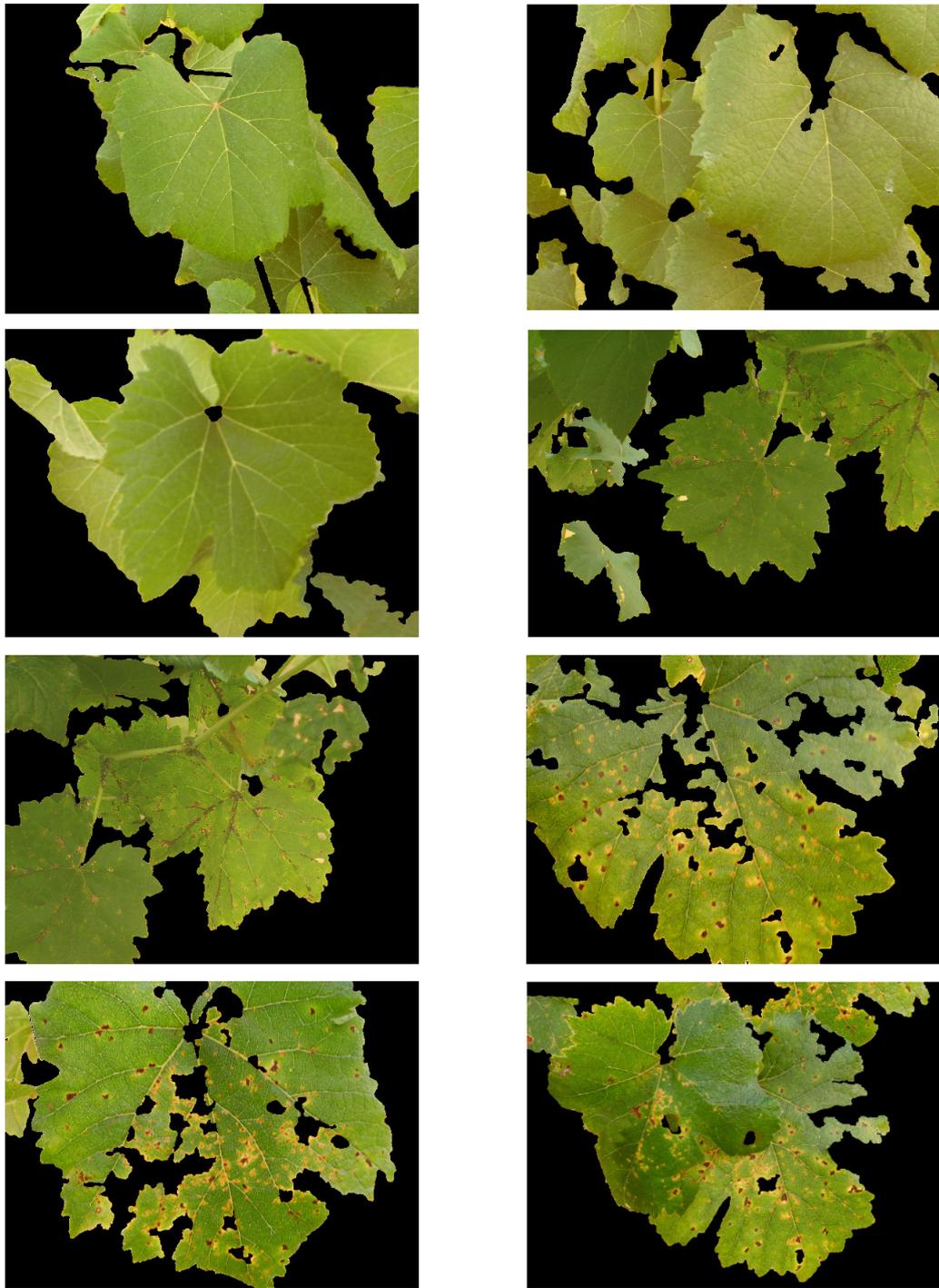
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



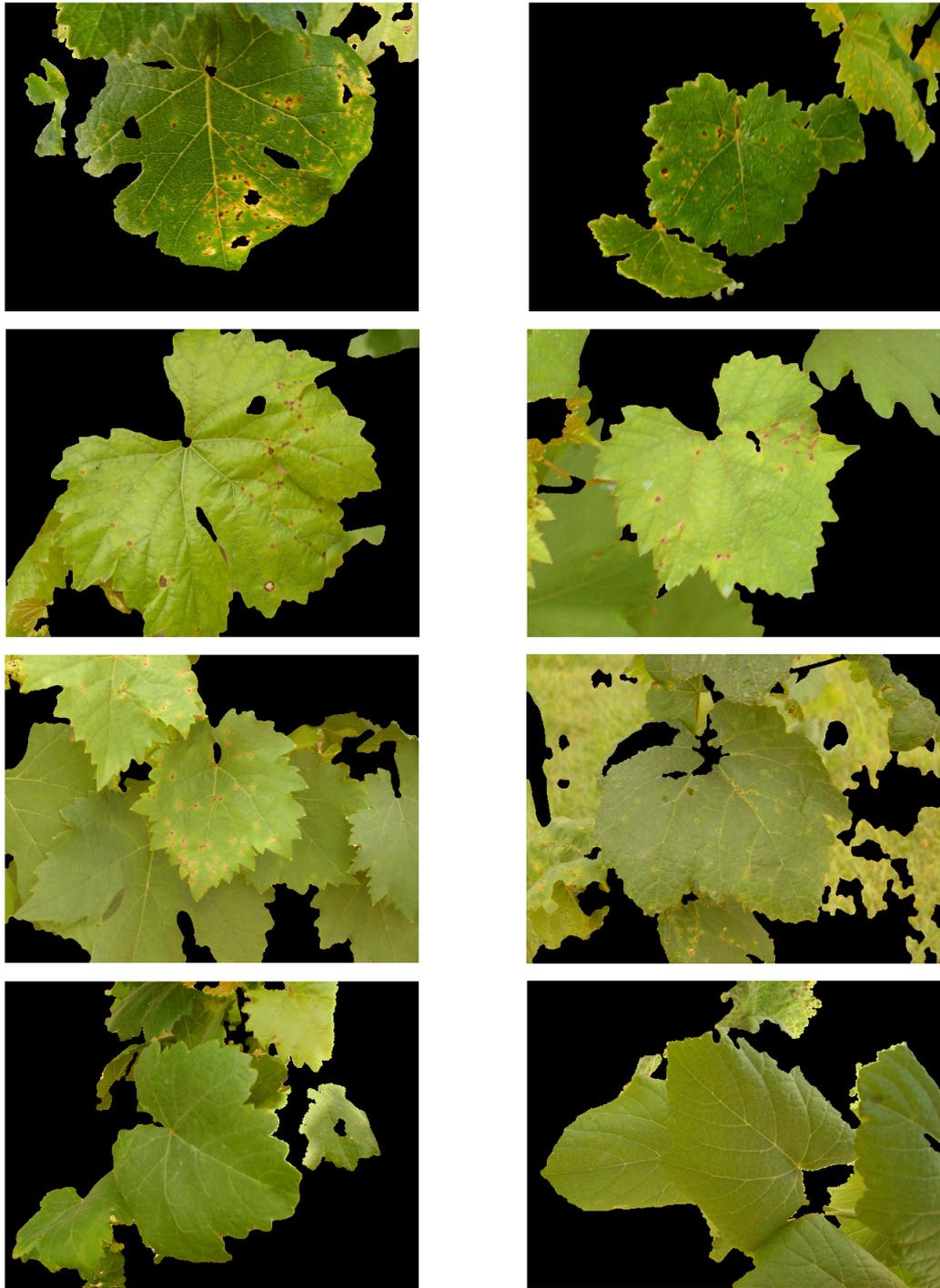
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ใน
การฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนุ่น (ต่อ)



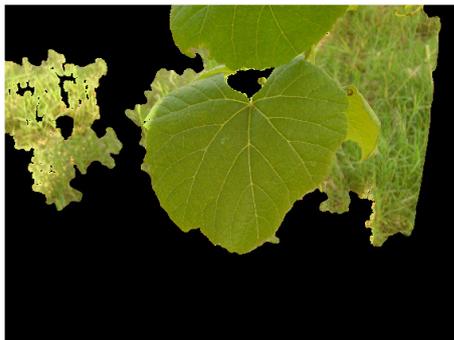
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ใน
การฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



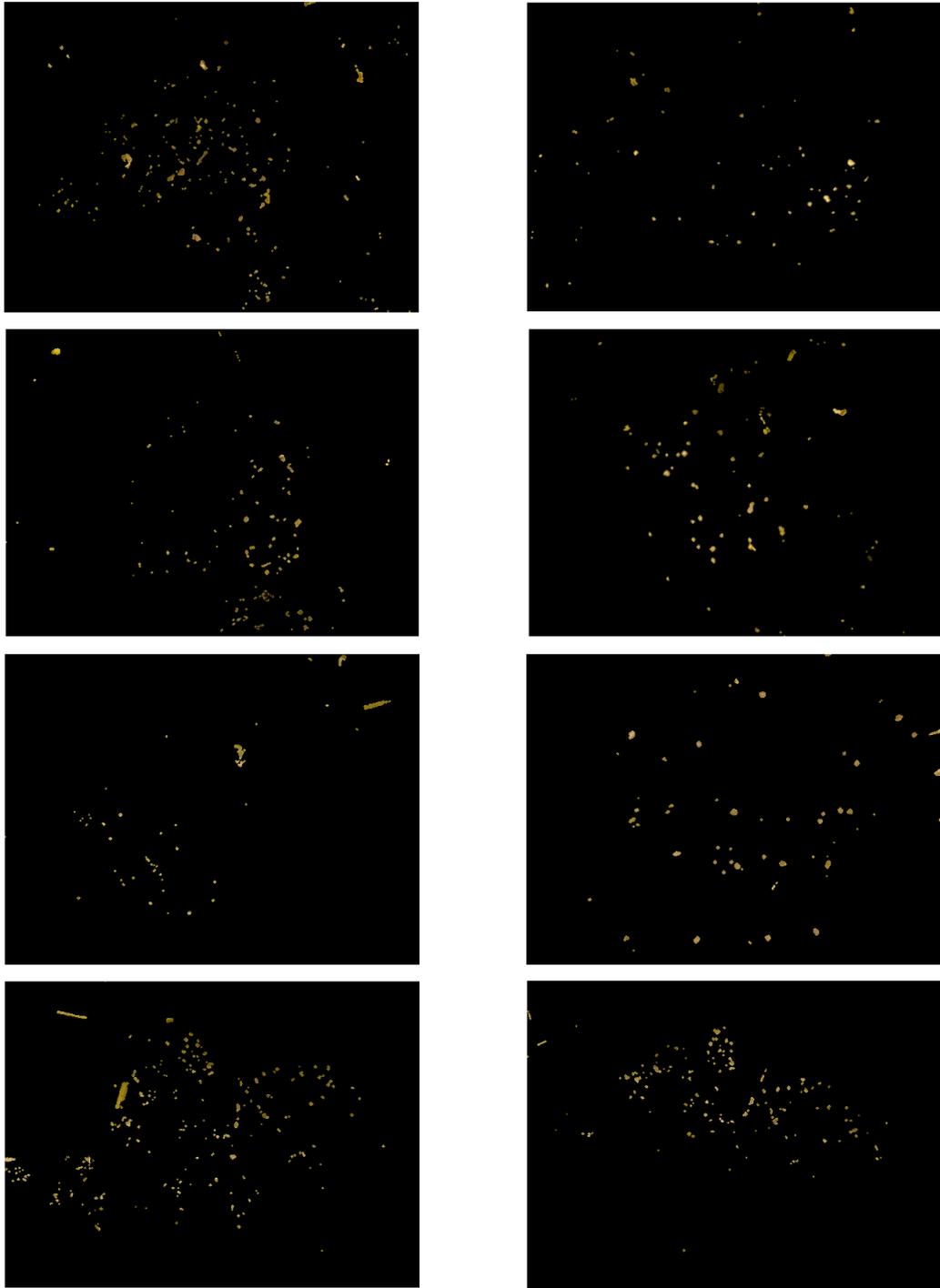
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้องอกประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ใน
การฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนุ่น (ต่อ)



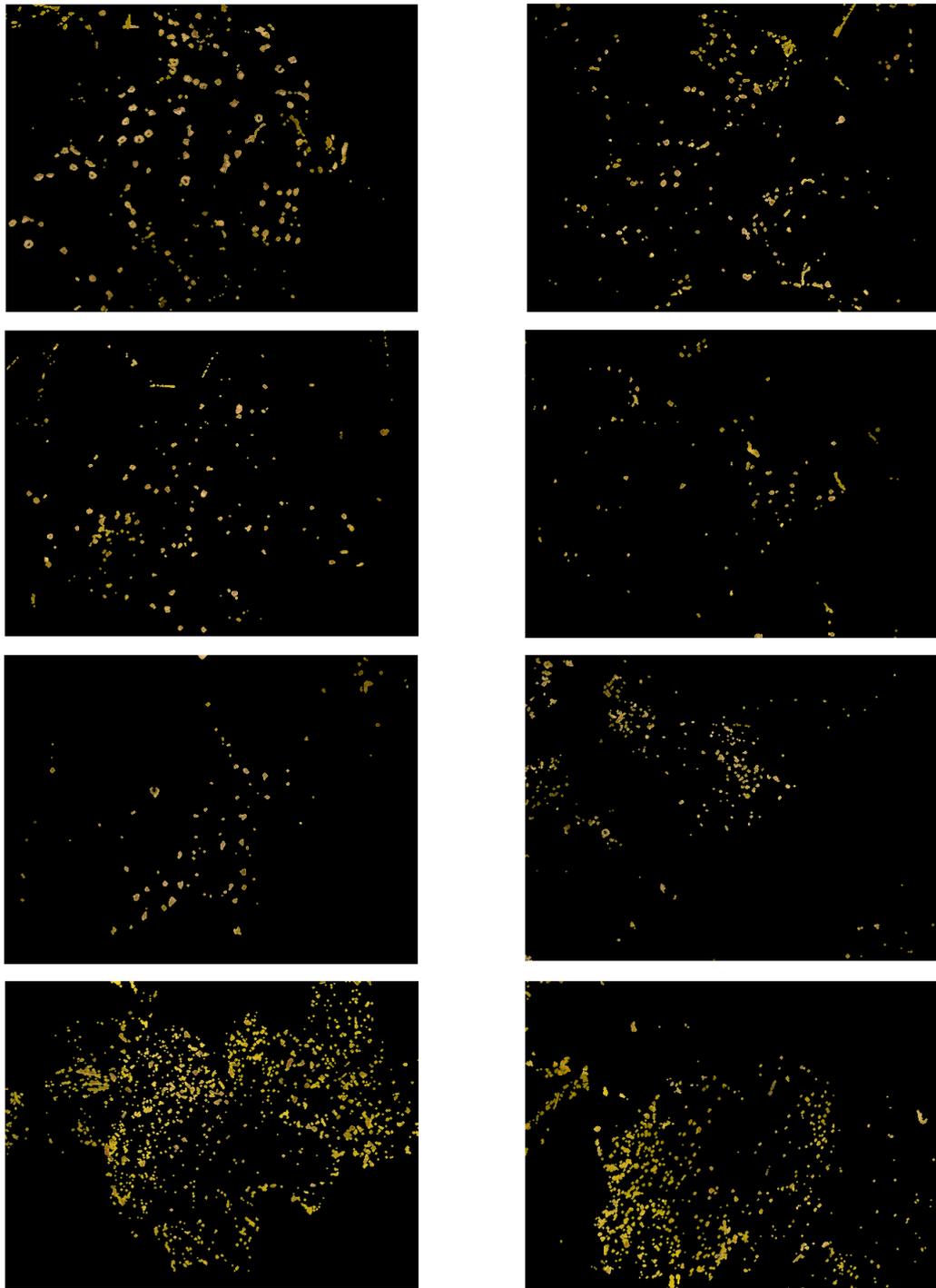
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ใน
การฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



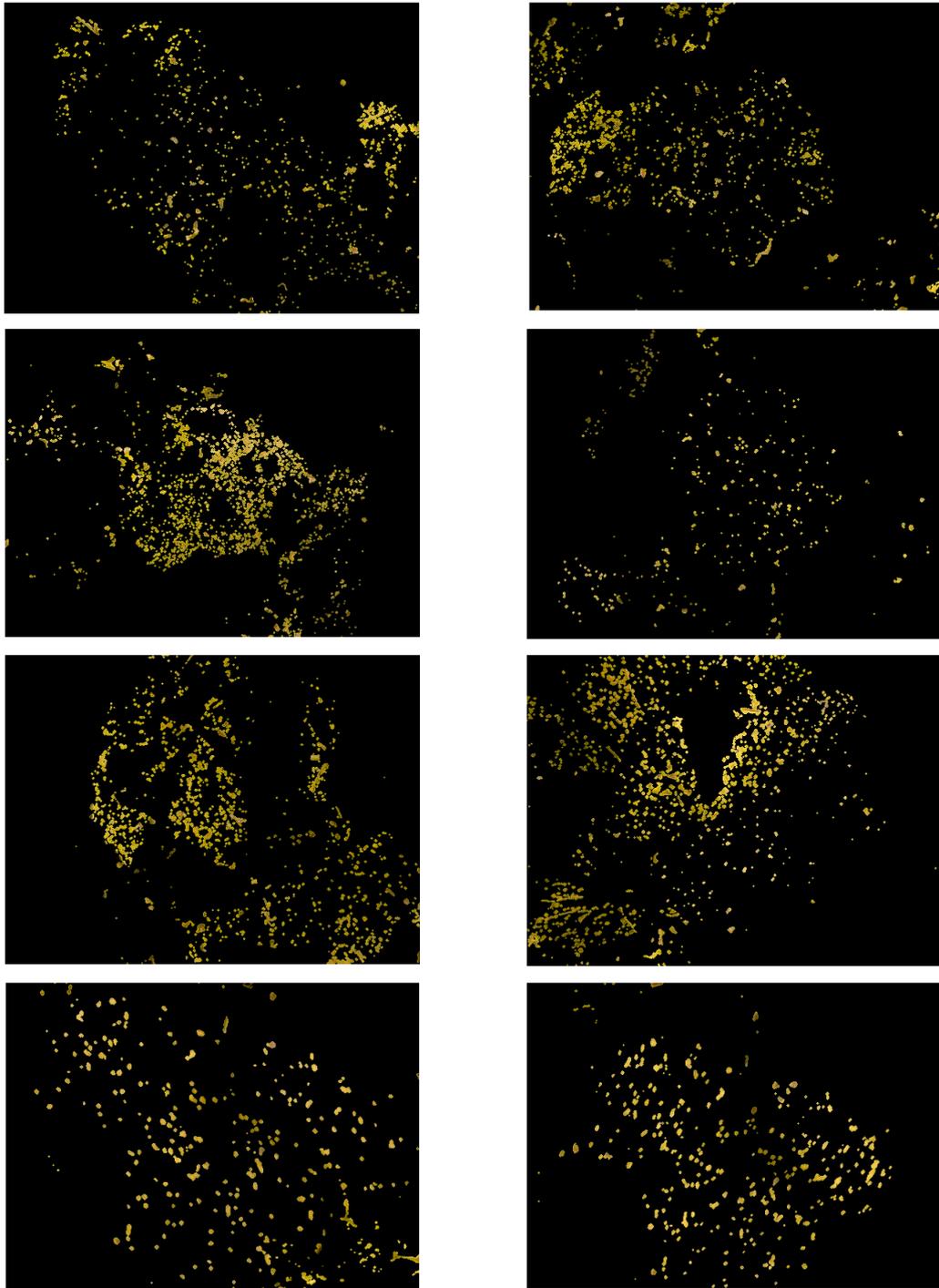
รูปที่ ค.1 ภาพเนื้อองค์ประกอบของโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหุนน (ต่อ)



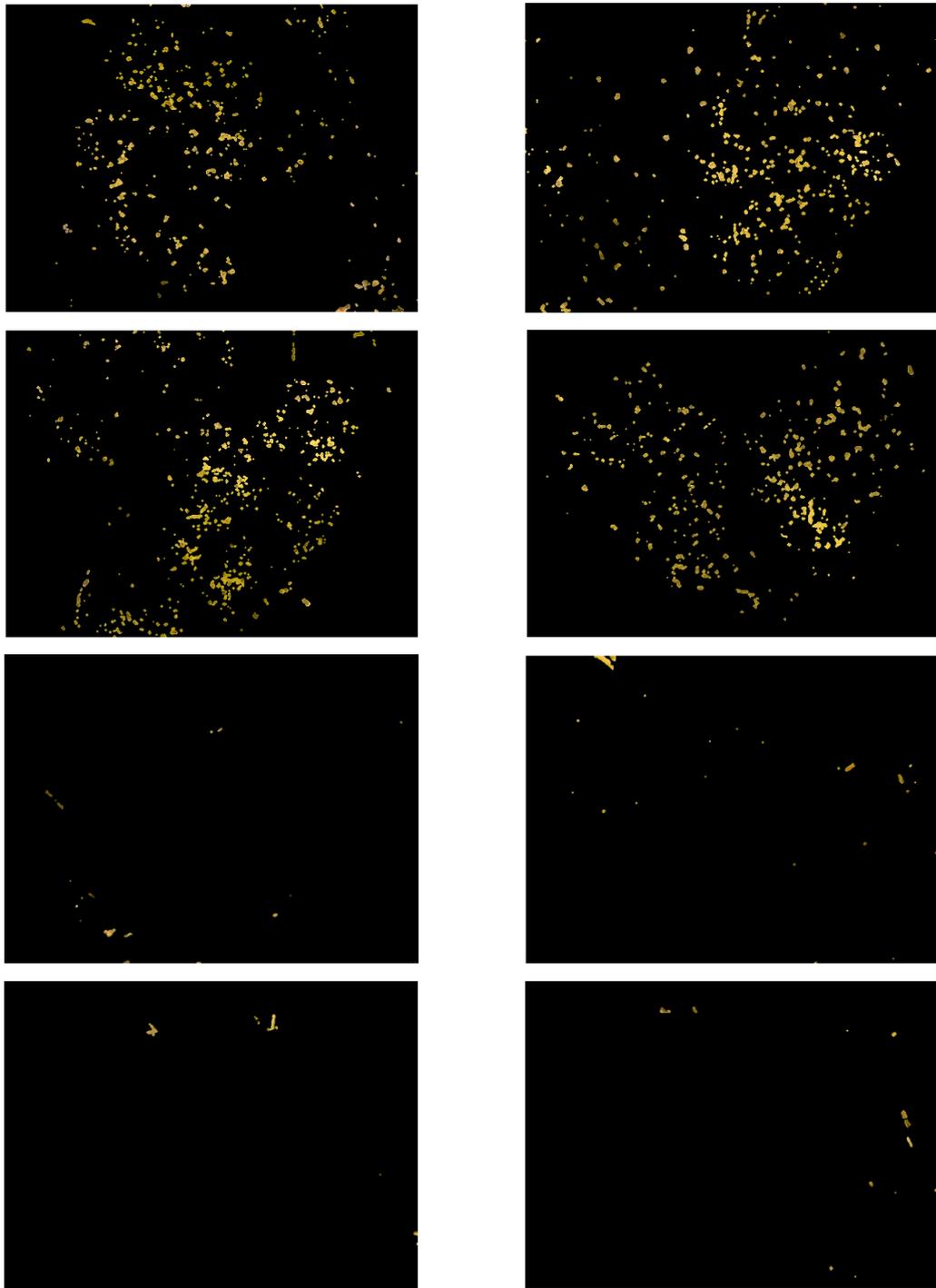
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือหนูน



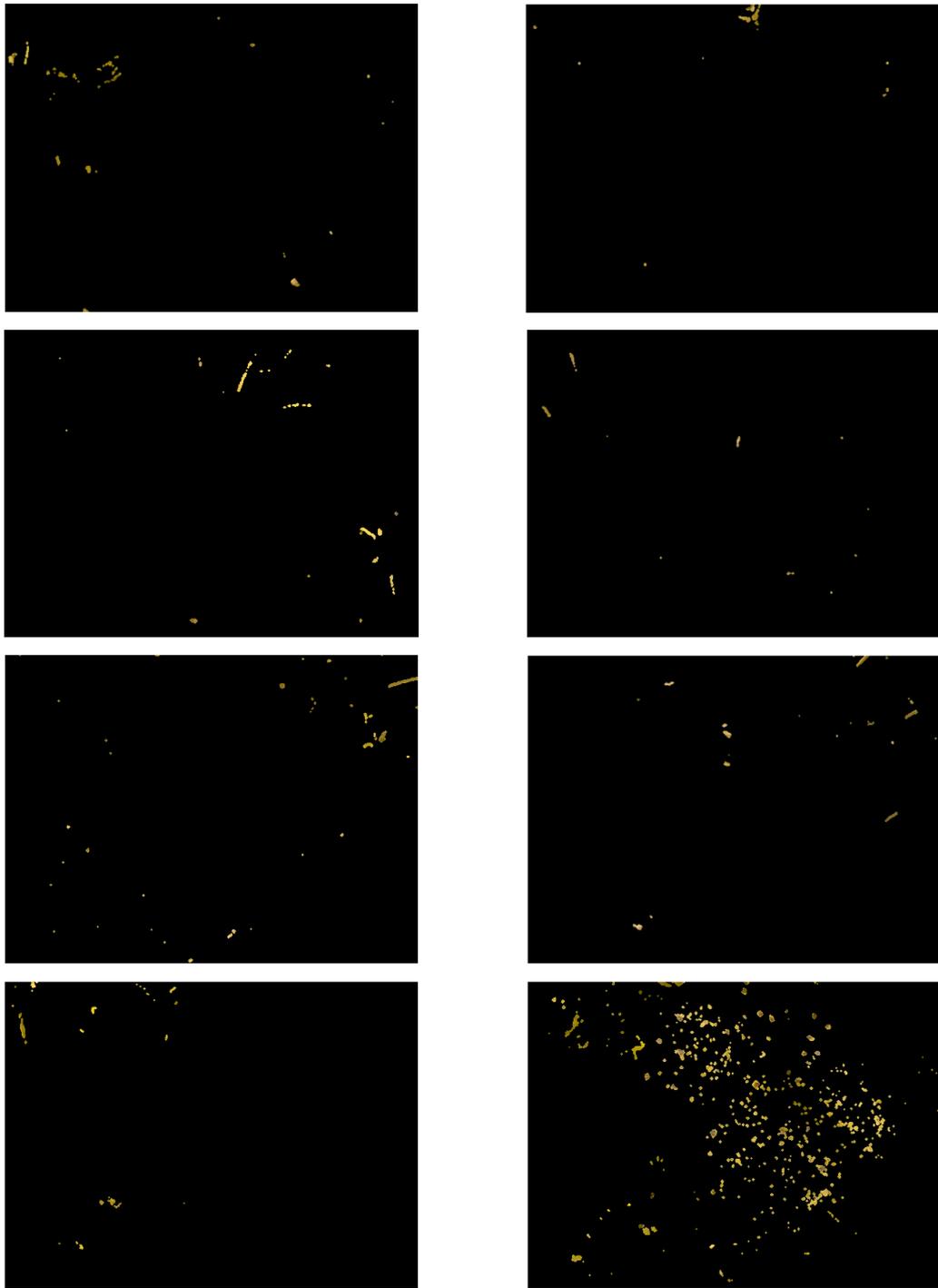
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน (ต่อ)



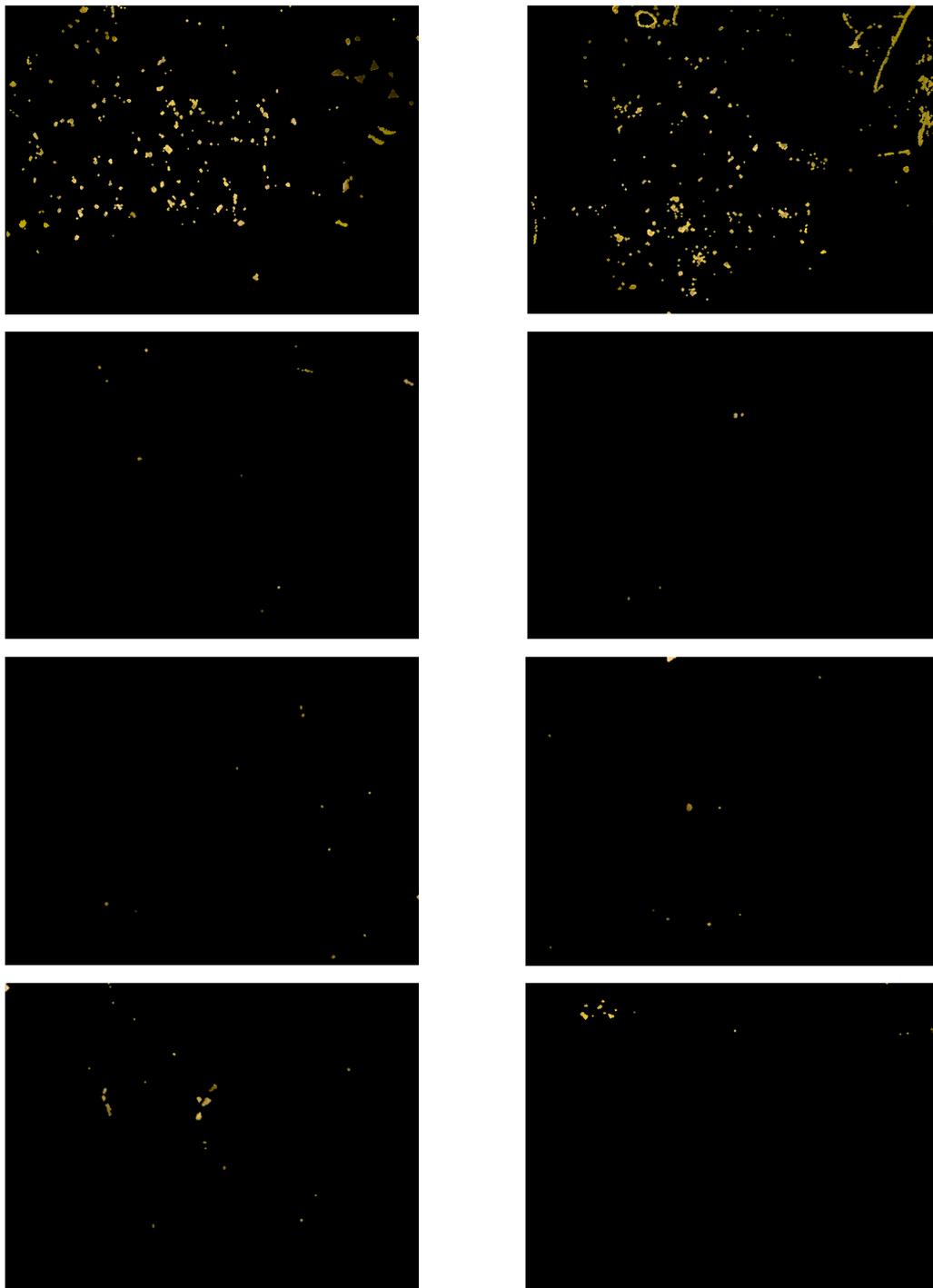
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวหนูน (ต่อ)



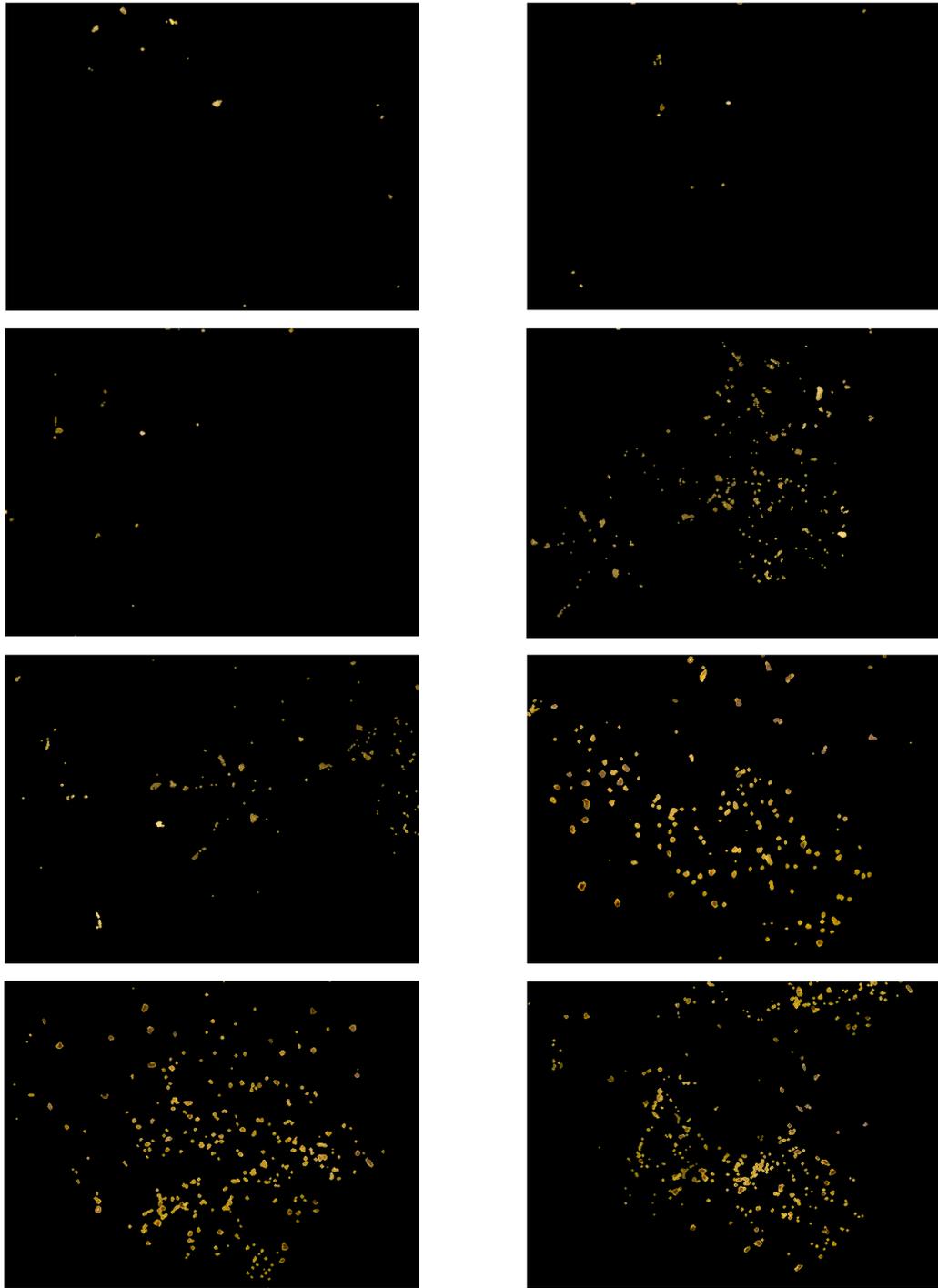
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวหนูน (ต่อ)



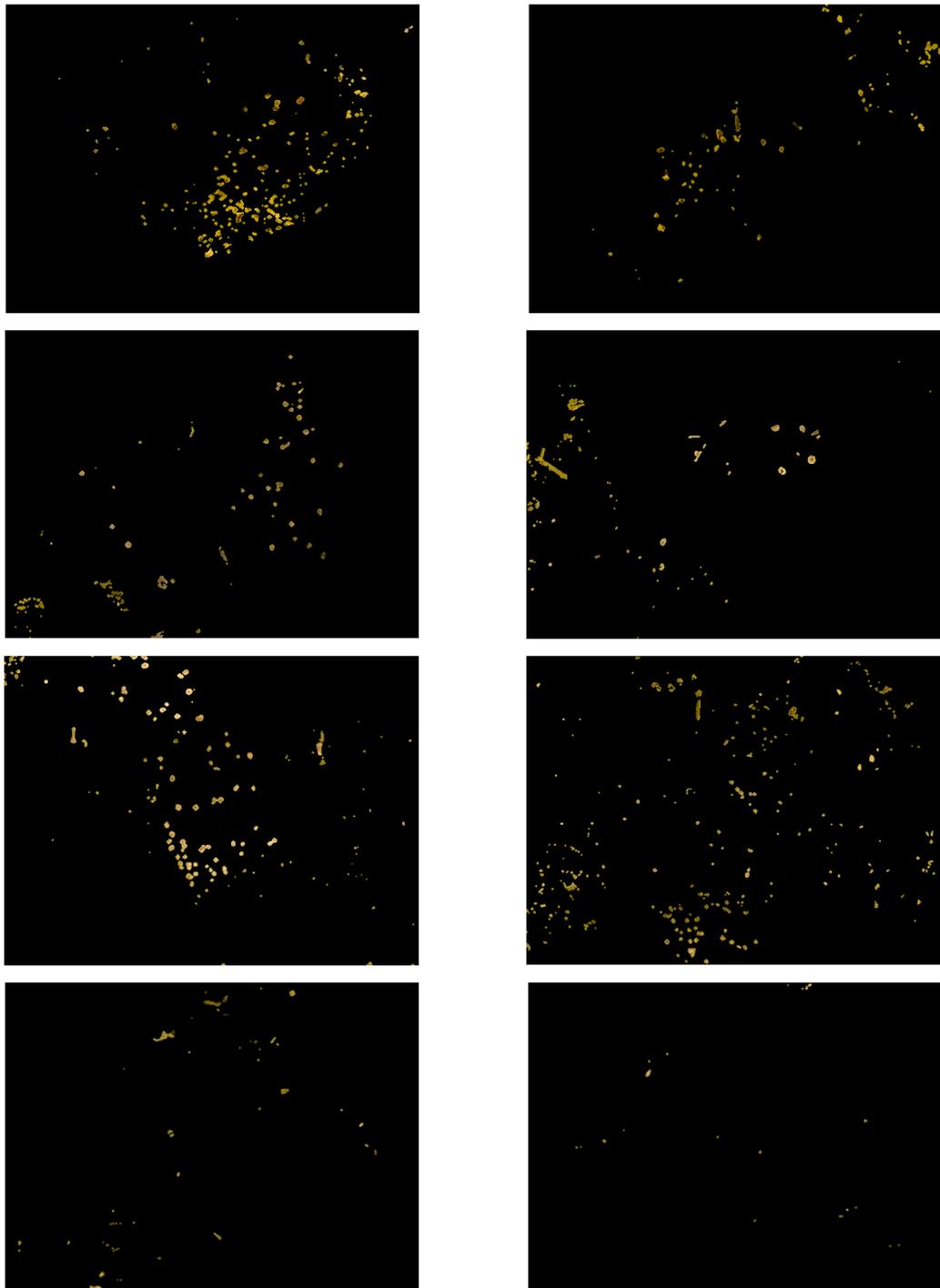
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวหนู (ต่อ)



รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)



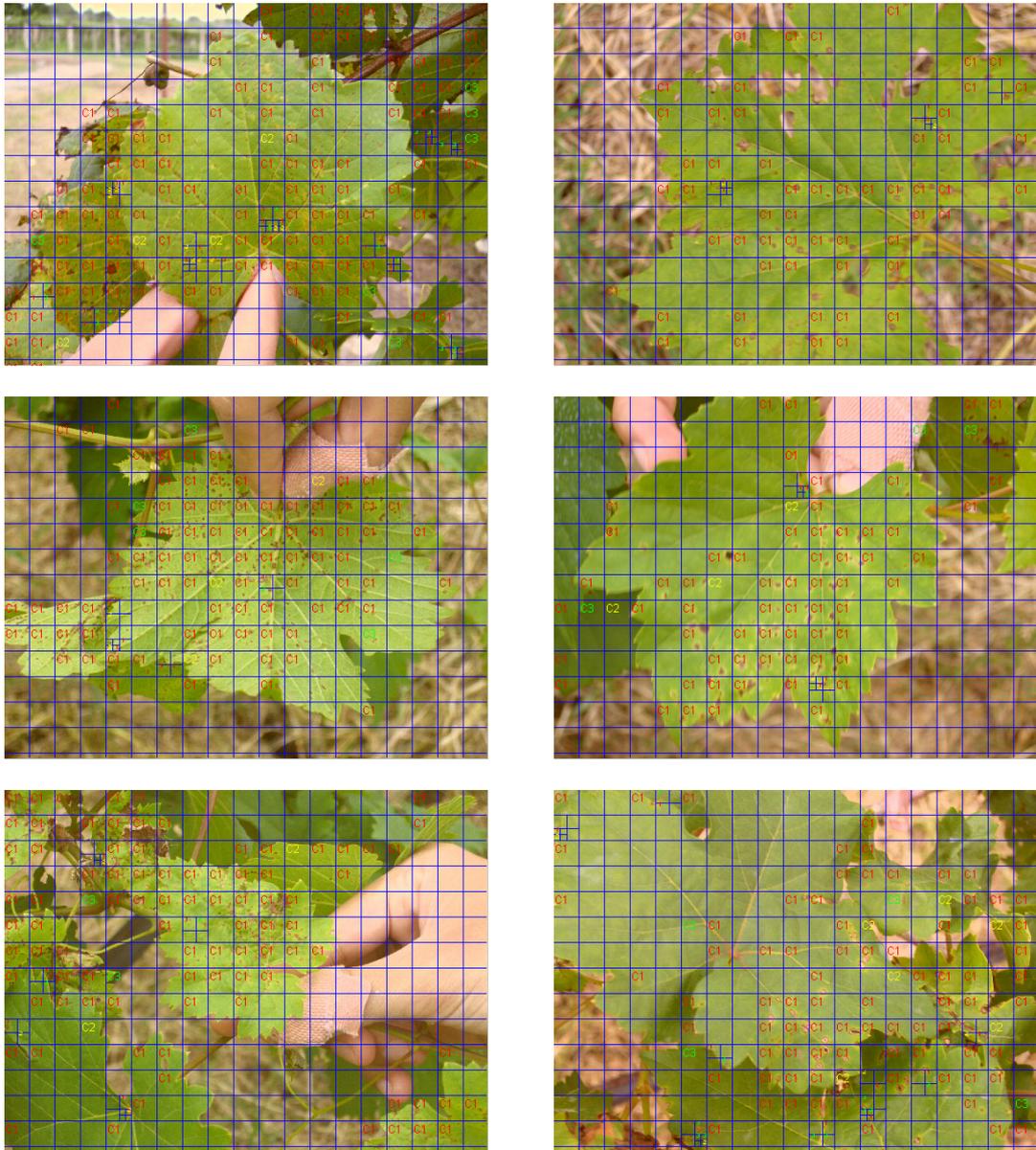
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวหนู (ต่อ)



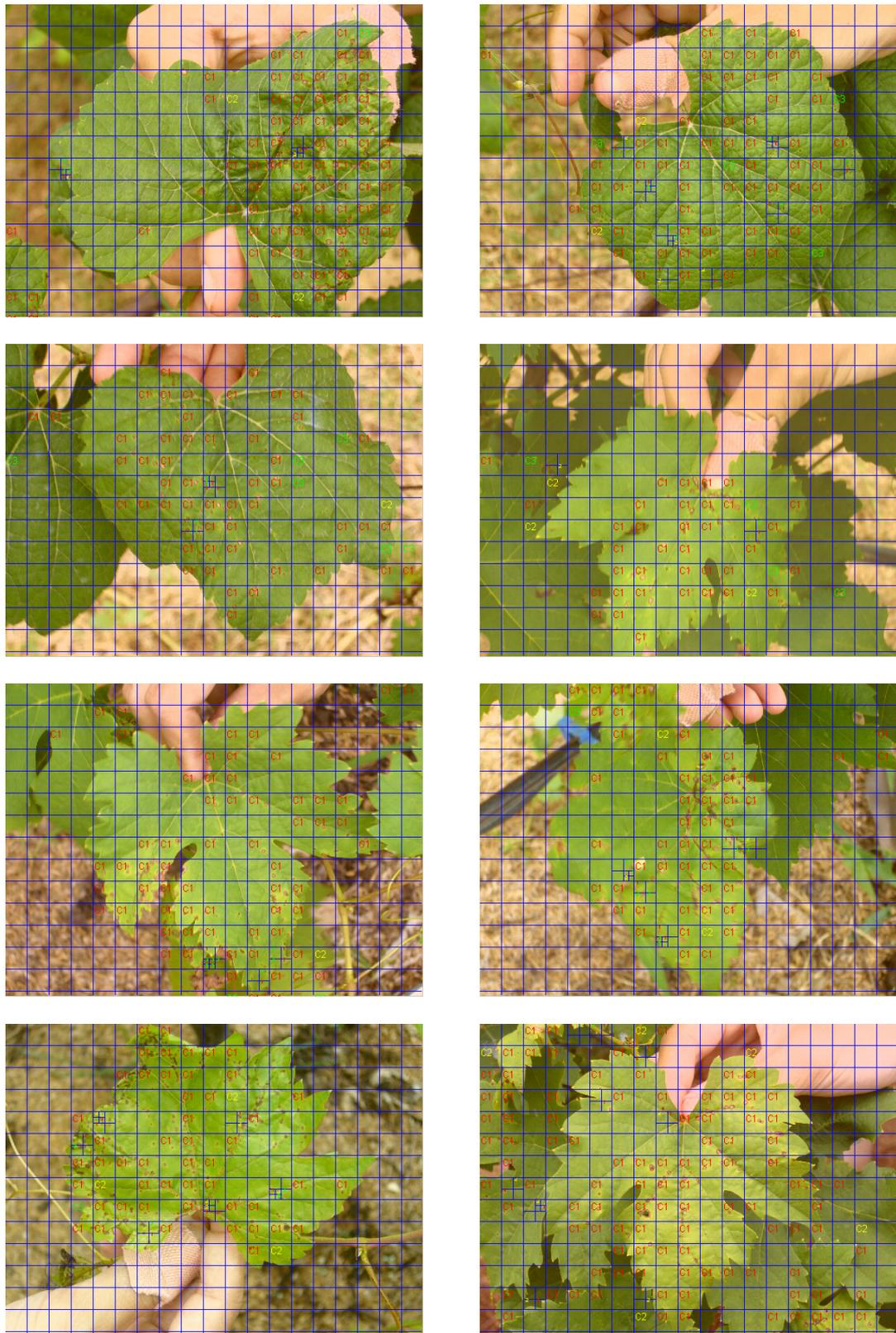
รูปที่ ค.2 ภาพสีโรคแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนเครื่องเวกเตอร์เกือบหนูน (ต่อ)

ภาคผนวก ง

ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น



รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น



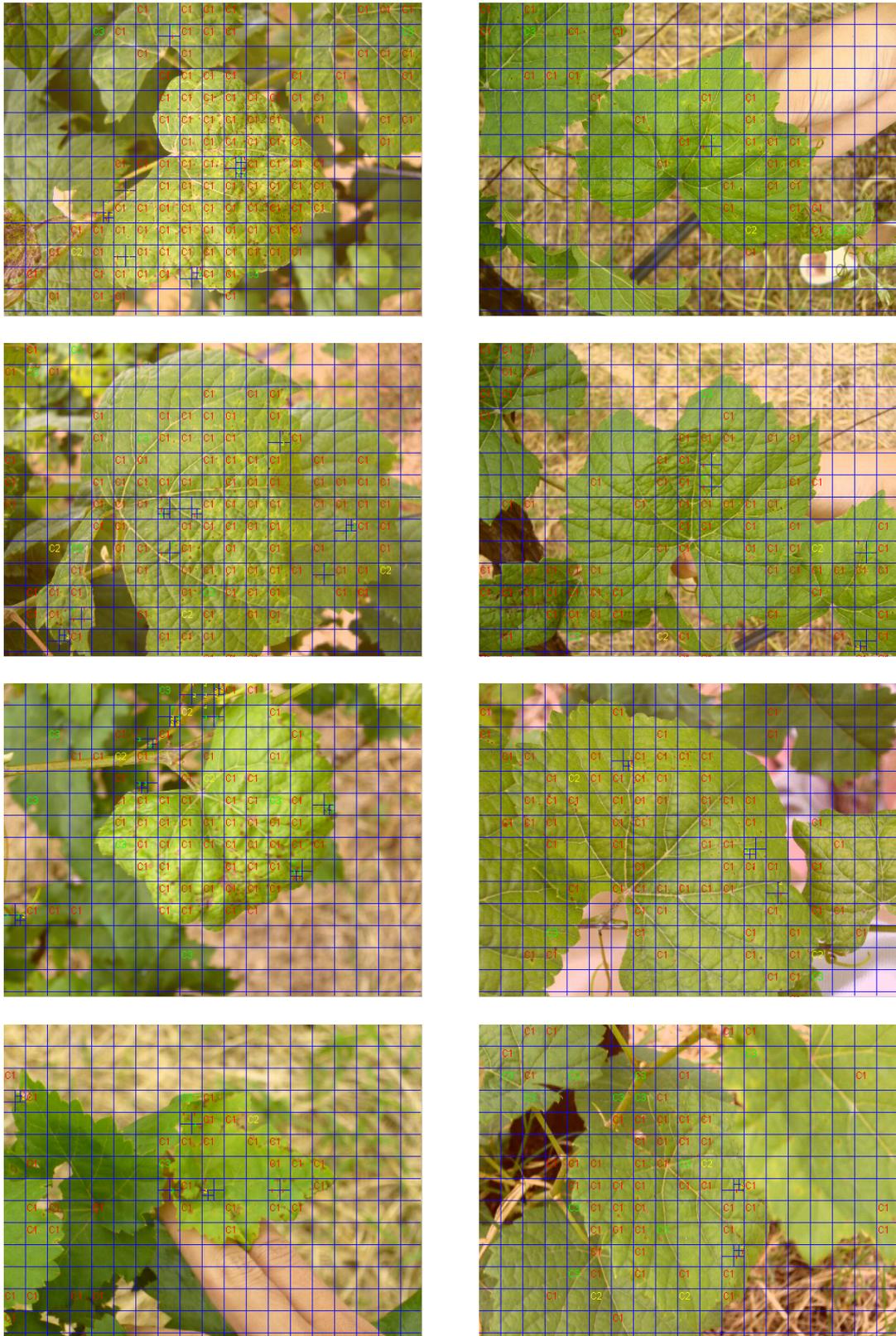
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



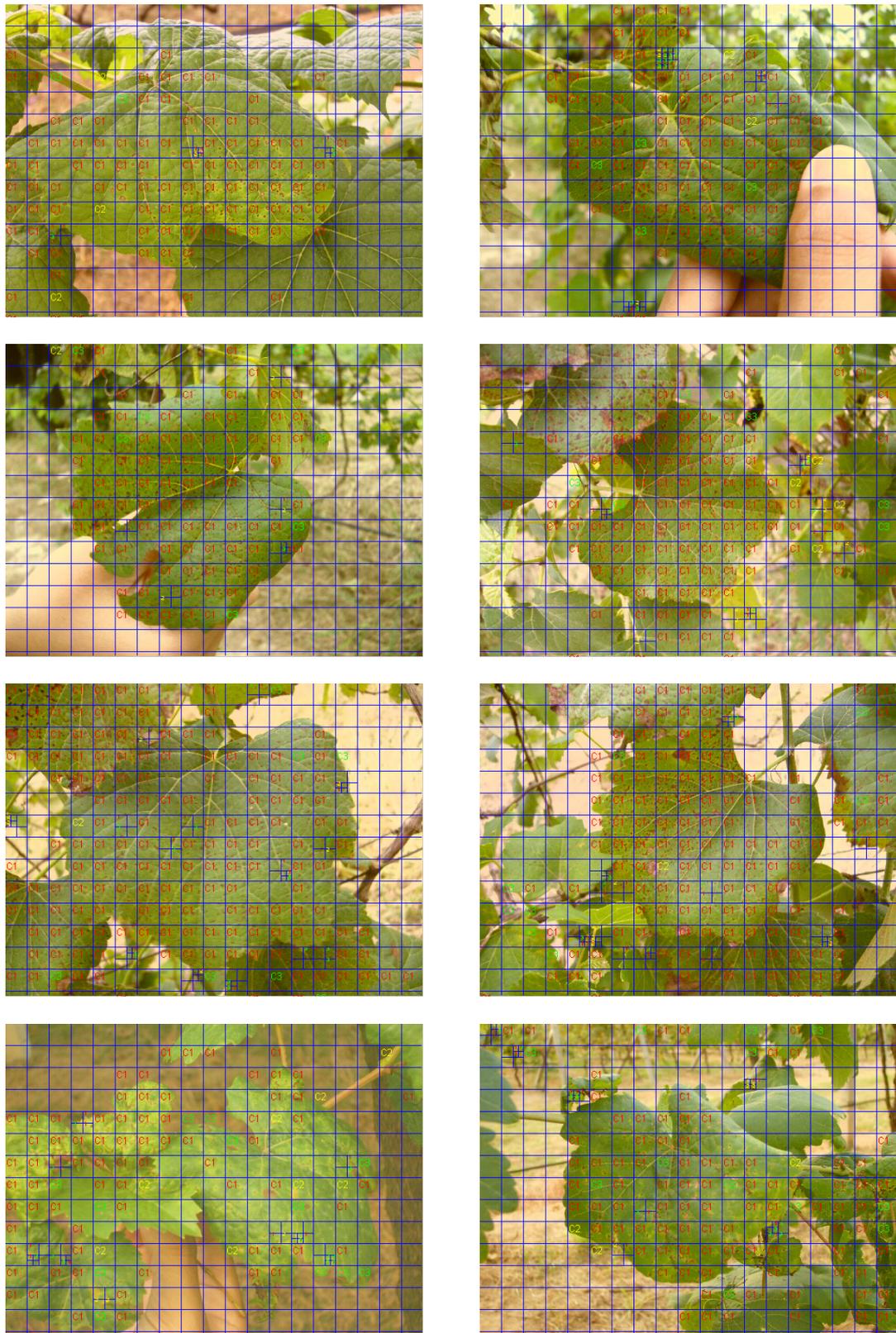
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



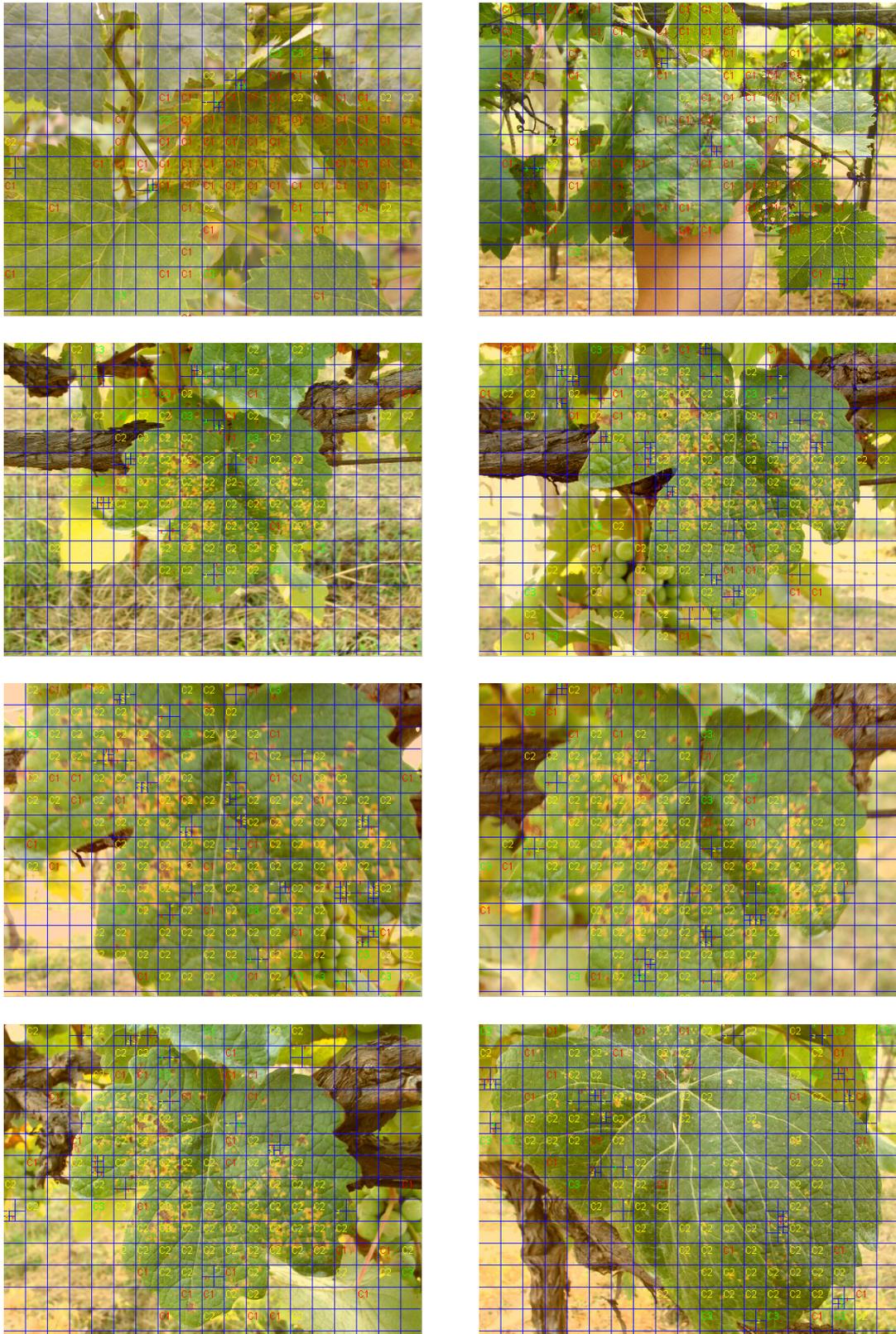
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อน (ต่อ)



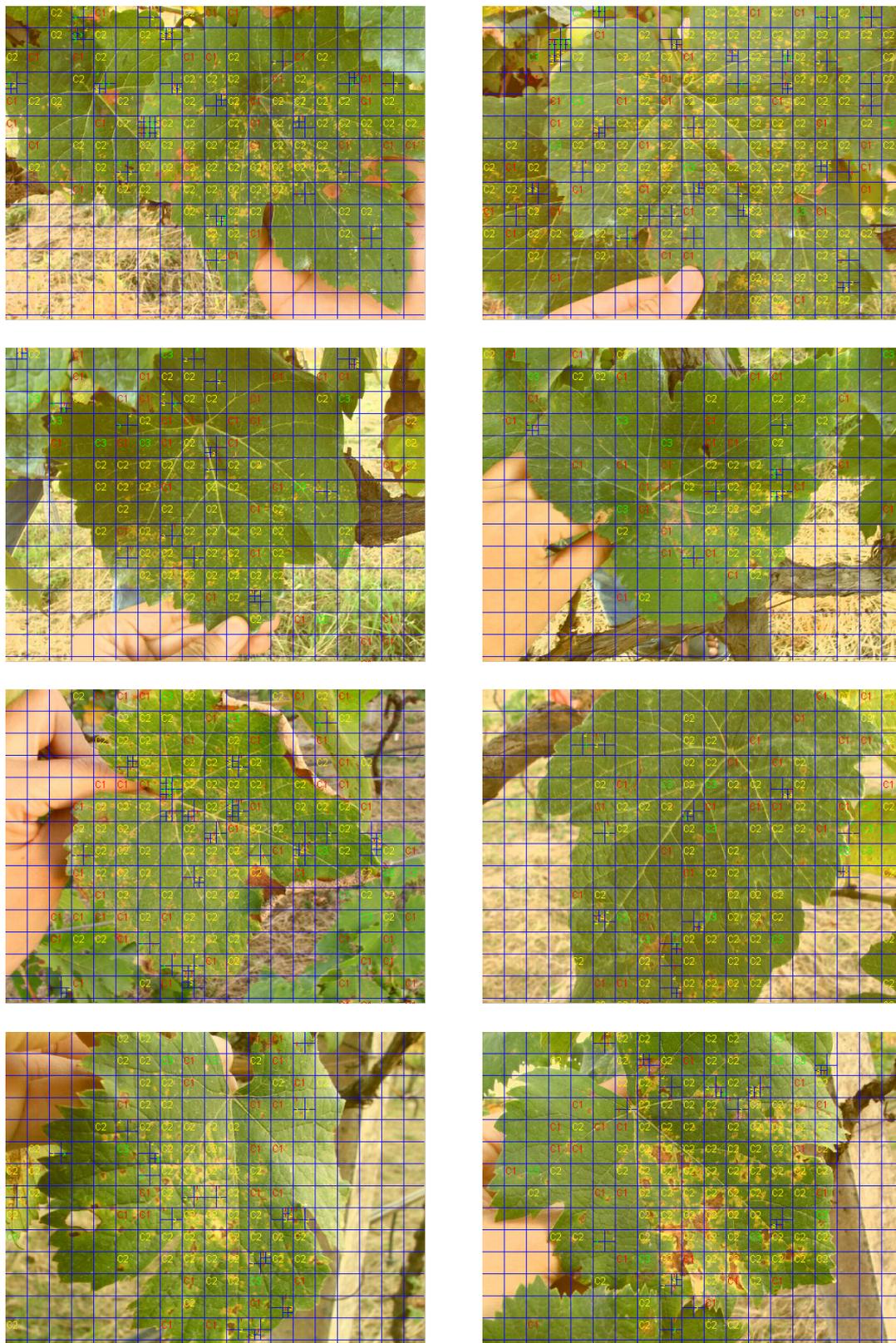
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



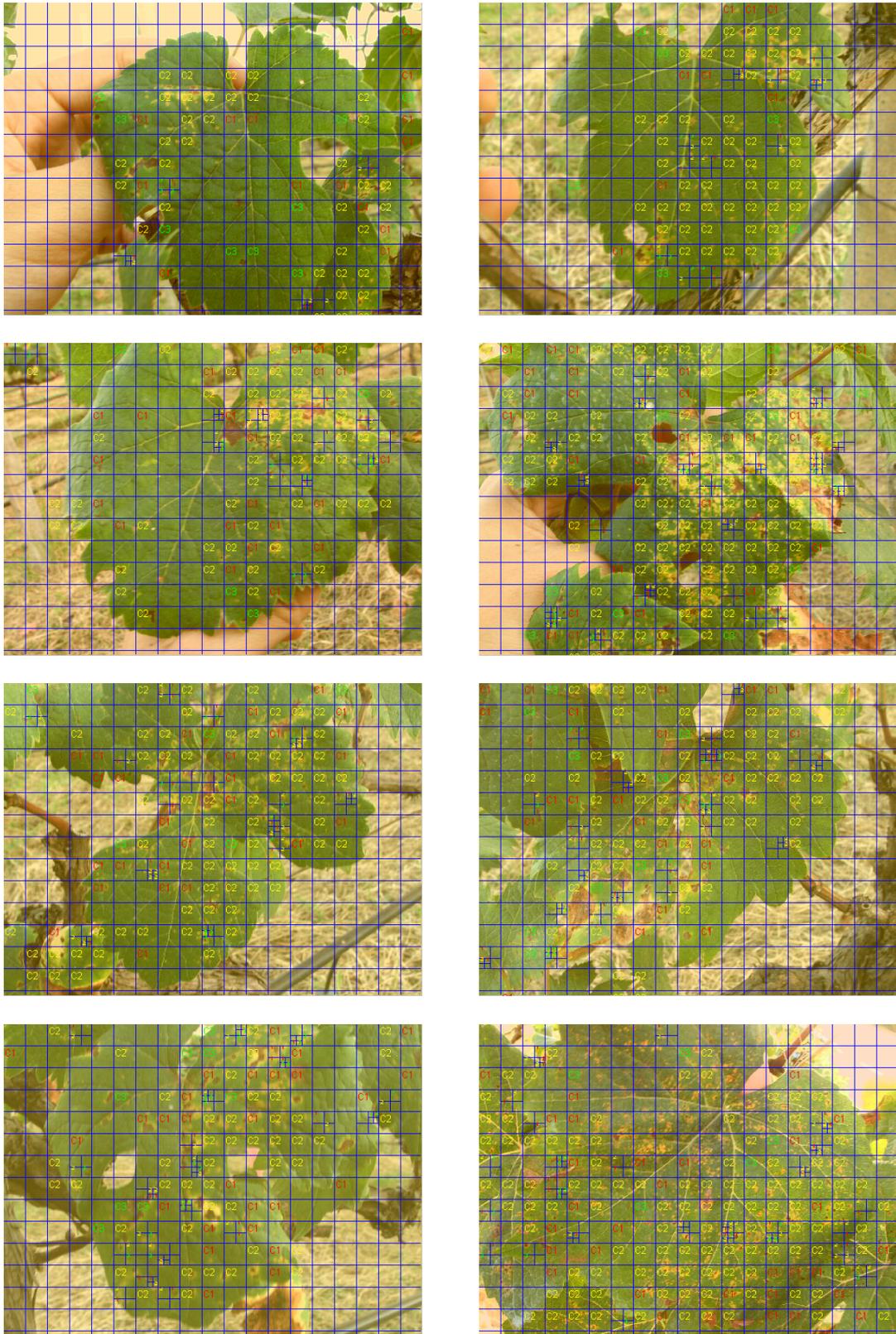
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



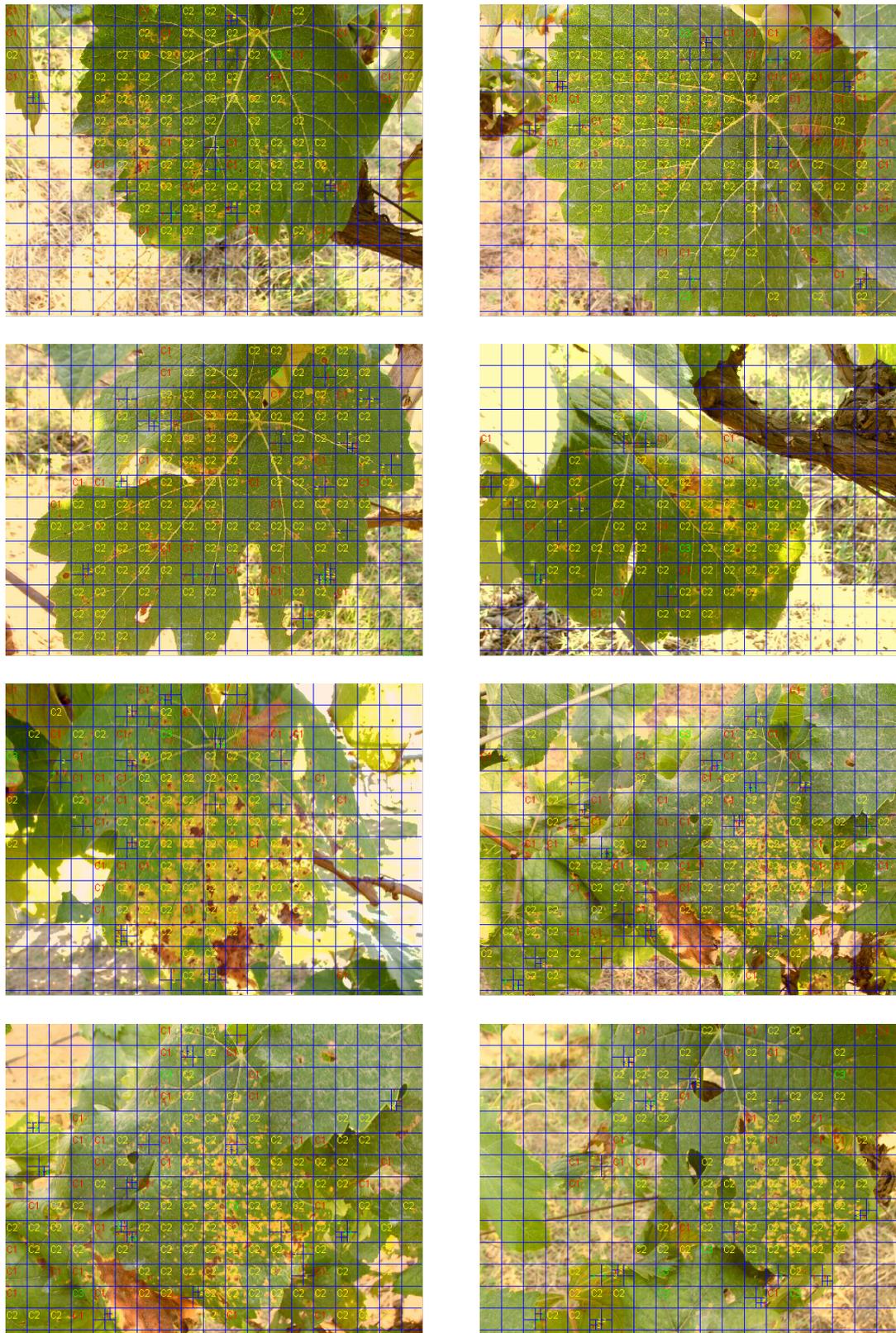
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



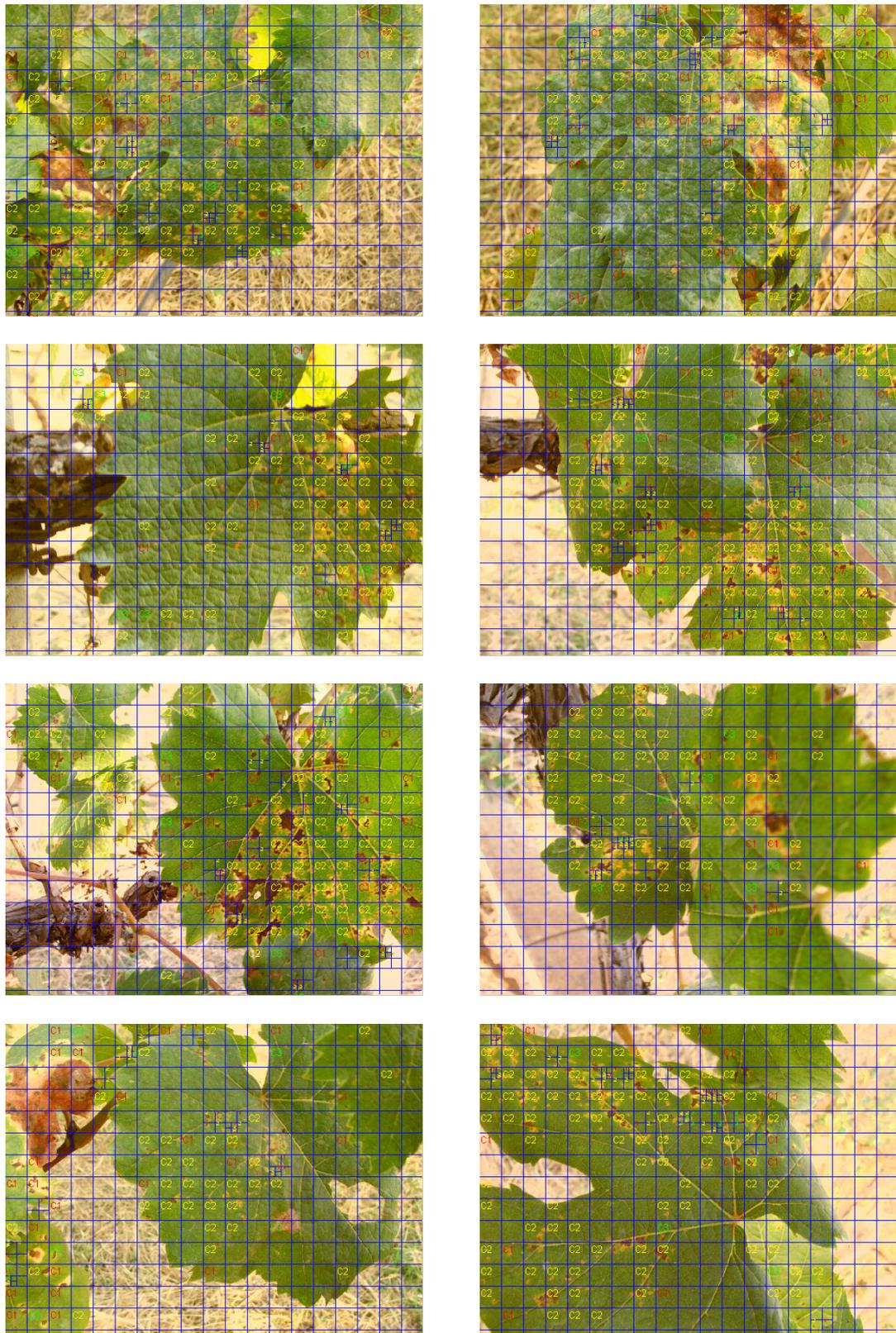
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอุ่มน (ต่อ)



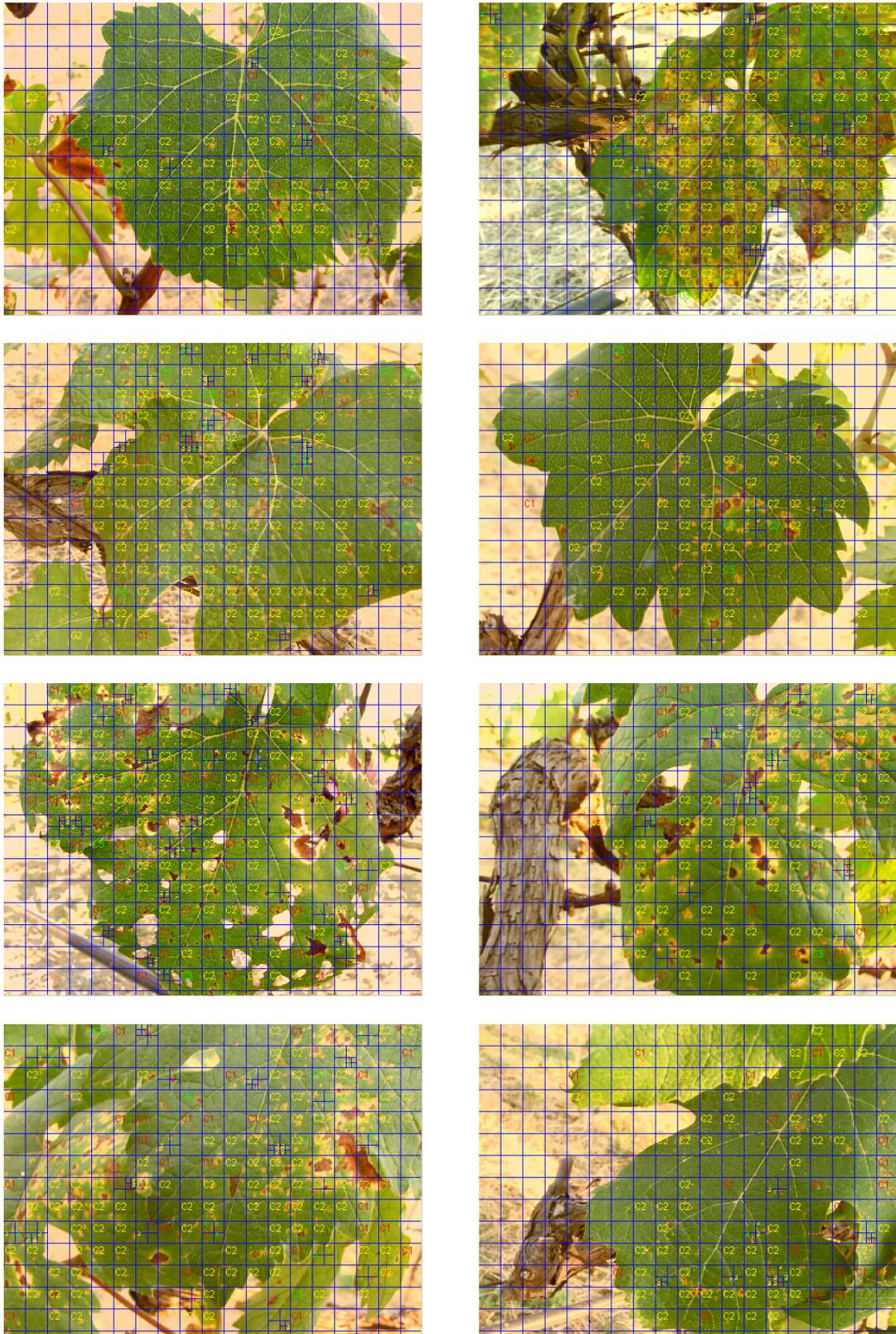
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



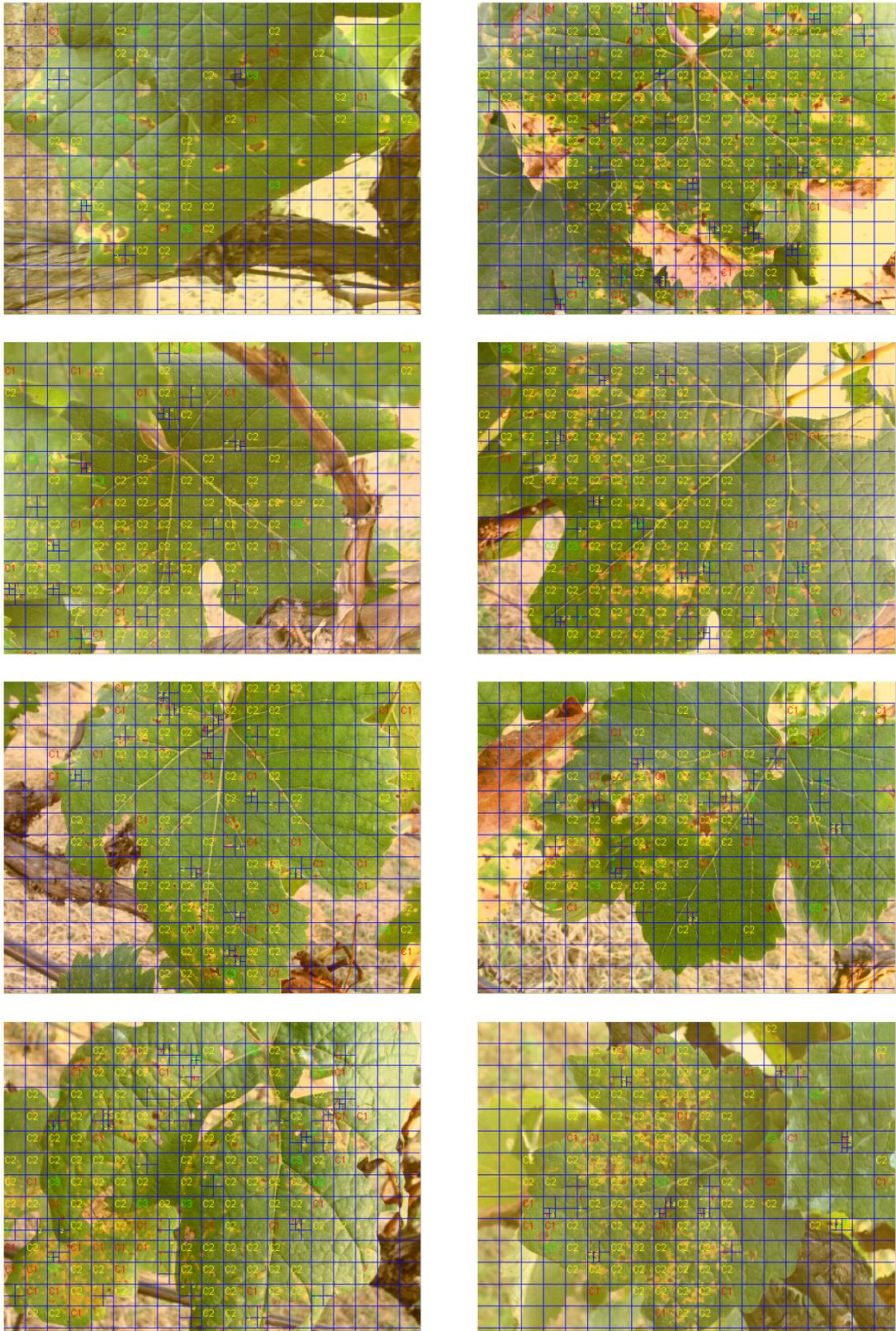
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อน (ต่อ)



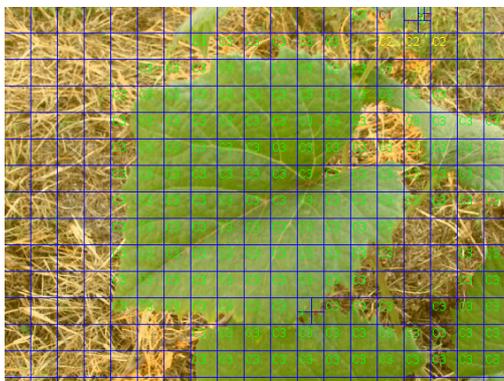
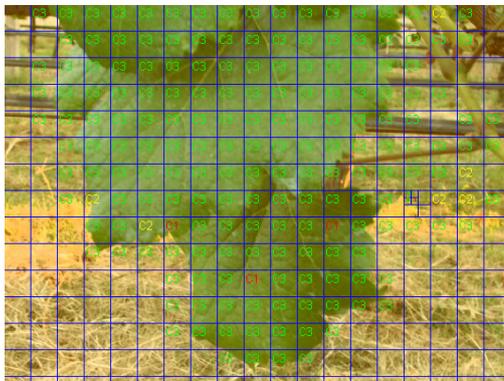
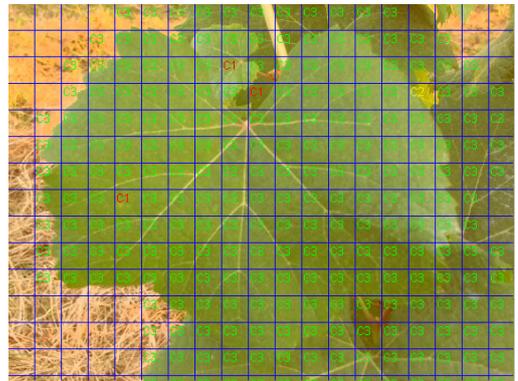
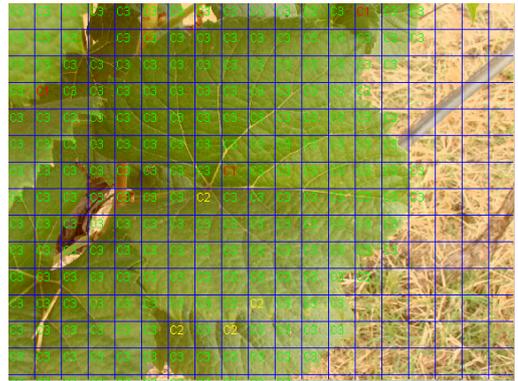
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



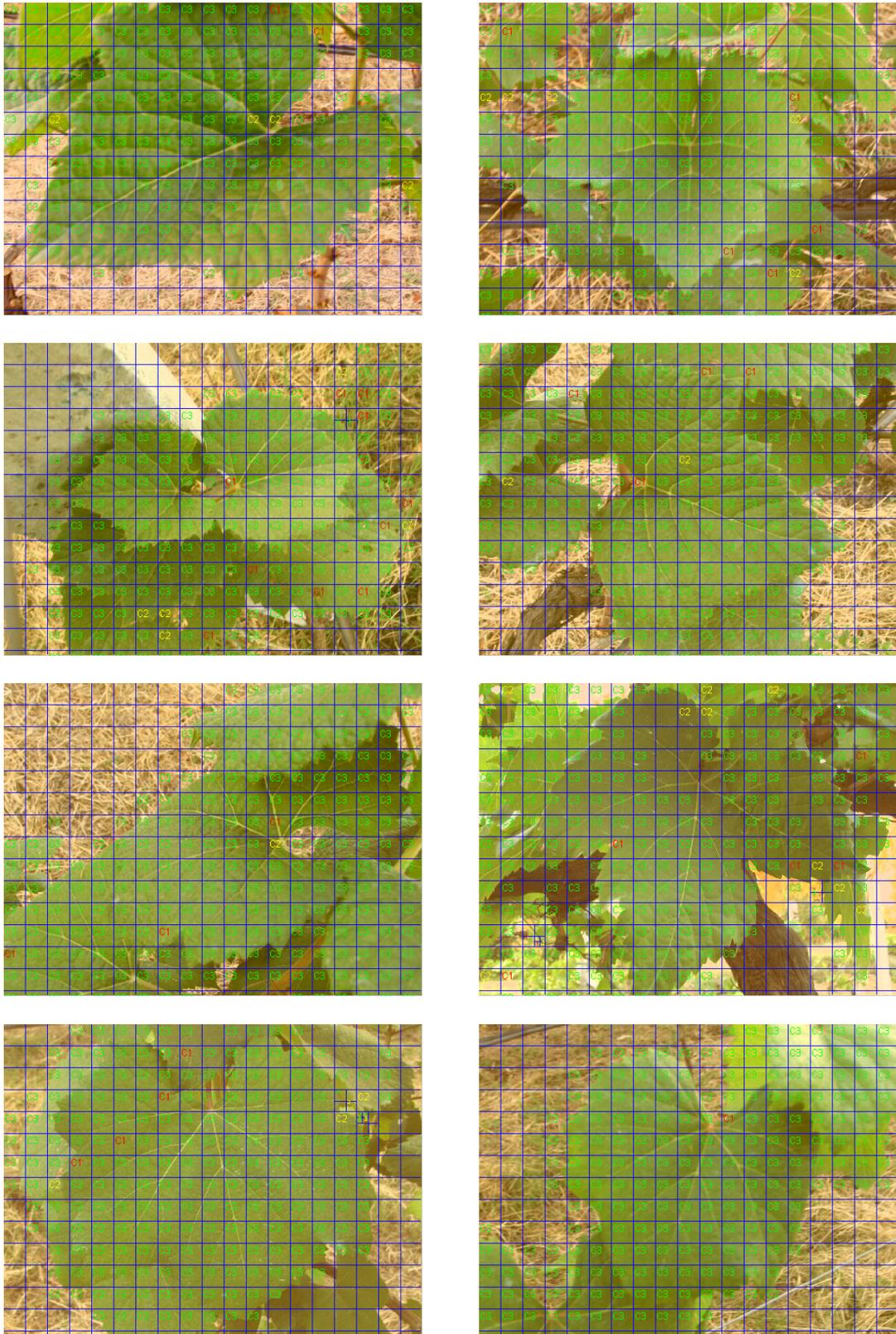
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)



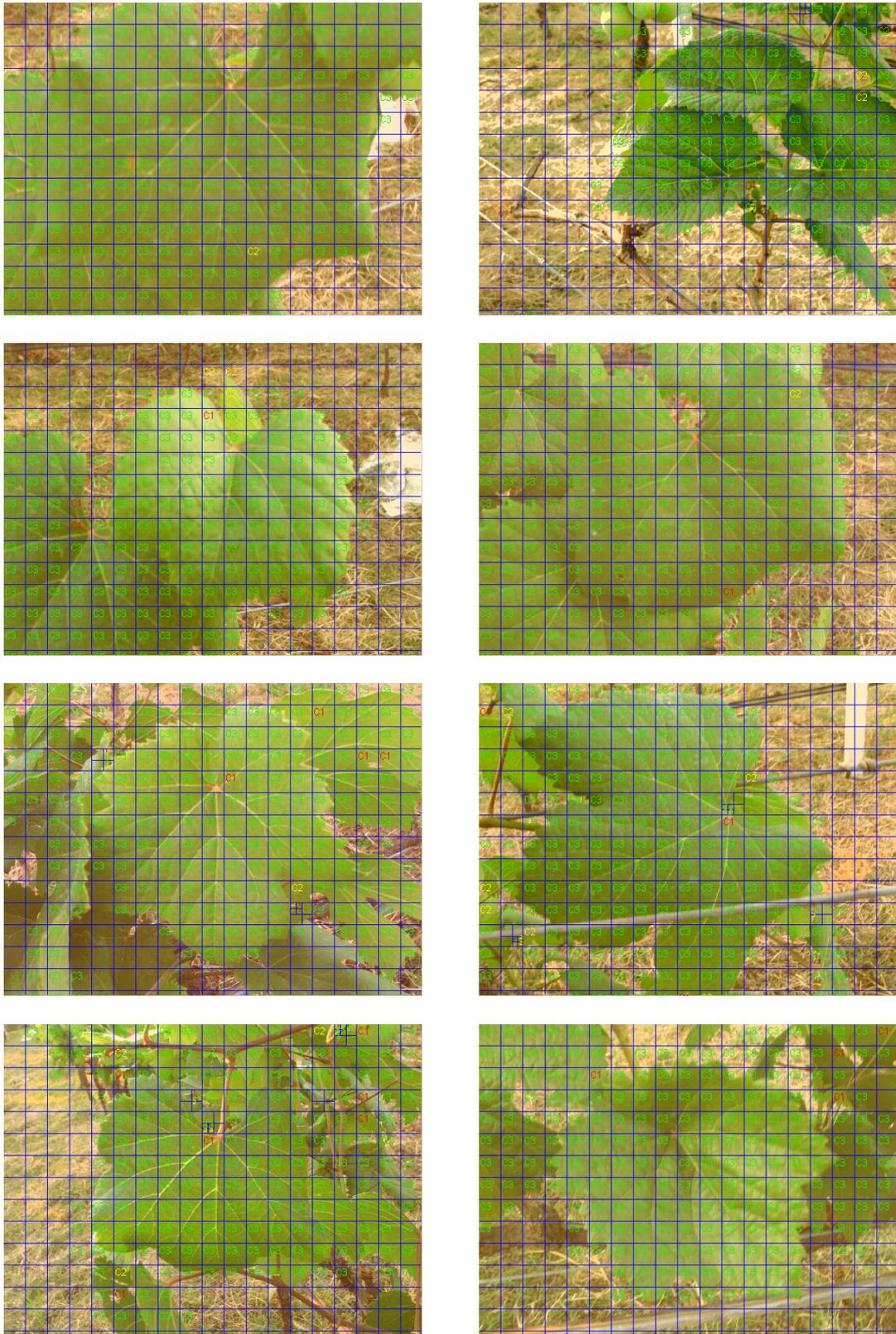
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อน (ต่อ)



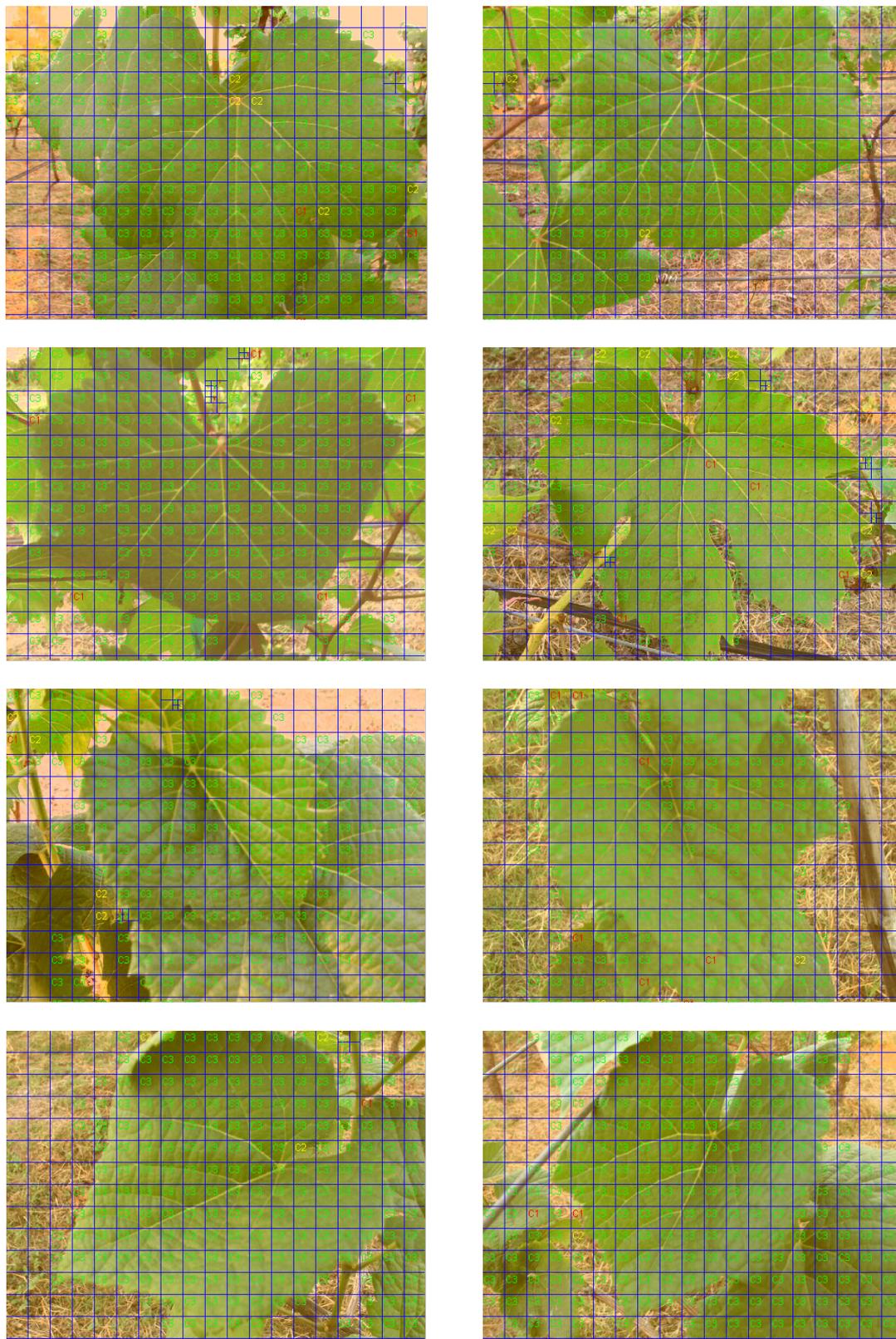
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อน (ต่อ)



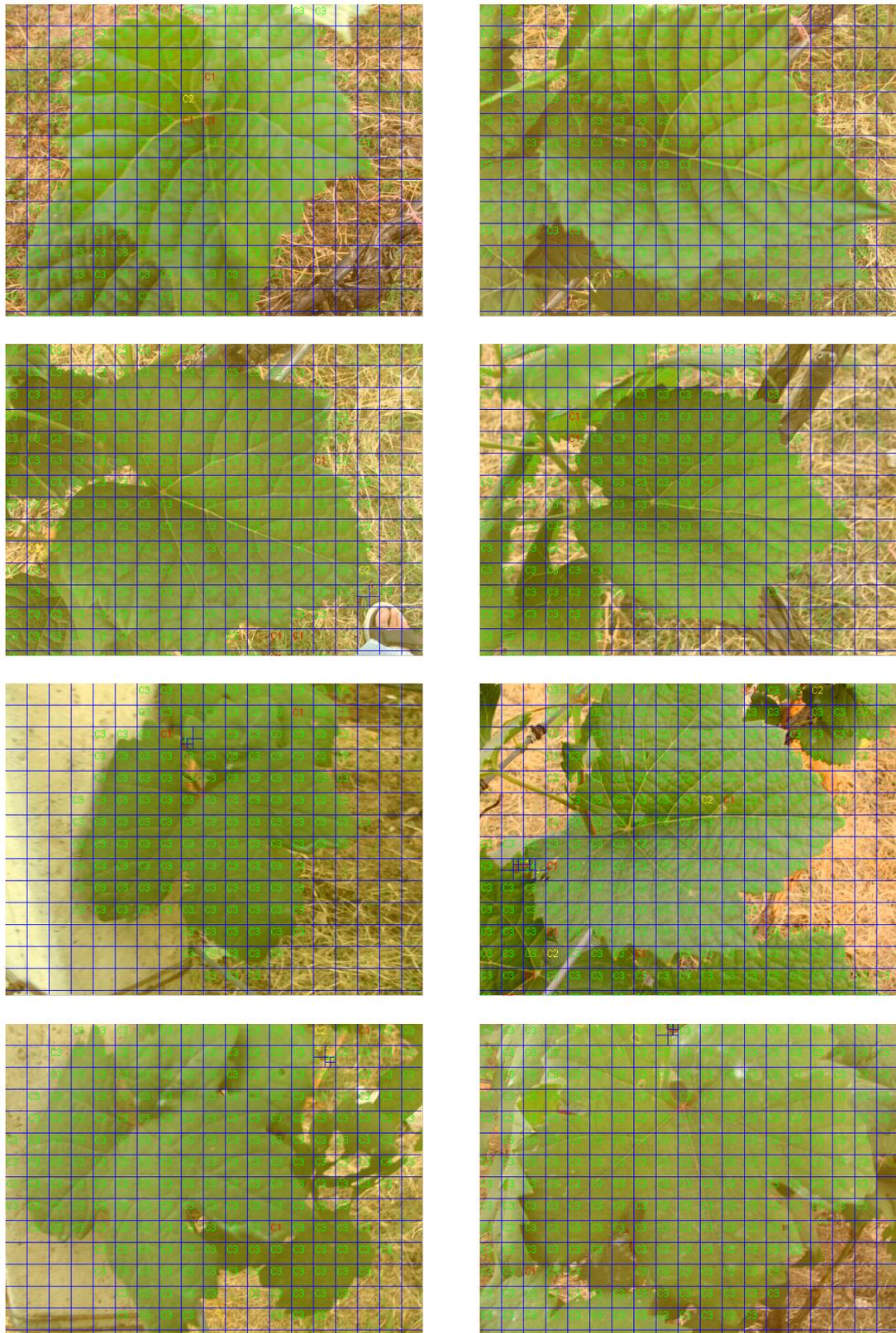
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



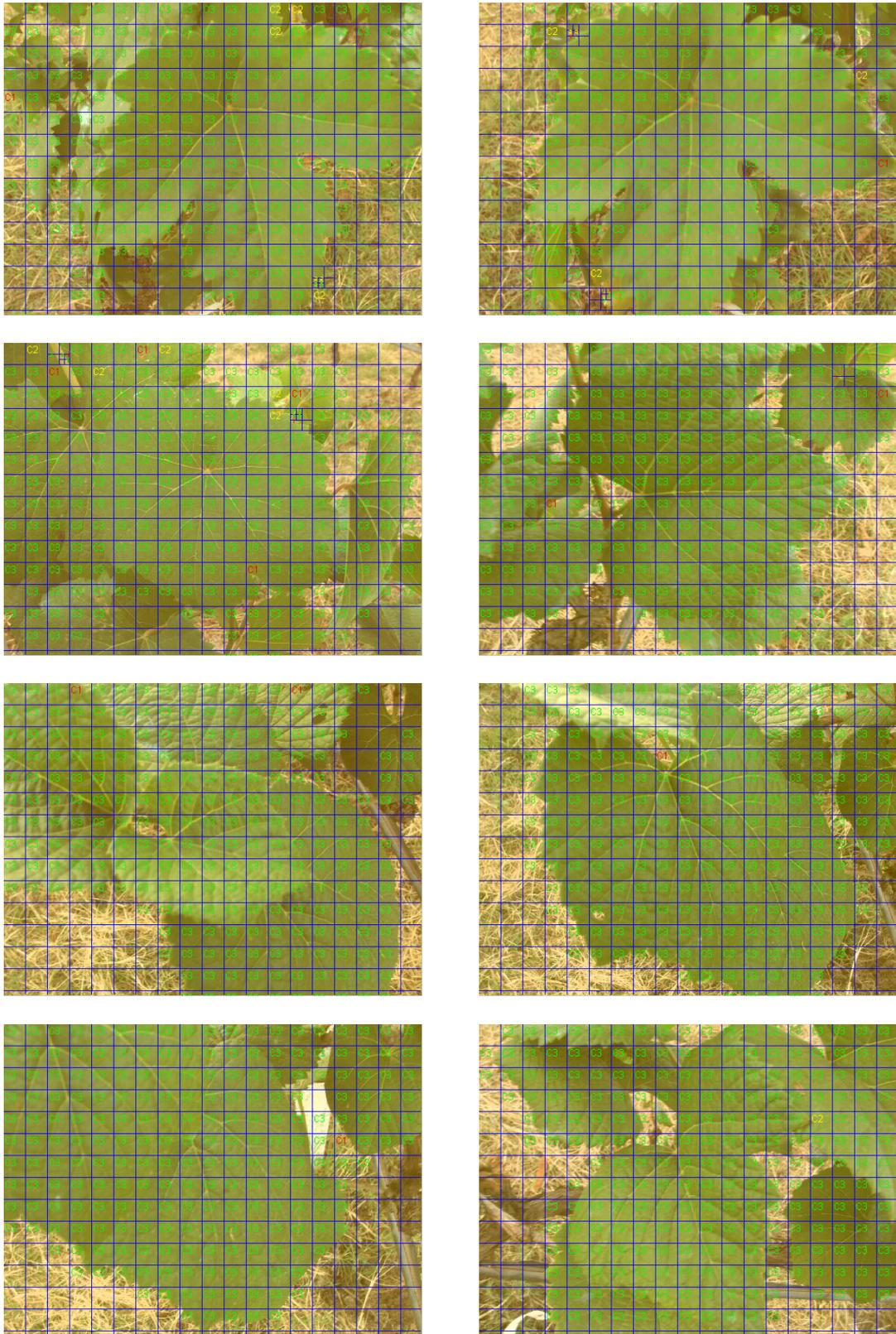
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบอ่อน (ต่อ)



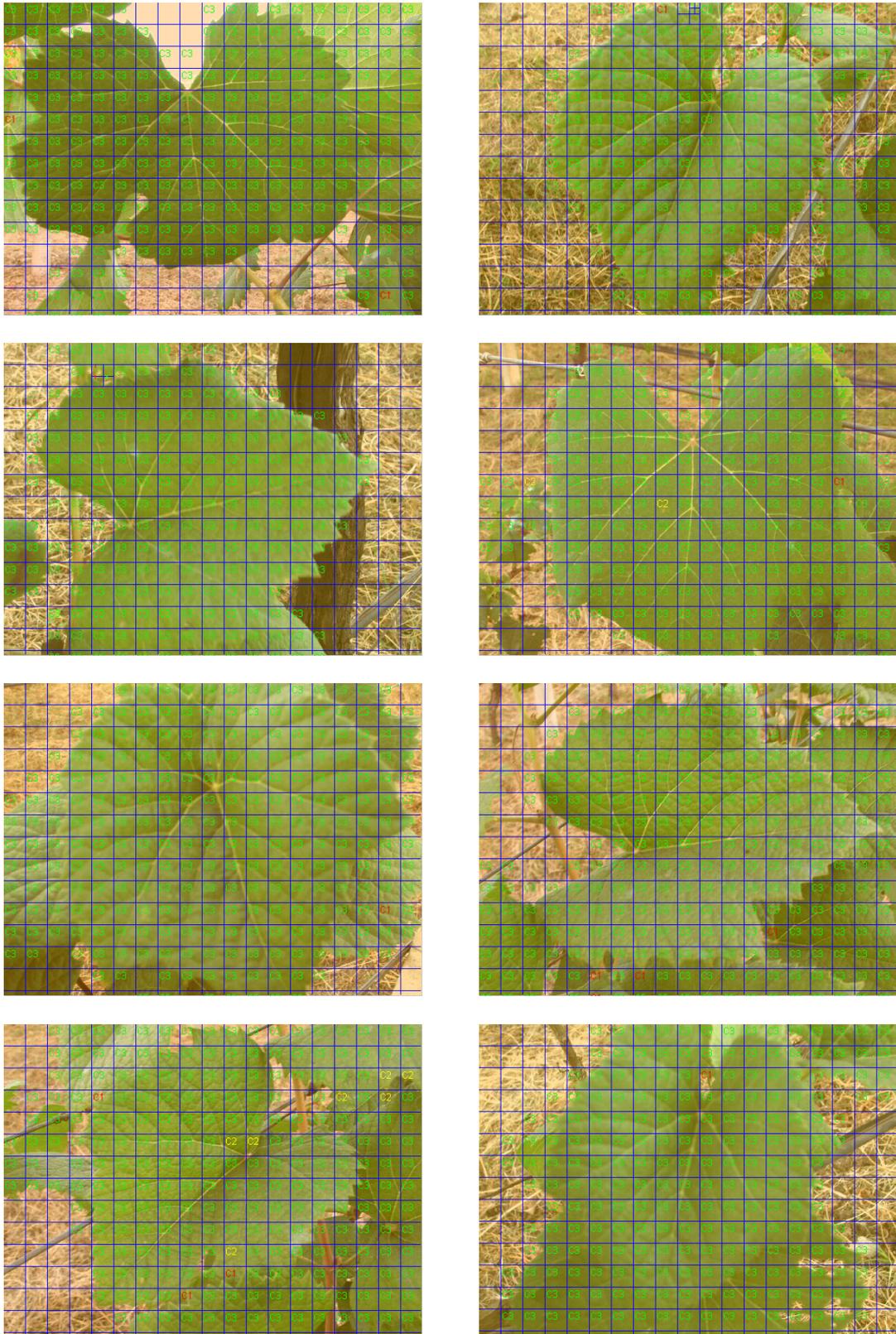
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



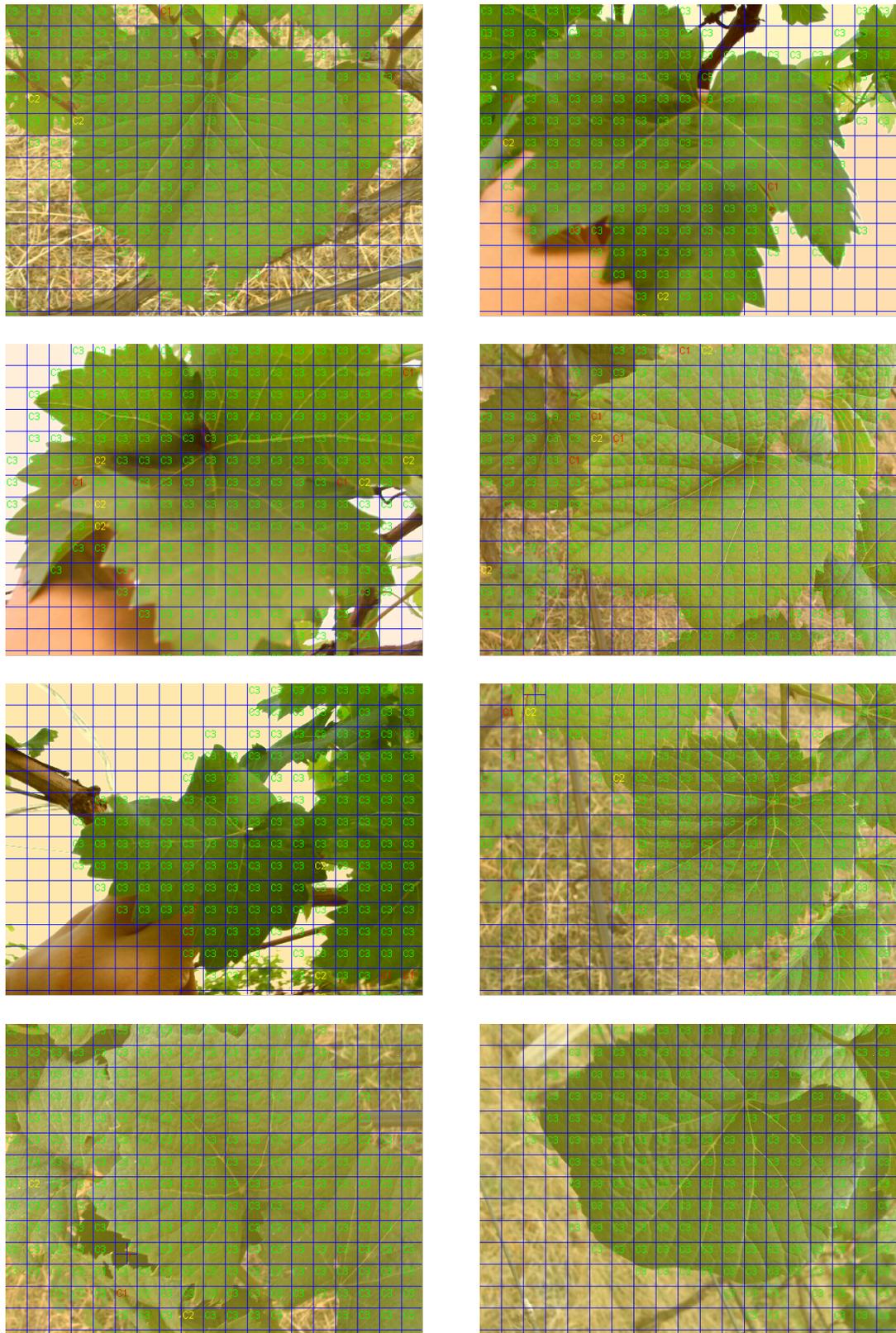
รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ง.1 ภาพผลทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น (ต่อ)

ภาคผนวก จ

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

- A. Meunkawjinda and A. Srikaew. (2008) **Grape leaf disease diagnosis system from color imagery using artificial intelligence**. The 2nd Technology and Innovation for Sustainable Development Conference. Agriculture. 1: 13-19.
- A. Meunkawjinda, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol, and A. Srikaew. (2008) **Grape leaf disease detection from color imagery using hybrid intelligent system**. The 5th International Conference in Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technoly. 1: 513-516.
- A. Meunkawjinda, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol, A. Srikaew, and H Boonjung. (2008) **Hybrid artificial intelligence approach for grape leaf disease diagnosis system from color imagery**. The 9th International Conference on Precision Agriculture. To be published. United States of America, July 20-23.

ประวัติผู้เขียน

นางสาวอังคณา เหมือนแก้วจินดา เกิดวันที่ 19 พฤษภาคม พ.ศ. 2526 ที่อำเภอตากลิ จังหวัดนครสวรรค์ เริ่มการศึกษาในระดับประถมศึกษาที่โรงเรียนปรียาโชติ จังหวัดนครสวรรค์ ระดับมัธยมศึกษาที่โรงเรียนตากลิประชาสรรค์ จังหวัดนครสวรรค์ และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2548 หลังสำเร็จการศึกษาได้ศึกษาต่อในระดับปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ขณะศึกษาได้ทำหน้าที่เป็นผู้ช่วยสอนวิชาปฏิบัติการของสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชา วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จำนวน 5 รายวิชาเป็นเวลา 1 ปี ได้แก่

- (1) ปฏิบัติการวงจรและอุปกรณ์
- (2) ปฏิบัติการวงจรอิเล็กทรอนิกส์
- (3) ปฏิบัติการไฟฟ้ากำลัง 1
- (4) ปฏิบัติการวิศวกรรมไฟฟ้า 1
- (5) ปฏิบัติการระบบควบคุม

และมีผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา ดังรายชื่อที่ปรากฏใน ภาคผนวก จ. ทั้งนี้ผู้เขียนมีความสนใจงานทางด้าน การประมวลผลสัญญาณภาพ การมองเห็นของ คอมพิวเตอร์