

รหัสโครงการ SUT7-711-52-12-52



## รายงานการวิจัย

ระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีด้วยปัญญาประดิษฐ์  
แบบพันทาง

**Grape-Leaf Disease Diagnosis System from Color Imagery  
Using Hybrid Artificial Intelligence**

ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจาก

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ผลงานวิจัยเป็นความรับผิดชอบของหัวหน้าโครงการวิจัยแต่เพียงผู้เดียว



## รายงานการวิจัย

ระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีด้วยปัญญาประดิษฐ์

แบบพินทาง

**Grape-Leaf Disease Diagnosis System from Color Imagery**

**Using Hybrid Artificial Intelligence**

คณะผู้วิจัย

หัวหน้าโครงการ

รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ผู้ร่วมวิจัย

นางสาวอังคณา เหมือนแก้วจินดา

ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ปีงบประมาณ พ.ศ.2552

ผลงานวิจัยเป็นความรับผิดชอบของหัวหน้าโครงการวิจัยแต่เพียงผู้เดียว

กุมภาพันธ์ 2553

## บทคัดย่อ

การเกิดโรคพืชเป็นผลให้ผลผลิตด้อยคุณภาพ ดังนั้นการควบคุมดูแลรักษาโรคพืชในระยะเริ่มต้น มีผลช่วยลดความเสียหายทางผลผลิต โดยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอระบบวินิจฉัยโรคแบบอัตโนมัติที่สภาพ กลางแจ้งภายในสถานที่จริงของไร่องุ่น ซึ่งกระบวนการทำงานของระบบสามารถแบ่ง ออกเป็น 3 กระบวนการ คือ (1) การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยวิธีการแบ่งกลุ่มสีแบบ เครื่องข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map : SOFM) และใช้เครื่องข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network : BPNN) เป็นตัวตัดสินใจสำหรับคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (2) การคัดแยกสีโรคของใบองุ่นด้วย วิธีการแบ่งกลุ่มสีแบบเครื่องข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปร (Modified Self-Organizing Map : MSOFM) ร่วมกับ จี น เ น ตี ก อั ล ก อ ริ ทึม (Genetic Algorithm : GA) สำหรับการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM และใช้เครื่อง เวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machines : SVMs) เป็นตัวตัดสินใจสำหรับคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น และ (3) การจำแนกประเภทของโรคด้วยกาบอร์เวฟเลทในการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคร่วมกับการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีของโรคและใช้ SVMs แบบ multiclass เป็นตัวจำแนกประเภทของ โรค งานวิจัยนี้นำเสนอการวินิจฉัยโรคของใบองุ่นทั้งหมด 3 ประเภทประกอบด้วยโรคสแคป โรคราสนิม และไม่เป็นโรค โดยในแต่ละภาพมีใบองุ่นเท่ากับหรือมากกว่าหนึ่งใบ ขนาด รูปร่างและลักษณะการ วางตัวของใบองุ่นที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ระบบที่นำเสนอสามารถทำงานกับภาพที่มีระดับความสว่าง และสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสถานะที่ซับซ้อนของพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบบสามารถวินิจฉัยใบองุ่นกรณีที่เป็นโรคสแคปได้สูงสุดถึง 93.38 เปอร์เซ็นต์ โรคราสนิมสูงสุดถึง 85.32 เปอร์เซ็นต์และไม่เป็นโรคสูงสุดถึง 95.89 เปอร์เซ็นต์ โดยมีประสิทธิภาพ สำหรับการตรวจจับสูงถึง 99.33 เปอร์เซ็นต์

## Abstract

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 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.

## กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับความร่วมมือช่วยเหลือในด้านต่างๆ จากหลายๆ ฝ่าย จนสำเร็จไปได้ด้วยดี คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ที่ให้ความเอื้อเฟื้อทั้งทางด้านสถานที่ เครื่องมือและบุคลากร ขอขอบพระคุณสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและสำนักวิศวกรรมศาสตร์ สำหรับการสนับสนุนในทุกๆ ด้าน การวิจัยครั้งนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ปีงบประมาณพ.ศ. 2552

คณะผู้วิจัย



## สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ(ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ(ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญรูป.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฉ
<b>บทที่</b>	
<b>1 บทนำ.....</b>	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
<b>2 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....</b>	<b>4</b>
2.1 กล่าวนำ.....	4
2.2 โรคพิษ.....	4
2.3 ความสำคัญขององุ่น.....	6
2.3.1 ลักษณะอาการของโรคใบองุ่น.....	7
2.3.2 รูปปลั๊กของใบองุ่น.....	9
2.11 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	10
2.12 สรุป.....	14
<b>3 การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....</b>	<b>15</b>
3.1 กล่าวนำ.....	15
3.2 โครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	15
3.3 การปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ.....	16
3.4 กระบวนการประมวลผลก่อน.....	19
3.5 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	20
3.6 กระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	22
3.7 ผลการทดสอบการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....	26

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.8 สรุป.....	35
<b>4 การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น.....</b>	<b>36</b>
4.1 กล่าวนำ.....	36
4.2 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น.....	36
4.3 กระบวนการประมวลผลก่อน.....	37
4.4 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น.....	40
4.4.1 การแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองร่วมกับจินเนติก อัลกอริทึม.....	44
4.4.2 ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่าย ประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบ ตัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม.....	47
4.5 กระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีใบองุ่น.....	55
4.6 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น.....	56
4.6.1 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการ แบ่งกลุ่มสีโรคใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง คุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับจินเนติก อัลกอริทึม.....	57
4.7 สรุป.....	64
<b>5 การจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น.....</b>	<b>66</b>
5.1 กล่าวนำ.....	66
5.2 โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น.....	66
5.3 กระบวนการประมวลผลก่อน.....	67
5.4 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรค.....	70
5.5 กระบวนการจำแนกประเภทของโรค.....	73
5.6 ผลการทดสอบการจำแนกประเภทของโรค.....	76
5.7 สรุป.....	80
<b>6 วิเคราะห์ผลการทดลองและอภิปรายสมรรถนะของระบบ.....</b>	<b>81</b>

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
6.1	กล่าวนำ.....81
6.2	โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรค.....81
6.3	ผลการทดสอบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM.....82
6.4	ผลทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีไบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....83
6.5	ผลทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากไบบองุ่น.....88
6.6	ผลการทดสอบประิภูมิตีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีไบบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง.....90
6.7	ผลการทดสอบประิภูมิตีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากไบบองุ่น.....94
6.8	ผลการทดสอบประิภูมิตีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคไบบองุ่น.....99
6.9	ผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคของระบบในสภาวะต่างๆ.....101
<b>7</b>	<b>สรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ.....111</b>
7.1	สรุปงานวิจัย.....111
7.2	ข้อเสนอแนะ.....113
<b>รายงานอ้างอิง.....114</b>	
<b>ภาคผนวก</b>	
	ภาคผนวก ก. บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....120
	ภาคผนวก ข. ประวัติผู้วิจัย.....122



## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น .....8
2.2	ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น .....9
2.3	ลักษณะปกติของใบองุ่น .....9
2.4	ลักษณะรูปร่างใบองุ่น.....10
3.1	โครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง .....15
3.2	ตัวอย่างข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับระดับสีและแสง .....17
3.3	ตัวอย่างภาพต้นแบบจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา .....18
3.4	ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้อง ดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา .....18
3.5	กระบวนการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก .....19
3.6	การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง .....20
3.7	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท .....22
3.8	ตัวอย่างกลุ่มสีใบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ .....24
3.9	ค่า H-b* ของสีใบองุ่นจากตัวอย่างภาพสีใบองุ่น 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ .....24
3.10	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีใบองุ่น .....25
3.11	ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอน .....26
3.12	ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย .....27
3.13	ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง .....28
3.14	ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก .....29
3.15	ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก .....30
3.16	ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง .....31
3.17	ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมืดครึ้ม .....32
3.18	การลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น .....34
3.21	ตัวอย่างการปรับปรุงภาพการคัดแยกสีใบองุ่น ออกจากภาพพื้นหลังที่มีหญ้าหรือกลุ่มใบ .....37
4.1	โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่น .....36

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.2	การลบขอบใบงุ่นออกจากภาพ .....38
4.3	การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบงุ่น .....39
4.4	โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบคัดแปร .....41
4.5	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM .....43
4.6	วงล้อรูสีจากกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล .....46
4.7	ขั้นตอนการทำงานของจินเนติกอัลกอริทึม .....47
4.8	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย .....48
4.9	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง .....48
4.10	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีความซับซ้อนมาก .....50
4.11	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก .....51
4.12	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง .....52
4.13	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่สภาวะมืดครึ้ม .....53
4.14	ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ .....54
4.15	ตัวอย่างกลุ่มสีใบงุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ .....56
4.16	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย .....57
4.17	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง .....58
4.18	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นที่มีความซับซ้อนมาก .....59
4.19	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก .....60
4.20	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง .....61
4.21	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นที่สภาวะมืดครึ้ม .....62
4.22	ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ .....63
5.1	โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น .....66
5.2	การลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ .....67
5.3	การเพิ่มขอบของจุดโรค .....68
5.4	การแปลงปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบงุ่น .....69
5.5	รูปร่างที่เป็นองค์ประกอบของส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์ในโดเมนเวลา .....71
5.6	ตัวอย่างการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคด้วยส่วนจริงของ ตัวกรองกาบอร์เวฟเลทแบบ 3 ขนาด 3 มุม .....71
5.7	ตัวอย่างข้อมูลโรคที่ใช้ฝึกสอน .....74

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.8 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป .....	77
5.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม .....	78
5.10 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค .....	79
6.1 โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น .....	81
6.2 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคปด้วยการหาค่าเหมาะที่สุด ของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA .....	82
6.3 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิมด้วยการหาค่าเหมาะที่สุด ของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA .....	83
6.4 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA .....	83
6.5 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนน้อย .....	84
6.6 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง .....	84
6.8 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนมาก .....	85
6.9 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะแสงสว่างมาก .....	86
6.10 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะแสงสว่างปานกลาง .....	86
6.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะมืดครึ้ม .....	87
6.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย .....	88
6.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนปานกลาง .....	88
6.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนมาก .....	89
6.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สถานะแสงสว่างมาก .....	89
6.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สถานะแสงสว่างปานกลาง .....	89
6.18 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สถานะมืดครึ้ม .....	90
6.19 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่น ออกจากภาพพื้นหลัง .....	90
6.20 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น .....	95
6.21 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมาก .....	101
6.22 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนปานกลาง .....	103
6.23 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนน้อย .....	104
6.24 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สถานะแสงสว่างมาก .....	105

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.25 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคไอบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง .....	106
6.26 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคไอบองุ่นจากภาพที่สภาวะมืดครึ้ม .....	107
6.27 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคไอบองุ่นจากภาพสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ .....	108



สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	11
3.1 ผลการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ.....	25
6.1 เปรอ์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA.....	82
6.2 เปรอ์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบ ด้วยความหลากหลายของช่องปริภูมิสี.....	100
6.3 ความสามารถในการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของระบบ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต.....	110



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อุตสาหกรรมการเกษตรทางด้านพืช ผัก และผลไม้ เป็นสินค้าส่งออกที่มีความสำคัญทางด้านเศรษฐกิจอย่างหนึ่งของประเทศ ซึ่งถือว่าอุตสาหกรรมหลักของประเทศไทย ดังนั้นการดูแลรักษาคุณภาพทางผลผลิตทางการเกษตรจึงเป็นปัจจัยสำคัญอย่างหนึ่งในการเพิ่มคุณค่าทางผลผลิต จากการศึกษาค้นคว้าพบว่าคุณภาพทางผลผลิตสามารถลดลงได้โดยมีสาเหตุมาจากปัจจัยหนึ่ง คือ การเกิดโรคของพืช โดยนักพืชวิทยาได้ให้คำจำกัดความของโรคพืช หมายถึง การที่พืชมีความผิดปกติทางด้านสรีระจนทำให้พืชนั้นมีโครงสร้างทางสัณฐานเปลี่ยนแปลงไปโดยพืชจะแสดงอาการ (symptom) ให้เห็น ความผิดปกตินั้นทำให้เกิดความเสียหายแก่พืชทางด้านมูลค่าทางเศรษฐกิจโดยที่สาเหตุอาจจะเกิดจากสิ่งที่มีชีวิต (เชื้อรา แบคทีเรีย ไวรัสและแมลง เป็นต้น) หรือสิ่งไม่มีชีวิต (แสงน้อยหรือมากเกินไป ขาดธาตุอาหาร พืชจากสารกำจัดศัตรูพืชและดินเป็นกรด-ด่างมากเกินไป) ก็ได้ซึ่งในการพิจารณาเพื่อตัดสินการเป็นโรคของพืชมักจะเน้นที่อาการที่เกิดขึ้นว่ามีผลทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชลดลงหรือไม่ ถ้าอาการผิดปกตินั้นมีผลทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชผลลดลงก็ถือว่าเป็นโรคพืช ซึ่งสภาพผิดปกติที่เกิดกับเซลล์หรือเนื้อเยื่อของพืช เนื่องจากการรบกวนของเชื้อโรค (pathogens) หรือสภาพแวดล้อมที่ไม่เหมาะสม โดยมีผลทำให้สรีรวิทยา (physiology) สัณฐานวิทยา (morphology) หรือพฤติกรรม (behavior) ของพืชต่างออกไปจากเดิม ผลกระทบดังกล่าวอาจมีผลทำให้พืชตาย หรือมีการเจริญเติบโตลดลง ดังนั้นเมื่อพิจารณาปริมาณและคุณภาพทางผลผลิตการพิจารณาค้นหาลักษณะอาการของโรคพืชในระยะเริ่มแรก จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับระยะเวลาในการควบคุมดูแลรักษา เพื่อลดความเสียหายทางผลผลิตและเพิ่มรายได้ทางเกษตรกรรม การพิจารณาการเกิดโรคจะพิจารณาสาเหตุและลักษณะอาการที่แตกต่างกันตามชนิดและประเภทของโรคนั้นๆ

เนื่องจากลักษณะอาการของโรคมีหลายสาเหตุ บางครั้งอาจทำให้มีความซับซ้อนและสับสนในการวินิจฉัยโรคเนื่องจากความเหมือนกันของสี รูปร่างและขนาดเป็นต้น ดังนั้นในการวินิจฉัยลักษณะอาการของโรคพืชจึงอาศัยความรู้จากผู้เชี่ยวชาญซึ่งมีประสบการณ์ทางด้านลักษณะอาการและพฤติกรรมของโรค เพื่อเป็นข้อมูลในการวินิจฉัยโรคได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นจะเห็นว่าการวินิจฉัยโรคในปัจจุบันนั้นต้องอาศัยมนุษย์ผู้เชี่ยวชาญทางด้านโรคเท่านั้น จากแนวคิดดังกล่าวจึงมีงานวิจัยมากมายได้ประยุกต์ใช้กระบวนการประมวลผลภาพ (image processing) และคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision) มาใช้ในการกระบวนการวินิจฉัยลักษณะอาการของโรคในระดับหนึ่ง โดยที่ไม่จำเป็นต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญทางด้านโรคพืช ซึ่งระบบดังกล่าวเป็นระบบวินิจฉัยโรคแบบอัตโนมัติที่ซึ่งผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องมีความรู้เกี่ยวกับลักษณะอาการของโรค

มาก่อน ในงานข้อเสนอองานวิจัยนี้เลือกใช้โรคใบองุ่นเป็นต้นแบบในการศึกษาและพัฒนา กระบวนการต่างๆ ที่ได้จากงานวิจัยนี้สามารถนำไปต่อยอดประยุกต์ใช้กับการวินิจฉัยโรคใบพืชชนิดอื่นๆ ได้

สำหรับงานวิจัยนี้นำเสนอการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในสถานะแวดล้อมจริงของไร่องุ่นโดยทำการวิเคราะห์โรคใบองุ่นที่ประกอบด้วยโรคราสนิม และโรคสแคปด้วยวิธีการหนึ่งที่พัฒนาขึ้นเพื่อให้สามารถวินิจฉัยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพและครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด อันได้แก่ จำนวนภาพใบองุ่น ขนาด รูปร่าง ลักษณะการวางตัวของใบองุ่น ระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสถานะที่ซับซ้อนของพื้นหลัง เป็นต้น

## 1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการคัดแยกใบองุ่นและโรคใบองุ่นด้วยภาพสี
- 1.2.2 เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นด้วยกระบวนการวิธีทางปัญญาประดิษฐ์
- 1.2.3 เพื่อพัฒนาระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นแบบอัตโนมัติด้วยวิธีการทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์

## 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.3.1 สร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสี โดยภาพของโรคใบองุ่นที่ได้ต้องเป็นภาพที่สามารถสังเกตโรคใบองุ่นได้ด้วยสายตาศพคตินขนาดที่เหมาะสม
- 1.3.2 พัฒนาระบบการคัดแยกภาพใบองุ่นและโรคใบองุ่นด้วยวิธีทางปัญญาประดิษฐ์ อันได้แก่เครือข่ายแผนผังการจัดการตนเองแบบคัดแปร จินเนติกอัลกอริทึม และวิธีทางปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ ที่จำเป็น
- 1.3.3 พัฒนาระบบการและระบบการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นด้วย เครื่องเวกเตอร์ เกื้อหนุนหรือวิธีทางปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 เพื่อนำไปใช้เป็นระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีแบบอัตโนมัติ
- 1.4.2 เพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้เป็นระบบกสิกรรมแบบชาญฉลาด (intelligence farming system) สำหรับช่วยเหลือเกษตรกร อาทิเช่น เป็นระบบเตือนภัยในการป้องกันและกำจัดโรคแมลง ศัตรูพืชหรือเป็นระบบเก็บเกี่ยวผลผลิตทางการเกษตร เพื่อลดต้นทุนในการใช้จ่ายให้น้อยลง เป็นต้น
- 1.4.3 เพื่อเป็นระบบต้นแบบการวินิจฉัยโรคจากภาพสี สำหรับการเกษตรกรรมด้วยวิธีการประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์

1.4.4 เพื่อเป็นระบบการควบคุมลักษณะอาการของโรคเป็นผลให้สามารถลดปริมาณการใช้สารเคมี เพิ่มปริมาณผลิตผลและลดมลพิษต่อสิ่งแวดล้อม





## บทที่ 2

### ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 กล่าวนำ

เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึงความหมายของโรคพืช สาเหตุการเกิดโรคและความเสียหายของโรค ความสำคัญและลักษณะอาการในการวินิจฉัยโรคใบองุ่น อีกทั้งได้อธิบายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการประมวลผลภาพ การแยกส่วนภาพ การแบ่งกลุ่มข้อมูล การจำแนกประเภทข้อมูลและการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งเป็นวิธีการที่วิทยานิพนธ์นี้ใช้สำหรับการคัดแยกและจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น นอกจากนี้ยังได้ทำการสำรวจปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อให้ทราบถึงแนวทางการวิจัย ระเบียบวิธีการที่เคยมีการใช้งานมาก่อน ผลการดำเนินงาน ข้อเสนอแนะต่าง ๆ จากงานวิจัยตั้งแต่อดีตเป็นต้นมาซึ่งจากผลการสำรวจสืบค้นงานวิจัยดังกล่าวสามารถใช้เป็น แนวทางสำหรับการประยุกต์และพัฒนาเข้ากับระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น

#### 2.2 โรคพืช

ในอดีตได้มีนักโรคพืชหลายท่านให้คำจำกัดความของคำว่าโรคพืช (plant diseases) แตกต่างกันหลายความหมายด้วยกัน แต่ในปัจจุบันนี้นักโรคพืชต่าง ๆ ได้มีความคิดเห็นพ้องกันว่าโรคพืช หมายถึง การที่พืชมีความผิดปกติทางด้านสรีระจนทำให้พืชนั้นมีโครงสร้างทางสัณฐานเปลี่ยนแปลงไป (ประสาทร สติตะมาน, 2537) โดยพืชจะแสดงอาการ (symptom) ให้เห็นความผิดปกตินั้นทำให้เกิดความเสียหายแก่พืชทางด้านมูลค่าทางเศรษฐกิจโดยที่สาเหตุอาจจะเกิดจากสิ่งที่มีชีวิตหรือสิ่งไม่มีชีวิตก็ได้ ในการพิจารณาเพื่อตัดสินการเป็นโรคของพืชมักจะเน้นที่อาการที่เกิดขึ้นนั้นว่าทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชลดลงหรือไม่ถ้าอาการผิดปกตินั้นมีผลทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชผลนั้นลดลงก็ถือว่าเป็นโรคพืช ดังตัวอย่างเช่น ราดำที่เกาะอยู่ตามผิวใบพืชและผิวของผลไม้ เชื้อราชนิดนี้ไม่ได้เข้าไปในเนื้อเยื่อพืชและไม่ได้ดูดกินน้ำเลี้ยงของพืช แต่เชื้อราชนิดนี้มีผลทางอ้อมต่อพืชโดยไปบังแสงให้พืชได้รับแสงน้อยลง เป็นผลให้การสังเคราะห์แสงของพืชลดลง นอกจากนี้เชื้อราที่เกาะอยู่ตามผิวของผลไม้ ทำให้ผลไม้มีสีดำสกปรก ไม่น่ารับประทาน ผลผลิตนั้นย่อมจะขายได้ในราคาต่ำลง ดังนั้นย่อมถือว่าเป็นโรคพืชได้ ในทางตรงกันข้ามเชื้อแบคทีเรีย *Rhizobium spp.* ที่เข้าไปอาศัยในรากของพืชตระกูลถั่ว ทำให้รากถั่วมีอาการเป็นปม แต่แทนที่ต้นถั่วจะมีผลผลิตลดลงกลับมีผลผลิตเพิ่มสูงขึ้นอันเนื่องมาจากแบคทีเรียช่วยตรึงก๊าซไนโตรเจนจากอากาศให้กับรากถั่วจึงถือได้ว่าต้นถั่วไม่เป็นโรค

#### สาเหตุของโรคพืช

โรคพืชจะสามารถเกิดขึ้นได้ประกอบด้วยปัจจัย 4 ประการ คือ มีพืช มีเชื้อโรค ซึ่งได้แก่ เชื้อราแบคทีเรีย ไวรัส สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม คือ อุณหภูมิและความชื้นพอเหมาะและระยะเวลาที่

เหมาะสม ซึ่งเชื้อโรคในที่นี้หมายถึง เชื้อโรคที่ทำให้เกิดโรคกับพืชเท่านั้น ไม่รวมถึงเชื้อโรคที่ทำให้เกิดโรคจากแมลง สัตว์และมนุษย์ โดยสาเหตุของโรคพืชสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือ

1. โรคพืชที่ไม่มีการติดเชื้อ เกิดจากสิ่งที่ไม่มีชีวิต เช่น การขาดธาตุอาหาร สภาพดินที่กรดหรือด่างมากเกินไป สภาพอากาศที่เย็นหรือร้อนมากเกินไป ตลอดจนความชื้นและแสงมากหรือน้อยเกินไป เป็นต้น
2. โรคพืชที่มีการติดเชื้อ คือโรคพืชที่มีสาเหตุเกิดจากเชื้อรา เชื้อแบคทีเรีย เชื้อไวรัส หรือไวรัสมายโคพลาสมา เป็นต้น

สำหรับในงานวิจัยนี้ทำการพิจารณาโรคพืชที่มีการติดเชื้อที่มีสาเหตุเกิดจากเชื้อราเนื่องจากโรคพืชประมาณ 80% มีสาเหตุมาจากเชื้อรา

### โรคพืชที่เกิดจากเชื้อรา (Fungi)

เชื้อราเป็นพืชชั้นต่ำที่ไม่มีคลอโรฟิลล์ (ไพโรจน์ จิวพพานิช, 2525) ดำรงชีวิตอยู่ได้โดยการรับอาหารจากพืชหรือสัตว์อื่น มีลักษณะโดยทั่วไปเป็นเส้นใยที่แตกกิ่งก้านสาขาและไม่สามารถจำแนกออกได้ว่า ส่วนไหนเป็นลำต้น ราก หรือใบ เท่าที่พบมีมากกว่า 100,000 ชนิด ส่วนใหญ่จะเป็นพวก แซโพโรไฟต์ ที่อาศัยซากพืชซากสัตว์ แต่ก็มีหลายชนิดที่อาศัยอยู่บนพืชที่มีชีวิตซึ่งเป็นสาเหตุของโรคพืช โดยเชื้อราสามารถขยายพันธุ์ได้ทั้งแบบไม่ใช้เพศและแบบใช้เพศ การขยายพันธุ์แบบไม่ใช้เพศ มีวิธีการขยายพันธุ์หลายวิธี เช่น การหักของเส้นใย (fragmentation) การแบ่งแยกเซลล์ (fission) การแตกหน่อ (budding) และการสร้างสปอร์แบบไม่ใช้เพศ (asexual spore) การขยายพันธุ์แบบไม่ใช้เพศมักเกิดขึ้นภายใต้สภาพแวดล้อมที่เหมาะสมต่อการเจริญของเชื้อราและพืชเชื้อราจะสร้างหน่วยขยายพันธุ์ขึ้นเป็นจำนวนมาก 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 ซึ่งในปัจจุบันประเทศไทยสั่งซื้อสารกำจัดโรคพืชปีละพันล้านบาทจากต่างประเทศ
2. โรคพืชทำลายแหล่งเพาะปลูกพืช โรคพืชบางโรคเกิดการแพร่ระบาดมากจนทำให้เกษตรกรต้องเปลี่ยนสถานที่ปลูกพืชหรือปลูกพืชอื่นทดแทนซึ่งได้เคยปรากฏมาแล้วในอดีต
3. โรคพืชทำให้ผลผลิตลดลง โรคพืชบางโรคเมื่อเกิดการแพร่ระบาดแล้วทำให้ผลผลิตลดลงอย่างมากจนบางครั้งอาจทำให้ไม่ได้ผลผลิต
4. โรคพืชทำให้ผลผลิตด้อยคุณภาพและราคา โรคพืชบางชนิดอาจไม่กระทบกระเทือนต่อขนาดและน้ำหนักของผลผลิตมากนัก แต่ทำให้ผลผลิตนั้นไม่น่ารับประทาน จำหน่ายไม่ได้ราคา
5. โรคพืชอาจเป็นก่อให้เกิดอันตรายส่งผลกระทบต่อสุขภาพและชีวิตมนุษย์ สัตว์เลี้ยง เช่น เชื้อรา *Aspergillus flavus* ที่ขึ้นอยู่ตามเมล็ดธัญพืช ถั่วลิสง ราประเภทนี้สามารถผลิตสารพิษ แอลฟา-ทอกซิน (Aflatoxin) ถ้ามมนุษย์หรือสัตว์รับประทานอาหารที่มีราชนิดนี้ จะเป็นสาเหตุของโรคต่าง ๆ ได้

### 2.3 ความสำคัญขององุ่น

จากความเสียหายของผลผลิตทางการเกษตรอย่างมากมาอันเนื่องมาจากโรคของพืช ในงานวิจัยนี้จึงทำการศึกษาลักษณะการเกิดโรคพืชที่สำคัญต่อพืชเศรษฐกิจ ซึ่งในที่นี้คือ องุ่นเนื่องจากองุ่น (*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, Beuty Seedless, Early Muscat และ Carolina Blackrose และองุ่นทำไวน์ที่นิยมปลูกได้แก่ องุ่นพันธุ์ Chenin blanc และ Shiraz มีผลผลิตทั้งประเทศประมาณ 4,043 ตัน องุ่นนอกจากรับประทานผลสดและทำไวน์แล้วยังสามารถใช้ประโยชน์ได้ในหลายลักษณะ เช่น ทำน้ำผลไม้ แยม ลูกเกดและบรันดี เป็นต้น ดังนั้นการปลูกองุ่น จึงมีการขยายพื้นที่ปลูกออกไปอย่างกว้างขวาง ซึ่งเมื่อมีการขยายพื้นที่ปลูกมากขึ้นก็ย่อมมีปัญหาเกิดขึ้น ปัญหาที่สำคัญที่สุดของการผลิตองุ่นคือ การแพร่ระบาดของโรค องุ่นเป็นพืชชนิดหนึ่งที่มีโรคจำนวนมากเข้าทำลาย อาทิเช่น โรคราสนิม (rust) มีสาเหตุเกิดจากเชื้อ *Physopella ampelopsidis* และโรคสแคบ (scab) หรือ อีบุบ หรือแอนแทรกโนสที่มีสาเหตุเกิดจากเชื้อ *Sphaceloma ampelinum* (กรรณิการ์ เพ็ญพักตร์ และคณะ, 2533) เป็นต้น การ

แก้ไขปัญหานั้นองุ่นส่วนใหญ่มักกระทำหลังจากที่มีการระบาดของโรคอย่างรุนแรงแล้ว ซึ่งมักจะไม่ได้ผล เนื่องจากเป็นช่วงฤดูฝนทำให้ฉีดพ่นสารเคมีลำบากหรือเกิดการดื้อยาของเชื้อ

ดังนั้นเมื่อพิจารณาปริมาณและคุณภาพทางผลผลิตการค้นหาลักษณะอาการของโรคพืชในระยะเริ่มแรกจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งเพื่อความเตรียมพร้อมสำหรับระยะเวลาในการควบคุม ดูแลรักษา ความสำเร็จทางผลผลิตและเพิ่มรายได้ทางเกษตรกรรม

### 2.3.1 ลักษณะอาการของโรคใบองุ่น

ต้นองุ่นสามารถแสดงให้เห็นถึงลักษณะอาการผิดปกติต่าง ๆ ที่ส่งผลเสียต่อสุขภาพ ความแข็งแรงและปริมาณผลผลิตขององุ่นได้ สำหรับการจำแนกประเภทลักษณะอาการการเกิดโรคในบางกรณีมีกระบวนการทดสอบที่ต้องสูญเสียค่าใช้จ่ายสูงและอาจเป็นอันตรายได้

สำหรับงานวิจัยนี้จะทำการพิจารณาลักษณะอาการการเกิดโรคที่สำคัญขององุ่น (เดือนใจ กาหลง, 2545) ซึ่งจะทำการพิจารณาโรคของใบองุ่นที่เกิดจากเชื้อราเนื่องจากมีคุณลักษณะเฉพาะของโรคที่ชัดเจนและสามารถพิจารณาลักษณะอาการของโรคได้จากภาพถ่ายดิจิทัล เพื่อทำการควบคุม ดูแลรักษา อาการของโรคตั้งแต่ระยะเริ่มแรก

#### 1. โรคสแคป (Scab)

สาเหตุของโรค เกิดจากเชื้อรา : *Elsinoe ampelina* หรือ *Sphaceloma ampelinum*

การแพร่ระบาด โดยลมและฝนช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่งและเถา เข้าสู่ช่อองุ่น และทำลายได้ง่ายเมื่อผลองุ่นเป็นผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่ง เชื้อบนเศษซากพืชภายในสวนหรือบริเวณข้างเคียงทำให้ยอดเน่าดำเป็นโรครุนแรง

สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคจะเกิดอาการรุนแรงในสภาพอากาศร้อนชื้นและมีฝนตกชุก

ลักษณะอาการ มีลักษณะเป็นจุดสีน้ำตาลดำขอบแผลสีเข้ม เกิดกระจัดกระจาย ทำให้ใบอ่อนหงิกงอเนื่องจากเนื้อเยื่อตาย การเจริญของผิวใบไม่สม่ำเสมอ ใบที่แก่มักแตกกลางจุด ทำให้เนื้อเยื่อที่แห้งจึดยุ่ยทำให้บริเวณกลางจุดเป็นรู ซึ่งจุดดำอาจเชื่อมกันทำให้ลักษณะใบไหม้แห้งตายและจะแพร่ระบาดได้ดีทางลมและฝนซึ่งจะช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่งและเถา เข้าสู่ช่อองุ่น และทำลายได้ง่ายเมื่อผลองุ่นเป็นผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่ง เชื้อบนเศษซากพืชภายในสวนหรือบริเวณข้างเคียงทำให้ยอดเน่าดำเป็นโรครุนแรง



รูปที่ 2.1 ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น

## 2. โรคราสนิม (Rust)

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

การแพร่ระบาด สปอร์ของเชื้อแพร่ระบาดทางลมและฝน

สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคเกิดได้ดีในเขตอากาศอบอุ่นที่มีความชื้นสูงและอุณหภูมิไม่ร้อนมากนัก การใช้สารเคมีป้องกันกำจัดโรคราสนิมด้วยเมตาแลกซิล (Metalaxy) เพียงอย่างเดียวเป็นระยะเวลานานจะทำให้โรคราสนิมระบาดได้มากขึ้น

ลักษณะอาการ ใบองุ่นเป็นจุดสีเหลืองเล็ก ๆ ด้านบนใบ จุดเกิดเป็นกลุ่ม ๆ หรือกระจายกระจายทั่วไป ด้านใต้ใบจะมีกลุ่มเชื้อราสีเหลืองส้ม เมื่อแตะจะติดมือได้ง่าย โรคราสนิมระบาดได้รวดเร็ว ทำให้ใบแห้งและร่วงหล่น ระยะแรก ๆ จะพบกับใบแก่และต่อมาจะเข้าทำลายระยะใบอ่อน โรคชนิดนี้พบกับต้นองุ่นที่ห่างจากการฉีดพ่นสารป้องกันกำจัดเชื้อรา ยอดองุ่นที่เป็นคอกป่า บริเวณโคนต้นที่ไม่ได้รับสารเคมีมักพบโรคราสนิมมาก

การป้องกันกำจัด ควบคุมตัดแต่งให้กิ่งองุ่นโปร่ง เพื่อให้ฉีดพ่นสารเคมีป้องกันกำจัดเชื้อราได้ทั่วถึง ทำลายยอดองุ่นป่าจากต้นตอใต้พุ่มต้นซึ่งเป็นแหล่งแพร่ระบาดของโรค หลีกเลี่ยงการใช้สารเมตาแลกซิลจำนวนมากซึ่งจะทำให้โรคราสนิมระบาดได้มากขึ้นและทำให้ควบคุมโรคนี้ได้ยาก



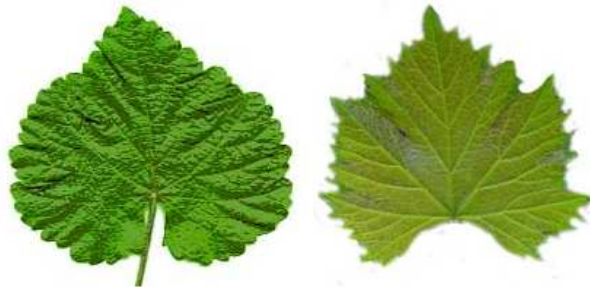
รูปที่ 2.2 ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น



รูปที่ 2.3 ลักษณะปกติของใบองุ่น

### 2.3.2 รูปลักษณะของใบองุ่น

ใบ (Leaf) เป็นส่วนที่ติดกับยอดอ่อน โดยมีก้านใบ (petiole) อยู่ระหว่างกลาง ลักษณะแบน คล้ายฝ่ามือ มีเส้นใบ 5 เส้น ออกมาจากก้านใบ ขอบใบมีลักษณะเป็นหยักคล้ายฟันเลื่อย (serration) มีส่วนเว้าที่โคนใบเรียกว่า ไชนัส (sinus) หรือจมูกใบ มีรูปร่างลักษณะต่าง ๆ กันขึ้นกับพันธุ์ขององุ่น ผิวของใบองุ่นมีลักษณะต่าง ๆ คือ เรียบ (smooth) ขรุขระ (rugose) ลักษณะเว้า (pinched closed concave) ลักษณะโค้งนูน (rolled over or convex) เนื่องจากพันธุ์องุ่นที่ทำการเพาะปลูกภายในฟาร์มมหาวิทยาลัยมีจำนวนพันธุ์ที่หลากหลาย แต่ลักษณะรูปร่างใบองุ่นจะมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันเพียง 3 ลักษณะ ได้แก่ ใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ ใบรูปร่างสามแฉก ใบรูปร่างห้าแฉก ดังแสดงในรูปที่ 2.4



(ก) ลักษณะใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ



(ข) ลักษณะใบรูปร่างสามแฉก



(ค) ลักษณะใบรูปร่างห้าแฉก

รูปที่ 2.4 ลักษณะรูปร่างใบองุ่น

## 2.4 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การนำเสนอปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน ได้มีงานวิจัยต่าง ๆ จำนวนมากนำเสนอกระบวนการประมวลผลภาพ กระบวนการรู้จำรูปแบบและโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับประยุกต์ใช้กับระบบทางการเกษตร อาทิเช่น กระบวนการความคล้ายของรูปร่างวัตถุ (object shape matching methods) กระบวนการจำแนกประเภทบนพื้นฐานของสี (color-based classifiers) และกระบวนการจำแนกประเภทบนพื้นฐานของเนื้อองค์ประกอบ (texture-based classifiers) เป็นต้น ซึ่งสามารถสรุปโดยย่อ เป็นตารางได้ดังตารางที่ 2.1 โดยจัดลำดับการเรียบเรียงจากงานที่มีผู้ได้ดำเนินการก่อนไปสู่งานที่ใหม่กว่า ได้ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ค.ศ.	คณะผู้ทำวิจัย	การดำเนินงานวิจัย
1997	Tian L., Slaughter D.C. and Norris R.F.	เสนอเครื่องจักรกลวิทัศน์สำหรับจำแนกต้นกล้ามะเขือเทศเพื่อควบคุมวัชพืชแบบอัตโนมัติด้วยอัลกอริทึมการคัดแยกสถานะแวดล้อมแบบตัดแปรในการคัดแยกพืชและวัชพืชออกจากภาพพื้นหลังและใช้ watershed ในการแยกส่วนใบที่ซ้อนทับเพียงเล็กน้อย จากนั้นจึงวิเคราะห์ลักษณะรูปร่าง ในการจำแนกใบเลี้ยงมะเขือเทศออกจากใบวัชพืชและใช้อัลกอริทึมโครงสร้างทำนายตำแหน่งลำต้นพืช
1998	Lei F. Tian and David C. Slaughter	เสนอการรู้จำและตรวจจับพืชด้วยอัลกอริทึมการคัดแยกสถานะแวดล้อมแบบตัดแปรซึ่งเรียกว่า Environmentally Adaptive Segmentation Algorithm หรือ EASA ร่วมกับการวิเคราะห์ทางลักษณะโครงสร้าง
1999	Steward B.L. and Tian L.F.	เสนอระบบการประมาณความหนาแน่นของวัชพืชที่ปรากฏระหว่างแถวแปลงต้นถั่วเหลืองสองแปลงด้วยอัลกอริทึมการคัดแยกสถานะแวดล้อมแบบตัดแปรร่วมกับข้อมูลสีในการคัดแยกต้นพืชออกจากภาพพื้นหลังและใช้อัลกอริทึมกวาดตรวจแบบตัดแปร (Adaptive Scanning Algorithm หรือ ASA) ในการตรวจจับต้นพืชภายในแถวของแปลงผักและพิจารณาใช้อัลกอริทึมการประมวลผลภาพแบบไม่ต่อเนื่อง (Tranditional Discrete Step Image Processing หรือ TDSIP) สำหรับการนับจำนวนของวัชพืช
2000	Perez A.J., et al.	เสนอการตรวจจับวัชพืชภายในแถวแปลงผักด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลทางสีและลักษณะโครงสร้าง
2000	Garcia L.-Perez and Garcia M.C.-Alegra	เสนอระบบการตัดสินใจแบบพืชซึ่งสำหรับเลือกค่าขีดเริ่มเปลี่ยนในการแบ่งกลุ่มภาพขาวดำของต้นกะหล่ำดอกพร้อมกับหลักการพื้นที่และตำแหน่งของกลุ่มพืช สำหรับพิจารณาหาตำแหน่งต้นกะหล่ำดอก
2000	Tunde Vizhanyo and Jozsef Felfoldi	เสนอการปรับปรุงความแตกต่างของสีโรคที่เกิดจากภาพด้วยข้อมูลสีร่วมกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน สำหรับแยกส่วนที่เป็นโรคและส่วนที่ไม่เป็นโรค



ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้ทำวิจัย	การดำเนินงานวิจัย
2000	กมลวิจิตร โป ปริพัตร และคณะ	เสนอการวัดจำนวนประชากรเพลี้ยแป้งขาวบนใบพืชแบบ อัตโนมัติด้วยกระบวนการประมวลผลภาพ ซึ่งทำการตรวจจับและ นับจำนวนแมลงประกอบด้วย 2 วิธี คือ วิธีการวัดพื้นที่ร่วมกับการ นับข้อมูลจุดภาพและวิธีการตรวจจับขอบภาพแบบ sobel ร่วมกับ การหารัศมีของแมลง
2001	Dimitrios Moshou , Els Vrindts ,et al.	เสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการ ตัวเองสำหรับจำแนกพืช
2001	มิตี รุจานุรักษ์ และคณะ	เสนอการวัดจำนวนประชากรเพลี้ยแป้งขาวและเพลี้ยแป้งน้ำตาล บนใบพืชแบบอัตโนมัติด้วยวิธีการแปลง (mapping) ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ
2002	Hemming J. and Rath T.	เสนอการ ค้นหาต้นพืชด้วยวิธีการแปลงแบบเฮาซ์ (hough transform) สำหรับการค้นหาตำแหน่งแถวแปลงพืชและการ แบ่งกลุ่มในการค้นหาตำแหน่งพืช
2002	Isabelle Philipp and Thomas Rath	เสนอการแบ่งแยกพืชและภาพพื้นหลังด้วยความแตกต่างของการ แปลงปริภูมิสี
2003	Christine M. Onyango and Marchant J.A.	เสนอการคัดแยกแถวแปลงต้นพืชออกจากวัชพืชด้วยข้อมูลสี ร่วมกับการตีตารางภาพย่อยตัวกรองโครงร่าง (morphological filtering) และเชิงเส้นเหมาะสม (line fitting) ในการพิจารณาหาจุด ศูนย์กลางตารางภาพย่อยสำหรับพิจารณาข้อมูลจุดภาพต้นพืช และ พิจารณาใช้ความน่าจะเป็นของการกระจายข้อมูลจุดภาพต้นพืชใน การ ส ร ู ำ ง แ บ บ จ ำ ล อ ง ก ะ ส ี เช ี ย น (bivariate Gaussian distribution) สำหรับจำแนกพืชและวัชพืช
2003	Mohammed El-Helly , Honda Onsi , Ahmed A.Rafea, and Salwa El- Gammal	เสนอการคัดแยกโรคใบจุดของใบแดงกวาดด้วยอัลกอริทึมการ แบ่งกลุ่มแบบฟัซซี่ โดยพิจารณาการคัดแยกด้วยการตีตารางภาพ ย่อยเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดแยกโรคใบจุดที่มีขนาดเล็ก
2003	Mohammed El-Helly , Ahmed A.Rafea and Salwa El-Gammal	เสนอการวินิจฉัยโรคใบแดงกวาดด้วยการแบ่งกลุ่มแบบฟัซซี่ร่วมกับ การดึงคุณลักษณะโรคด้วยลักษณะรูปร่าง ขนาด สี โรค และ BPNN จำแนกประเภทของโรค

## ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้ทำวิจัย	การดำเนินงานวิจัย
2003	Aitkenhead M.J., Dalgetty I.A., et al.	เสนอการจำแนกต้นกล้าแคโรท ต้นกล้า Fat Hen และวัชพืชด้วยลักษณะ โครงร่าง สำหรับแยกความแตกต่างระหว่างพืชและวัชพืช จากนั้นจึงใช้ SOFM จำแนกประเภทของพืช
2003	Tang L., Tian L. and Steward B.L.	เสนอการจำแนกใบยาสูบและวัชพืชด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลท สำหรับดึงคุณลักษณะเด่นของใบยาสูบและวัชพืช จากนั้นใช้ BPNN รู้จำลักษณะใบยาสูบและวัชพืช
2004	พิรพงษ์ ไพสิฐกุล วิวัฒน์ และคณะ	เสนอการคัดแยกคุณภาพของมะม่วงน้ำดอกไม้ ด้วยการ ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้า สำหรับคัดแยกคุณภาพทางด้านรูปร่างของมะม่วง โดยอาศัยอัตราส่วนความกว้างต่อความยาว
2006	Pydipati R., Burks T.F. and Lee W.S.	เสนอการจำแนกประเภทของโรคพืชตระกูลส้มด้วยโคอเคอเรนซ์ เมทริกซ์ (co-occurrence matrix) สำหรับดึงคุณลักษณะเบื้องต้นประกอบโรคในปริภูมิสี HS และ I ร่วมกับอัลกอริทึมทางสถิติ สำหรับจำแนกประเภทของโรคและใบปกติ
2007	Kuo-Yi Huang	เสนอการตรวจจับและจำแนกประเภทของโรคกล้วยไม้ด้วยการแปลงเอ็ชโพเนนเชียลของปริภูมิสี RGB สำหรับการคัดแยกโรค ร่วมกับข้อมูลระดับเทาโคอเคอเรนซ์เมทริกซ์ (gray level co-occurrence matrix) สำหรับการดึงคุณลักษณะเด่นของโรค จากนั้นจึงใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการจำแนกประเภทของโรค
2007	Liu Yajing , Yang Fan, Yang Ruixia , et al.	เสนอการคัดแยกวัชพืชด้วยข้อมูลสีร่วมกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน สำหรับแบ่งแยกส่วนของวัชพืชออกจากภาพพื้นหลัง

จากแนวคิดทางด้านการวิเคราะห์ข้อมูลภาพด้วยการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์ สำหรับระบบทางการเกษตรดังที่ได้กล่าวไว้ในตารางข้างต้น เป็นผลให้ทราบแนวทางสำหรับการวิเคราะห์โรคพืชจากภาพสีด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์

## 2.5 สรุป

บทที่ 2 นี้ ได้นำเสนอรายงานผลการสืบค้นวรรณกรรมวิจัยย้อนหลังที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยที่จะดำเนินการ จากฐานข้อมูล IEEE IEE ScienceDirect และอื่น ๆ ซึ่งทำให้ทราบถึงแนวทางการวิจัยที่เกี่ยวข้อง ระเบียบวิธีที่ผู้วิจัยอื่น ๆ ได้นำมาใช้ ผลการดำเนินงาน ข้อเสนอแนะต่าง ๆ จากคณະนักวิจัยตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน จากการสืบค้นปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่าการวินิจฉัยโรคจากภาพใบพืชส่วนใหญ่เป็นการวินิจฉัยโรคด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์จากข้อมูลของภาพภายในห้องปฏิบัติการทดลองที่ทำการควบคุมปัจจัยต่าง ๆ ได้แก่ แสงสว่างความชื้นชื้นของภาพพื้นหลัง ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลและการซ้อนทับของใบองุ่นเป็นต้น จากแนวคิดดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงได้ทำการพัฒนาการวินิจฉัยโรคจากภาพใบองุ่นด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์จากข้อมูลภาพภายในสถานที่จริงของไร่องุ่น เพื่อเป็นระบบต้นแบบในการประยุกต์ใช้เป็นระบบกลไกกรรมแบบชาญฉลาดที่สามารถทำงานภายในสถานที่จริงได้



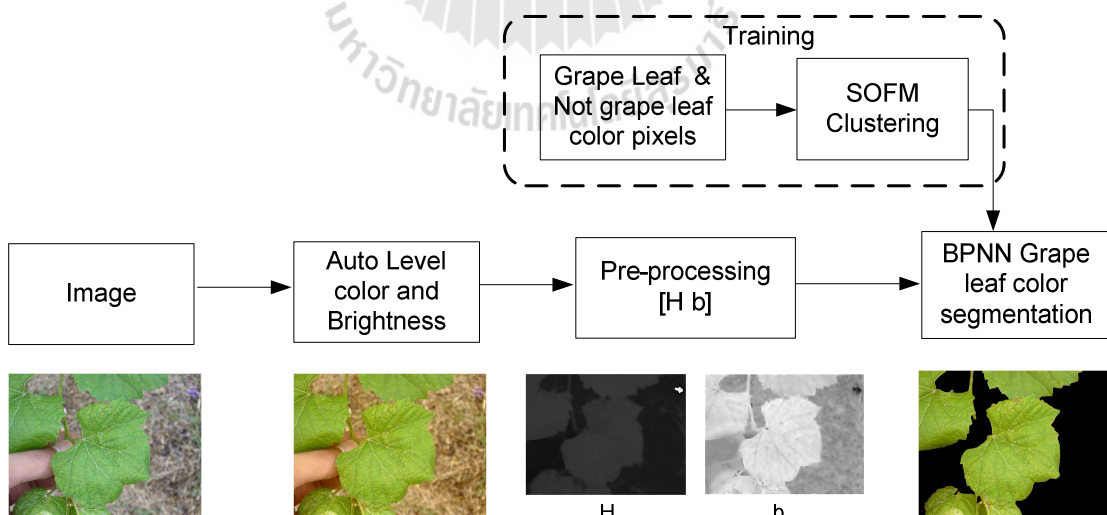
## บทที่ 3

### การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

#### 3.1 กล่าวนำ

สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง โดยทำการนำเสนอการคัดแยกสีใบองุ่นจากภาพสีที่สามารถลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพ ความแตกต่างของช่วงเวลาที่ทำให้การบันทึกข้อมูลภาพ เช่น ช่วงเช้า ช่วงกลางวัน ช่วงมีดครีမ် เป็นต้น ข้อมูลภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลในรุ่นที่แตกต่างกัน ความซับซ้อนของภาพพื้นหลัง ลักษณะการวางตัวของใบองุ่นที่แตกต่างกัน ขนาดที่แตกต่างกันและจำนวนของข้อมูลใบองุ่นในภาพเท่ากับหรือมากกว่าหนึ่งใบได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งทำการวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพภายในสถานที่จริงของไร่องุ่น โดยการทำงานหลักของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map หรือ SOFM) และการคัดแยกส่วนของสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network หรือ BPNN) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 3.2 โครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง



รูปที่ 3.1 โครงสร้างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

การทำงานหลักของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง โดยการกำหนดค่าเริ่มต้นเป็นจำนวนกลุ่มสีซึ่งก็คือจำนวนค่าน้ำหนักประสาทที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มสีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองเป็นการจัดกลุ่มสีลักษณะที่คล้ายกันให้รวมเป็นกลุ่มเดียวกันเพื่อใช้ในการแบ่งแยกสีที่เป็นสีใบองุ่นและสีที่ไม่เป็นใบองุ่นได้ง่ายขึ้นและการคัดแยกส่วนของสีใบองุ่นออกจากภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นสีใบองุ่นและกลุ่มที่ไม่เป็นสีใบองุ่นซึ่งผ่านการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 3.1

### 3.3 การปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ

การปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพถือได้ว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญสำหรับการคัดแยก โดยปกติแล้วการถ่ายภาพดิจิทัลจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในสภาวะแวดล้อมกลางแจ้งที่ซับซ้อน เช่น พื้นดิน วัชพืช กลุ่มใบไม้ ท้องฟ้า พางข้าว เสาก้อนหิน เป็นต้น ซึ่งสภาวะดังกล่าวจัดเป็นสภาวะแวดล้อมที่ไม่สามารถควบคุมได้ เป็นผลให้ข้อมูลของสีและแสงของวัตถุภายในภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทมีความแตกต่างกันตามประเภทของกล้องที่ใช้งาน นอกจากนี้ระดับความสว่างภายในภาพจากการบันทึกภาพในช่วงแสงแดดจ้า มีเมฆบางส่วน มีครีเม่ เป็นผลให้ลักษณะของแสงภายในภาพที่สะท้อนจากวัตถุแตกต่างกัน ซึ่งเมื่อต้องการคัดแยกข้อมูลที่ต้องการภายในภาพสีจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทก่อให้เกิดปัญหาของระดับสีและความสว่างของวัตถุที่แตกต่างกันในสภาวะแวดล้อมที่เหมือนกันทำให้การคัดแยกข้อมูลภายในภาพสีได้ผลไม่ดีนักเมื่อทำการเก็บข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาและเก็บข้อมูลภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภท ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทและในแต่ละช่วงเวลาแบบอัตโนมัติ โดยนำภาพต้นแบบมาทำการการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ แล้วจะสามารถหาความสัมพันธ์ในการปรับระดับสีและความสว่างดังสมการที่ 3.1-3.3 เมื่อทำการการปรับระดับสีและความสว่างแล้วนั้นจึงแปลงปริภูมิสีกลับจาก YIQ เป็น RGB

$$\mu_{im} = \frac{1}{m \times n} \sum_{n=1}^{m \times n} I(n) \quad (0.1)$$

$$\mu_{new} = \mu_{tar} - \mu_{im} \quad (0.2)$$

$$I_{new} = I(n) + \mu_{new} \quad (0.3)$$

โดยที่  $I(n)$  คือ ข้อมูลภาพระดับเทาของแต่ละระนาบปริภูมิสี YIQ

$\mu_{im}$  คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่ต้องการปรับระดับสีและความสว่าง

$\mu_{iar}$  คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพอ้างอิงและภาพระดับเทาที่มีเมทริกซ์ขนาด  $m \times n$



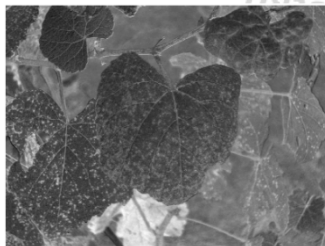
(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ



(ค) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5647

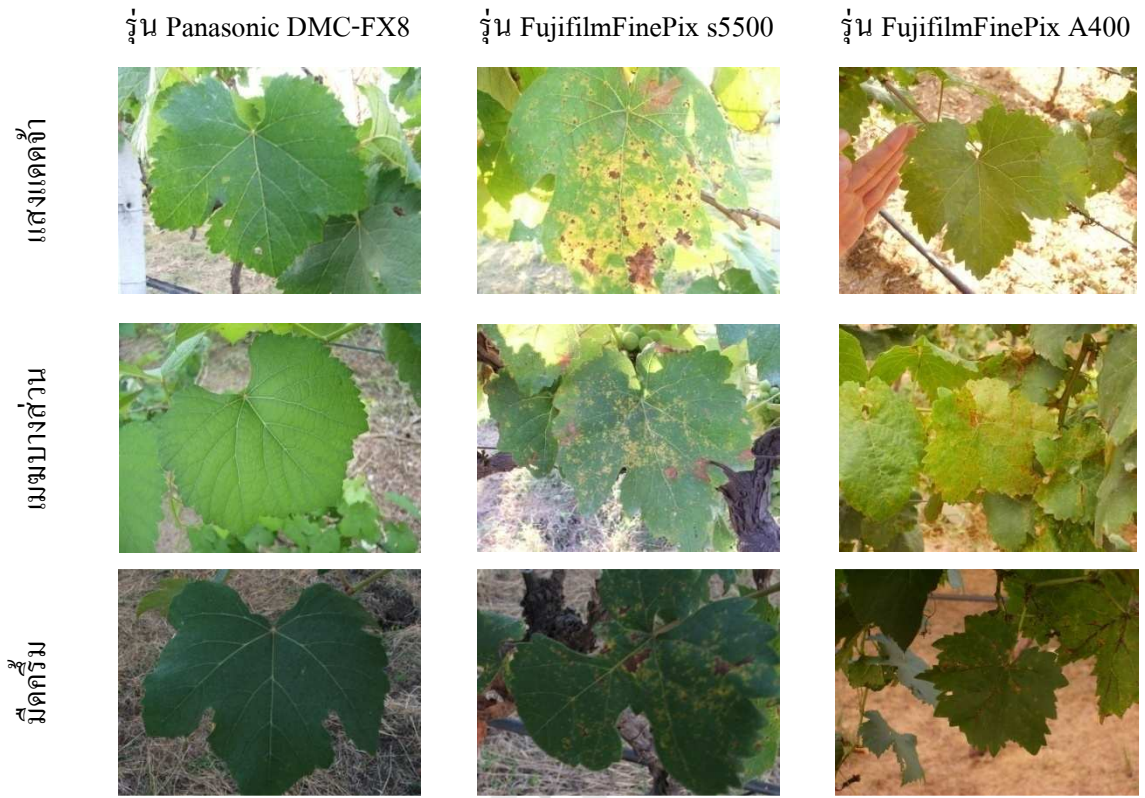


(ง) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.1212

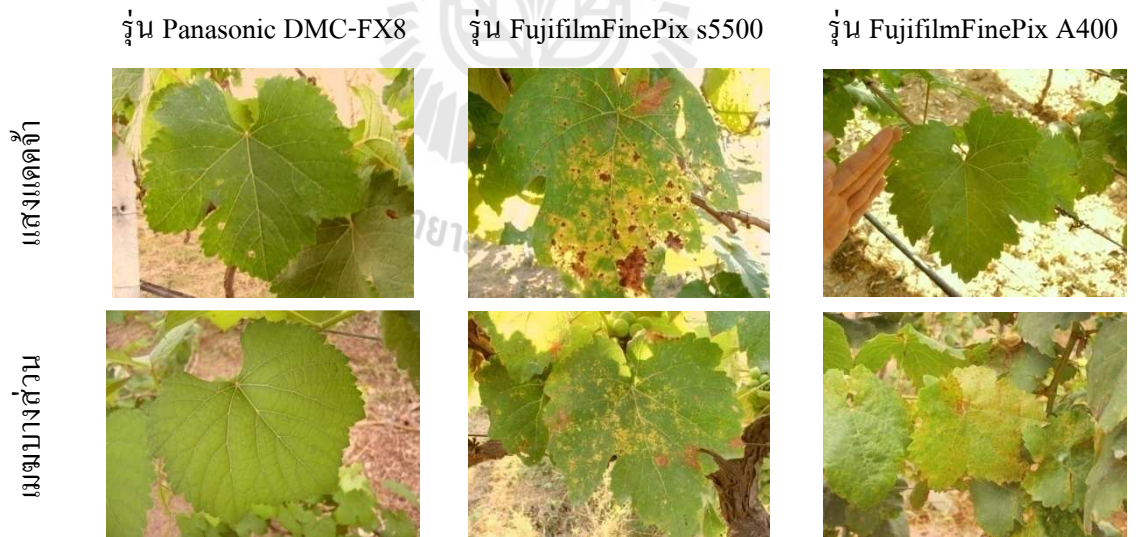


(จ) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ -0.1069

**รูปที่ 3.2** ตัวอย่างข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับระดับสีและแสง



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างภาพต้นแบบจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา

มีดกรัม

รู้น Panasonic DMC-FX8



รู้น FujifilmFinePix s5500



รู้น FujifilmFinePix A400



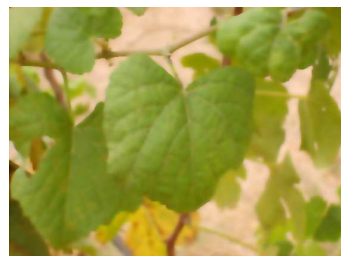
รูปที่ 3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้อง  
ดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา (ต่อ)

### 3.4 กระบวนการประมวลผลก่อน

กระบวนการนี้จะทำการลดขนาดภาพเพื่อลดเวลาในการประมวลผล โดยปรับขนาดภาพให้มีขนาด 426 x 568 จุดภาพ ซึ่งเป็นขนาดสามารถเห็นจุดโรคได้เพียงพอ จากนั้นทำการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก ซึ่งการทำให้ภาพเบลอโดยที่ขอบของใบองุ่นมีความชัดเพี้ยนน้อยและข้อมูลของจุดโรคจะถูกเคลื่อนด้วยสีของใบองุ่นเพื่อรักษาข้อมูลของจุดโรคก่อนที่จะทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังดังแสดงในรูปที่ 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 กระบวนการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก

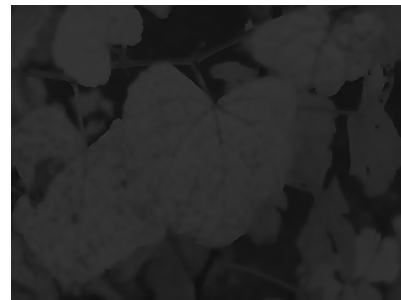




(ก) ภาพต้นแบบ



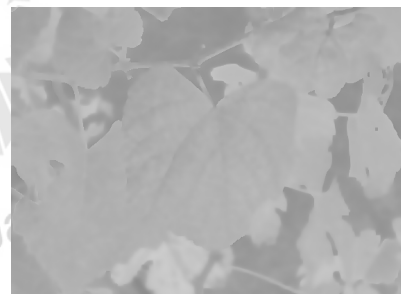
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น HSV



(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 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

กระบวนการแบ่งกลุ่มสีสำหรับงานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map หรือ SOFM) ในการแบ่งกลุ่มสีภายในภาพ ซึ่ง SOFM ต้องมีการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักระสาทเริ่มต้น  $M$  ค่า เพื่อใช้แทนจำนวนกลุ่มสี  $M$  กลุ่มสีที่ต้องการแยกส่วนจากภาพ โดยค่าเริ่มต้นของเวกเตอร์น้ำหนักระสาทแต่ละค่าได้มาจากการสุ่มค่า  $H$  และค่า  $b^*$  ในภาพ ดังนั้นค่าเวกเตอร์น้ำหนักระสาทตัวที่  $j$  เขียนได้ดังสมการที่ 3.4

$$\mathbf{w}_j = \begin{bmatrix} H_j \\ b_j^* \end{bmatrix} \quad (0.4)$$

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

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} H_i \\ b_i^* \end{bmatrix} \quad (0.5)$$

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

เมื่อได้ระยะทางยูคลิดเดียนระหว่างอินพุต  $i$  กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททุกค่าแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียมตัวที่  $j$  ดังสมการที่ 3.7

$$d_j = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j\| \quad (0.6)$$

$$\Delta \mathbf{w}_j = \begin{cases} \eta(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j) & \text{ถ้า } d_j \text{ น้อยที่สุด} \\ -\alpha(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j) & \text{ถ้า } d_j \text{ มากที่สุด} \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (0.7)$$

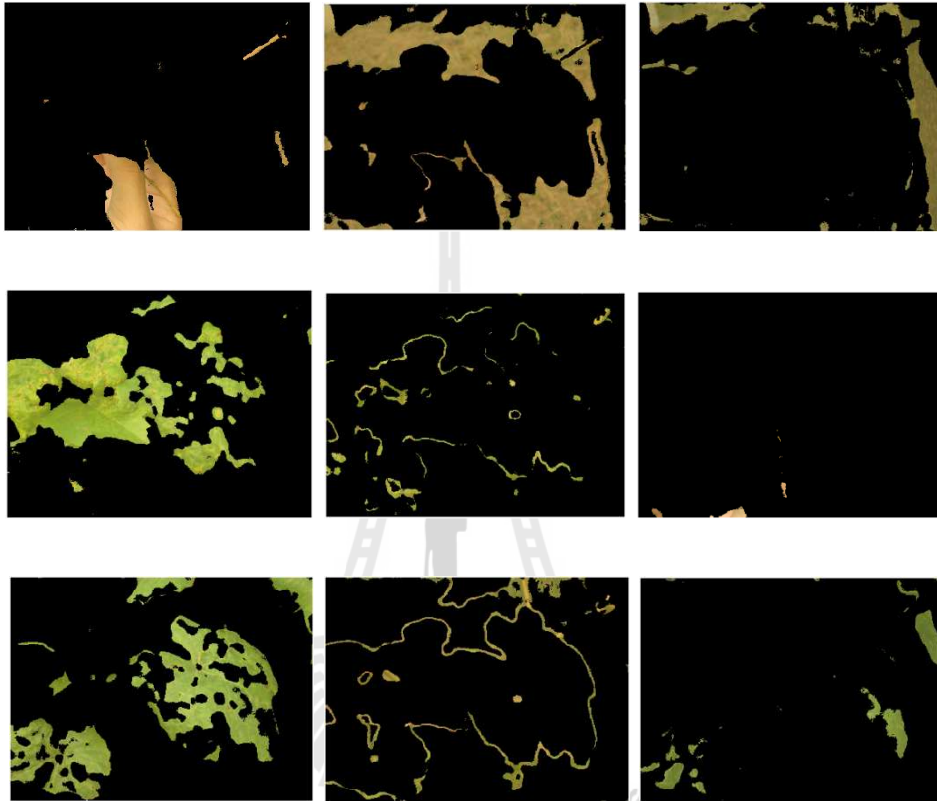
โดยที่  $\eta$  และ  $\alpha$  คือค่าคงที่การเรียนรู้ จะได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่  $j$  ใหม่ดังสมการที่ 3.8

$$\mathbf{w}_j^{new} = \mathbf{w}_j^{old} + \Delta \mathbf{w}_j \quad (0.8)$$

เมื่อระบบได้จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ใช้แทนจำนวนกลุ่มสีแล้ว ภาพอินพุตจะถูกแยกส่วนภาพตามจำนวนกลุ่มสี ดังรูปที่ 3.7 ขั้นตอนต่อไปคือต้องทำการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีใบบองุ่น



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 3.7 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท

### 3.6 กระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

กระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นสำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีใบองุ่น ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและมีหลักการทำงานคือ มีการนำเสนอกลุ่มตัวอย่างให้กับโครงข่ายในรูปของคู่อินพุตและเป้าหมาย (target) ที่ต้องการให้โครงข่ายตอบสนอง เมื่ออินพุตถูกป้อนให้กับระบบเอาต์พุตของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมายของอินพุตแล้วโครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสตามกฎการเรียนรู้ เพื่อให้เอาต์พุตของโครงข่ายเข้าสู่เป้าหมายที่ต้องการซึ่งระบบการคัดแยกสีใบองุ่นมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

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

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{\text{Grapeleaf}} = \begin{bmatrix} H_{\text{Grapeleaf}} \\ b_{\text{Grapeleaf}}^* \end{bmatrix}, \quad t_{\text{Grapeleaf}} = 1 \\ P_{\text{NotGrapeleaf}} = \begin{bmatrix} H_{\text{NotGrapeleaf}} \\ b_{\text{NotGrapeleaf}}^* \end{bmatrix}, \quad t_{\text{NotGrapeleaf}} = 0 \end{array} \right\} \quad (0.9)$$

ซึ่งจำนวนตัวอย่างสีใบองุ่นที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพและตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีใบองุ่นจำนวน 210 ตัวอย่าง ตัวอย่างสีใบองุ่นที่นำมาใช้ฝึกสอนระบบแสดงดังรูปที่ 3.8 และค่า  $H$ - $b^*$  ของสีใบองุ่นดังแสดงในรูปที่ 3.9

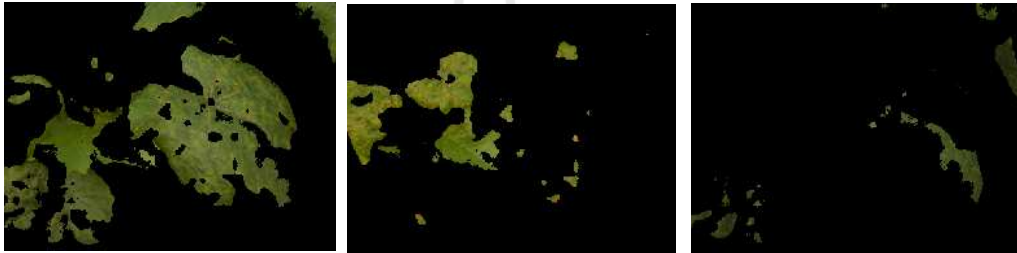
ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดตัวชี้ประสิทธิภาพ (performance index) เมื่อระบบมีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ ทำการป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย เพื่อให้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตและเป้าหมายนี้เองเป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ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

ขั้นตอนที่ 3 ออกแบบพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่ายโอน เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากที่สุดจำเป็นต้องมีการออกแบบเลือกจำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสม ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับโดยให้มี 2 อินพุต 1 เอาต์พุตและมีชั้นซ่อนเร้นและฟังก์ชันถ่ายโอนดังแสดงในตารางที่ 3.1 และใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยเป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ จากผลการทดสอบโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ โครงข่าย 2-5-10-1 (ชั้นอินพุตมีเซลล์ประสาทเทียม 2 เซลล์ มีชั้นซ่อนเร้น 2 ชั้นมีเซลล์ประสาทเทียม 50 เซลล์และชั้นเอาต์พุตมีเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์) ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน

แบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์ ทั้งสามชั้น ได้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย 0.0288479 และโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยรองลงมาคือ โครงข่าย 2-5-10-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์ แบบลอการิทึมซิกมอยด์และแบบลอการิทึมซิกมอยด์ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่าย 2-5-10-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์แทนเจนต์ซิกมอยด์ทั้งสามชั้น เนื่องจากให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีใบองุ่นแสดงดังรูปที่ 3.9

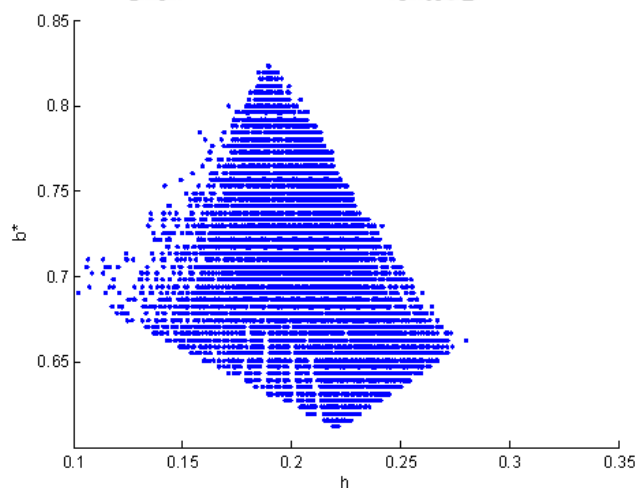


(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพกลุ่มสีใบองุ่น

รูปที่ 3.8 ตัวอย่างกลุ่มสีใบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ

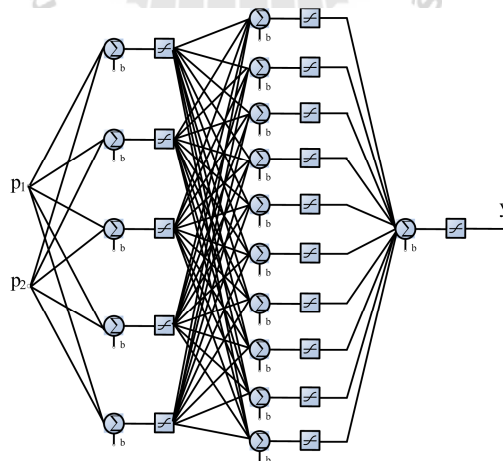


รูปที่ 3.9 ค่า  $H-b^*$  ของสีใบองุ่นจากตัวอย่างภาพสีใบองุ่น 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ

ขั้นตอนที่ 4 ทำการฝึกสอนโครงข่ายที่ออกแบบไว้ รูปที่ 3.10 แสดงค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีใบองุ่น

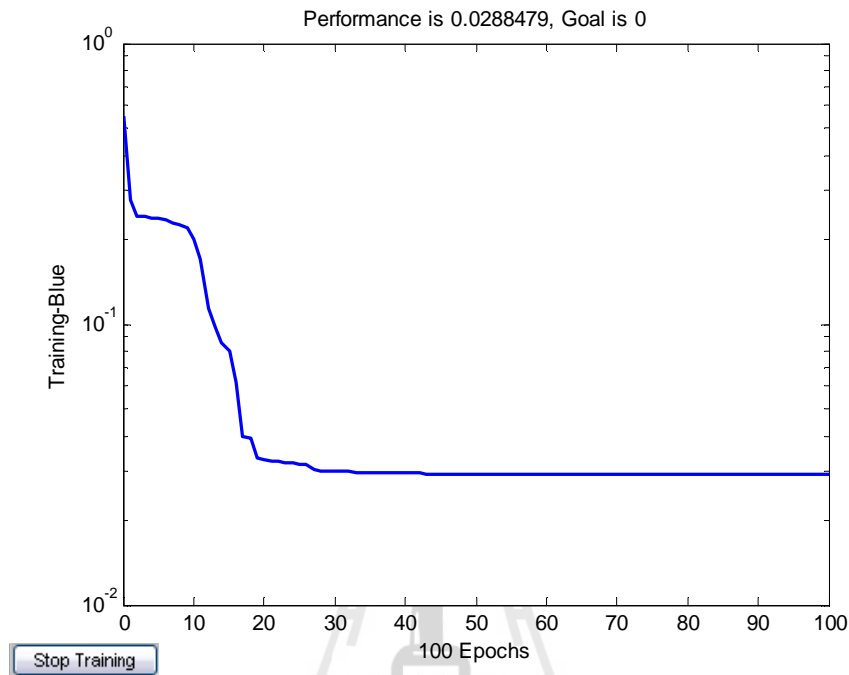
ตารางที่ 3.1 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ

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 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีใบองุ่น

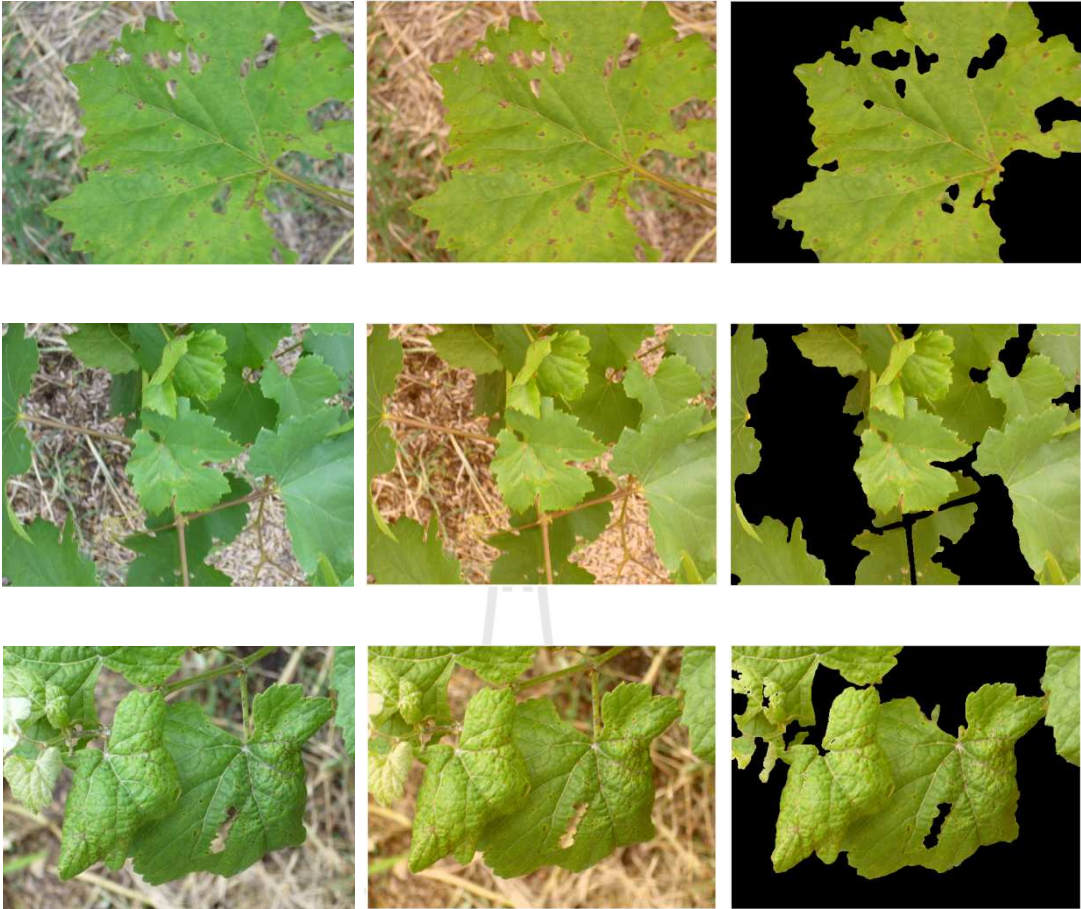
ขั้นตอนที่ 5 นำค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ได้จากระบบการแยกกลุ่มสีจากภาพ มาทำการจำลอง (simulation) กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีใดเป็นกลุ่มสีใบบงุ่นโครงข่ายก็จะให้เอาต์พุตเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใดไม่ใช่กลุ่มสีใบบงุ่นโครงข่ายก็จะให้เอาต์พุตเป็น 0



รูปที่ 3.11 ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอน

### 3.7 ผลการทดสอบการคัดแยกสีใบบงุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

ด้วยการทดสอบภาพใบบงุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพการคัดแยกสีใบบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM โดยการกำหนดจำนวนกลุ่มสีในแต่ละภาพและใช้ BPNN ในการระบุกลุ่มที่เป็นสีใบบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังซึ่งทำการทดสอบภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนจำนวน 1,088 ภาพ โดยพิจารณาแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ คือ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม รวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบบงุ่น เพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีใบบงุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้

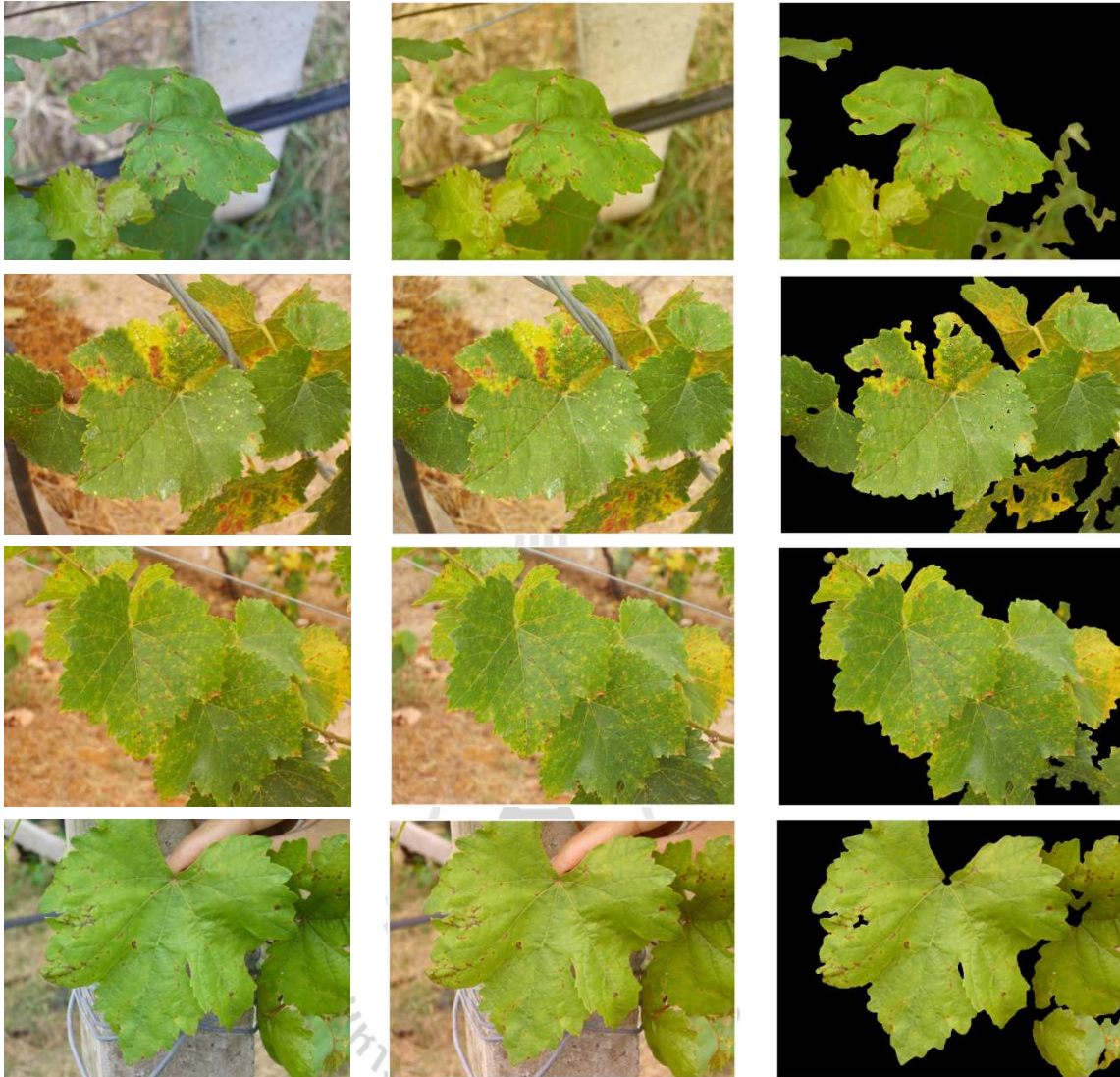


(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง  
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น  
ออกจากพื้นหลัง

รูปที่ 3.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย

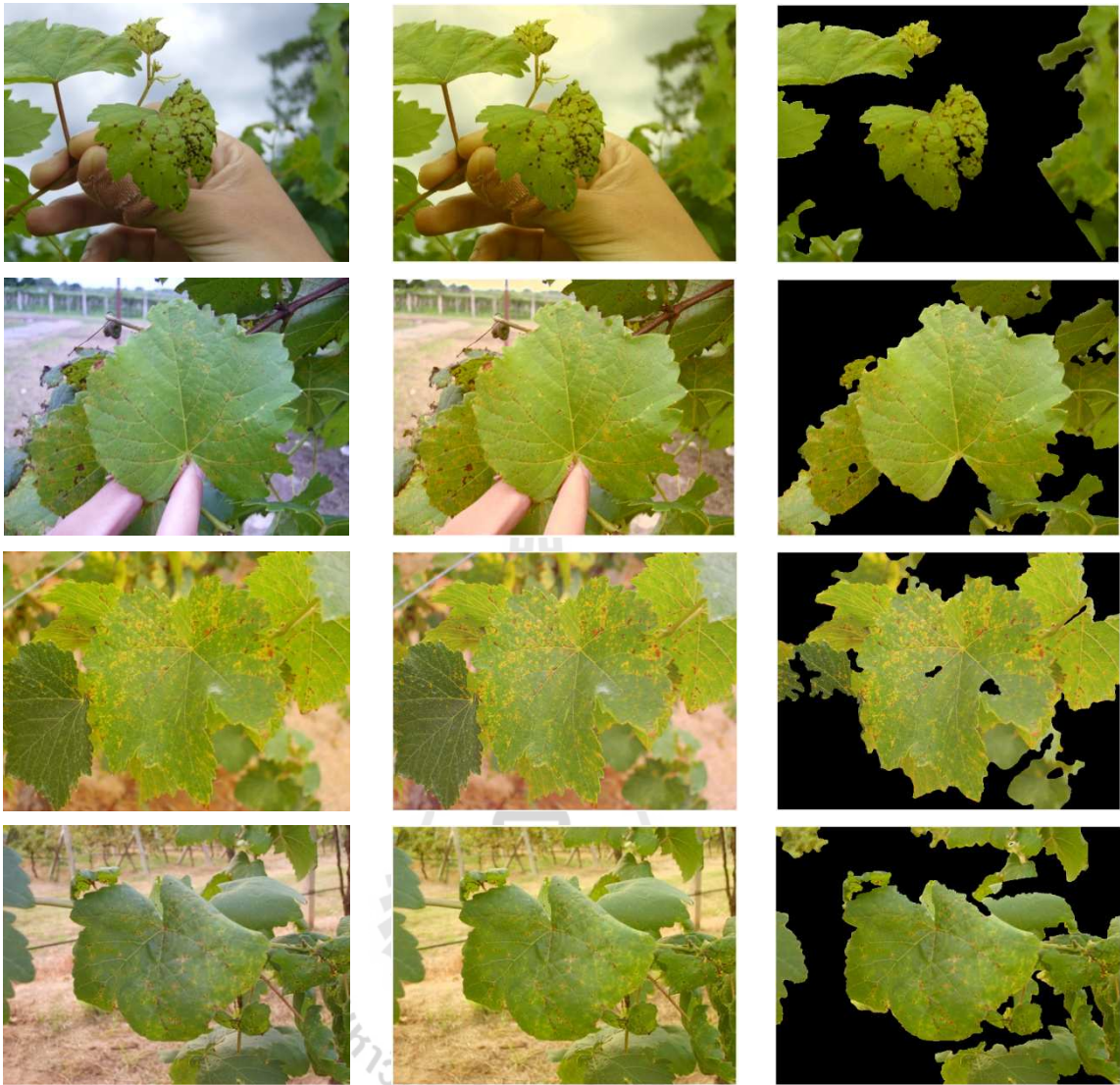




(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง  
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น  
ออกจากพื้นหลัง

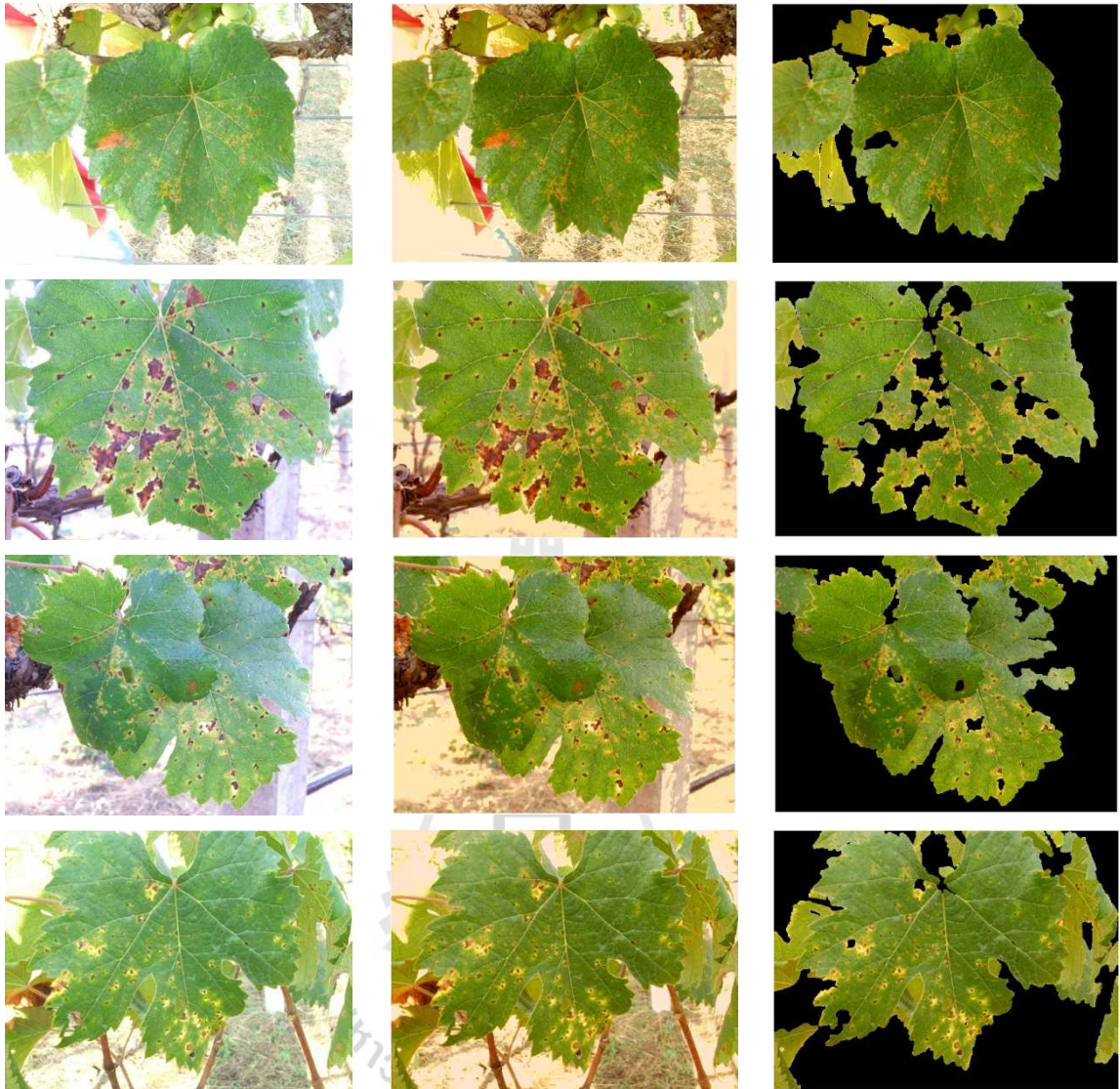
รูปที่ 3.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง  
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีเขียวอ่อน  
ออกจากพื้นหลัง

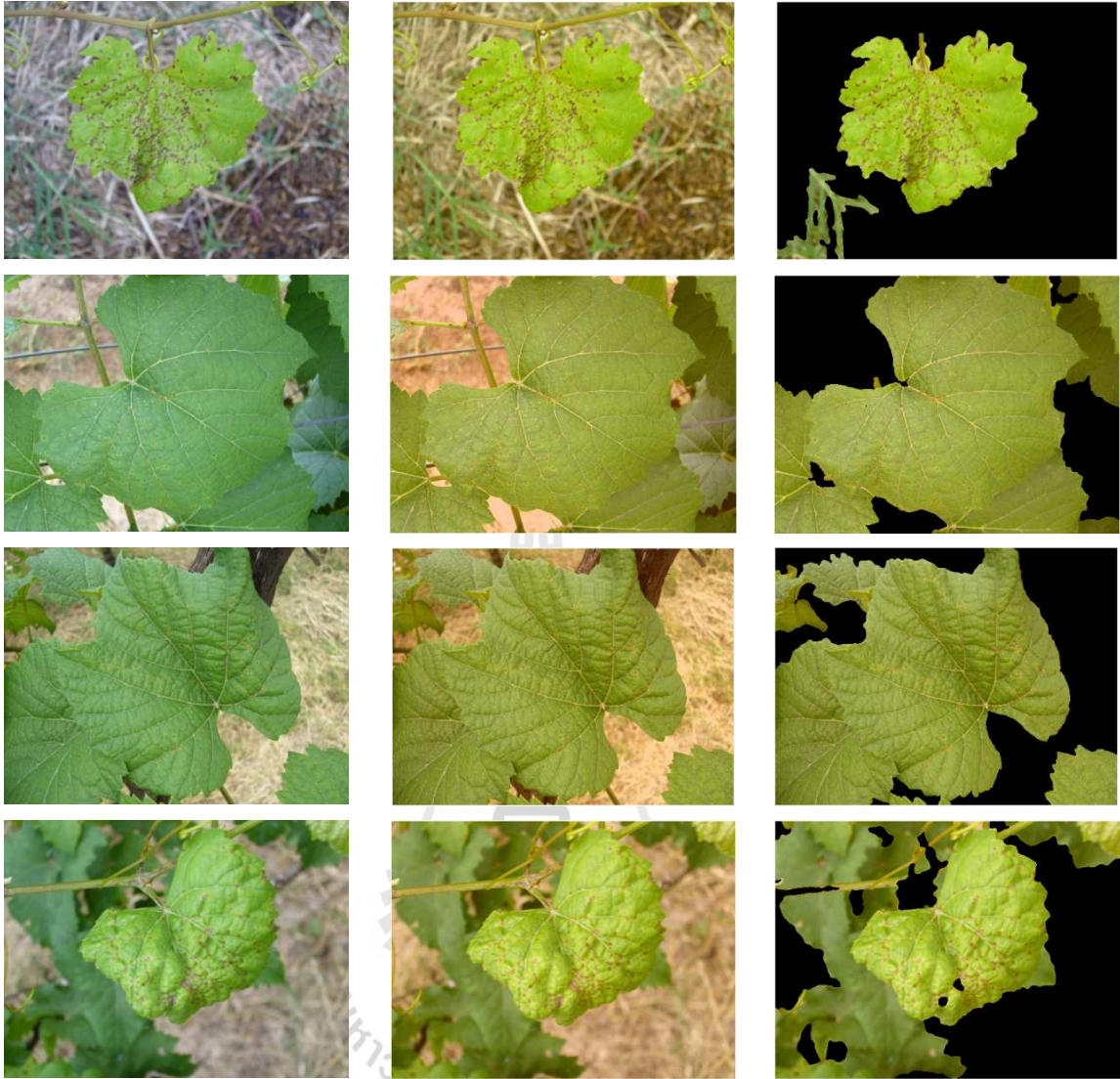
รูปที่ 3.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีเขียวอ่อนออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง  
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น  
ออกจากพื้นหลัง

รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก

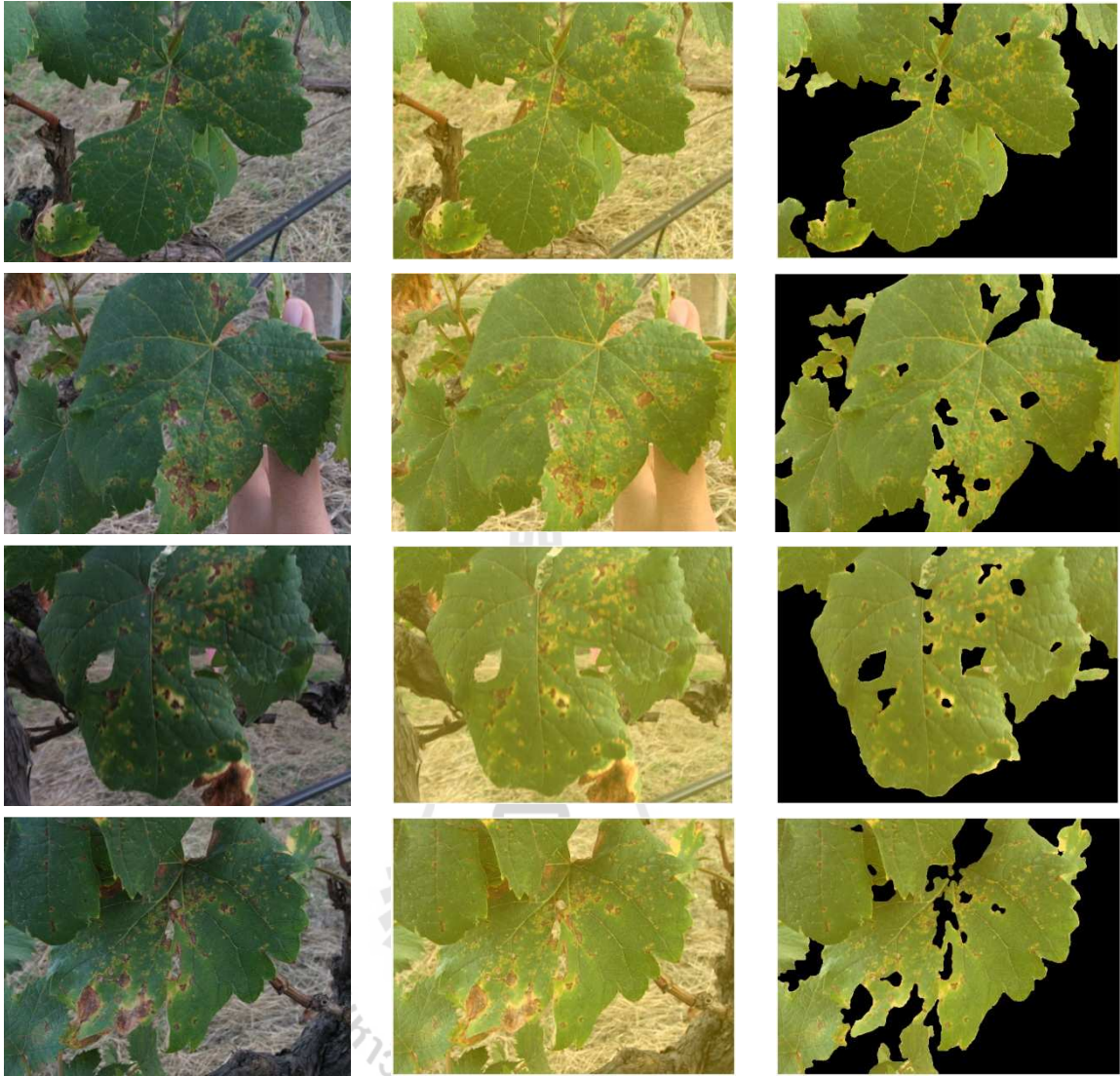


(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง  
ของภาพต้นแบบ

(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่น  
ออกจากพื้นหลัง

รูปที่ 3.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการปรับสีและแสง  
ของภาพต้นแบบ(ค) ภาพการคัดแยกสีเขียว  
ออกจากพื้นหลัง

รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีเขียวออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมีดครีမ်

เมื่อพิจารณารูปที่ 3.12 เป็นการพิจารณาการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย อาทิเช่น พื้นดิน ฟางข้าว เป็นต้น พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.13 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง อาทิเช่น พื้นดิน เสา ท่อน้ำ ก้อนหิน จำนวนกลุ่มหญ้าเล็กน้อย มีมนุษย์ เป็นต้น พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.14 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก อาทิเช่น ท้องฟ้า จำนวนกลุ่มหญ้าขนาดใหญ่ จำนวนกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ เป็นต้น ระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีสีแตกต่างจากสีใบองุ่นได้ แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีจำนวนกลุ่มข้อมูลภายในภาพมีสีคล้ายสีใบองุ่นจำนวนมากเป็นผลให้การคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ผลไม่ดีเท่าที่ควร เมื่อพิจารณารูปที่ 3.15 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะแสงสว่างมาก พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่แสงตกกระทบบนพื้นผิววัตถุภายในภาพทำให้เกิดการสะท้อนแสงที่บริเวณพื้นผิววัตถุดังกล่าวเป็นผลให้ไม่สามารถทราบรายละเอียดในส่วนที่เกิดการสะท้อนแสงได้และทำให้การคัดแยกพื้นผิวดังกล่าวให้ผลได้ไม่ดีเท่าที่ควร เมื่อพิจารณารูปที่ 3.16 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะแสงสว่างปานกลางพบวาระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.17 เป็นการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะมืดครึ้มพบวาระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงภายในภาพให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิงดังนั้นข้อมูลภาพในสถานะมืดครึ้มเมื่อทำการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้เป็นอย่างดี

ดังนั้นจากที่กล่าวมาข้างต้นของกระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง พบว่าในกรณีที่ข้อมูลภายในภาพมีการสะท้อนของแสงมากเกินไป เช่น พื้นดิน ส่วนของใบ เป็นต้น การพิจารณาส่วนของบริเวณนี้จะไม่สามารถพิจารณาโรคได้ ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบข้อมูลภาพพื้นผิวที่สะท้อนแสงจ้าออก โดยเริ่มจากการนำภาพต้นแบบมาทำการแปลงเป็นภาพระดับเทา แล้วจึงทำการพิจารณาการลบบริเวณที่ไม่ต้องการออกกับขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) ซึ่งบริเวณดังกล่าวจะมีค่าระดับเทาสูง ในการคัดแยกภาพพื้นหลังยังคงมีส่วนที่เป็นหญ้า กลุ่มใบ ก้านใบและข้อมูลจุดเล็ก ๆ ที่ไม่สามารถคัดแยกออกได้ด้วยกระบวนการคัดแยกทางสีเป็นผลให้การวิเคราะห์โรคมีประสิทธิภาพลดลง ดังนั้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์โรคใบองุ่นของระบบจึงจำเป็นต้องทำการกำจัดบริเวณดังกล่าวออกด้วยกระบวนการทางรูปร่าง (morphology) โดยทำการลดขอบภาพ แล้วจึงแปลงเป็นภาพขาวดำ (binary image) จากนั้นจึงพิจารณาทำการลบบริเวณที่ไม่ต้องการออกโดยใช้พื้นที่ภายในป้ายของค้ประคอบ (label) กับขีดเริ่ม

เปลี่ยน (threshold) แล้วทำการขยายขอบภาพและจึงแปลงจากภาพขาวดำเป็นภาพสี ดังแสดงในรูปที่ 3.18



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การลบขอบภาพ



(ค) การแปลงการภาพสีเป็นภาพขาวดำ



(ง) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1



(จ) การขยายขอบภาพ



(ข) ผลการลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น

รูปที่ 3.18 การลบบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น

### 3.8 สรุป

การคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลัง โดยเริ่มจากการปรับปรุงสีและแสงภายในภาพซึ่งเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งในการปรับระดับความแตกต่างของแสงสว่างในแต่ละช่วงเวลาของข้อมูลภาพ รวมทั้งลดความแตกต่างของภาพสีจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทให้ข้อมูลสีและแสงของภาพอยู่ในบรรทัดเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิง อีกทั้งยังทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี HSV และ CIE L\*a\*b เพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงและเมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีใบงุ่นและภาพพื้นหลังด้วย SOFM ซึ่งจะต้องทำการกำหนดจำนวนค่าเริ่มต้นของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทในการแทนจำนวนกลุ่มสีให้เพียงพอสำหรับการแบ่งแยกกลุ่มสีที่เป็นสีใบงุ่นและไม่ใช้สีใบงุ่นเพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีใบงุ่นและไม่ใช้สีใบงุ่นมาทำการฝึกสอนให้ BPNN เป็นตัวคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังซึ่งการแบ่งกลุ่มสีด้วย SOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างสีใบงุ่นและไม่ใช้สีใบงุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งการคัดแยกสีใบงุ่นด้วย BPNN สามารถคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพและเมื่อพิจารณาผลการทดสอบการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังโดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ ได้แก่ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากพบว่า การคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อยและซับซ้อนปานกลางระบบสามารถการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากพบว่ามีข้อมูลภายในภาพที่สีคล้ายสีใบงุ่นที่ไม่สามารถคัดแยกออกได้ นอกจากนี้ยังได้พิจารณาทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างจ้า สถานะมีเมฆบางส่วน สถานะมีดครึ้ม พบว่าระบบยังสามารถคัดแยกสีใบงุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สถานะมีเมฆบางส่วนและมีดครึ้มได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิง



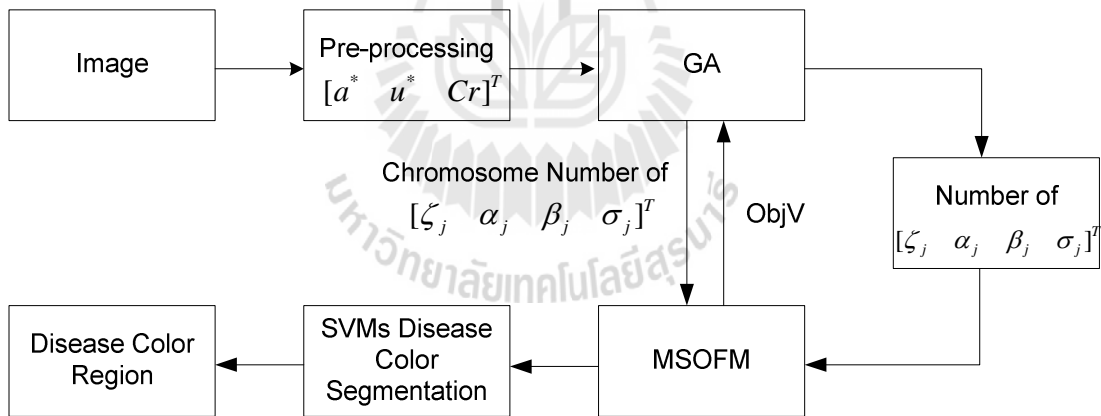
## บทที่ 4

### การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น

#### 4.1 กล่าวนำ

จากบทที่ 3 ได้กล่าวถึงการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง สำหรับขั้นตอนต่อมาคือการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่น สำหรับงานวิจัยนี้ได้พิจารณาใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร (Modified Self-Organizing Map หรือ MSOFM) สำหรับกระบวนการแบ่งกลุ่มสี เนื่องจากกระบวนการดังกล่าวเป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มสีที่ไม่จำเป็นต้องฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นให้กับระบบและยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีที่ใกล้เคียงกันได้ นอกจากนี้ยังพิจารณากระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ในการปรับระดับความละเอียดการแบ่งกลุ่มสีที่เหมาะสมในแต่ละภาพ ด้วยกระบวนการของจินเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm หรือ GA) และทำการพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machines หรือ SVMs) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 4.2 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น



รูปที่ 4.1 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่น

การทำงานหลักของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มด้วย MSOFM ร่วมกับการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม ในการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ซึ่งประกอบด้วย  $[\zeta \ \alpha \ \beta \ \sigma]^T$  โดยพารามิเตอร์  $\zeta$  คือค่าความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสี พารามิเตอร์  $\alpha$  คือค่าความไวในการแบ่งกลุ่มของสี  $a^*$  พารามิเตอร์  $\beta$  คือค่าความไวในการแบ่งกลุ่มของสี  $u^*$  และพารามิเตอร์  $\sigma$  คือค่าความไวในการแบ่งกลุ่มของสี  $C_r$  ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึมต่อไปและการคัดแยกส่วนที่เป็นโรคของใบองุ่นด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นโรคและกลุ่มที่ไม่เป็นโรคซึ่งผ่านการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร ดังแสดงในรูปที่ 4.1

### 4.3 กระบวนการประมวลผลก่อน

เนื่องจากการคัดแยกสีโรคด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปรต้องการลดข้อผิดพลาดของข้อมูลส่วนที่เป็นขอบที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบขอบภาพ เพื่อให้คงเหลือข้อมูลที่เป็นจุดโรคสำหรับการวิเคราะห์โรคที่มีประสิทธิภาพ โดยนำภาพที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังมาทำการแปลงเป็นภาพขาวดำและจากนั้นจึงทำการแปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1 และทำการปรับปรุงภาพด้วยตัวกรองต่ำผ่านแบบเกาส์เซียน (gaussian filter) โดยขอบของภาพที่ผ่านตัวกรองจะเบลอน ซึ่งส่วนที่เบลอนนั้นจะกินเข้าไปในบริเวณขอบภาพ จากนั้นจึงพิจารณาข้อมูลการลบขอบภาพด้วยขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 1 และถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 0 และทำการแอนกับภาพที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังจึงเป็นผลให้บริเวณขอบภาพหายไป ดังแสดงในรูปที่ 4.2

และเนื่องจากในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรค โดยทำการลดผลกระทบของสภาวะการเปลี่ยนแปลงของแสงในการพิจารณาการคัดแยกสีโรค ดังนั้นหลังจากผ่านกระบวนการลบขอบใบองุ่นแล้วจึงพิจารณาใช้ปริภูมิสีแบบ CIE  $L^*a^*b$  CIE  $L^*u^*v$  และ YCbCr ในการดึงความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นระหว่างสีของโรคและสีของใบองุ่นให้มากที่สุด โดยเลือกค่า  $a$   $u$  และ  $C_r$  เนื่องจากให้ผลตอบสนองระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้ดีที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 4.3 จากนั้นจึงนำข้อมูลสีที่ได้ไปทำการประมวลในระดับขั้นต่อไป



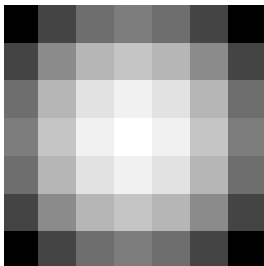
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแปลงเป็นภาพขาวดำ



(ค) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1



(ง) ตัวกรองดำผ่านเกาส์เซียน



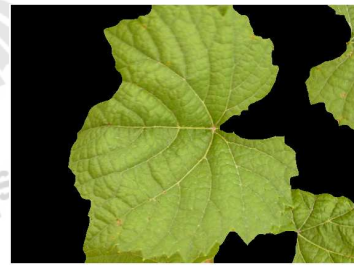
(จ) ภาพที่ผ่านตัวกรอง



(ฉ) ผลต่างของภาพ (ค), (จ)



(ช) การลบขอบภาพ



(ซ) ผลการลบขอบใบองุ่นออกจากภาพ

รูปที่ 4.2 การลบขอบใบองุ่นออกจากภาพ

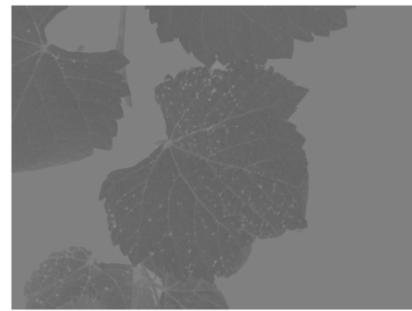


(ก) ภาพต้นแบบ

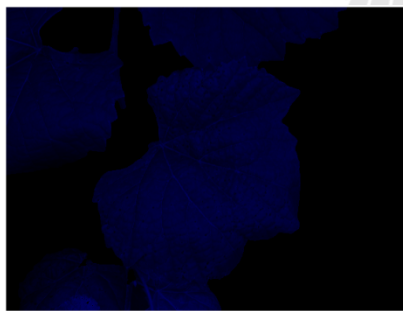


(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE

L\*a\*b

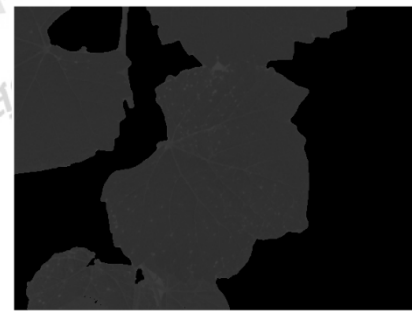


(ค) ช่อง a\* ของปริภูมิสี CIE L\*a\*b



(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น CIE

L\*u\*v

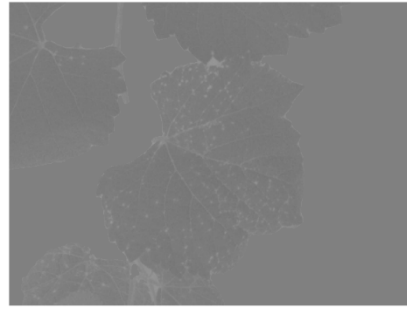


(จ) ช่อง u\* ของปริภูมิสี CIE L\*u\*v

รูปที่ 4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น



(จ) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr



(ข) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr

รูปที่ 4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น (ต่อ)

#### 4.4 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น

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

กระบวนการทำงานของ MSOFM จะต้องทำการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น 1 คำนั่นคือ  $w_1$  เมื่อโครงข่ายได้รับอินพุตชุดใหม่ระบบจะทำการเปรียบเทียบกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่มีอยู่ในระบบอยู่แล้ว ผลจากการเปรียบเทียบจะเป็นตัวตัดสินใจในการกระทำ 2 อย่าง ได้แก่

1) ถ้าอินพุตไม่มีความใกล้เคียงเพียงพอกับกลุ่มน้ำหนักประสาทที่มีอยู่ ระบบจะกำหนดให้มีน้ำหนักประสาทชุดใหม่สำหรับอินพุตนี้

2) ถ้าอินพุตมีความใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาทที่มีอยู่แล้วในระบบ ระบบจะทำการปรับปรุงน้ำหนักประสาทที่ใกล้เคียงกับอินพุตใหม่ให้มากที่สุดแต่เพียงชุดเดียว ซึ่งเป็นหลักการของการเรียนรู้แบบแข่งขันแบบผู้ชนะได้หมด (winner-take-all) เมื่อระบบทำการคัดแยกอินพุตทั้งหมดเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนต่อไปจะเป็นการจัดแบ่งกลุ่มให้กับน้ำหนักประสาทในระบบที่คาดว่าจะเป็นตัวแทนของข้อมูลสีเดียวกัน

พิจารณาโครงสร้างโครงข่ายในรูปที่ 4.4 ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (input layer) ซึ่งรูปแบบของอินพุตที่ใช้ในที่นี้คือ

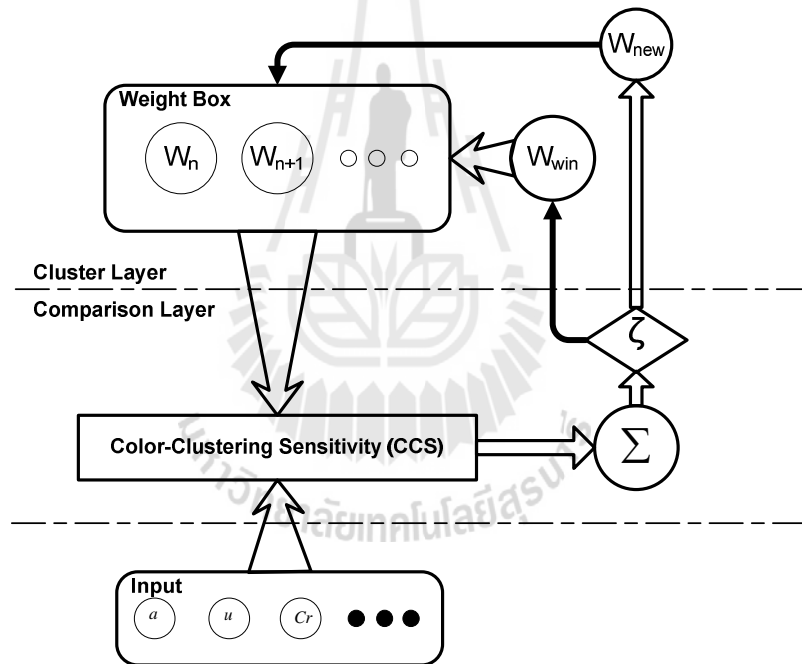
$$\lambda = [a_j \quad u_j \quad Cr_j]^T \quad (0.10)$$

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 โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบคัดแปร<sup>(1)</sup>

หมายเหตุ:<sup>(1)</sup>จาก “Modified Self-Organizing Map for Optical Flow Clustering System,” โดย Doungchatom,B., Kumsawat,P. ,Attakitmongcol ,K. and A.Srikeaw, 2007, Proceedings of the 7<sup>th</sup> WSEAS International Conference on Signal, Speech and Image Processing, 61-69.

หลังจากทำการเตรียมชุดข้อมูลอินพุตแล้ว โครงข่ายจะทำการพิจารณาอินพุตแต่ละชุดมาเปรียบเทียบ (matching) กับค่าน้ำหนักประสาท  $W_n$ ,  $n = 1, 2, 3, \dots$  ขั้นตอนดังกล่าวนี้จะเกิดขึ้นในชั้นเปรียบเทียบ (comparison layer) โดยระดับของการเปรียบเทียบจะถูกกำหนดด้วยเวกเตอร์ความไว

ในการจัดกลุ่ม (clustering sensitivity:  $\hat{\mathbf{S}}_{CS}$ ) และการเปรียบเทียบจะทำการพิจารณาจากระยะทางแบบยูคลิดเดียน (euclidean distance) ของอินพุตเวกเตอร์และน้ำหนักประสาทหรือ  $|W_n - \lambda_j|$  และจะได้ค่าตัดสินใจในการแบ่งกลุ่ม ( $\mu$ ) ของแต่ละ  $W_n$  คือ

$$\mu = |\hat{\mathbf{S}}_{CS} \cdot (W_n - \lambda_j)| \quad (0.11)$$

$$\hat{\mathbf{S}}_{CS} = [\alpha_j \quad \beta_j \quad \sigma_j]^T \quad (0.12)$$

โดยที่  $\alpha_j$  คือ ค่าความไวของช่องประมุขิตี  $a^*$

$\beta_j$  คือ ค่าความไวของช่องประมุขิตี  $u^*$

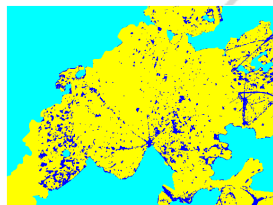
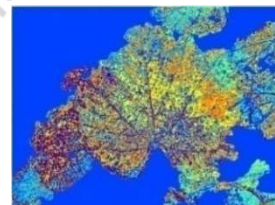
$\sigma_j$  คือ ค่าความไวของช่องประมุขิตี  $Cr$

กำหนดให้น้ำหนักประสาทชุดที่  $m$  เป็นน้ำหนักประสาทที่ชนะการเปรียบเทียบ โดยค่า  $\mu$  ที่น้อยที่สุด และจะถูกนำไปใช้ในชั้นน้ำหนักประสาท (weight layer) ซึ่งทำการเปรียบเทียบค่า  $\mu$  กับค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง  $\zeta^*$  โดยถ้าค่า  $\mu > \zeta^*$  แสดงว่าอินพุตที่เข้ามาไม่ใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาทหรือกลุ่มอินพุตใด ๆ ที่มีอยู่ในระบบจึงทำการสร้างน้ำหนักประสาทใหม่ขึ้นมารองรับอินพุตดังกล่าว ซึ่งน้ำหนักประสาทตัวใหม่จะมีค่าเท่ากับอินพุตนี้หรือ  $W_{n+1} = \lambda_j$  นั่นเอง แต่ถ้าค่า  $\mu < \zeta^*$  แสดงว่า  $\lambda_j$  มีความใกล้เคียงกับ  $W_m$  เพียงพอที่จะไม่ต้องสร้างน้ำหนักประสาทกลุ่มใหม่จึงปรับค่าน้ำหนักประสาทที่ชนะ  $W_m$  ด้วยความสัมพัทธ์  $W_m = W_m + \eta[W_m - \lambda_j]$  เมื่อ  $\eta$  คือ ค่าคงที่การเรียนรู้ (learning constant) ระบบการคิดแยกกลุ่มสีจะทำไปจนถึงข้อมูลชุดสุดท้ายคือ  $\lambda_N$  ในลำดับต่อมาพิจารณาผลของพารามิเตอร์ MSOFM ซึ่งประกอบด้วย  $[\zeta \quad \alpha \quad \beta \quad \sigma]^T$  สำหรับการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน โดยทำการพิจารณาพารามิเตอร์  $\zeta$  ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสี ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\zeta$  ที่มีค่ามากเป็นผลให้ค่าความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสีกว้างมาก ทำให้ MSOFM ทำการแบ่งกลุ่มได้น้อยลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (จ) ในขณะที่เดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\zeta$  ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ค่าความไวของระยะห่างระหว่างกลุ่มสีลดลง ทำให้ MSOFM ทำการแบ่งกลุ่มได้ละเอียดมากขึ้นหรือแบ่งกลุ่มได้มากขึ้นดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ค) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์  $\alpha$  ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $a^*$  ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\alpha$  ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $a^*$  มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ง)

ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\alpha$  ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $\alpha^*$  ลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (จ) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์  $\beta$  ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $u^*$  ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\beta$  ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $u^*$  มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ข) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\beta$  ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $u^*$  ลดลง ดังรูปที่ 4.5 (ค) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์  $\sigma$  ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $C_r$  ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\sigma$  ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $C_r$  มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ด) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์  $\sigma$  ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี  $C_r$  ลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ต) ซึ่งศึกษาในภาพแสดงถึงการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละกลุ่ม

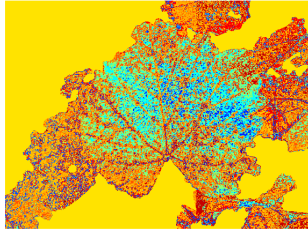


(ก) ภาพต้นแบบ

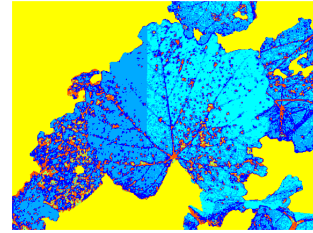
(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 2 กลุ่มสีที่  $\zeta = 1.2, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$ (ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 127 กลุ่มสีที่  $\zeta = 0.07, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$ 

รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM

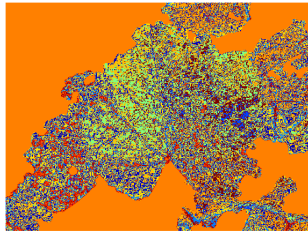




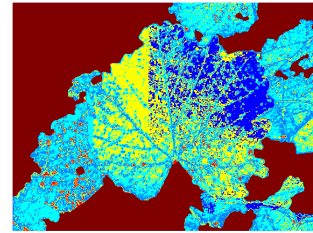
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 35  
กลุ่มสีที่  $\zeta = 0.2, \alpha = 5, \beta = 2, \sigma = 2$



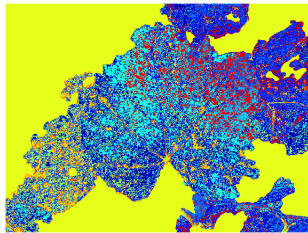
(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 9  
กลุ่มสีที่  $\zeta = 0.2, \alpha = 0.01, \beta = 2, \sigma = 2$



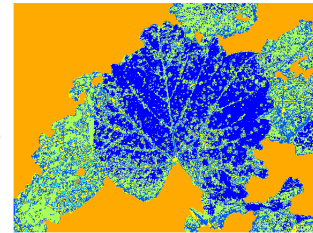
(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 31  
กลุ่มสีที่  $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 5, \sigma = 2$



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



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



(ด) 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 ลักษณะการ จัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ที่กล่าวมาข้างต้น เพื่อให้กระบวนการแบ่งกลุ่มสี  
จากภาพด้วยวิธีการ MSOFM สามารถปรับตัวได้โดยอัตโนมัติและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งก็คือ  
สามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM ให้เหมาะสมกับแต่ละภาพที่ป้อนให้กับระบบ  
ได้ งานวิจัยนี้จึงพิจารณาการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm หรือ GA)

ในการช่วยกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นสำหรับ MSOFM โดย GA ทำงานร่วมกับ MSOFM ในการหา ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพ ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

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

ขั้นตอนที่ 2 ทำการประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชัน วัตถุประสงค์ สำหรับระบบนี้ในการประเมินค่าโครโมโซม GA จะทำการส่งค่าโครโมโซมของกลุ่ม ประชากรที่สร้างขึ้นให้กับ MSOFM เพื่อทำการคำนวณหาค่าความเหมาะสมดังสมการที่ 4.4-4.6

$$d_{wx} = \frac{1}{N_w} \sum_{g=1}^{N_w} \frac{1}{N_g} \sum_{i=1}^{N_g} \sqrt{(x_{gi1} - w_{g1})^2 + (x_{gi2} - w_{g2})^2} \quad (0.13)$$

$$d_{ww} = \frac{1}{N_d} \sum_{j=1}^{N_d} \sum_{i=j+1}^{N_w} \sqrt{\sum_{k=1}^n (w_{ik} - w_{jk})^2} \quad (0.14)$$

$$ObjV = d_{wx} + \frac{N_w}{d_{ww}} \quad (0.15)$$

โดยที่	$x$	คือ ข้อมูลอินพุตของระบบ
	$w$	คือ เวกเตอร์น้ำหนักประสาทใช้แทนจุดศูนย์กลางของกลุ่มสี
	$N_w$	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 ( $ObjV$ ) ทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อพิจารณา เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ซึ่งใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป สำหรับระบบนี้พิจารณา ใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล (stochastic universal sampling) ในการ คัดเลือกสายพันธุ์ ซึ่งมีวิธีการคัดเลือกดังนี้ ถ้าต้องการคัดเลือก  $N$  โครโมโซมจะมีตัวชี้ทั้งหมด  $N$  ตัว โดยที่ ตัวชี้แต่ละตัวมีระยะห่างเท่ากันและมีค่าเท่ากับ  $\frac{P_{total}}{N}$  ดังแสดงในรูปที่ 4.6

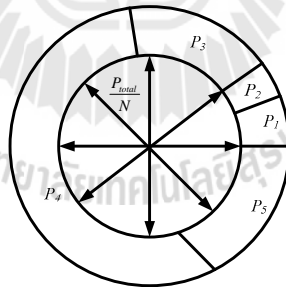
กระบวนการเริ่มจากการสุ่มสลัดที่โครโมโซมบนวงล้อรูเล็ก ถัดมาตัวชี้เริ่มต้นจะถูกสุ่มขึ้นมาในช่วง 0 ถึง  $P_{total}$  ตัวชี้ที่เหลือจำนวน  $N-1$  ตัว ถัดจากตัวชี้เริ่มต้นจะถูกคำนวณซึ่งมีระยะห่างระหว่างตัวชี้เท่ากับ  $\frac{P_{total}}{N}$  โครโมโซมที่ถูกคัดเลือกมีโครโมโซมจำนวนทั้งสิ้น  $N$  โครโมโซมซึ่งถูกตัวชี้  $N$  ตัวชี้อยู่

ขั้นตอนที่ 4 นำต้นกำเนิดสายพันธุ์มาทำการสร้างลูกหลานด้วยวิธีการปฏิบัติการทางสายพันธุ์ โดยการทำการครอสโอเวอร์ (crossover) และการทำมิวเทชัน (mutation) การทำการครอสโอเวอร์เป็นวิธีการรวมตัวใหม่ของโครโมโซม โดยทำการรวมส่วนย่อยระหว่างโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ตั้งแต่สองโครโมโซมขึ้นไป เพื่อให้กลายเป็นโครโมโซมลูกหลานซึ่งจะมีพันธุกรรมจากต้นกำเนิดสายพันธุ์อยู่ในตัว ส่วนมิวเทชันเป็นวิธีการแปรผกผันหรือส่วนย่อยของโครโมโซม เพื่อให้เกิดความหลากหลายของกลุ่มประชากร

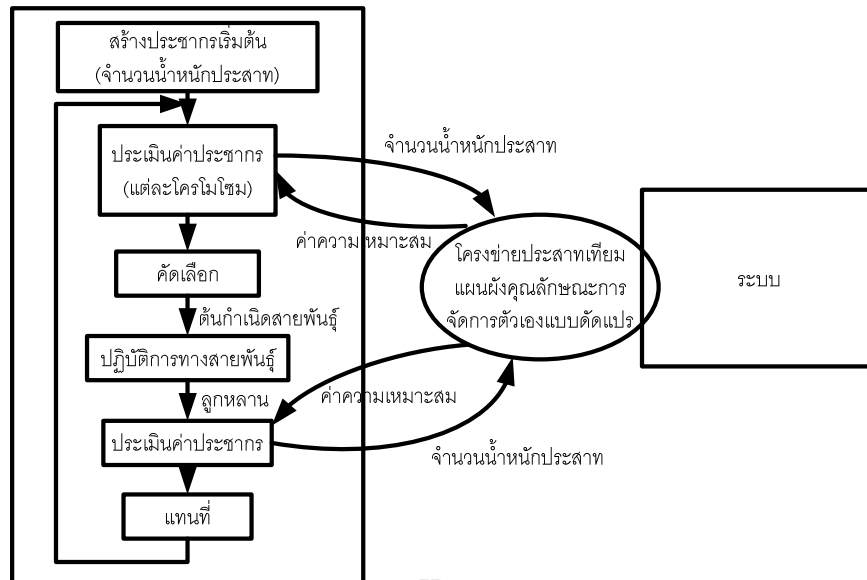
ขั้นตอนที่ 5 คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมลูกหลาน โดยใช้ขั้นตอนเดียวกับขั้นตอนที่ 2

ขั้นตอนที่ 6 โครโมโซมในประชากรเดิมจะถูกแทนที่ด้วยลูกหลานที่ได้จากขั้นตอนที่ 4 โดยการนำเอาประชากรลูกหลานไปแทนที่ประชากรเดิมเพียงบางส่วนเท่านั้น โดยพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

ขั้นตอนที่ 7 เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนที่ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการซึ่งได้มาจากโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มประชากร โดยใช้ค่าจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อประเมินว่าคำตอบที่ได้เป็นที่ต้องการแล้วหรือไม่



รูปที่ 4.6 วงล้อรูเล็กจากกระบวนการเฟ้นสุ่มกรอบจักรวาล



รูปที่ 4.7 ขั้นตอนการทำงานของจินเนติกอัลกอริทึม

เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ของ MSOFM ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพแล้ว ระบบจะทำการส่งค่าพารามิเตอร์นี้ไปให้กับ MSOFM อีกครั้ง เพื่อให้ระบบโครงข่ายทำการปรับจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักระสาทที่จะเกิดขึ้นและตำแหน่งศูนย์กลางที่เหมาะสมที่สุดของเวกเตอร์น้ำหนักระสาทซึ่งเป็นตัวแทนของชุดข้อมูลสมาชิกในกลุ่มสีนั้น

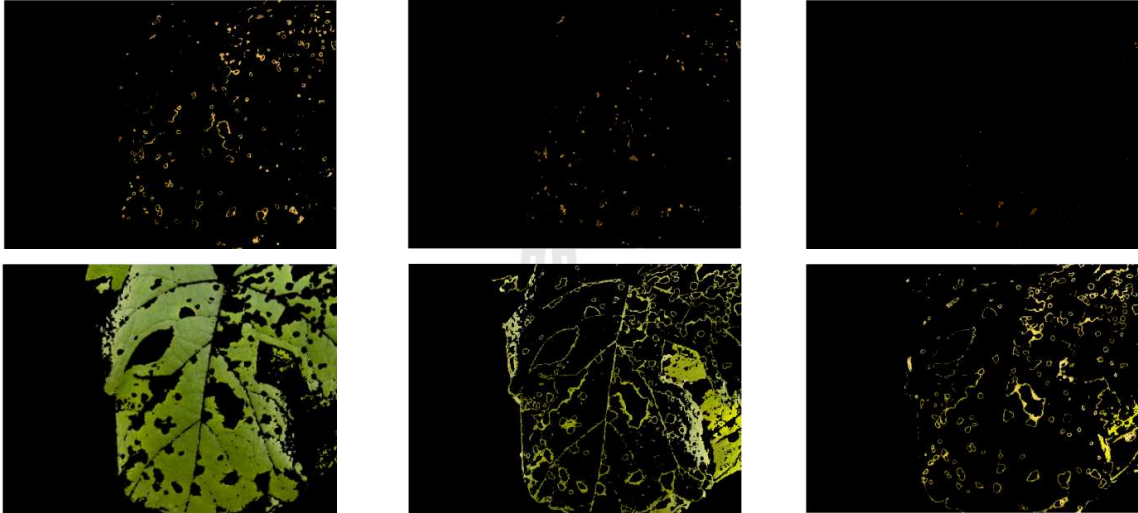
#### 4.4.2 ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง

##### คุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

จากการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพจำนวน 60 ภาพสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM ในแต่ละภาพเพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มได้โดยอัตโนมัติและสามารถแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างของสีโรคและสีใบองุ่นออกจากกันได้โดยมีประสิทธิภาพ โดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของใบภายในภาพ คือ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลาง และลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสภาวะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สภาวะแสงสว่างมาก สภาวะแสงสว่างปานกลางและสภาวะมืดครึ้ม รวมถึงสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ เพื่อดูผลการทดสอบระบบการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



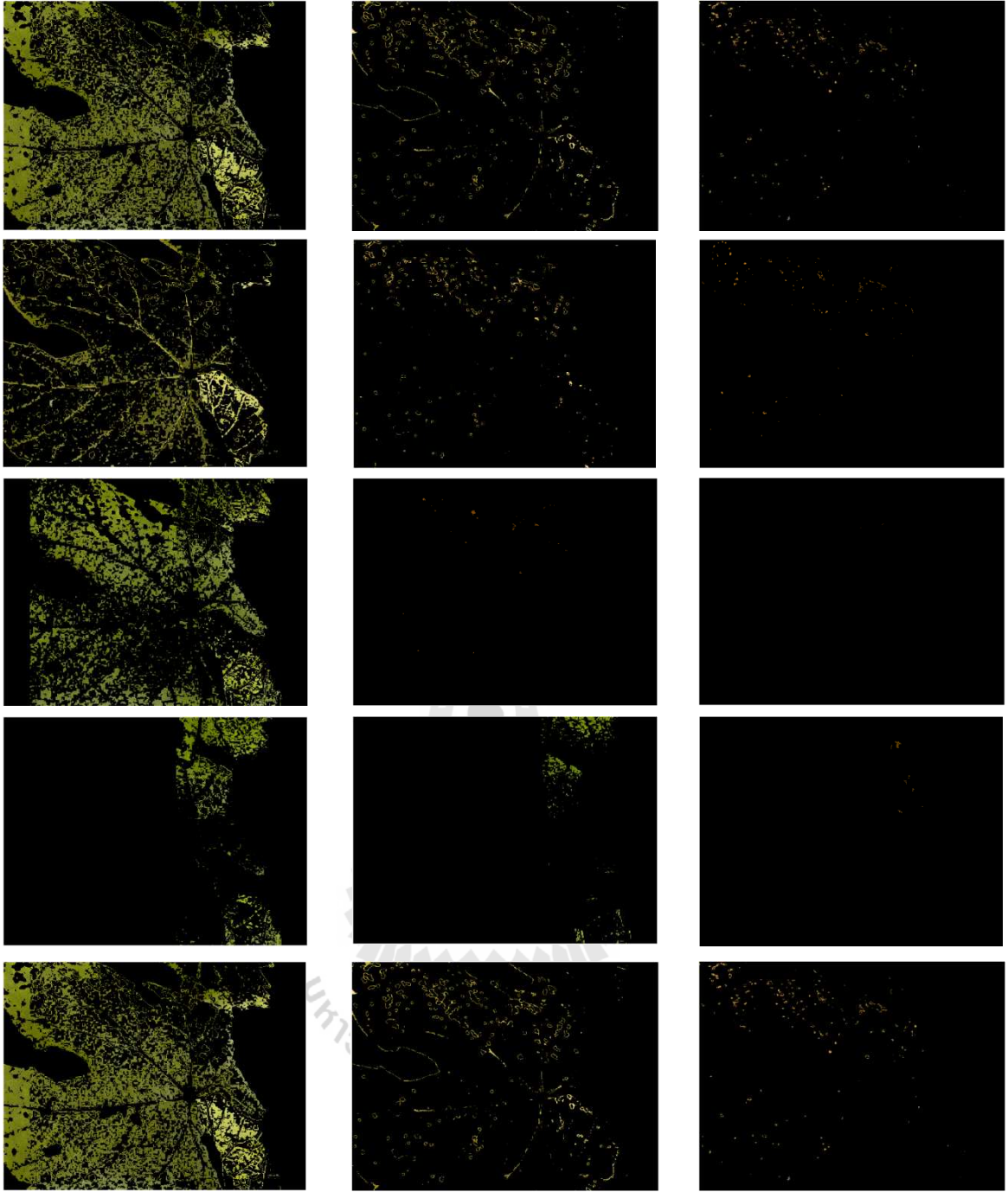
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี

รูปที่ 4.8 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นค่อนข้างน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง

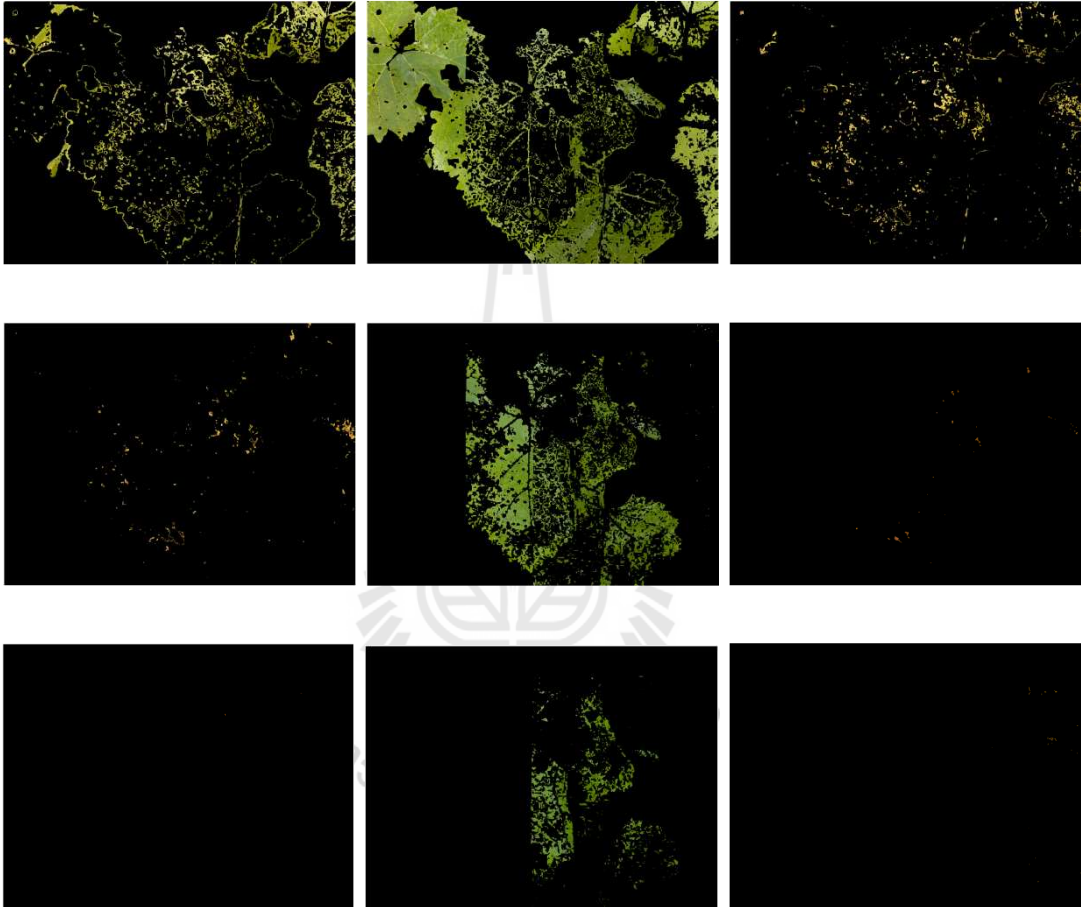


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)

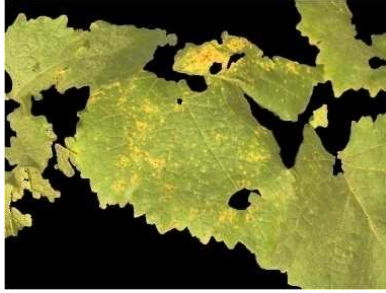


(ก) ภาพต้นแบบ

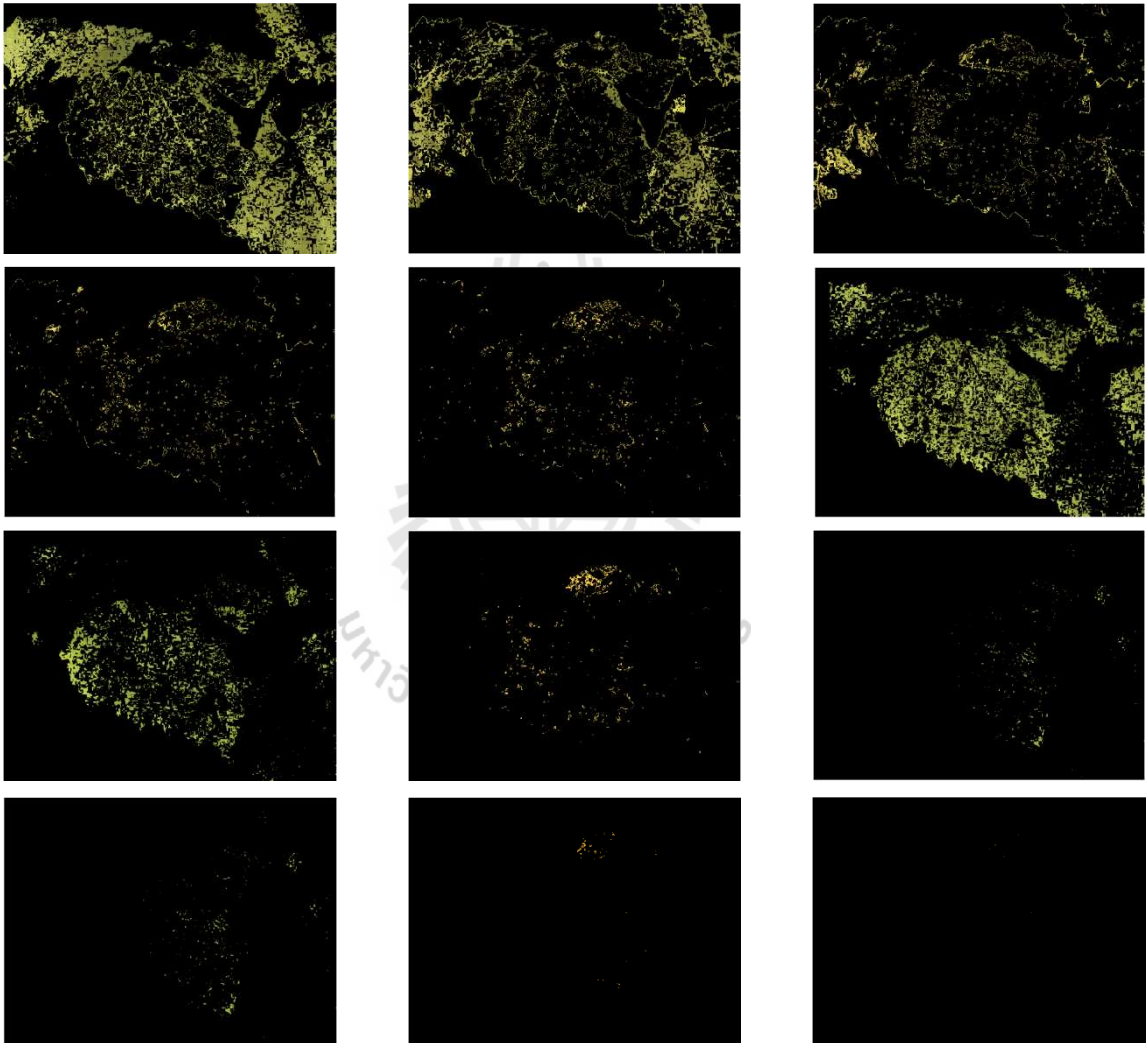


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.10 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ



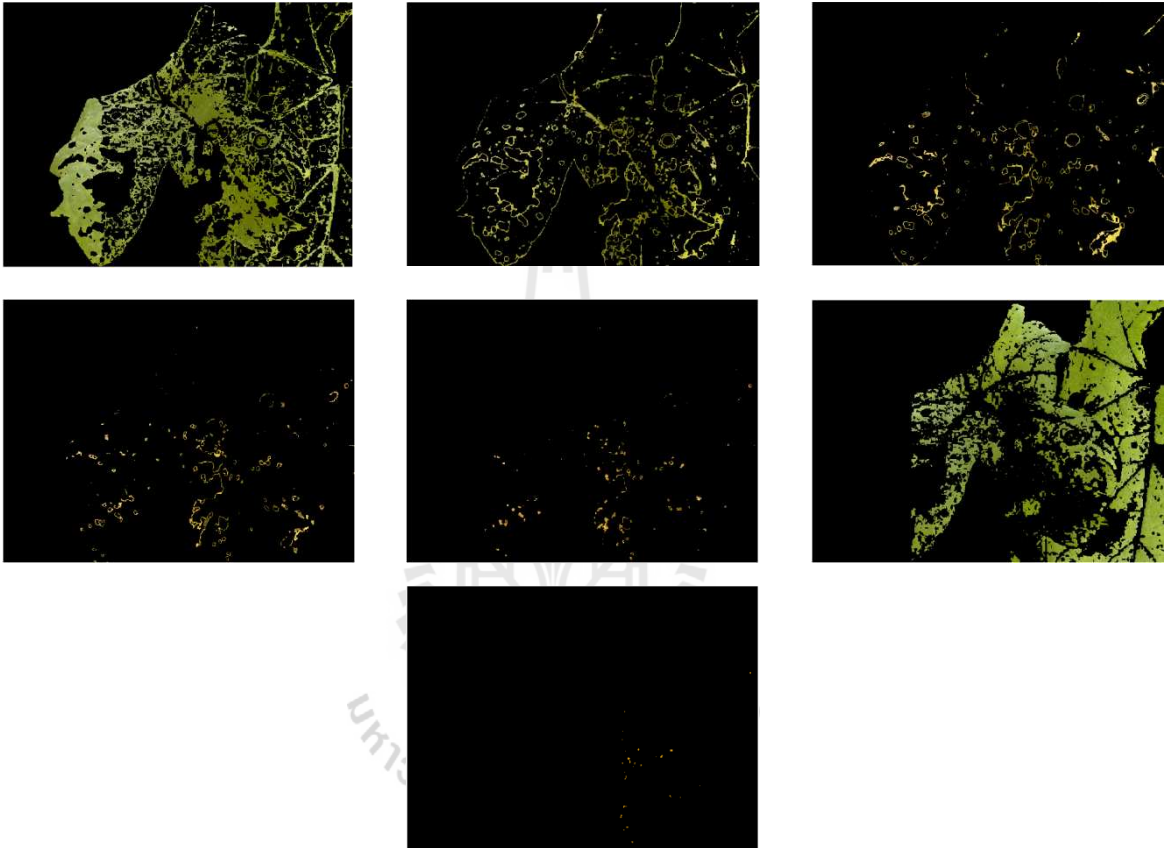
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.11 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก





(ก) ภาพต้นแบบ

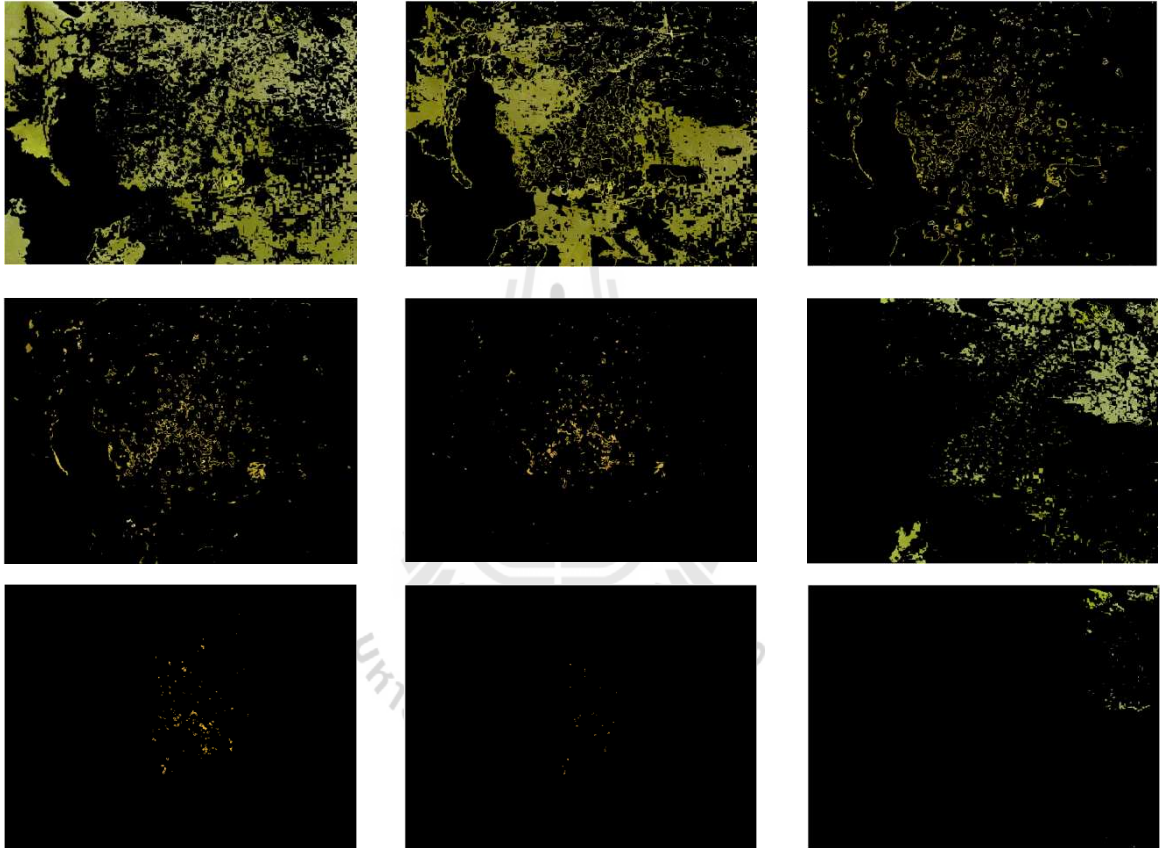


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 7 กลุ่มสี

รูปที่ 4.12 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

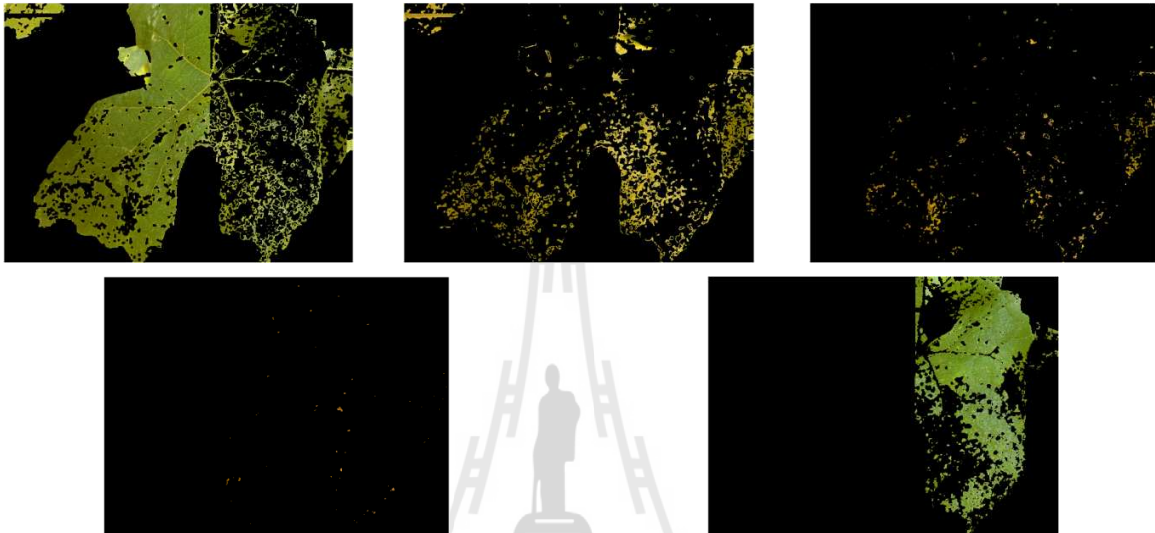


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีดคริม



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี

#### รูปที่ 4.14 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นจากรูปที่ 4.8–4.14 พบว่าการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ระบบสามารถทำการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนในสภาวะที่แตกต่างกันได้โดยมีประสิทธิภาพ อีกทั้งการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA ให้เหมาะสมในแต่ละภาพเป็นผลให้ระบบสามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้โดยอัตโนมัติและยังช่วยลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลกลุ่มสีที่เกิดจากการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ MSOFM ด้วยผู้ใช้งานและเมื่อพิจารณาจำนวนการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแล้วนั้นจากรูปที่ 4.8–4.14 จะเห็นว่าผลการแบ่งกลุ่มสีจะให้ผลของจำนวนกลุ่มสีที่แตกต่างกันอันเนื่องมาจากสาเหตุหนึ่งคือความซับซ้อนของข้อมูลสีใบและโรค กล่าวคือ ระดับของสีใบองุ่นและสีโรครภายในภาพที่สภาวะต่าง ๆ จะมีระดับของสีที่แตกต่างกันตามการสะท้อนแสงของวัตถุ

#### 4.5 กระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีใบองุ่น

กระบวนการคัดแยกสีโรคสำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีโรค ซึ่งเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นเป็นระบบที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและอาศัยหลักการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งระนาบเกินที่ดีที่สุด (optimal separating hyper plane) สำหรับแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของระบบ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดอินพุตให้กับระบบ สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ค่า  $a^*$  และ  $Cr$  ของภาพในช่วงที่เป็นสีโรค โดยระบุเป้าหมายว่าเป็นสีโรคและค่า  $a^*$  และ  $Cr$  ของภาพในช่วงที่ไม่เป็นสีโรค โดยระบุเป้าหมายว่าไม่เป็นสีโรคมาฝึกสอนให้ระบบเรียนรู้และแบ่งข้อมูลได้ถูกต้องดังสมการที่ 4.7

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{DiseaseGrapeleaf} = \begin{bmatrix} a^* \\ u^* \\ Cr \end{bmatrix}, y_{DiseaseGrapeleaf} = 1 \end{array} \right\} \quad (4.7)$$

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

ซึ่งจำนวนตัวอย่างสีใบองุ่นที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 45 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 14 ภาพ (ภาคผนวก ข) และตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีใบองุ่นจำนวน 48 ตัวอย่าง ตัวอย่างสีใบองุ่นที่นำมาใช้ฝึกสอนระบบแสดงดังรูปที่ 4.15

ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดฟังก์ชันแก่นกลาง เนื่องจากพื้นฐานหลักการทำงานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นนั้นมีรากฐานสำหรับการแก้ปัญหาแบบเชิงเส้น สำหรับลักษณะข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น การกำหนดฟังก์ชันแก่นกลางจึงสามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้ ซึ่งแก่นกลาง (kernel) นั้นคือการคูณของเวกเตอร์  $x$  ใด ๆ ดังสมการที่ 4.8

$$K(x_i, x_j) = (\Phi(x_i) \bullet \Phi(x_j)) = K(x_i \cdot x_j) \quad (4.8)$$

แก่นกลางที่นิยมใช้มีอยู่ 3 ชนิดได้แก่ ฟังก์ชันแก่นกลางแบบพหุนาม (polynomial kernel) ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักรัศมี (Radial Basis Function kernel หรือ RBF kernel) และฟังก์ชันแก่นกลาง

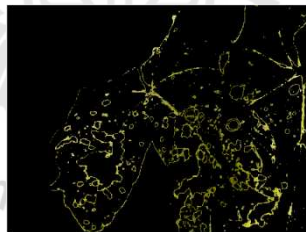
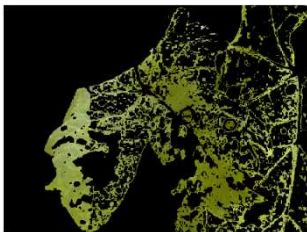
แบบซิกมอยด์ (sigmoid kernel) ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักร์สมิ เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการคัดแยกสีเขียวออกจากใบองุ่นที่เหมาะสมกับภาพในงานวิจัยดังกล่าวที่ 4.9

ขั้นตอนที่ 3 ทำการฝึกสอนระบบที่ออกแบบไว้และนำข้อมูลภาพที่ต้องการทดสอบโดยใช้ค่าเวกเตอร์  $a^*$  และ  $C_r$  ของข้อมูลภาพทดสอบเป็นข้อมูลของระบบที่ต้องการทดสอบ มาทำการจำลอง (simulation) กับเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีเขียวเป็นกลุ่มสีใบองุ่นโครงข่ายจะให้เอาต์พุตเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใบไม่ใช่กลุ่มสีใบองุ่นโครงข่ายจะให้เอาต์พุตเป็น -1

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.9)$$



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพกลุ่มสีใบองุ่น

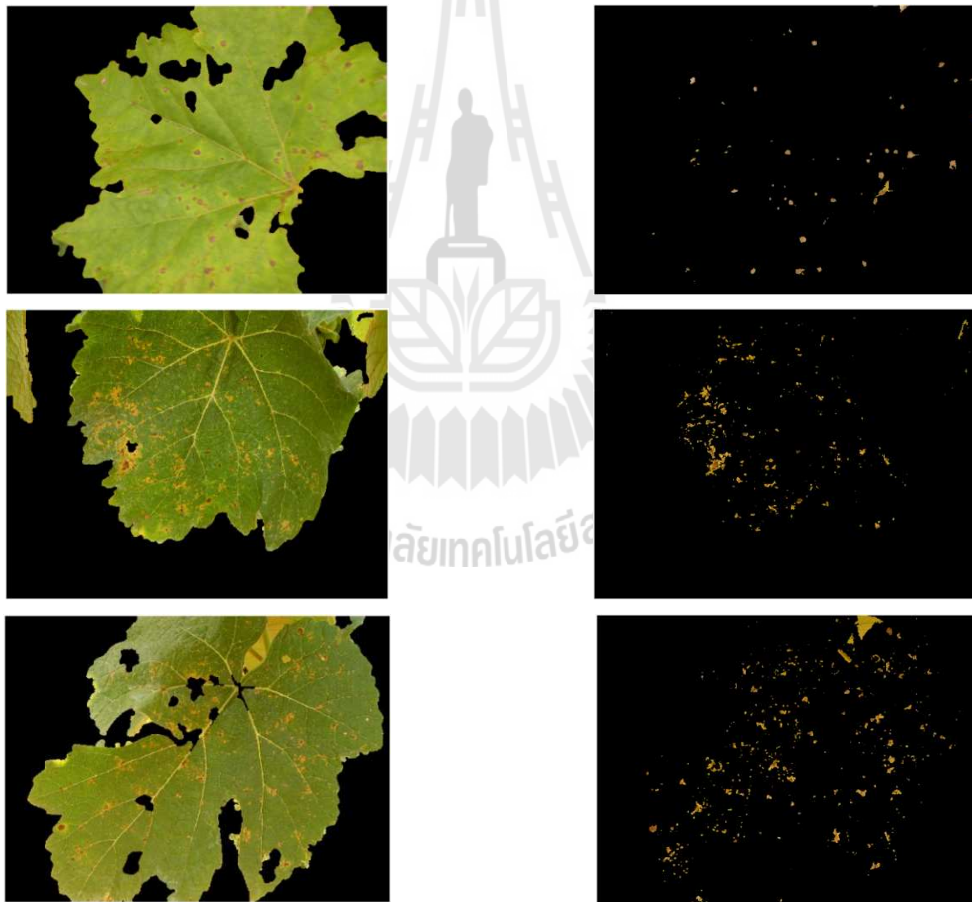
รูปที่ 4.15 ตัวอย่างกลุ่มสีใบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ

#### 4.6 ผลการทดสอบการคัดแยกสีเขียวออกจากใบองุ่น

เป็นการทดสอบการคัดแยกสีเขียวออกจากใบองุ่นที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีเขียวด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ให้เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 4.6.1 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคโดยการแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง คุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบตัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

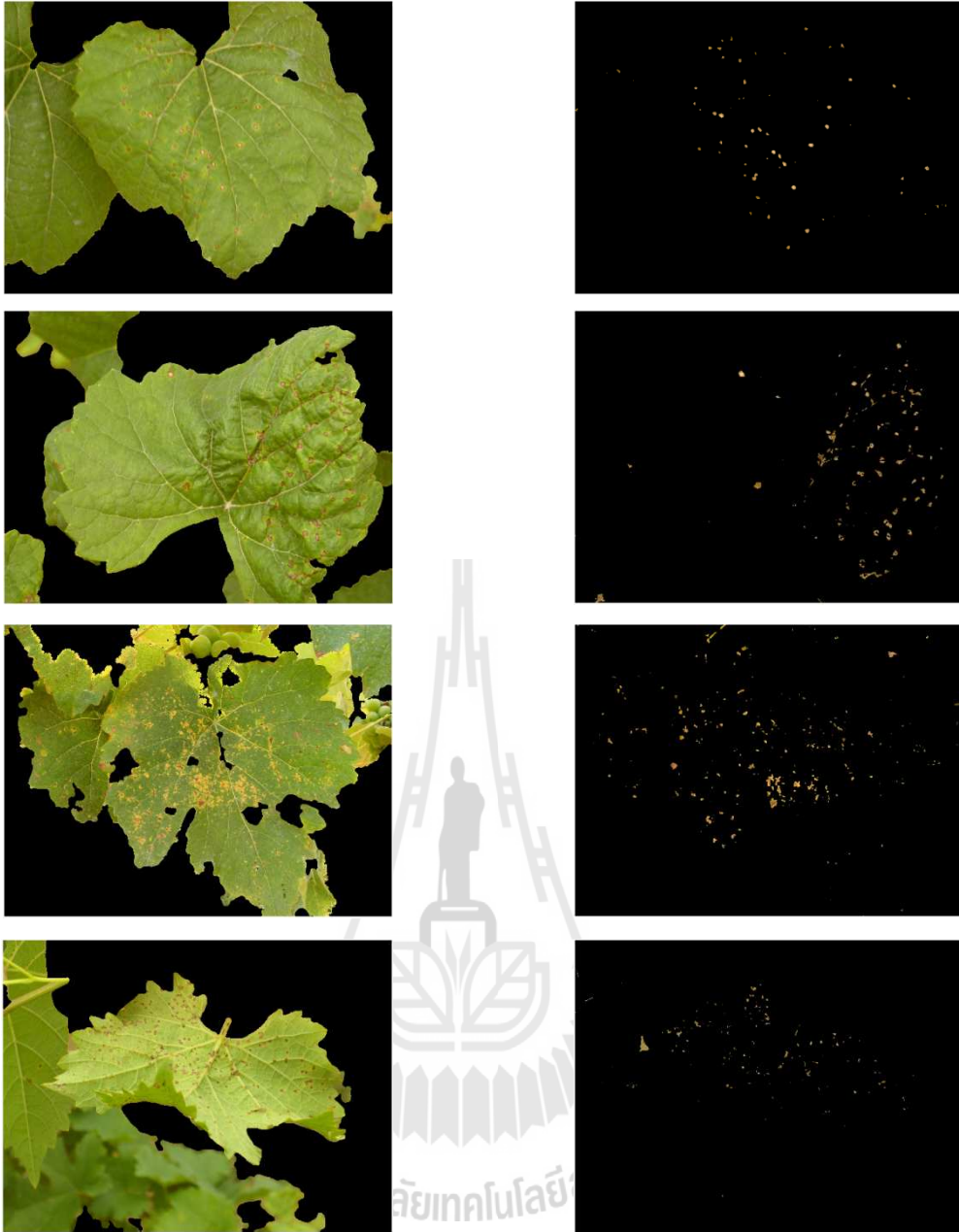
ด้วยการทดสอบภาพใบองุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ 426 x 568 จุดภาพจำนวน 1,088 ภาพการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ให้เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพและใช้ SVMs ในการระบุกลุ่มที่เป็นสีโรคออกจากใบองุ่น โดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของใบองุ่น คือ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้มรวมถึงสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ เพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีใบองุ่นตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

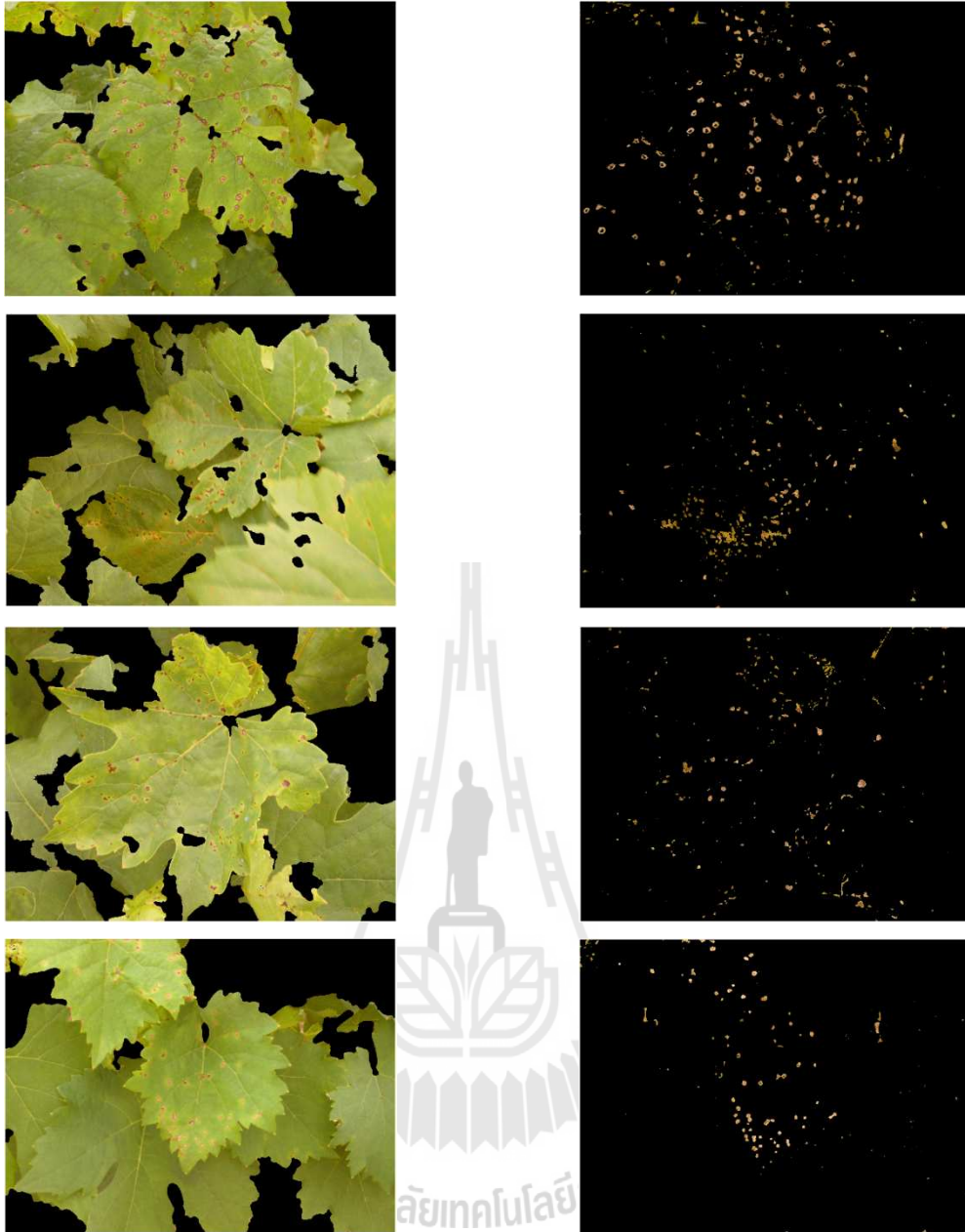
รูปที่ 4.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง

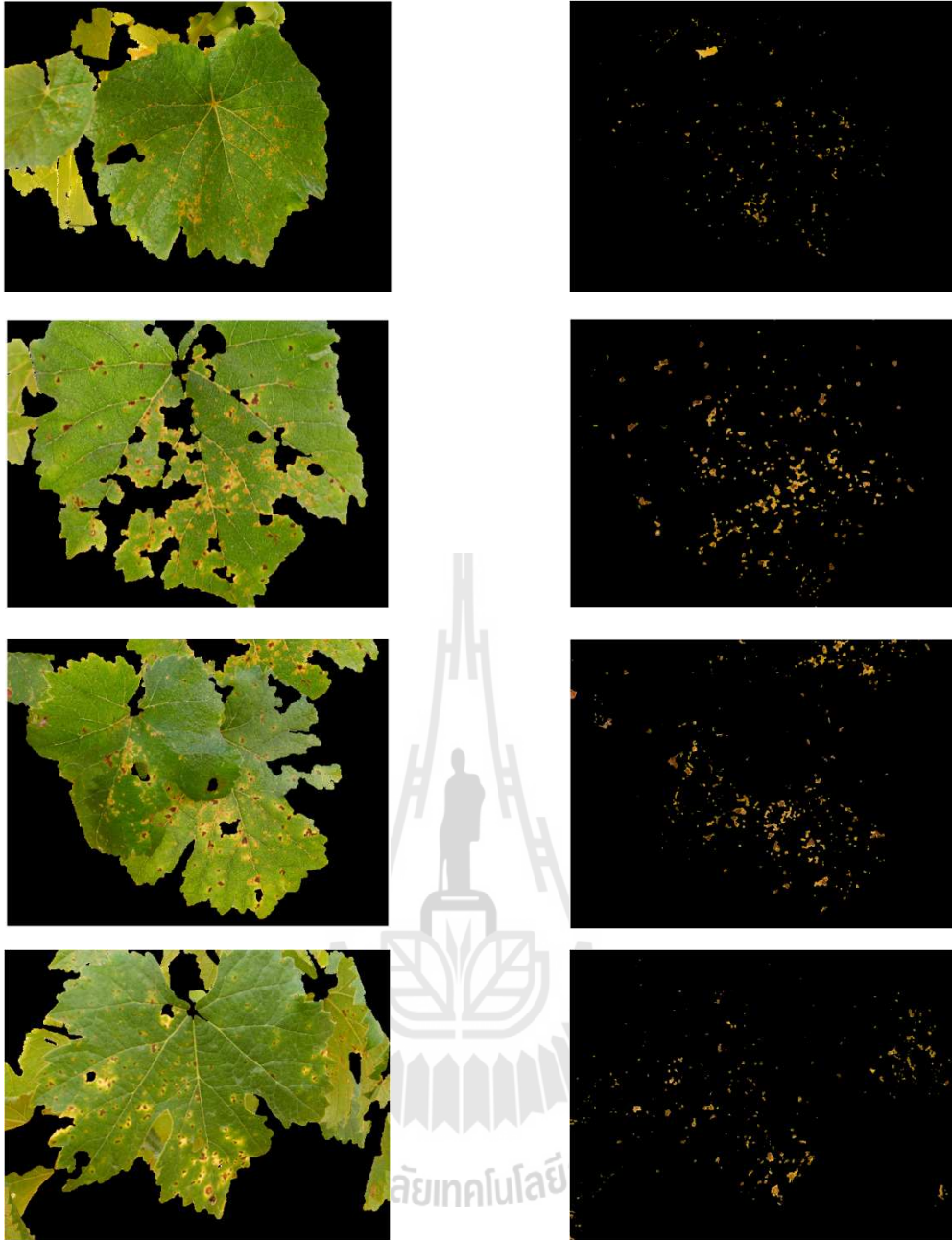


(ก) ภาพต้นแบบการกัดแกลกลีใบองุ่น

(จ) ภาพการกัดแกลกลีโรค

รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการกัดแกลกลีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นสูงมาก

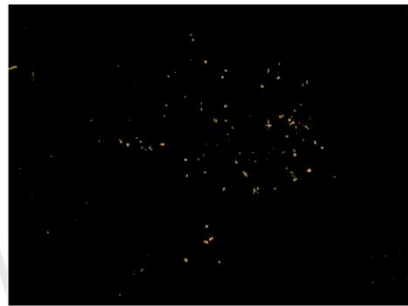
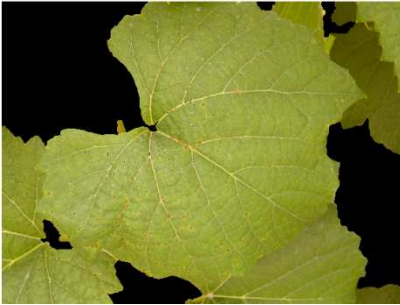




(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง  
ที่ 3.15(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

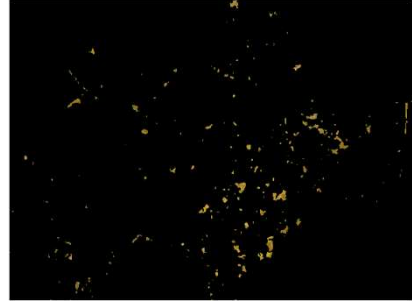
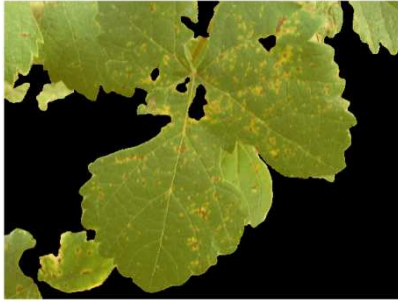
รูปที่ 4.18 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง  
ที่ 3.16(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

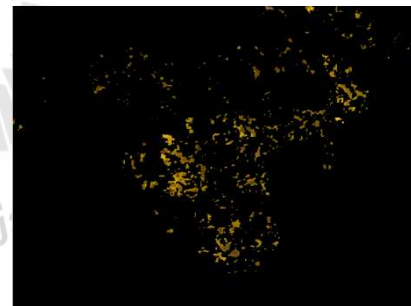
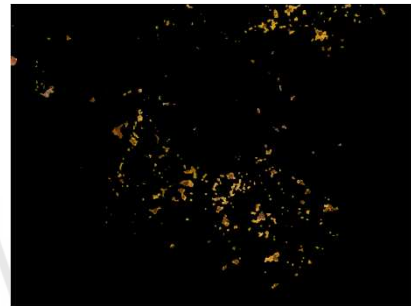
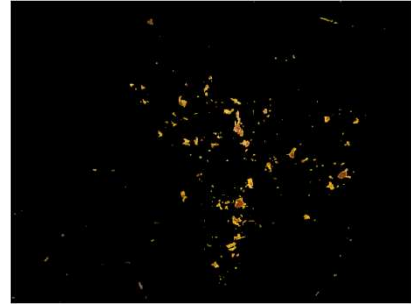
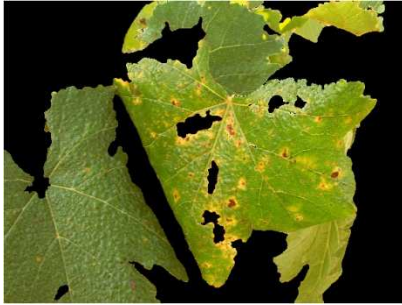
รูปที่ 4.19 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการตัดแยกสีใบองุ่นในตาราง  
ที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการตัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.20 ตัวอย่างการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีดครีမ်



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสปีไบองุ่นใน  
ตารางที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสปีโรค

#### รูปที่ 4.21 ตัวอย่างการคัดแยกสปีโรคออกจากไบองุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณารูปที่ 4.16 เป็นการพิจารณาการคัดแยกสปีโรคออกจากไบองุ่นที่มีความชื้นบน  
น้อยมีจำนวนไบองุ่นเพียงหนึ่งใบ จะเห็นว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสปีโรคออกจากไบองุ่นได้อย่างมี  
ประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.17 เป็นการคัดแยกสปีโรคออกจากไบองุ่นที่มีความ

ชั้นซ้อนปานกลางมีจำนวนใบองุ่น 2-5 ใบ มีลักษณะการวางตัว รูปลักษณะใบองุ่นและขนาดของใบที่หลากหลาย พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.18 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมากมีจำนวนใบมากกว่า 5 ใบ มีลักษณะข้อมูลของใบรวมกันเป็นกลุ่ม มีลักษณะการวางตัว รูปแบบของใบและขนาดของใบที่หลากหลาย และข้อมูลที่มีสีคล้ายสีใบองุ่น เช่น กลุ่มหญ้าและกลุ่มใบ เป็นต้นพบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดี แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีกลุ่มหญ้าและกลุ่มใบภายในภาพเมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจะปรากฏส่วนช่องว่างเล็ก ๆ ระหว่างกลุ่มใบและกลุ่มหญ้าซึ่งมีสีคล้ายสีโรค เมื่อพิจารณารูปที่ 4.19 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมากพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.20 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลางพบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพเช่นเดียวกับที่สภาวะแสงสว่างมาก เมื่อพิจารณารูปที่ 4.21 เป็นการพิจารณาคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมืดครึ้มพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิง ดังนั้นข้อมูลในสภาวะมืดครึ้มเมื่อทำการปรับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดีและเมื่อพิจารณารูปที่ 4.22 เป็นการพิจารณาคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อใด ๆ กับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น

ดังนั้นจะเห็นว่าการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการแบ่งกลุ่มสีโรคองุ่นด้วยMSOFM ร่วมกับ GA พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นในสภาวะที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพทั้งนี้เนื่องจากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA นั้นสามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนซึ่งเป็นการจัดเตรียมข้อมูลในการฝึกสอน SVMs ที่มีประสิทธิภาพจึงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดี

#### 4.7 สรุป

การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น โดยทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี CIE  $L^*a^*b$  และ CIE  $L^*u^*v$  และ YCbCr เพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงและดึงความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นระหว่างสีของโรคและสีของใบองุ่นให้มากที่สุด โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี  $a^*$   $u^*$  และ  $Cr$  เนื่องจากสามารถให้ลักษณะความแตกต่างและการกระจายตัวระหว่าง

ข้อมูลสี โรคและสีใบองุ่นที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนและเมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ซึ่งเป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มที่ไม่จำเป็นต้องมีการฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นให้กับระบบ นอกจากนี้ยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกันได้ แต่จะต้องทำการกำหนดพารามิเตอร์ของ MSOFM ซึ่งพารามิเตอร์ของ MSOFM เป็นตัวกำหนดความสามารถในการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงพิจารณาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วย GA ในการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM เพื่อให้ระบบสามารถแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นให้เหมาะสมในแต่ละภาพได้โดยอัตโนมัติ เมื่อทำการพิจารณาผลการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยข้อมูลกลุ่มสีโรคและไม่ใช่สีโรคที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีด้วย MSOFM ร่วมกับ GA มาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวตัดสินใจตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นพบว่าระบบสามารถตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยพิจารณาตามลักษณะความซับซ้อนของใบองุ่น ได้แก่ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมากพบว่า ระบบยังคงสามารถทำการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ความซับซ้อนน้อยและปานกลางในลักษณะการวางตัวและขนาดของใบที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ความซับซ้อนมากระบบสามารถทำการตัดแยกได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีในกรณีที่มีกลุ่มใบหรือกลุ่มหญ้าที่มีสีคล้ายใบองุ่นภายในภาพเป็นผลให้เมื่อทำการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นเป็นผลให้ปรากฏส่วนของช่องว่างเล็ก ๆ ที่อยู่ระหว่างกลุ่มใบ หรือ กลุ่มหญ้า ซึ่งมีลักษณะสีคล้ายสีโรค นอกจากนี้ยังพิจารณาทำการทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นเมื่อมีสถานะของแสงสว่างที่แตกต่างกันได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลาง และสถานะมืดครึ้ม พบว่าระบบยังสามารถตัดแยกสีออกจากใบองุ่นที่สถานะความแตกต่างของแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งเมื่อทำการพิจารณาการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบมีความสามารถในการตัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อใด ๆ กับการตัดแยกสีโรคของใบองุ่น

## บทที่ 5

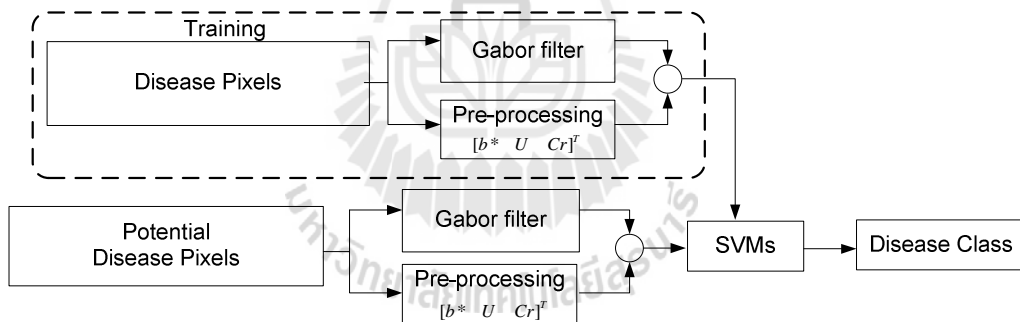
### การจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน

#### Equation Chapter 5 Section 1

#### 5.1 กล่าวนำ

สำหรับบทนี้ได้นำเสนอกระบวนการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลสีซึ่งสามารถสร้างความแตกต่างระหว่างสีโรคแต่ละประเภทได้และข้อมูลเนื้อองค์ประกอบในการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทเนื่องจากตัวกรองกาบอร์สามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในย่านความถี่และทิศทางที่แตกต่างกันได้อย่างชัดเจนอีกทั้งเป็นการเตรียมข้อมูลเนื้อองค์ประกอบที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกันได้ นอกจากนี้ยังได้นำเสนอการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื้อองค์ประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื้อองค์ประกอบและข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบจุดภาพและพิจารณาการจำแนกประเภทของโรคด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machines หรือ SVMs) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 5.2 โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน



รูปที่ 5.1 โครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อน

การทำงานของระบบแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคด้วยวิธีการกาบอร์เวฟเลทร่วมกับกระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีของโรคและการจำแนก

ประเภทของโรคด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น ซึ่งผ่านการฝึกสอนของแต่ละกลุ่มจุดภาพที่เป็นโรคในแต่ละประเภทและแต่ละกลุ่มจุดภาพที่ไม่เป็นโรค ดังแสดงในรูปที่ 5.1

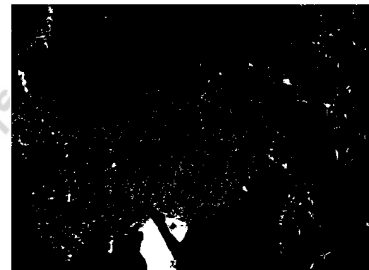
### 5.3 กระบวนการประมวลผลก่อน

เนื่องจากภาพที่ผ่านการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น ยังคงมีส่วนของข้อมูลที่ไม่ต้องการอยู่ ได้แก่ ก้านใบ ส่วนที่เป็นใบองุ่น ซึ่งเป็นบริเวณที่มีพื้นที่มากกว่าจุดโรค ดังนั้นเพื่อให้การวิเคราะห์มีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงจำเป็นต้องทำการลบบริเวณที่มีพื้นที่ใหญ่มากเกินไปออก โดยนำภาพที่ผ่านกระบวนการคัดแยกสีโรคมาทำการแปลงเป็นภาพขาว-ดำและทำการสังวัตนาการ (convolution) กับหน้าต่างขนาด  $8 \times 8$  จุดภาพ ซึ่งมีผลทำให้บริเวณที่มีจุดภาพติดกันมากมีค่ามาก จากนั้นจึงทำการพิจารณาบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากโดยการทำป้าย (BWlabel) จากภาพขาว-ดำที่ผ่านการคัดแยกสีโรค แล้วจึงทำการพิจารณาขอบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) ที่กำหนดไว้สำหรับแต่ละป้ายซึ่งพิจารณาจากภาพที่ผ่านการสังวัตนาการ หากมีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะตัดสินว่าเป็นบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากแล้วทำการลบออกจากภาพ ดังแสดงในรูปที่ 5.2

และเพื่อเพิ่มความแตกต่างระหว่างข้อมูลโรค จึงทำการพิจารณาเพิ่มขอบของจุดภาพที่ได้จากการคัดแยกสีโรคทำให้เกิดระดับสีขอบจุดโรคทำให้เกิดความแตกต่างระหว่างจุดโรคมากขึ้น ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์มีความเที่ยงตรงยิ่งขึ้น โดยเริ่มจากนำภาพที่ได้จากการคัดแยกสีโรคมาทำการแปลงเป็นภาพขาว-ดำ จากนั้นจึงทำการขยายขอบภาพและทำการคูณกับภาพที่ผ่านการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ดังแสดงในรูปที่ 5.3



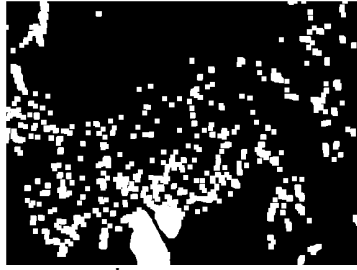
(ก) ภาพต้นแบบ



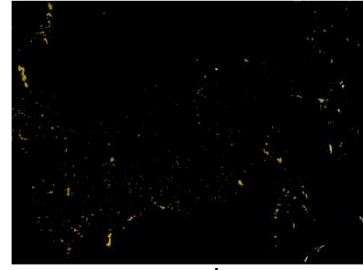
(ข) การแปลงภาพขาว-ดำ

รูปที่ 5.2 การลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ





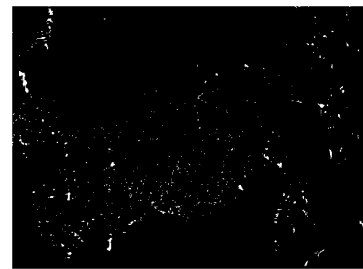
(ค) ภาพที่ผ่านการสังวัตนาการ

(ง) ผลการลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพ  
มากออกจากภาพ

### รูปที่ 5.2 การลบบริเวณที่มีจำนวนจุดภาพมากออกจากภาพ (ต่อ)



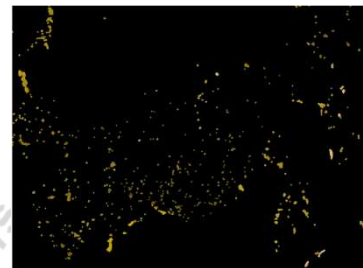
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแปลงภาพขาว-ดำ



(ค) การขยายขอบภาพ

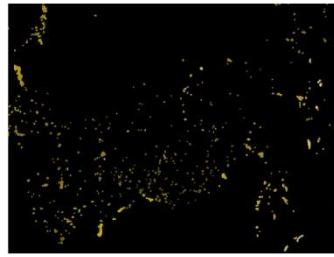


(ง) ผลเพิ่มขอบของจุดโรค

### รูปที่ 5.3 การเพิ่มขอบของจุดโรค

ในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรค โดยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของสภาวะแสงในการพิจารณาการคัดแยกสีโรค ดังนั้นจึงพิจารณาใช้แปลงปริภูมิสี CIE  $L^*a^*b$  YCbCr และ YUV เพื่อดึงความแตกต่างลักษณะเด่นทางสีของโรคให้มากที่สุด โดยเลือกค่า  $b^*$  Cb และ U

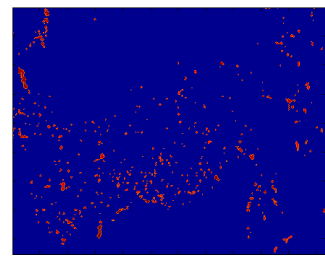
ซึ่งสามารถให้ลักษณะความแตกต่างของโรคแต่ละประเภทและการกระจายตัวของสีโรคที่แตกต่างกันทำให้การจำแนกกลุ่มสีโรคมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 5.4



(ก) ภาพต้นแบบ



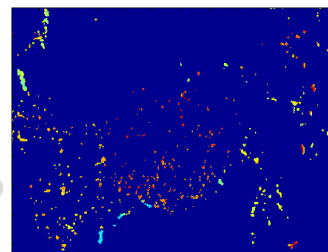
(ข) แปลงปริภูมิสี  
จาก RGB เป็น CIE L\*a\*b



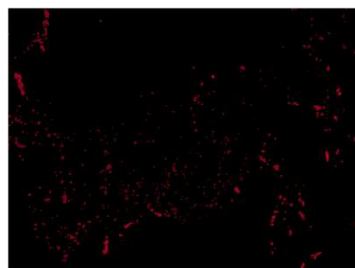
(ค) ช่อง b\* ของปริภูมิสี CIE L\*a\*b



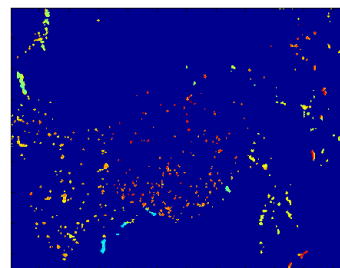
(ง) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr



(จ) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YUV



(ค) ช่อง U ของปริภูมิสี YUV

**Error! Reference source not found.** การแปลงปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น (ต่อ)

## 5.4 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรค

กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นสำหรับงานวิจัยนี้ใช้การวิเคราะห์ข้อมูลสี่และข้อมูลเนื้องอกประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทเนื่องจากตัวกรองกาบอร์สามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในย่านความถี่และทิศทางที่แตกต่างกันได้อย่างชัดเจนอีกทั้งเป็นการเตรียมข้อมูลเนื้องอกประกอบที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกันได้ รวมทั้งได้ทำการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื้องอกประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสี่ให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื้องอกประกอบและข้อมูลสี่สำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่เวกเตอร์โดยรอบจุดภาพนอกจากนี้ยังพิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลสี่และข้อมูลเนื้องอกประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำภาพที่ผ่านการคัดแยกสีไปของงอกจากภาพพื้นหลังมาทำการแปลงเป็นภาพระดับเทา

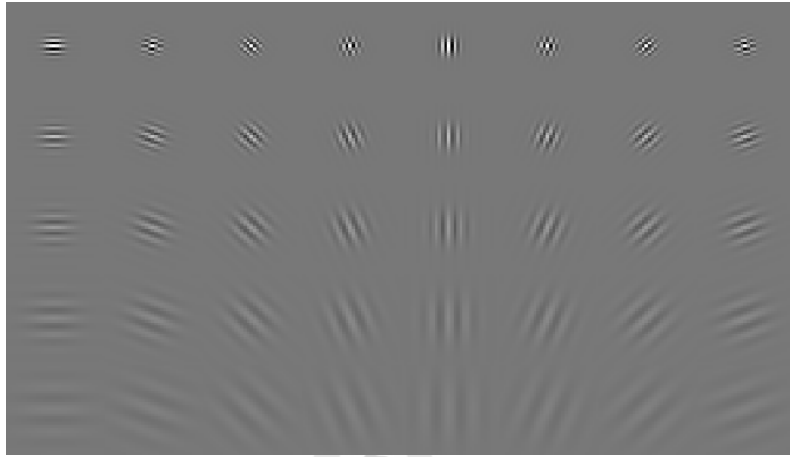
ขั้นตอนที่ 2 เมื่อได้ข้อมูลของภาพระดับเทาแล้ว จากนั้นจึงทำการพิจารณาหาความสัมพันธ์เนื้องอกประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์ ดังสมการที่ 5.1 ซึ่งจะประกอบไปด้วยส่วนจริงหรือฟังก์ชันคู่ (even function) และส่วนจินตภาพหรือฟังก์ชันคี่ (odd function) ของตัวกรองกาบอร์เวฟเลท สำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์เนื่องจากในส่วนนี้จะปรากฏคุณลักษณะของเนื้องอกประกอบที่เด่นชัด

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

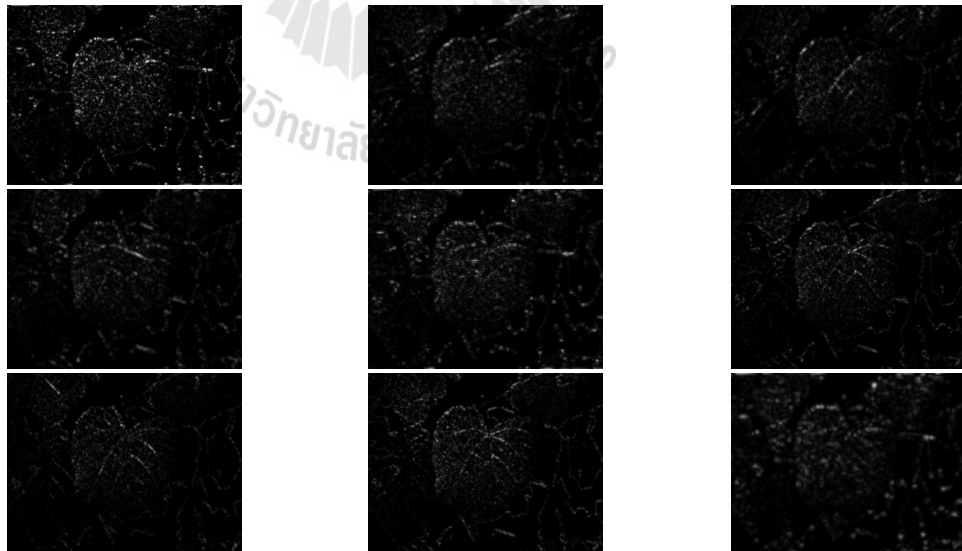
$$k_{\mu,v} = k_v e^{i\phi_\mu} \quad \text{โดยที่ } k_v = \frac{k_{\max}}{f^v} \text{ และ } \phi_\mu = \frac{\pi\mu}{8} \quad (5.2)$$

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

โดยพิจารณากำหนดให้ตัวกรองกาบอร์มีขนาด ( $v$ ) เท่ากับ  $\{0, \dots, 4\}$  และมีการปรับทิศทาง ( $\mu$ ) 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 5.4 รูปร่างที่เป็นองค์ประกอบของส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์ในโดเมนเวลา



รูปที่ 5.5 ตัวอย่างการดึงคุณลักษณะเด่นเฉพาะของโรคด้วยส่วนจริงของตัวกรองกาบอร์เวฟเลทแบบ 3 ขนาด 3 มุม

ขั้นตอนที่ 3 จากนั้นจึงทำการพิจารณาข้อมูลจุดโรคภาพย่อยของภาพที่ผ่านการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นด้วยการตีกรอบหน้าต่างและนำข้อมูลของสีที่ได้จากหัวข้อที่ 5.3 และข้อมูลเนื้องอกประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์ซึ่งมีจำนวนเท่ากับจำนวนช่องสัญญาณของตัวกรองกาบอร์ที่ใช้มาทำการปรับปรุงคุณลักษณะของข้อมูลสีและเนื้องอกประกอบด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการดึงคุณลักษณะเด่นให้ดียิ่งขึ้น โดยนำข้อมูลสีและเนื้องอกประกอบเป็นอินพุทให้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (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  $k$  ด้วยคู่อพิกัด  $(x, y)$   
 $\alpha$  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 ป้ายของคี่ประกอบใด ๆ ของจุดโรคมีจำนวนจุดภาพทั้งหมด  $M$  จุด

ขั้นตอนที่ 5 พิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลสีและเนื้องอกประกอบ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกโรค ดังสมการที่ 5.5 และ 5.6

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

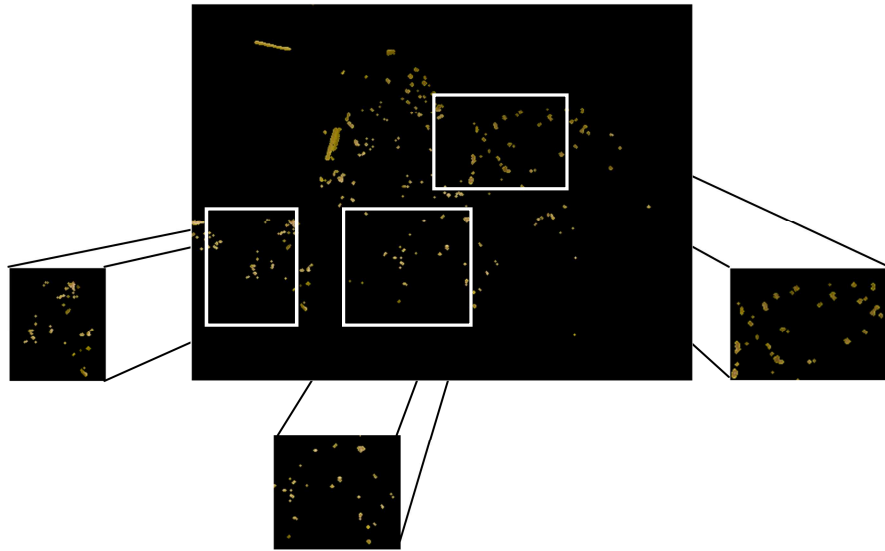
$$\sigma_i = \sqrt{\left(\frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} (p_{ij} - \mu_i)^2\right)} \quad (5.6)$$

โดยที่	$\mu_i$	คือ	ค่าเฉลี่ย
	$\sigma_i$	คือ	ค่าความแปรปรวน
	$p_{ij}$	คือ	ค่าช่องปริภูมิที่ $i$ ของ $j$ จุดภาพ
	$N_p$	คือ	ผลรวมของจุดภาพทั้งหมด

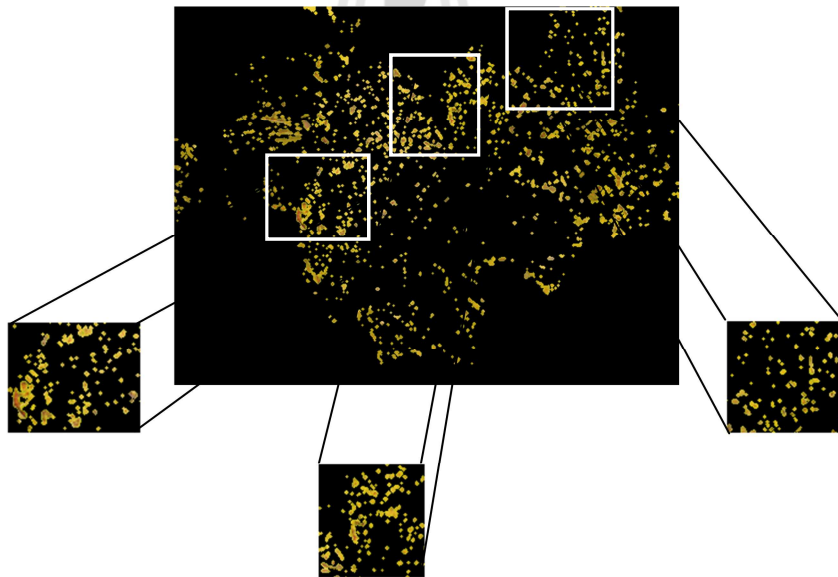
## 5.5 กระบวนการจำแนกประเภทของโรค

การจำแนกประเภทของโรคในงานวิจัยนี้ใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนในการรู้จำ และระบุประเภทของโรค ซึ่งเป็นระบบที่ต้องมีผู้ฝึกสอนและหาสัมประสิทธิ์ของสมการ เพื่อสร้างเส้นแบ่งระนาบเกินที่ดีที่สุด สำหรับแยกกลุ่มข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่การเรียนรู้ของระบบ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดประเภทของกลุ่มข้อมูลอินพุตให้กับระบบ ซึ่งเป็นกระบวนการจำแนกชนิดกลุ่มข้อมูลแบบหลายกลุ่ม (multi-class support vector classifier) โดย Mayoraz and Alpaydm. (1998) สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลอินพุตในแต่ละกลุ่มจุดภาพของค่าพลังงานที่แวลล้อมโดยรอบจุดภาพ ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลเนื้อองค์ประกอบและข้อมูลแต่ละช่องปริภูมิ  $b^* Cb U$  โดยกำหนดให้ข้อมูลโรคสแคป ระบุกลุ่มเป้าหมายเป็นกลุ่ม 1 ข้อมูลโรคราสนิม ระบุกลุ่มเป้าหมายเป็นกลุ่ม 2 และข้อมูลที่ไม่เป็นโรค ระบุกลุ่มเป้าหมายเป็นกลุ่ม 3 ดังสมการที่ 5.7

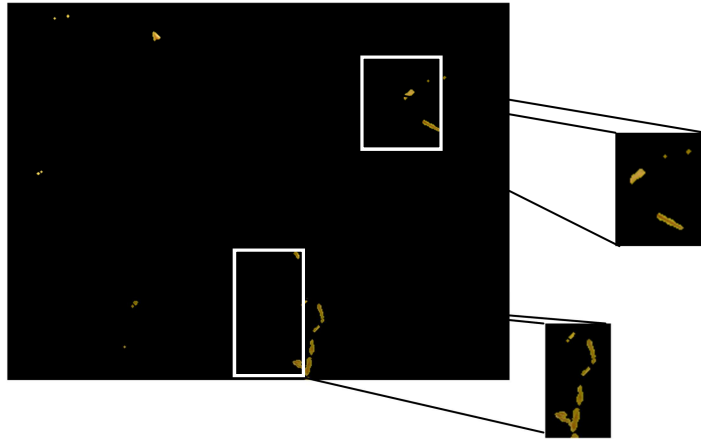


(ก) ข้อมูลโรคสแคป



(ข) ข้อมูลโรคราสนิม

รูปที่ 5.6 ตัวอย่างข้อมูลโรคที่ใช้ฝึกสอน



(ค) ข้อมูลที่ไม่เป็นโรค

รูปที่ 5.6 ตัวอย่างข้อมูลโรคที่ใช้ฝึกสอน (ต่อ)

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

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



ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดฟังก์ชันแก่นกลาง เนื่องจากพื้นฐานหลักการทำงานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นนั้นมีรากฐานสำหรับการแก้ปัญหาแบบเชิงเส้น สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักกรีสม์เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคไบออนุ่นที่เหมาะสมกับภาพในงานวิจัยดังสมการที่ 5.9

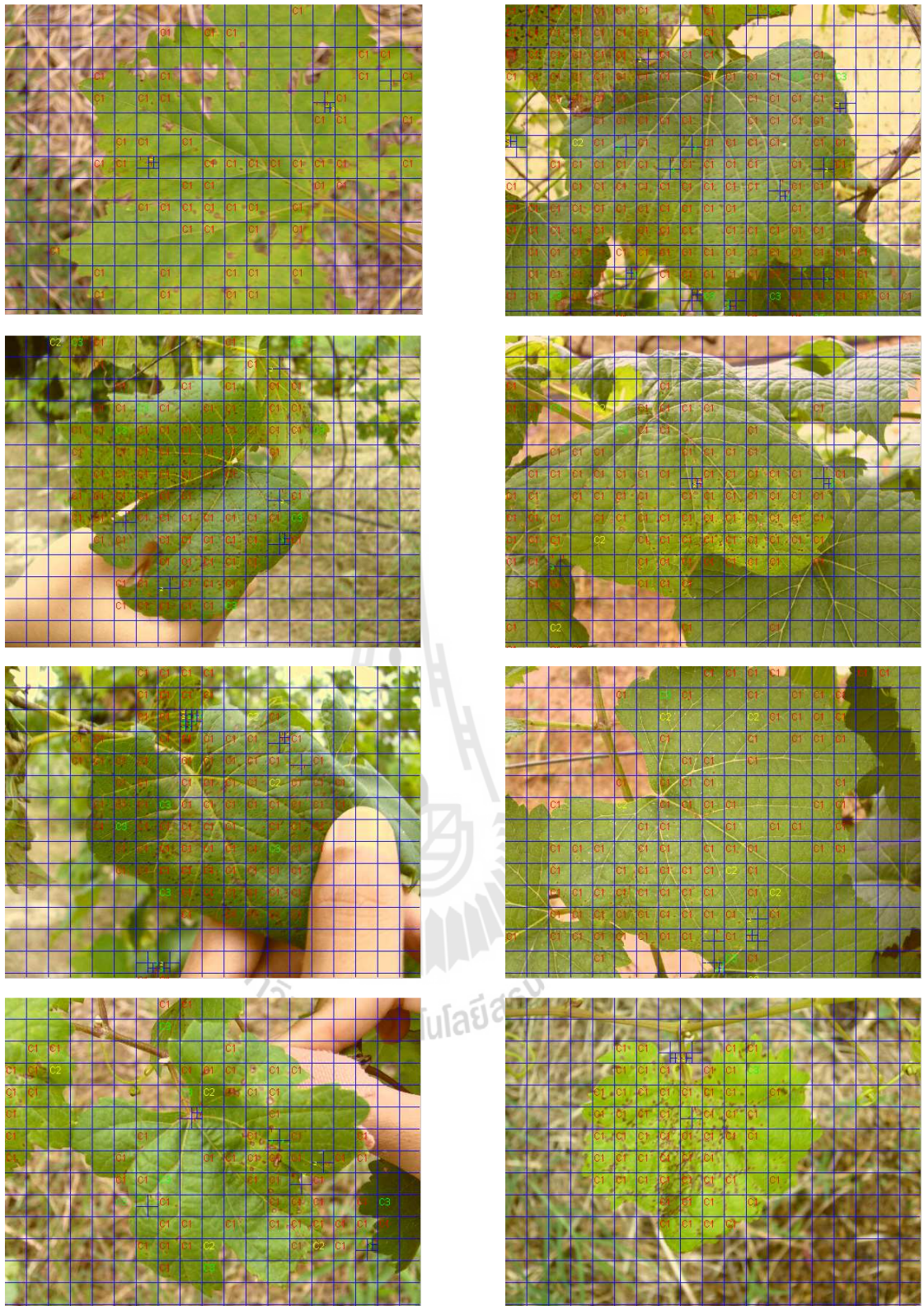
$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5.8)$$

ขั้นตอนที่ 3 ทำการฝึกสอนระบบที่ออกแบบไว้และนำข้อมูลภาพที่ต้องการทดสอบโดยใช้กลุ่มจุดภาพของค่าพลังงานที่แวลล้อมโดยรอบจุดภาพ ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลเนื้องอกประกอบและข้อมูลแต่ละช่องปริภูมิสี  $b^* C_b U$  เป็นข้อมูลของระบบที่ต้องการทดสอบมาทำการจำลอง (simulation) กับเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว

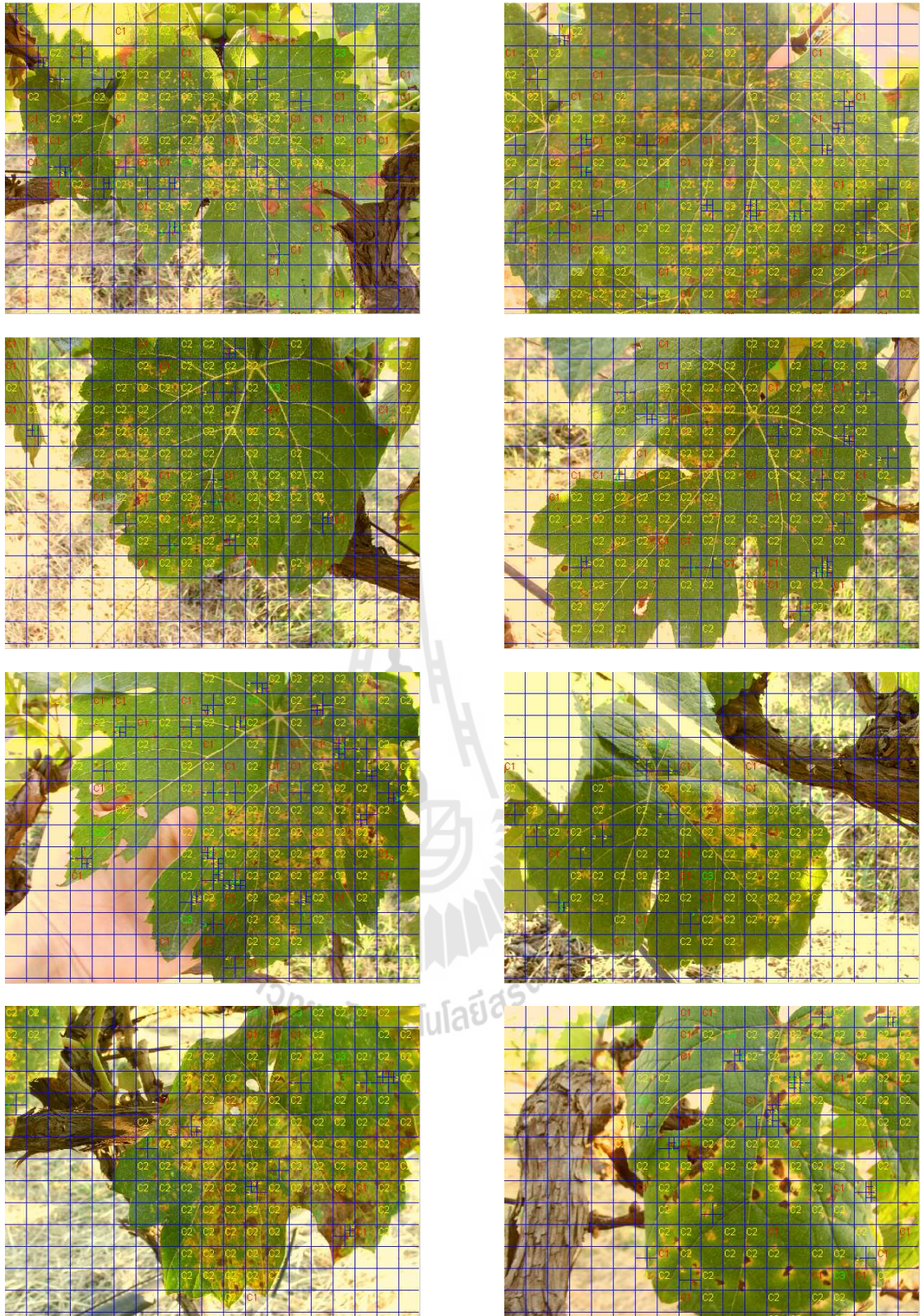
ซึ่งในขั้นตอนการวิเคราะห์พิจารณาประเภทของโรคจะทำการพิจารณาข้อมูลแต่ละจุดภาพของโรคโดยการสร้างหน้าต่างย่อยสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลจุดโรคแบบกระบวนการวงแคบ (local processing) เพื่อให้สามารถวิเคราะห์รายละเอียดของข้อมูลจุดโรคได้ดียิ่งขึ้น จากนั้นจึงทำการพิจารณาวินิจฉัยโรคไบออนุ่นของระบบแบบกระบวนการวงกว้าง (global processing) เพื่อพิจารณาความสามารถในการจำแนกประเภทของโรคไบออนุ่นภายในภาพรวมทั้งหมดของภาพ

## 5.6 ผลการทดสอบการจำแนกประเภทของโรคไบออนุ่น

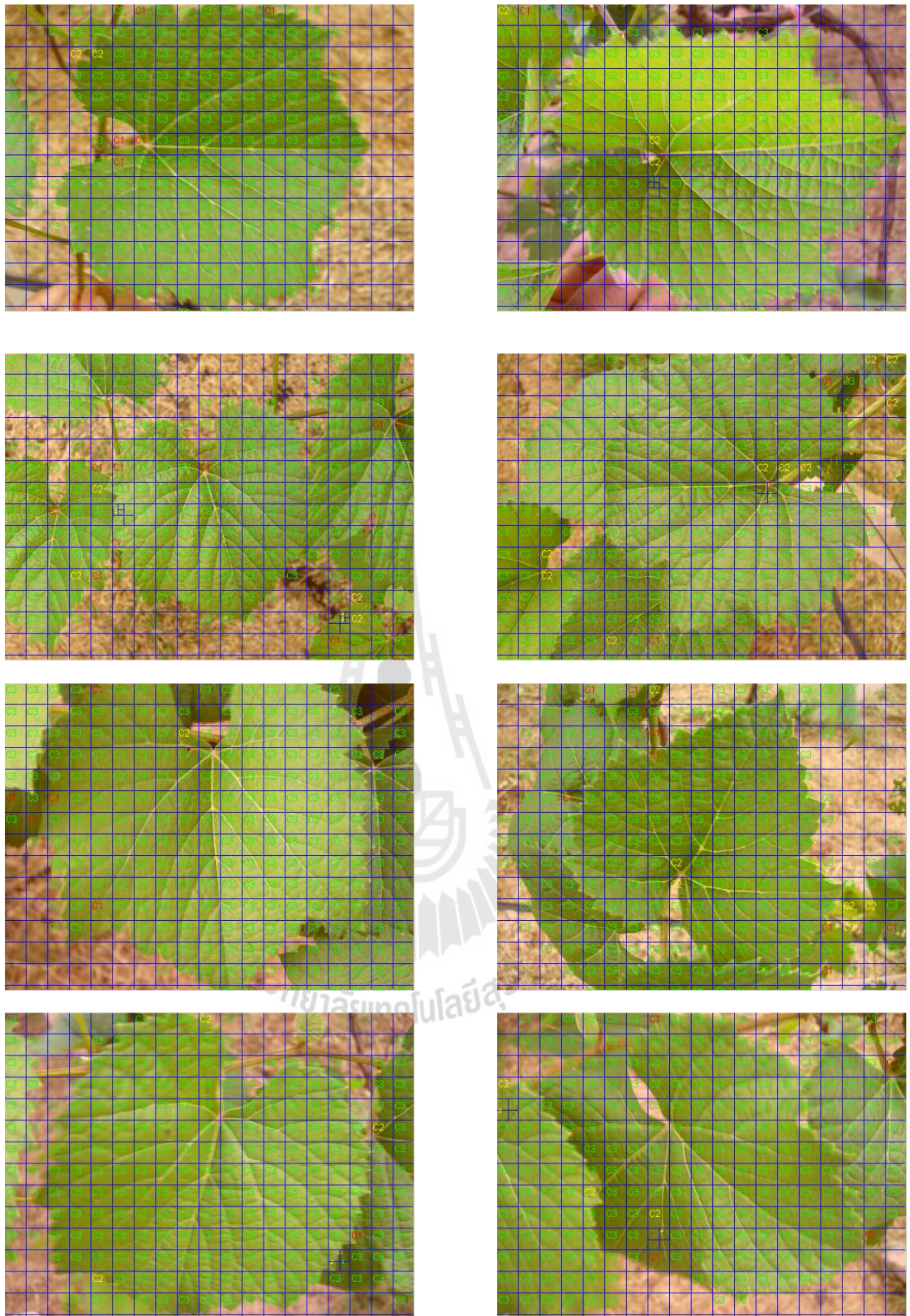
ด้วยการทดสอบภาพไบออนุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ  $426 \times 568$  จุดภาพการจำแนกประเภทของโรคไบออนุ่นด้วยการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีและการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้องอกประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทและใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นที่ผ่านการฝึกสอนทำการระบุประเภทของโรค โดยที่สัญลักษณ์ภายในภาพ C1 คือ โรคสแคป C2 คือ โรคราสนิมและ C3 คือ ไม่เป็นโรคได้ผลดังต่อไปนี้



รูปที่ 5.7 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป



รูปที่ 5.8 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม



รูปที่ 5.9 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบของรุ่นที่ไม่เป็นโรค

เมื่อพิจารณารูปที่ 5.8-5.10 เป็นการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในกรณีที่เป็นโรคสแคป ราสนิมและไม่เป็นโรคที่มีรูปร่างลักษณะของใบองุ่นในรูปแบบต่าง ๆ อีกทั้งยังมีลักษณะการวางตัว ขนาดและจำนวนของใบองุ่นที่หลากหลายพบว่าระบบยังสามารถทำการวินิจฉัยใบองุ่นในกรณีต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีข้อจำกัดจากการเตรียมข้อมูลในการคัดแยกสีใบองุ่น และการคัดแยกสีโรคดังรายละเอียดที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 และ 4 ตามลำดับเป็นผลให้ระบบสามารถวินิจฉัยโรคผิดพลาดได้

## 5.7 สรุป

การจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น โดยทำการปรับปรุงภาพด้วยการลบส่วนของข้อมูลที่ไม่ต้องการที่ได้จากการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น ได้แก่ ก้านใบ ส่วนที่เป็นใบองุ่น เป็นต้นเพื่อกำจัดข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องให้ได้ข้อมูลส่วนของโรคให้มากที่สุด อีกทั้งได้ทำการเพิ่มความแตกต่างระหว่างข้อมูลโรคด้วยการเพิ่มขอบของจุดภาพที่ได้จากการคัดแยกสีโรคเพื่อให้เกิดระดับสีขอบจุดโรคเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่างจุดโรคมมากขึ้น ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์มีความเที่ยงตรงยิ่งขึ้นและเมื่อพิจารณาถึงคุณลักษณะเด่น โดยใช้การวิเคราะห์ข้อมูลสีที่ได้จากการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี CIE L\*a\*b YCbCr และ YUV โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี b\* Cb และ U เนื่องจากสามารถให้ลักษณะความแตกต่างของจุดโรคแต่ละประเภทและการกระจายตัวของข้อมูลสีโรคได้แตกต่างกันอย่างชัดเจน ร่วมกับการพิจารณาข้อมูลเบื้องต้นประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลท ซึ่งสามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในแต่ละย่านความถี่และทิศทางได้อย่างชัดเจนและเป็นการเตรียมข้อมูลเบื้องต้นประกอบที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกันได้พร้อมทั้งได้ทำการปรับปรุงคุณลักษณะของเบื้องต้นประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเบื้องต้นประกอบและข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบจุดภาพและพิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของข้อมูลสีและเบื้องต้นประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งจากการดึงคุณลักษณะเด่นดังกล่าวพบว่าระบบสามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ เป็นผลให้เมื่อนำข้อมูลที่ได้จากการดึงคุณลักษณะเด่นมาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นพบว่าระบบสามารถจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถพิจารณาได้จากผลการทดสอบการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป ราสนิมและไม่เป็นโรคพบว่าระบบสามารถจำแนกชนิดของโรคใบองุ่นได้เป็นอย่างดี แต่ยังคงมีข้อจำกัดจากการเตรียมข้อมูลการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังและการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นดังรายละเอียดที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 และ 4 ตามลำดับเป็นผลให้ระบบสามารถวินิจฉัยโรคผิดพลาดได้

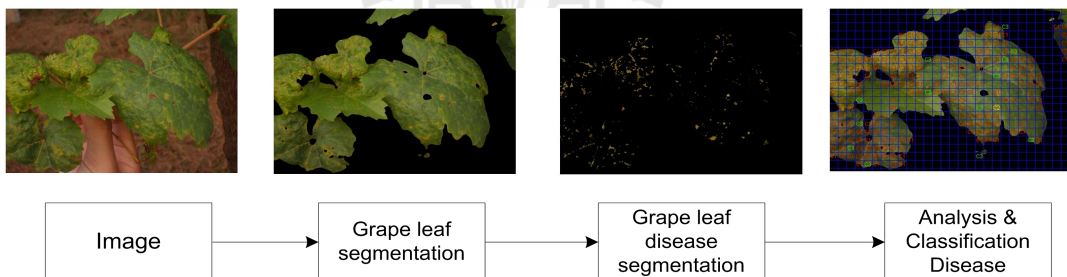
## บทที่ 6

### วิเคราะห์ผลการทดลองและอภิปรายสมรรถนะของระบบ

#### 6.1 กล่าวนำ

ในบทนี้ได้นำเสนอการทดสอบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นด้วยวิธีการดังที่กล่าวไปแล้ว ได้ทำการวิเคราะห์ปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นซึ่งได้แก่ การทดสอบอรรถิพลและความสำคัญของจำนวนช่องสัญญาณตัวกรองกาบอร์ การทดสอบอรรถิพลการแปลงไม่เป็นเชิงเส้นของเนื้องค์ประกอบ การวิเคราะห์การจำแนกประเภทของโรคพืชจากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA การทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง การทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น การทดสอบปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรค อีกทั้งได้ทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังและทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย BPNN และ SVMs นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบการวินิจฉัยโรคของระบบในสภาวะต่าง ๆ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 6.2 โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรค



รูปที่ 6.1 โครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น

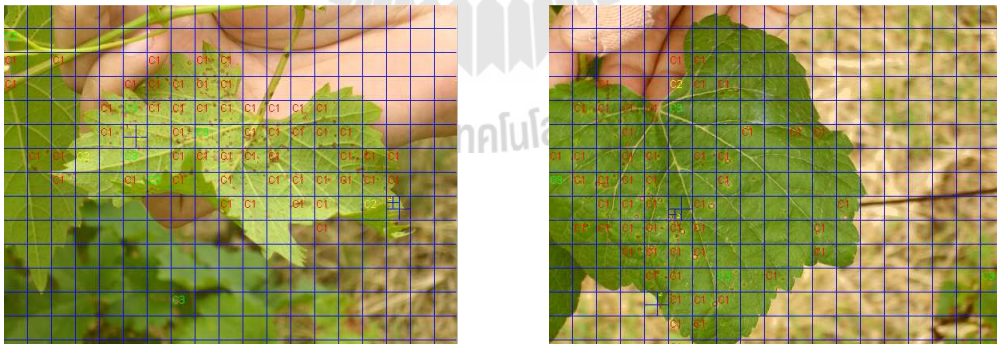
ระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นสามารถสรุปการทำงานหลักของระบบ โดยแบ่งการทำงานหลักของระบบออกเป็น 3 กระบวนการ คือ กระบวนการที่หนึ่ง เป็นกระบวนการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง กระบวนการที่สอง เป็นกระบวนการคัดแยกสีโรคของใบองุ่นและกระบวนการสุดท้าย เป็นกระบวนการจำแนกประเภทของโรค ดังแสดงในรูปที่ 6.1

### 6.3 ผลการทดสอบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM

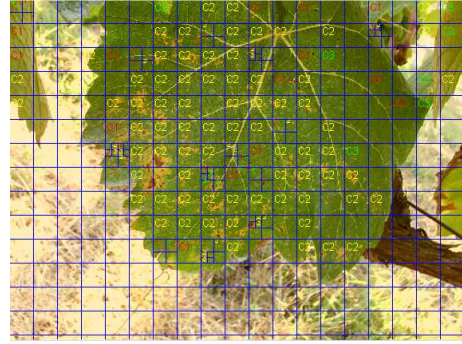
สำหรับการวิเคราะห์การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ในการแบ่งกลุ่มสีแบบอัตโนมัติให้เหมาะสมในแต่ละภาพสำหรับการคัดแยกสีโรคด้วยอัลกอริทึมการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดร่วมกับ GA เพื่อพิจารณาความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบที่ได้จากกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM โดยพิจารณาทำการทดสอบภาพขนาด 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 6.2-6.4 โดยที่สัญลักษณ์ภายในภาพ C1 คือ โรคสแคป C2 คือ โรคราสนิมและ C3 คือ ไม่เป็นโรคและได้ทำการพิจารณาประสิทธิภาพของระบบการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่นด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA ดังแสดงในตารางที่ 6.1

ตารางที่ 6.1 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA

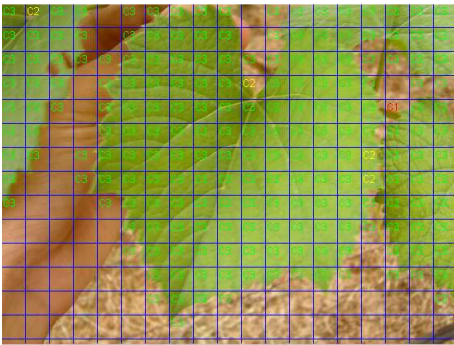
สแคป (%)	ราสนิม (%)	ไม่เป็นโรค (%)	ความถูกต้องเฉลี่ย (%)	การตรวจจับ (%)
93.38	85.33	95.89	91.53	99.33



รูปที่ 6.2 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคสแคปด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA



รูปที่ 6.3 ตัวอย่างการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิมด้วยการหาค่าเหมาะที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA



รูปที่ 6.2 ตัวอย่างผลการวินิจฉัยภาพใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคด้วยการหาค่าเหมาะที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ร่วมกับ GA

#### 6.4 ผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

ในหัวข้อนี้จะทำการพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีของใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วย BPNN ด้วยหลักการการทำงานที่ได้กล่าวรายละเอียดในบทที่ 3 และได้ทดสอบระบบจากภาพที่มีขนาด 426 x 568 จุดภาพจำนวน 231 ภาพและทำการฝึกสอนระบบด้วยข้อมูลภาพที่เป็นสีใบองุ่นและไม่ใช้สีใบองุ่นจากกลุ่มสีที่ได้จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM มาทำการฝึกสอนด้วยจำนวนตัวอย่างสีใบองุ่นทั้งหมด 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพและตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีใบองุ่นจำนวน 210 ตัวอย่าง โดยพิจารณาผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังแบ่งตามลักษณะของความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ คือ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความ



ซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม ได้ผลดังนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN

รูปที่ 6.3 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ

รูปที่ 6.4 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN

รูปที่ 6.4 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ

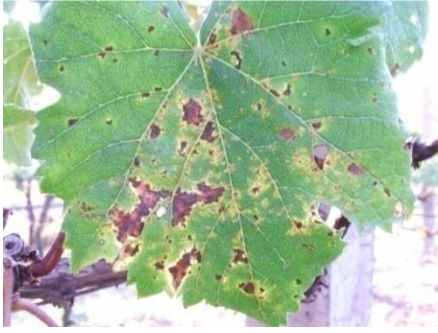


(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN

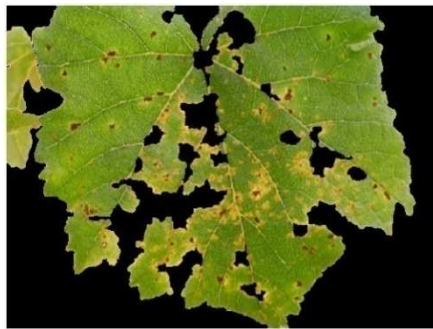
รูปที่ 6.5 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่ซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีเขียวของใบองุ่นด้วย BPNN

รูปที่ 6.6 ตัวอย่างการคัดแยกสีเขียวของใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ

รูปที่ 6.7 ตัวอย่างการคัดแยกสีเขียวของใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN

รูปที่ 6.7 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่  
สภาวะแสงสว่างปานกลาง (ต่อ)



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการปรับสีและแสงของภาพต้นแบบ



(ค) ภาพการคัดแยกสีใบองุ่นด้วย BPNN

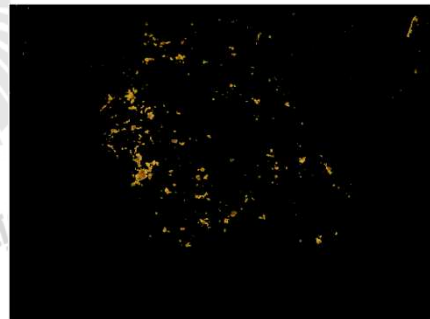
รูปที่ 6.8 ตัวอย่างการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมืดครึ้ม

## 6.5 ผลการทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น

ในหัวข้อนี้จะทำการพิจารณาความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย SVMs ด้วยหลักการทำงานที่ได้กล่าวรายละเอียดในบทที่ 4 และได้ทำการทดสอบระบบด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพจำนวน 700 ภาพและทำการฝึกสอนระบบด้วยข้อมูลภาพที่เป็นสีโรคและไม่ใช้สีโรคที่ได้จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM มาทำการฝึกสอนระบบด้วยจำนวนตัวอย่างสีโรคที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 45 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 14 ภาพและตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีโรคจำนวน 48 ตัวอย่าง โดยพิจารณาผลทดสอบความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นแบ่งตามลักษณะความชื้นของลักษณะใบองุ่นของภาพ คือ ลักษณะใบองุ่นที่มีความชื้นน้อย ลักษณะใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลางและลักษณะใบองุ่นที่มีความชื้นมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม เพื่อดูผลการทดสอบระบบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นตามลักษณะความชื้นของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

### รูปที่ 6.9 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

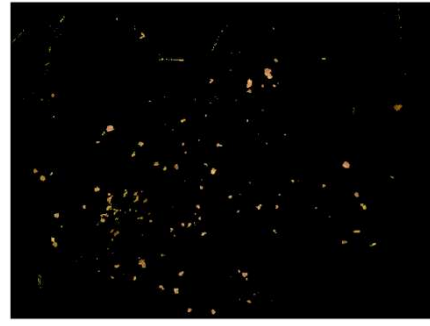


(ข) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

**Error! Reference source not found.** ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความชื้นปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

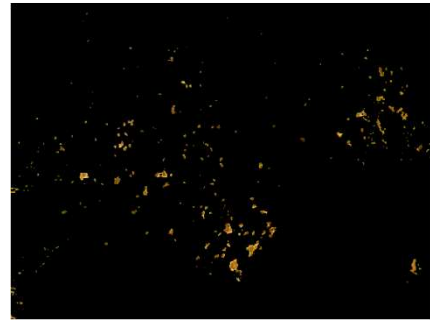


(ข) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

รูปที่ 6.10 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

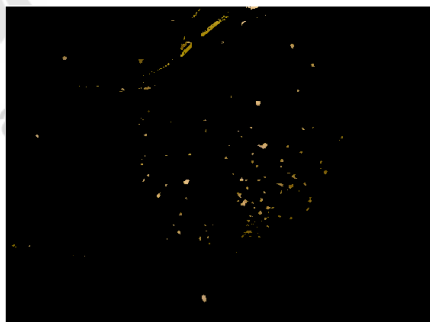


(ข) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

รูปที่ 6.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างมาก

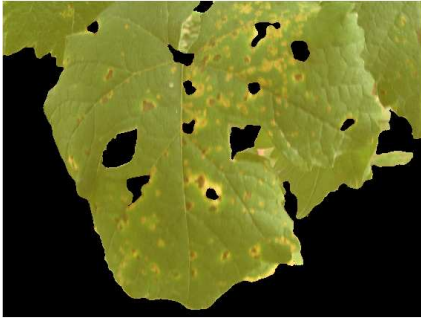


(ก) ภาพต้นแบบ

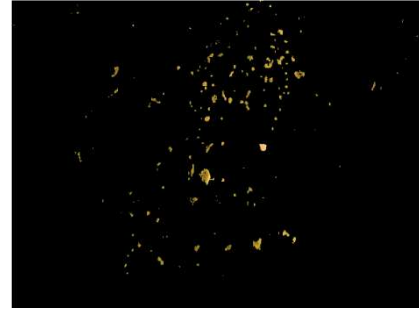


(ข) ภาพการคัดแยกสีโรคด้วย SVMs

**Error! Reference source not found.** ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

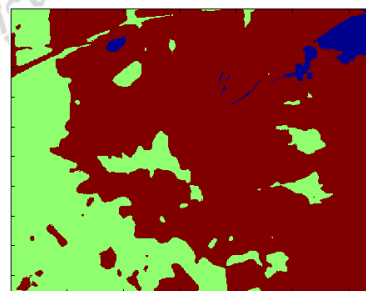


(ข) ภาพการคัดแยกสีเขียวด้วย SVMs

รูปที่ 6.11 ตัวอย่างการคัดแยกสีเขียวที่สภาวะมืดครึ้ม

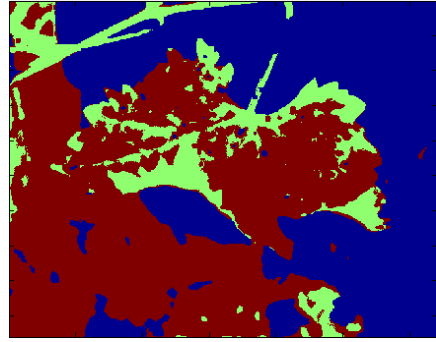
### 6.6 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

เป็นการพิจารณาปัจจัยของการเลือกปริภูมิสีสำหรับแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลัง ซึ่งในที่นี้ได้พิจารณาเปรียบเทียบความสามารถในการแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังด้วยปริภูมิสี RGB HSV XYZ CIE\*L\*a\*b CIE\*L\*u\*v และ YCbCr ซึ่งในที่นี้จะไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดผลกระทบของสภาวะการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างดังรายละเอียดหลักการทำงานที่ได้กล่าวรายละเอียดไว้ในบทที่ 3 โดยพิจารณากำหนดจำนวนกลุ่มสีของภาพที่ต้องการทดสอบให้กับ SOFM จำนวน 3 กลุ่มสีที่ค่าเดียวกันทั้งหมดและทำการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.19 โดยที่แต่ละสีภายในภาพเป็นตัวแทนของกลุ่มสีนั้น ๆ

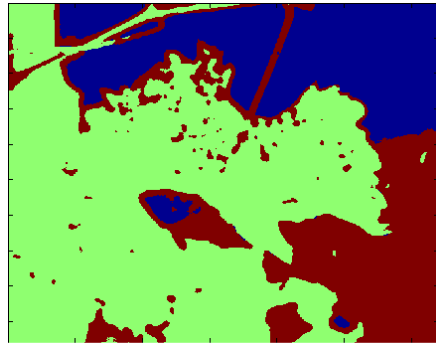


(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี H S

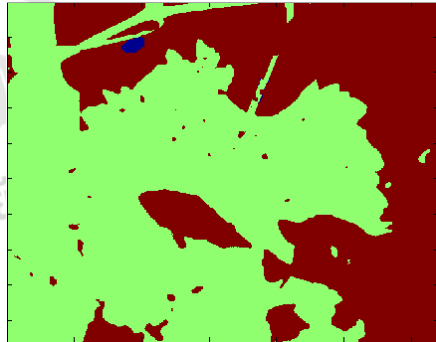
รูปที่ 6.12 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง



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



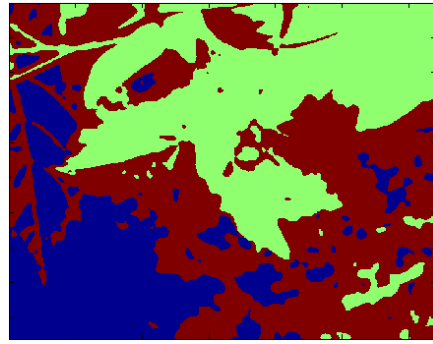
(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี  $H a^*$



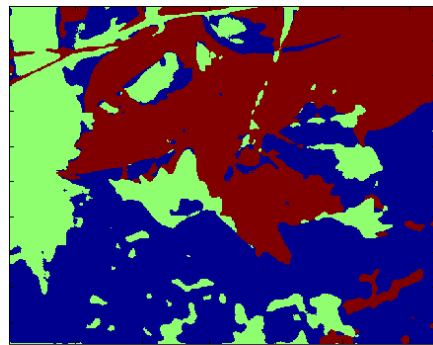
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี  $H b^*$

รูปที่ 6.12 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)

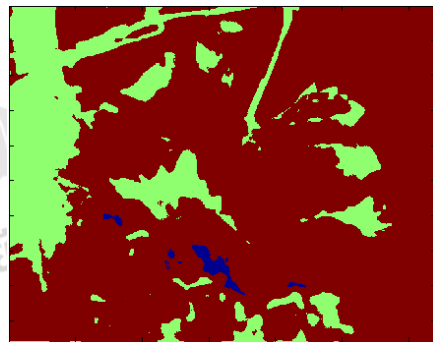




(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี X Y

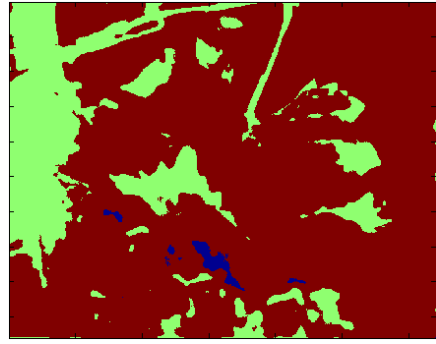


(ฉ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี X Z

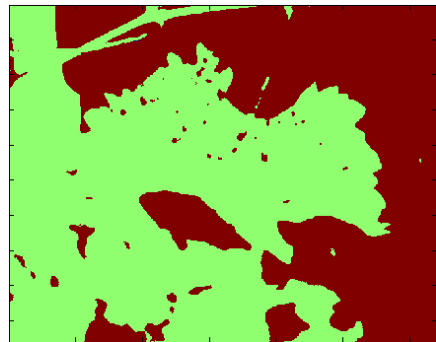


(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี Y Z

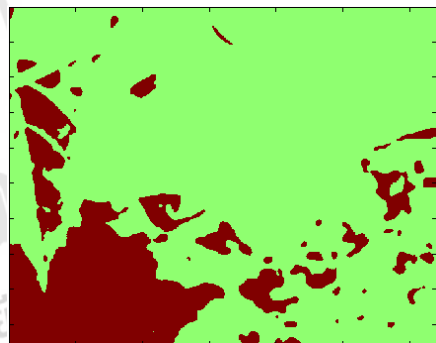
รูปที่ 6.12 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)



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

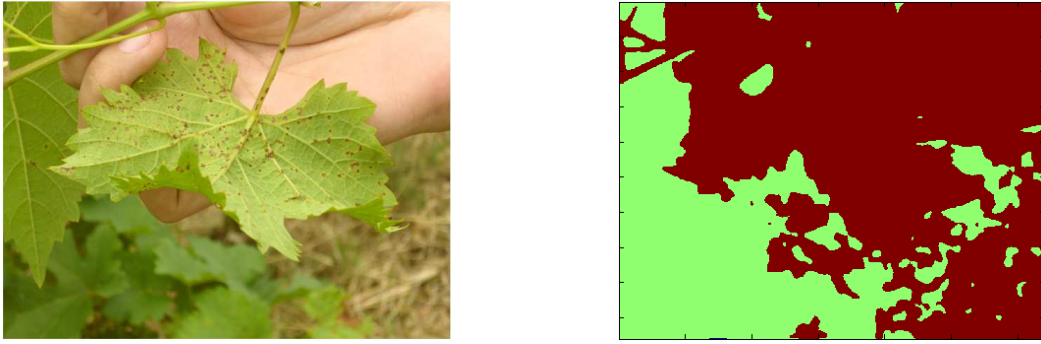


(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี Cb Cr



(ต) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี R G

รูปที่ 6.12 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)



(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM จากการเลือกช่องปริภูมิสี G B

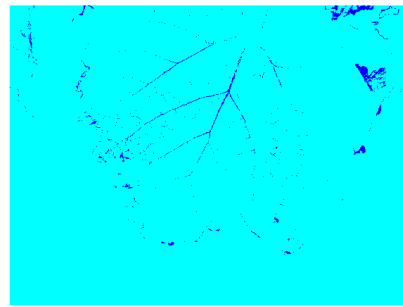
### รูปที่ 6.12 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)

สำหรับการพิจารณาการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากพื้นหลังจากข้อมูลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM ในการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลที่เป็นสีใบองุ่นและไม่ใช่สีใบองุ่นเพื่อเป็นข้อมูลให้กับ BPNN เป็นตัวตัดสินใจในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้นปัจจัยหนึ่งที่มีความสำคัญกับระบบอย่างมาก คือ ความสามารถในการแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีใบองุ่นและไม่ใช่สีใบองุ่นของ SOFM จากการพิจารณาช่องปริภูมิสีต่าง ๆ เนื่องจากการคัดแยกสีใบองุ่นในสภาวะแวดล้อมจริงนั้นจะมีอิทธิพลของแสงสว่าง เช่น สภาวะแสงสว่างมาก ปานกลางและมีดครีမ် เป็นต้น นอกจากนี้ลักษณะความซับซ้อนของข้อมูลภาพพื้นหลัง เช่น ฟาง เสามนุษย์ หญ้า ก้อนหิน เป็นต้น ยังส่งผลกระทบต่อความสามารถในการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้อีกด้วยดังนั้นการพิจารณาปริภูมิสีจึงมีความสำคัญอย่างมากสำหรับกระบวนการประมวลผลภาพเพื่อช่วยแยกความแตกต่างระหว่างสีใบองุ่นและภาพพื้นหลังให้มากที่สุด ซึ่งจากการพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM ด้วยการเลือกช่องปริภูมิสีต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 6.19 พบว่าช่องปริภูมิสี  $Hb^*$  สามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีใบองุ่นและไม่ใช่กลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุด รองลงมาคือ ช่องปริภูมิสี  $Cb Cr$  ดังนั้นจะเห็นว่าผลของการเลือกช่องปริภูมิสีส่งผลต่อการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังเป็นอย่างมาก ซึ่งการเลือกช่องปริภูมิสีที่ไม่เหมาะสมเป็นให้ประสิทธิภาพของระบบลดลงได้

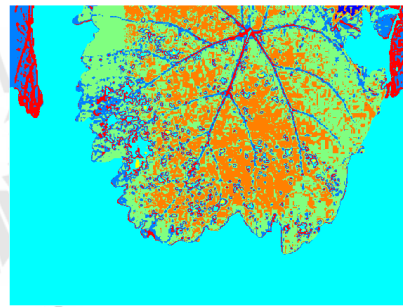
### 6.7 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น

เป็นการพิจารณาปัจจัยของการเลือกปริภูมิสีสำหรับแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและใบองุ่น ซึ่งในที่นี้ได้พิจารณาเปรียบเทียบความสามารถในการแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและใบองุ่นด้วยปริภูมิสี RGB HSV XYZ CIE\*L\*a\*b CIE\*L\*u\*v และ YCbCr สำหรับในที่นี้จะไม่ทำ

การพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพดังรายละเอียดหลักการทำงานที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 โดยพิจารณาเลือกช่องปริภูมิสีของภาพที่ต้องการทดสอบให้กับ MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM เพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีเขียวองุ่นตามความเหมาะสมของการเปลี่ยนแปลงช่องปริภูมิสีของภาพที่ใช้ทดสอบ โดยทำการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.20 โดยที่แต่ละสีภายในภาพเป็นตัวแทนของกลุ่มสีนั้น ๆ

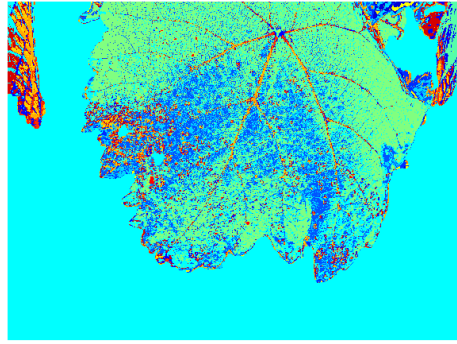


(ก) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 7 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี  $H a^* b^*$

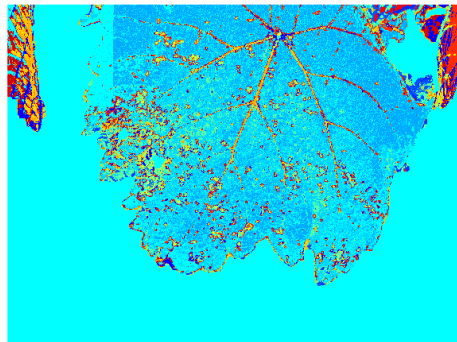


(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 2 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี R G B

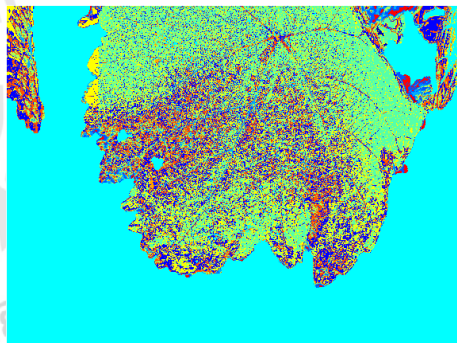
รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น



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

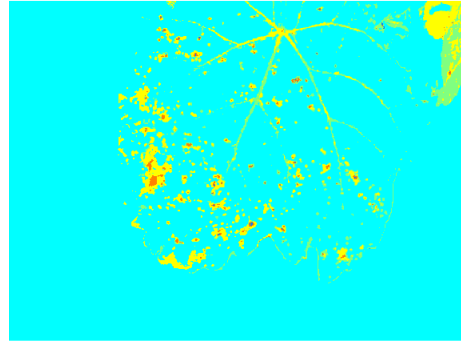


(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 20 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี  $H S b^*$

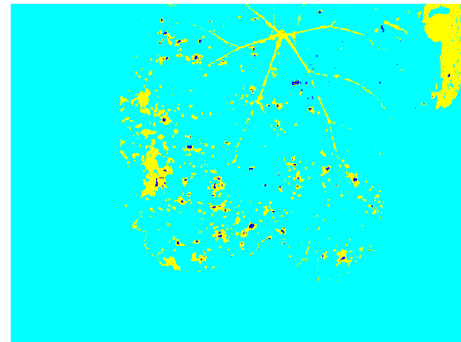


(จ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 11 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี  $S a^* b^*$

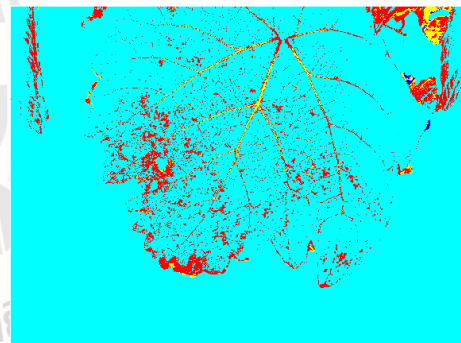
รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)



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

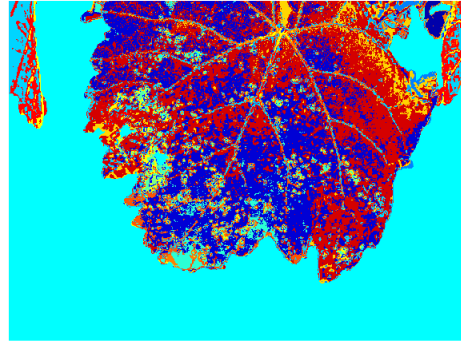


(ข) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 3 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี  $u^* a^* b^*$

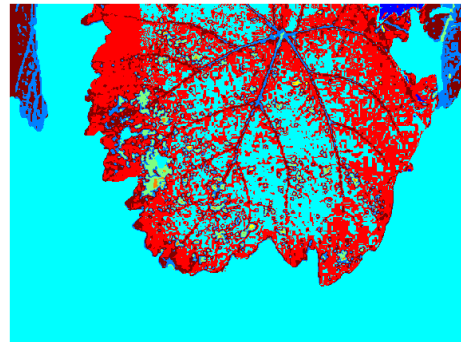


(ช) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 4 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี X Y Z

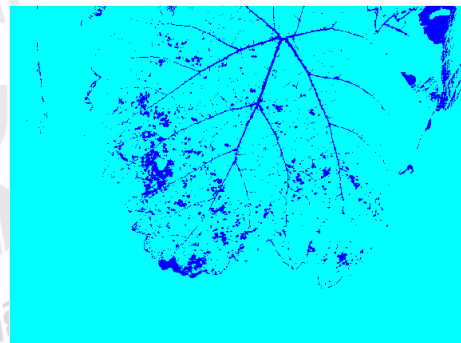
รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)



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

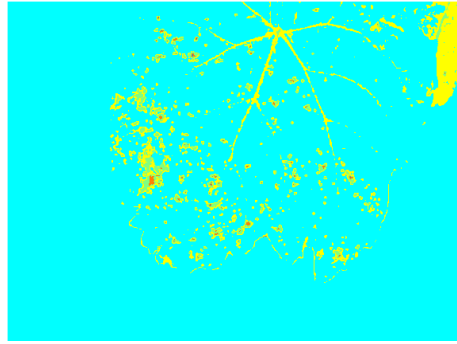


(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จำนวน 8 กลุ่มสี ด้วยช่องปริภูมิสี H Cb Cr



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

รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)



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

### รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น (ต่อ)

สำหรับการพิจารณาอิทธิพลของช่องปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสี โรคออกจากใบองุ่น เพื่อพิจารณาความแตกต่างของช่องปริภูมิสีในการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างข้อมูลสีโรคและไม่ใช่สีโรคของ MSOFM ร่วมกับ GA โดยไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่าง จากการพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ร่วมกับ GA จากการเลือกช่องปริภูมิสีต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 6.20 พบว่าช่องปริภูมิสี  $a^* u^* Cr$  สามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุดด้วยจำนวนกลุ่มสี 4 กลุ่มสี ดังแสดงในรูปที่ 6.20 (น) จะเห็นว่าสามารถคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรคออกจากใบองุ่นได้เป็นอย่างดี อันดับรองลงมาคือ ช่องปริภูมิสี  $u^* a^* b^*$  ซึ่งสามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นด้วยจำนวนกลุ่มสี 3 กลุ่มสี ดังแสดงในรูปที่ 6.20 (ข) จะเห็นว่าสามารถคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรคได้แต่ยังคงปรากฏส่วนของก้านใบองุ่นและช่องปริภูมิสี  $u v Cb$  ซึ่งสามารถให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มสีโรคและกลุ่มสีใบองุ่นด้วยจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี ดังแสดงในรูปที่ 6.20 (ค) จะเห็นว่าสามารถคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรคได้แต่ยังคงปรากฏส่วนของก้านใบองุ่นและส่วนของใบองุ่น ดังนั้นจะเห็นว่าผลของการเลือกช่องปริภูมิสีมีผลต่อการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นเป็นอย่างมาก ซึ่งการเลือกช่องปริภูมิสีที่ไม่เหมาะสมเป็นผลให้ความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นของระบบมีประสิทธิภาพลดลงได้

## 6.8 ผลการทดสอบปริภูมิสีสำหรับการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น

เป็นการพิจารณาปัจจัยของการเลือกปริภูมิในการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น ซึ่งในที่นี้ได้พิจารณาเปรียบเทียบความสามารถในการจำแนกประเภทของโรคด้วยปริภูมิสี  $CIE^*L^*a^*b$  YIQ YUV และ YCbCr ซึ่งในที่นี้จะไม่ทำการพิจารณาช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพดังรายละเอียดหลักการทำงานที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 5



โดยทำการทดสอบการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยภาพขนาด 426 x 568 จุดภาพ ตามโครงสร้างการทำงานของระบบดังแสดงในรูปที่ 6.1 ภาพที่ใช้ทดสอบเป็นภาพของโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรคจำนวนละ 50 ภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนกับ SVMs ส่วนการฝึกสอน SVMs ใช้จำนวนตัวอย่างจุดโรคสแคปทั้งหมด 497 จุดโรคจากภาพโรคสแคปทั้งหมด 22 ภาพ จำนวนตัวอย่างจุดโรคราสนิมทั้งหมด 489 จุดโรคจากภาพโรคราสนิมทั้งหมด 21 ภาพและจำนวนตัวอย่างจุดที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 492 จุดที่ไม่เป็นโรคจากภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 22 ภาพ ซึ่งสามารถพิจารณาประสิทธิภาพการจำแนกประเภทของโรคใบอ่อนด้วยช่องปริภูมิสีต่าง ๆ ดังแสดงในตารางที่ 6.2

ตารางที่ 6.2 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 สามารถถึงความแตกต่างของลักษณะข้อมูลโรคสแคป โรคราสนิมและไม่เป็นโรคได้ดีที่สุดเป็นผลให้ระบบสามารถจำแนกประเภทของโรคได้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยช่องปริภูมิสี b\* Cb U มีความสามารถในการวินิจฉัยโรคสแคปสูงถึง 93.38% โรคราสนิม 85.33% และไม่เป็นโรค 95.89% ซึ่งมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคในระดับที่ค่อนข้างสูง ดังนั้นผลของการเลือกช่องปริภูมิสีมีผลต่อการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบ ซึ่งการเลือกช่องปริภูมิสีที่ไม่เหมาะสมเป็นให้ความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบอ่อนของระบบลดลง

## 6.9 ผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบในสถานะต่าง ๆ

เป็นการพิจารณาความสามารถในการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบด้วยภาพทดสอบขนาด 426 x 568 จุดภาพจำนวน 850 ภาพ ตามโครงสร้างการทำงานของระบบ ดังแสดงในรูปที่ 6.1 โดยพิจารณาแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้แก่ ภาพที่มีความซับซ้อนมาก ภาพที่มีความซับซ้อนปานกลาง และภาพที่มีความซับซ้อนน้อย อีกทั้งยังได้ทำการพิจารณาในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน ได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม รวมทั้งสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ ดังแสดงในรูปที่ 6.21-6.27



(ก) ภาพต้นแบบ

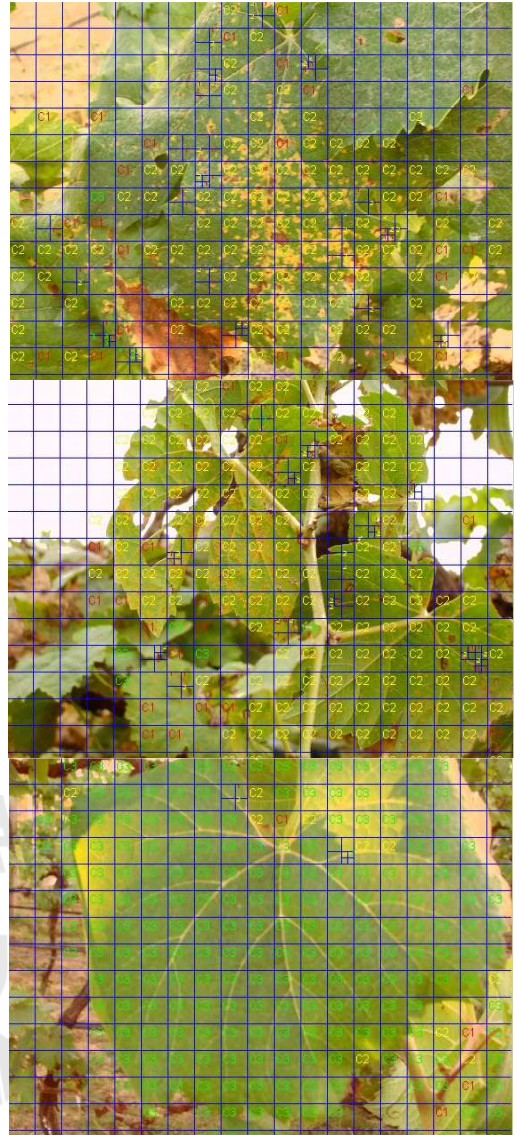


(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่านการปรับสีและแสง

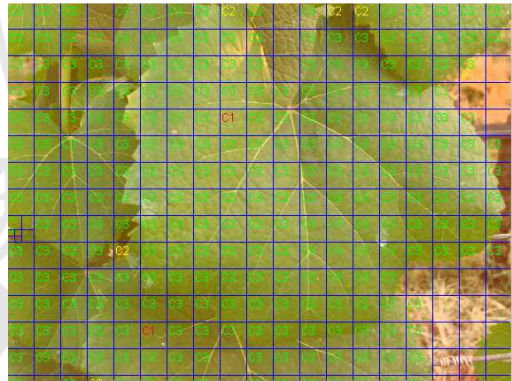
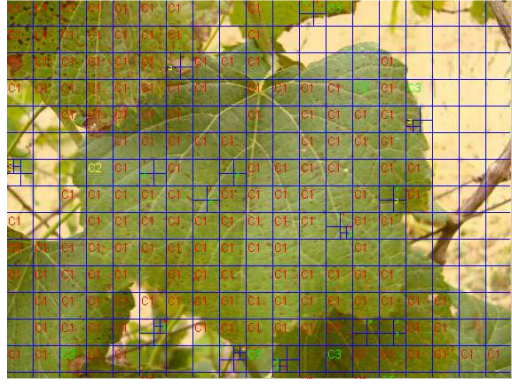
รูปที่ 6.14 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน  
การปรับสีและแสง

รูปที่ 6.14 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนมาก (ต่อ)

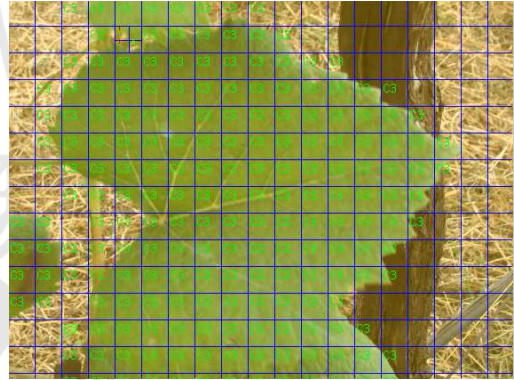
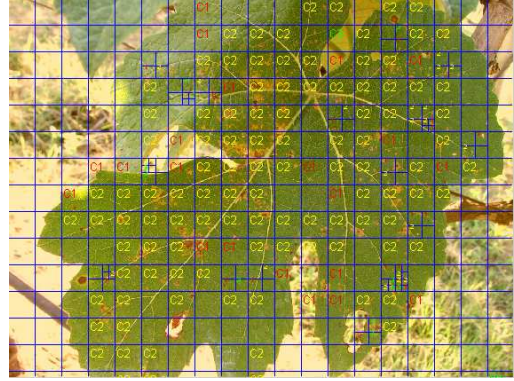


(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน

การปรับสีและแสง

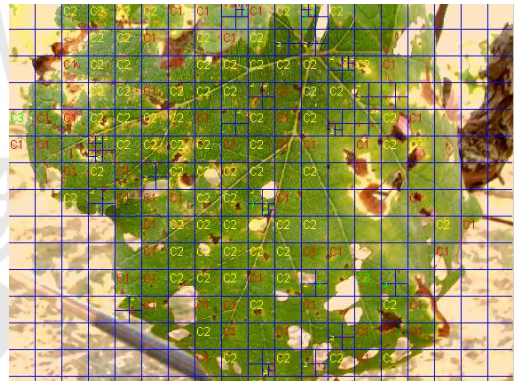
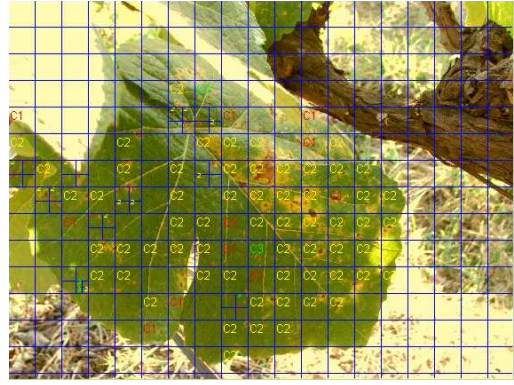
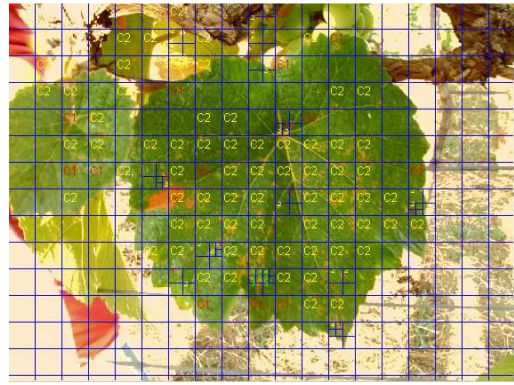
รูปที่ 6.15 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน  
การปรับสีและแสง

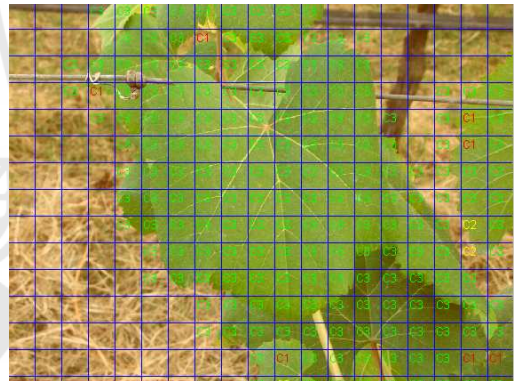
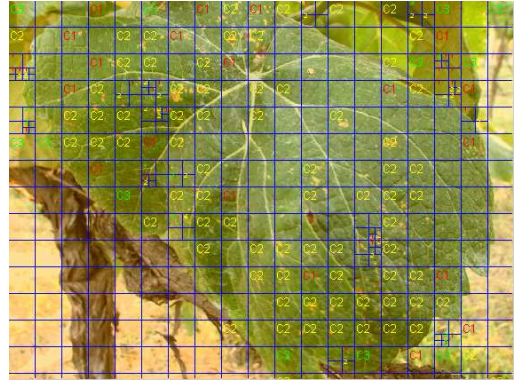
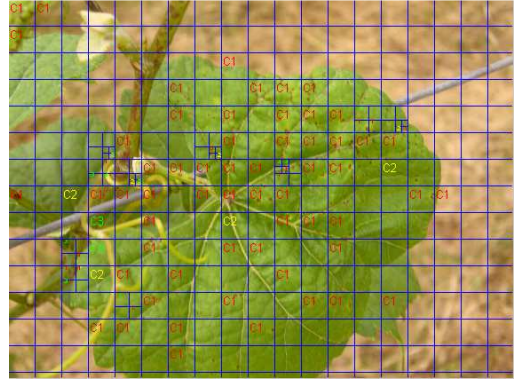
รูปที่ 6.16 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่มีความซับซ้อนน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่านการปรับสีและแสง

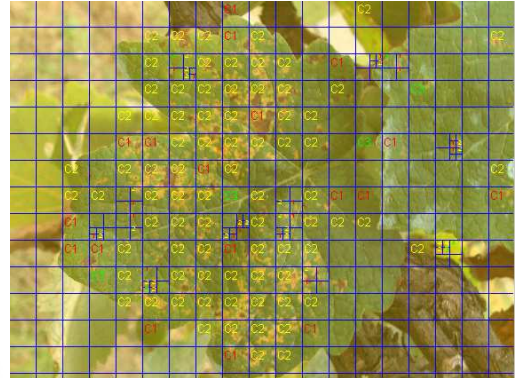
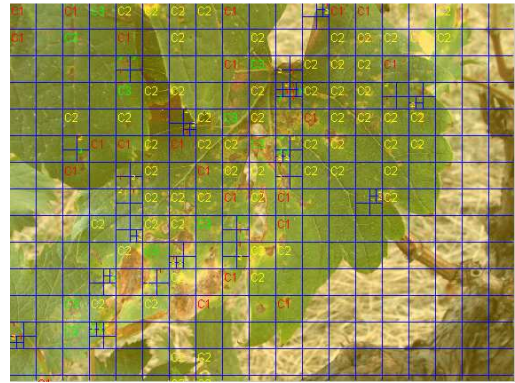
รูปที่ 6.17 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่านการปรับสีและแสง

รูปที่ 6.18 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



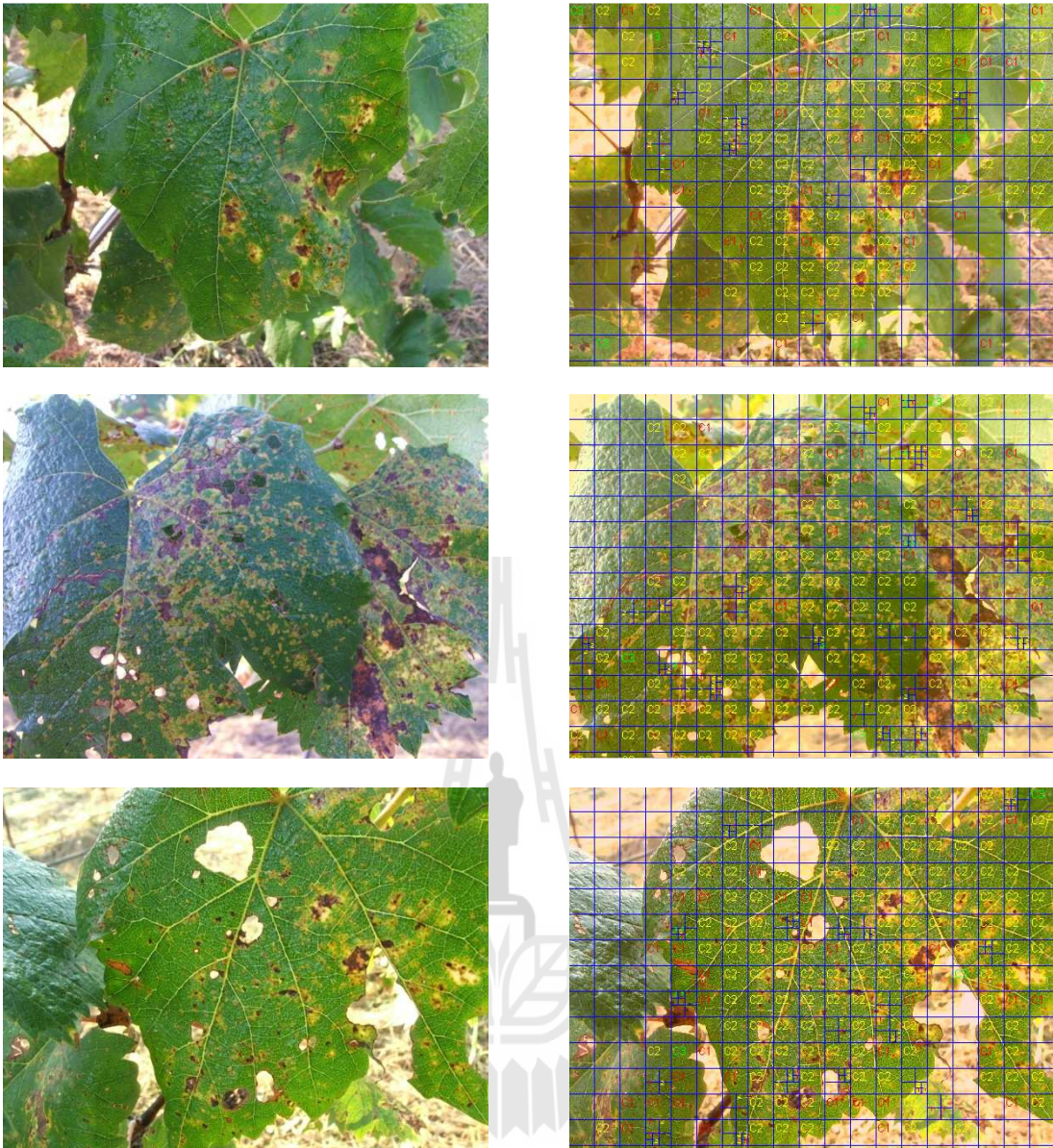
(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่าน

การปรับสีและแสง

รูปที่ 6.19 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่สภาวะมีดครึ้ม





(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพการวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่ผ่านการปรับสีและแสง

### รูปที่ 6.20 ตัวอย่างการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อทำการพิจารณาการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพตามลักษณะความซับซ้อนของภาพได้แก่ ลักษณะภาพที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะภาพที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะภาพที่มีความซับซ้อนมากพบว่าระบบสามารถทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่ความซับซ้อนน้อยและปานกลางในลักษณะการวางตัวและขนาดของใบที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพที่ความซับซ้อนมากระบบนั้นยังสามารถทำการวินิจฉัยโรคได้อย่างมี

ประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีในกรณีที่มีกลุ่มใบหรือกลุ่มหญ้าที่มีสีคล้ำใบของงุ่นภายในภาพเมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบงุ่นเป็นผลให้ปรากฏส่วนของช่องว่างเล็ก ๆ ที่อยู่ระหว่างกลุ่มใบ หรือ กลุ่มหญ้า ซึ่งมีลักษณะสีคล้ำสีโรค นอกจากนี้ยังพิจารณาทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้แก่ สถานะแสงสว่างมาก สถานะแสงสว่างปานกลางและสถานะมืดครึ้ม พบว่าระบบยังคงสามารถการวินิจฉัยโรคใบงุ่นที่ความแตกต่างของสถานะแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงและการเลือกพิจารณาช่องปริภูมิสีที่สามารถดึงคุณลักษณะเด่นแยกความแตกต่างของข้อมูลที่สนใจได้อย่างชัดเจน โดยไม่ทำการพิจารณาเลือกช่องปริภูมิสีที่เกี่ยวข้องกับระดับความสว่างของภาพเพื่อลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างและกำจัดผลของความแตกต่างทางด้านความเข้มของสีใบงุ่นที่แตกต่างกันตามลักษณะอายุของใบ อีกทั้งเมื่อทำการพิจารณาการวินิจฉัยโรคใบงุ่นสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบยังสามารถทำการวินิจฉัยโรคใบงุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อ การวินิจฉัยโรคของระบบ

และเมื่อพิจารณาความสามารถในการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของระบบเปรียบเทียบกับ การวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 6.3 พบว่าระบบที่นำเสนอมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคแต่ละประเภทสูงถึง 91.12% และมีประสิทธิภาพในการตรวจจับโรคพืชสูงถึง 99.33% ซึ่งการวินิจฉัยโรคพืชจากใบพืชของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีตโดยส่วนใหญ่เป็นการวินิจฉัยโรคด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์จากข้อมูลภาพภายในห้องปฏิบัติการที่ทำการควบคุมปัจจัยต่าง ๆ อันได้แก่ แสงสว่าง ความชื้น ชื้นของของภาพพื้นหลัง ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลและการซ้อนทับของใบพืช เป็นต้น ในขณะที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชภายในสถานที่จริงและสามารถวินิจฉัยโรคพืชได้ครอบคลุมปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ จำนวนภาพใบงุ่น ขนาด รูปร่าง ลักษณะการวางตัวของใบงุ่น ระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสถานะที่ชื้นชื้นของพื้นหลัง เป็นต้น

ตารางที่ 6.3 ความสามารถในการวินิจฉัยโรคของพืชจากใบพืชของระบบและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต

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



## บทที่ 7

### สรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

#### 7.1 สรุปงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ดำเนินการศึกษาและพัฒนาโครงสร้างระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีแบบอัตโนมัติ เพื่อเป็นระบบต้นแบบสำหรับการประยุกต์ใช้เป็นระบบกสิกรรมแบบชาญฉลาด (intelligent farming system) อันเป็นประโยชน์ในการช่วยเหลืองานทางด้านเกษตรกรรม ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบไปด้วยการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นและการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น การดำเนินงานวิจัยดังกล่าวสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ โดยสามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยและพัฒนาทางวิศวกรรมได้ดังต่อไปนี้

การปรับทัศนัวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้รับการรายงานไว้ในบทที่ 2 ซึ่งพบว่าการวินิจฉัยโรคของใบพืชจากภาพแบบเดิมเป็นการวินิจฉัยโรคด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์จากข้อมูลของภาพภายในห้องปฏิบัติการหรือผู้ควบคุมที่ทำการควบคุมปัจจัยต่าง ๆ ได้แก่ แสงสว่างและความชื้นชื้นของภาพพื้นหลัง ขนาด ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลเป็นต้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงดำเนินการพัฒนาการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสีแบบใหม่ขึ้น เพื่อให้สามารถวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากข้อมูลภาพภายในสถานที่จริงของไร่องุ่นด้วยกล้องดิจิทัลเพียง 1 ตัวได้อย่างอัตโนมัติและสามารถลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่าง ลดความแตกต่างของข้อมูลภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภท และสามารถวินิจฉัยโรคใบองุ่นที่มีความชื้นชื้นของภาพพื้นหลัง ขนาดของใบ ลักษณะการวางตัว จำนวนข้อมูลและรูปร่างของใบองุ่นได้โดยอัตโนมัติ

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

ความเข้มของสีใบองุ่นและพิจารณาการคัดแยกส่วนของสีใบองุ่นด้วย BPNN ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นสีใบองุ่นและกลุ่มที่ไม่เป็นสีใบองุ่นจากข้อมูลการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

ในบทที่ 4 แสดงรายละเอียดของโครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น ซึ่งโครงสร้างของระบบประกอบไปด้วยการแบ่งกลุ่มสีโรคและไม่ใช่สีโรคด้วย MSOFM เนื่องจาก MSOFM เป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มสีที่ไม่จำเป็นต้องฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มสีเริ่มต้นให้กับระบบและสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีที่ใกล้เคียงกันได้ แต่การใช้งาน MSOFM จำเป็นต้องกำหนดพารามิเตอร์เริ่มต้นให้กับระบบ ดังนั้นเพื่อให้ระบบสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มสีที่เหมาะสมในแต่ละภาพได้โดยอัตโนมัติจึงทำการพิจารณาหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA ซึ่งในบทนี้ได้แสดงผลการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA จากผลการทดสอบพบว่าค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยวิธี GA ให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องเพียงพอและพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย SVMs ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยข้อมูลกลุ่มสีโรคและไม่ใช่สีโรคที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีด้วย MSOFM ร่วมกับ GA มาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น และได้แสดงผลของการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นจากการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ในสภาวะที่หลากหลาย จากผลการทดสอบพบว่าระบบยังสามารถคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพและให้ผลการคัดแยกที่ใกล้เคียงกัน

ในบทที่ 5 แสดงรายละเอียดของโครงสร้างการจำแนกประเภทของโรคใบองุ่น ซึ่งโครงสร้างระบบประกอบไปด้วยการดึงคุณลักษณะเด่นทางสีโดยใช้การวิเคราะห์ข้อมูลสีที่ได้จากการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี CIE L\*a\*b YCbCr และ YUV โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี b\* Cb และ U เนื่องจากสามารถให้ลักษณะความแตกต่างของจุดโรคแต่ละประเภทและการกระจายตัวของข้อมูลสีโรคแต่ละประเภทได้แตกต่างกันอย่างชัดเจน ร่วมกับการดึงคุณลักษณะเด่นของเนื้องอกประกอบด้วยตัวกรองกาบอร์เวฟเลทซึ่งสามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคในแต่ละย่านความถี่และทิศทางได้อย่างชัดเจนและได้ทำการปรับปรุงคุณลักษณะของเนื้องอกประกอบที่ได้จากตัวกรองกาบอร์และข้อมูลสีให้มีคุณลักษณะของข้อมูลเนื้องอกประกอบและข้อมูลสีสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทของโรคได้ดียิ่งขึ้นด้วยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและทำการคำนวณพลังงานที่เวกเตอร์โดยรอบจุดภาพและพิจารณาลักษณะการกระจายของจุดโรคด้วยค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของข้อมูลสีและเนื้องอกประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของโรคให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งในบทนี้ได้แสดงผลการวินิจฉัยโรคใบองุ่นในกรณีที่เป็นโรคสแคป ราสนิมและไม่เป็นโรคที่มีรูปร่างลักษณะของใบองุ่นในรูปแบบต่าง ๆ อีกทั้งยังมีลักษณะการวางตัว ขนาดและจำนวนใบองุ่นที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในบทที่ 6 แสดงรายละเอียดของผลการทดสอบการวินิจฉัยโรคใบองุ่น รวมทั้งการวิเคราะห์และอภิปรายผลปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวกับการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของระบบ

## 7.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยที่ผ่านมาและผลการทดสอบระบบก่อให้เกิดแนวคิดและข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

1. ระบบของงานวิจัยนี้สามารถวินิจฉัยโรคที่มีภาพพื้นหลังเป็นกลุ่มหญ้า หรือกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ได้ไม่ด้อยไปกว่าระบบที่พิจารณาข้อมูลทางสีเป็นสำคัญ ดังนั้นเพื่อพัฒนาระบบให้สามารถทำงานได้ดีแม้ในสถานะที่มีภาพพื้นหลังเป็นกลุ่มหญ้า หรือกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ได้ควรคิดค้นวิธีการแบบใหม่สำหรับการค้นหาใบองุ่นภายในภาพที่มีลักษณะรูปร่าง การวางตัวของใบองุ่นและจำนวนใบที่หลากหลายได้เพื่อลดข้อจำกัดของกลุ่มข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีใบองุ่นซึ่งเป็นผลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นมากขึ้น

2. เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้อย่างหลากหลายจำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลายและมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม

3. ประสิทธิภาพของระบบการวินิจฉัยโรคสามารถปรับปรุงได้ โดยการปรับปรุงการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลของโรคแต่ละประเภทให้เพิ่มมากขึ้นทำให้ระบบสามารถวินิจฉัยโรคได้ง่ายและมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น

4. ระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นสามารถนำไปประยุกต์สำหรับการวินิจฉัยโรคจากใบพืชชนิดอื่นได้ โดยทำการปรับปรุงกระบวนการที่นำเสนอให้สัมพันธ์กับคุณลักษณะของใบพืชและการเพิ่มข้อมูลในการฝึกสอนตามชนิดของโรคใบพืชประเภทนั้น ๆ

5. เพื่อพัฒนาระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นให้สามารถใช้งานตามเวลาจริง (real time) ควรนำวิธีการที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ซึ่งใช้การประมวลผลก่อนข้างสูงนำไปพัฒนาด้วยโปรแกรมที่มีการประมวลผลที่เร็ว เช่น การเขียนโปรแกรมด้วยภาษาซี เป็นต้น เพื่อให้สามารถคำนวณและแสดงผลการวินิจฉัยโรคใบองุ่นตามเวลาจริงได้

6. ระบบงานวิจัยนี้สามารถพัฒนาควบคู่กับระบบฮาร์ดแวร์และรถจักรกลที่ทำการติดตั้งระบบ GPS สำหรับการพิจารณาลักษณะอาการของโรคพืชเป็นผลให้สามารถทราบตำแหน่งแผนที่ของพื้นที่พืชผลที่เกิดโรคของพืชภายในไร่ นาและสวน เพื่อทำการพิจารณาปริมาณสารเคมีที่พอเหมาะสำหรับการควบคุมพื้นที่ที่เกิดโรคของพืชในระยะเริ่มต้น ซึ่งสามารถช่วยไม่ให้เกิดการแพร่ระบาดของโรคพืชไปสู่พื้นที่ทางการเกษตรกรรมใกล้เคียง ช่วยลดการสูญเสียของทรัพยากร ช่วยรักษาสภาพแวดล้อมและเพิ่มคุณภาพของผลผลิตให้ดีขึ้นตามลำดับ

## รายการอ้างอิง

- กมลวิจิตร โปธิพัตร กฤษกร ฤกษ์หรัย และ วุฒิพงษ์ อารีกุล (2543). การวัดจำนวนประชากรของเพลี้ยแป้งบนพืช. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 23 (EECON23).  
 วรรณิการ์ เพ็ญพัทธ์, วิรัช ชูบำรุงและอุบล คือประโคน. (2536). โรคสแคบขององุ่น.วารสารวิชาการเกษตร. 11(2): 66-72.  
 กรมส่งเสริมการเกษตร. (2542). การปลูกองุ่น. พิมพ์ครั้งที่ 4. โรงพิมพ์สำนักข่าวพาณิชย์, กรุงเทพฯ. : 23 น.  
 เตือนใจ กาหลง, สุชาติ วิจิตรานนท์และแสงมณี ชิงดวง. (2545). โรคไม้ผล. สมาคมนักโรคพืชแห่งประเทศไทย.: 60-71.  
 นันทกร บุญเกิด. (2543). คู่มือการสร้างสวนองุ่น. พิมพ์ครั้งที่ 2. สถาบันวิจัยและพัฒนา, เทคโนโลยีมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.: 122 น.  
 ประสาทพร สมิตะมาน. (2537).โรคพืชวิทยา.ภาควิชาโรคพืช คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัย เชียงใหม่.  
 พิรพงษ์ ไพสิฐกุลวิวัฒน์. (2547) การพัฒนาโรงฆ่าประสาทเทียมเพื่อใช้ในการคัดคุณภาพทางด้านรูปร่างของมะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้.วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิตสาขา วิชาวิศวกรรมอาหาร.มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี.  
 ไพโรจน์ จ้วงพานิช. (2525). หลักวิชาโรคพืช. บริษัทสารมวลชน จำกัด. กรุงเทพฯ.  
 มิตี รุจามุญญ์ และ วุฒิพงษ์ อารีกุล (2544) การวัดประชากรเพลี้ยแป้งด้วยการประมวลผลภาพ.การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 24 (EECON 24).  
 ยงยุทธ ชำรงนิมิต. (2547). โรคไม้ผล. อักษรสยามการพิมพ์. ภาณีเจริญ กรุงเทพมหานคร.: 43-53.  
 วัฒนรงค์ เหล่าประดิษฐ์. (2542). องุ่น (Grapes). วารสารส่งเสริมการเกษตร. 29(139): 16–18.  
 อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). การคำนวณเชิงนิเวศ. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.  
 อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). ปัญญาประดิษฐ์สำหรับวิศวกร. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.  
 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 Southapton.: 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 6<sup>th</sup> 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. **Proceedind 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 Corte. **Experiential.** 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 6<sup>th</sup> 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 Evolution Computation.** 1: 58–73
- Mayoraz 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 1<sup>st</sup> 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 8<sup>th</sup> 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 41<sup>st</sup> 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 18<sup>th</sup> 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.





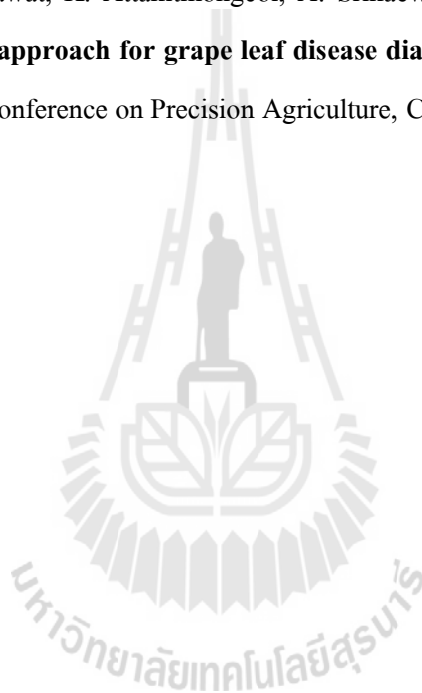
ภาคผนวก ก

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

## รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

- A. Meunkawjinda and A. Srikaew. (2008) **Grape leaf disease diagnosis system from color imagery using artificial intelligence.** The 2<sup>nd</sup> 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 5<sup>th</sup> International Conference in Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. 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 9<sup>th</sup> International Conference on Precision Agriculture, Colorado, USA, July 20-23, 2008.





### ประวัติผู้วิจัย

**ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว** เกิดเมื่อวันที่ 19 พฤศจิกายน พ.ศ. 2515 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีใน สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์จาก สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง เมื่อ พ.ศ. 2537 สำเร็จการศึกษาระดับ ปริญญาโทและปริญญาเอกสาขาวิศวกรรมไฟฟ้าจาก Vanderbilt University ประเทศสหรัฐอเมริกา เมื่อ พ.ศ. 2540 และ 2543 ตามลำดับ ปัจจุบันดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ สาขาวิชาวิศวกรรม ไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี มีความสนใจงานวิจัยทางด้าน การมองเห็นของคอมพิวเตอร์และหุ่นยนต์ การประมวลผลภาพ และระบบทางปัญญาประดิษฐ์

**นางสาวอังคณา เหมือนแก้วจินดา** เกิดวันที่ 19 พฤษภาคม พ.ศ. 2526 ที่อำเภอตากลิ จังหวัดนครสวรรค์ เริ่ม การศึกษาในระดับประถมศึกษาที่โรงเรียนปรีชาโชติ จังหวัดนครสวรรค์ ระดับมัธยมศึกษาที่โรงเรียนตากลิประชา สรรค์ จังหวัดนครสวรรค์ และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) สำนักวิชา วิศวกรรมศาสตร์ จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2548 หลังสำเร็จการศึกษาได้ศึกษาต่อ ในระดับปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี มีความสนใจงาน ทางด้านการประมวลผลสัญญาณภาพ การมองเห็นของคอมพิวเตอร์ ขณะศึกษาได้ทำหน้าที่เป็นผู้ช่วยสอนวิชาปฏิบัติการ ของสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีและมีผลงานทางวิชาการที่ได้รับ การตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา ดังรายชื่อที่ปรากฏในภาคผนวก ก.