

ระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสีโดยใช้เมตริกซ์เกิดร่วม
และวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์



นายเชาวลิต กิตติก

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2559

**PLANT LEAF DISEASE DIAGNOSIS SYSTEM FROM COLOR
IMAGERY USING CO-OCCURRENCE MATRIX AND
ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACH**



**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2016**

ระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสีโดยใช้เมตริกซ์เกิดร่วมและวิธีการทาง
ปัญญาประดิษฐ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รศ. ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

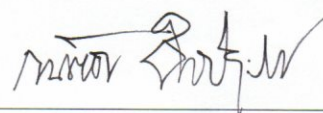


(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ



(ศ. ดร.สันติ แม่นศิริ)
รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ
และพัฒนาความเป็นสากล



(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)
คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

เชาวลิต คิตติกุ : ระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสีโดยใช้เมตริกซ์เกิดร่วมและวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ (PLANT LEAF DISEASE DIAGNOSIS SYSTEM FROM COLOR IMAGERY USING CO-OCCURRENCE MATRIX AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACH) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 152 หน้า.

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ นำเสนอระบบวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสีโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งกระบวนการทำงานของระบบใช้ทั้งการประมวลผลภาพจากสีและจากการประมวลผลภาพจากลักษณะทางพื้นผิว ระบบส่วนใหญ่ประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ การคัดแยกลักษณะปรากฏของโรคและการจำแนกชนิดของโรค ในขั้นตอนการวิเคราะห์ลักษณะปรากฏของโรคใช้การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติโดยใช้เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray-level Co-occurrence matrix : GLCM) และ สมการคุณลักษณะ ในขั้นตอนการจำแนกใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) ในการจำแนกชนิดของโรค โดยงานวิจัยนี้ทำการวินิจฉัยโรคใบอ่อนเป็นพืชตัวอย่างสำหรับทดสอบประสิทธิภาพของระบบ ประกอบด้วย โรคสแคป โรคราสนิม โรคราน้ำค้าง และไม่เป็นโรค ซึ่งจากผลจากการทดสอบเป็นที่น่าพอใจ โดยระบบสามารถวินิจฉัยโรคใบอ่อนได้ถูกต้องมากกว่า 90% นอกจากนี้แล้วระบบที่นำเสนอสามารถนำไปพัฒนาเพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรคพืชชนิดอื่นๆได้

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
ปีการศึกษา 2559

ลายมือชื่อนักศึกษา เชาวลิต
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา

CHAOWALIT KHITTHUK : PLANT LEAF DISEASE DIAGNOSIS SYSTEM
FROM COLOR IMAGERY USING CO-OCCURRENCE MATRIX AND
ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACH. THESIS ADVISOR : ASSOC.
PROF. ARTHIT SRIKAEW, Ph.D., 152 PP.

PLANT LEAF DISEASE/GLAY-LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX/
SIMPLIFIED FUZZY ARTMAP NEURAL NETWORK

This research presents plant leaf disease diagnosis system from color imagery using unsupervised neural network. Images are processed using both color and texture features. The system is mainly composed of two processes: disease feature extraction and disease classification. The process of disease feature extraction analyzes feature appearance using statistic-based gray-level co-occurrence matrix and texture feature equations. The disease classification process deploys the unsupervised simplified fuzzy ARTMAP neural network to categorize types of disease. Grape leaf disease images are used to test the system performance for four types of classification including rust, scab, downy mildew and no disease. Desirable results have been achieved with more than 90% of accuracy. The proposed system can be applied to diagnosis other type of plant disease sufficiently.

School of Electrical Engineering

Academic Year 2016

Student's Signature ชาวลิต

Advisor's Signature Arthit Srikaew

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคล และกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้โอกาส คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลือ ในทุกด้านที่เกี่ยวข้อง อย่างดียิ่ง รวมถึงหน่วยงานต่าง ๆ ที่ช่วยอำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัย อาทิ

รองศาสตราจารย์ ดร. อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้โอกาสให้คำปรึกษา ให้ความรู้ แนะนำแนวทางอันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่องานวิจัย รวมถึงได้ช่วยตรวจทานและแก้ไขวิทยานิพนธ์เล่มนี้ให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมทั้งเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยเสมอมา

คณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ และให้ความรู้ทางด้านวิชาการ อย่างดียิ่ง ตลอดระยะเวลาการเข้าศึกษา

ขอขอบคุณ คุณอัญชุลี รักด่านกลาง ที่อำนวยความสะดวกด้านเอกสารระหว่างศึกษา ขอขอบคุณบุคลากรฟาร์มมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่อำนวยความสะดวกด้านการเก็บข้อมูล โรคใบองุ่น และขอขอบคุณบุคลากรศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่อำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัย

ขอขอบคุณ พี่พิทยา ดิกล้ำ และ พี่บรรณกิจ คิติกู ที่ให้คำแนะนำแนวทางการศึกษาต่อ และคอยช่วยเหลือในการทำงานวิจัย ขอขอบคุณ นายธวัช ชูจิต นายโกศล ชัยเจริญอุดมรุ่ง นายกมล ไชยศรี นายกรัณฑ์กมล ภูครองหิน และ นางสาวพรประภา ดวงกางเงาะ ที่คอยช่วยเหลือในการทำงานวิจัย

ขอขอบคุณ พี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ บัณฑิตศึกษา และสมาชิกชมรมโรบอททุกท่าน รวมถึงมิตรสหายที่คอยถามไถ่และให้กำลังใจในการทำงานวิจัยมาโดยตลอด

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ทางด้านต่าง ๆ ทั้งตั้งแต่ในอดีต และจนถึงปัจจุบัน ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อชววรรณ คุณแม่ววรรณ และ นายบรรณกิจ คิติกู รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่านที่ได้ให้การอบรม เลี้ยงดู ความรัก ความเข้าใจ ความอบอุ่น ความห่วงใย และให้การสนับสนุนทางการศึกษา ตลอดจนคอยให้ความช่วยเหลือผู้วิจัยในทุก ๆ ด้าน อย่างดียิ่งมาโดยตลอด

เชาวลิต คิติกู

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ฉ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	2
1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น.....	2
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย.....	2
1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์.....	3
2 ปรัชญาบรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 บทนำ.....	5
2.2 โรคพืช.....	5
2.2.1 สาเหตุของโรคพืช.....	6
2.2.2 โรคพืชที่เกิดจากเชื้อรา.....	7
2.2.3 ความเสียหายของโรคพืช.....	7
2.3 ความสำคัญขององุ่น.....	8
2.3.1 ลักษณะอาการของโรคใบองุ่น.....	9
2.3.2 รูปลักษณะของใบองุ่น.....	12
2.4 การประมวลผลภาพ.....	13
2.4.1 แบบจำลองระดับเทา (Gray scale model).....	13

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4.2	แบบสีจำลองสี RGB.....	14
2.4.3	แบบจำลองสี HSV.....	15
2.4.4	แบบจำลองสี CIE Lab	16
2.4.5	แบบจำลองสี CIE Luv.....	18
2.4.6	แบบจำลองสี Lch.....	19
2.4.7	แบบจำลองสี YIQ.....	20
2.5	การประมวลผลภาพด้วยรูปร่างและโครงร่างของภาพ	21
2.5.1	กระบวนการทางตรรกะของภาพขาวดำ	21
2.5.2	การขยายขอบภาพ (dilation).....	23
2.5.3	การกัดกร่อนขอบภาพ (Erosion)	24
2.6	การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image enhancements)	25
2.6.1	การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง (median filter).....	25
2.6.2	การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน (Gaussian filter)	26
2.7	การแยกส่วนภาพ.....	27
2.8	การวิเคราะห์พื้นผิวด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (gray-level co-occurrence matrix : GLCM).....	29
2.9	เครือข่ายประสาทเทียม.....	37
2.9.1	ประวัติศาสตร์เครือข่ายประสาทเทียม	37
2.9.2	ความหมายเครือข่ายประสาทเทียม	38
2.9.3	ลักษณะของเครือข่ายประสาทเทียม.....	39
2.9.4	ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	41
2.9.5	การประยุกต์ใช้งานเครือข่ายประสาทเทียม	41
2.9.6	การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชคณิตอย่างง่าย	42
2.10	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	45
2.11	สรุป.....	46
3	การสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ	47

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.1	บทนำ	47
3.2	โครงสร้างการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ	47
3.3	การปรับสีและแสงภายในภาพ	48
3.4	การสกัดข้อมูลภาพส่วนใบที่สนใจออกจากภาพพื้นหลัง	51
3.5	การลบขอบภาพ	53
3.6	การเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ	54
3.7	การลบใบด้วยการแยกส่วนภาพจากค่าขีดเริ่มเปลี่ยน	60
3.8	ผลการทดสอบการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ	66
3.9	สรุป	68
4	การจำแนกชนิดของโรค.....	69
4.1	บทนำ	69
4.2	โครงสร้างการจำแนกชนิดของโรค	69
4.3	ข้อมูลภาพลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น	70
4.4	การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ.....	71
4.4.1	การแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ GLCM.....	74
4.4.2	หาค่าคุณลักษณะเด่น	74
4.5	การคัดเลือกคุณลักษณะเด่น	74
4.6	การจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น	83
4.7	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น	85
4.8	การวิเคราะห์ผลการวินิจฉัย	89
4.9	การประเมินประสิทธิภาพ	98
4.10	กระบวนการทำงานของเครือข่ายการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วย ฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP : SFAM).....	101
4.11	สรุป.....	111
5	บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	112
5.1	สรุป.....	112

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.2	ข้อเสนอแนะ	113
รายการอ้างอิง	114
ภาคผนวก		
ภาคผนวก ก.	การแปลงภาพลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่นให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray level Co-occurrence matrix : GLCM) ที่ขนาดต่างๆ กัน และองศาขดเขยที่ต่างๆ กัน	117
ภาคผนวก ข.	ตัวอย่างค่าคุณลักษณะเชิงสถิติสำหรับเป็นข้อมูลอินพุตให้กับระบบจำแนกชนิดของโรค	122
ภาคผนวก ค.	ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น.....	127
ภาคผนวก ง.	ค่าน้ำหนักประสาทจากกระบวนการทำงานของเครือข่ายการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัชชันอย่างง่าย (SFAM)	137
ภาคผนวก จ.	บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ขณะศึกษา	146
ประวัติผู้เขียน	152

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1	ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ดีที่สุดในการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น..... 98
4.2	ตารางจรสำหรับใช้พิจารณาประสิทธิภาพของระบบ..... 98
4.3	ความแม่นยำในการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น 100
ค.1	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng4 134
ค.2	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng8..... 134
ค.3	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng16..... 135
ค.4	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng32..... 135
ค.5	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng64..... 135
ค.6	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng128..... 136
ค.7	ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng256..... 136



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	ลักษณะโรคราสนิมของใบองุ่น 9
2.2	ลักษณะโรคราสแคปของใบองุ่น 10
2.3	ลักษณะโรคราน้ำค้างของใบองุ่น..... 11
2.4	ลักษณะปกติของใบองุ่น 11
2.5	ลักษณะรูปร่างใบองุ่น 12
2.6	ภาพโทนสีขาวดำและการแสดงค่าระดับความเข้มแสง..... 13
2.7	ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB..... 14
2.8	แบบจำลองสี HSV 15
2.9	แบบจำลองสี CIE Lab 16
2.10	แบบจำลองสี CIE Luv 18
2.11	แบบจำลองสี Lch..... 19
2.12	แบบจำลองสี YIQ..... 20
2.13	กระบวนการทางตรรกะของภาพขาวดำหรือภาพสองระดับ 22
2.14	ตัวอย่างการขยายขอบภาพ 23
2.15	ตัวอย่างการกัดกร่อนขอบภาพ 24
2.16	ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง..... 26
2.17	ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน 27
2.18	ตัวอย่างการหาขีดเริ่มของภาพ 29
2.19	ตัวอย่างเมตริกซ์สำหรับการกำหนดค่าระดับเทา ต่างๆกัน 31
2.20	ตัวอย่างการสร้างเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (GLCM) ที่ระยะห่าง 1 พิกเซล ที่ค่า $N_g = 4$ และ มุมที่แตกต่างกันที่ต่างกัน : $P_H(0^\circ)$, $P_{RD}(45^\circ)$, $P_V(90^\circ)$ และ $P_{LD}(135^\circ)$ 32
2.21	โครงสร้างระบบประสาท 37
2.22	โครงข่ายเครือข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว 40
2.23	โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น 41
2.24	โครงสร้างสถาปัตยกรรมการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย 44

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.1	โครงสร้างการสกัดลักษณะปรากฏของโรคของจากใบ 47
3.2	ข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับสีและความสว่าง 49
3.3	การปรับสีและความสว่างภายในภาพ 50
3.4	การสกัดใบพืชออกจากภาพพื้นหลัง 51
3.5	การลบขอบภาพ 54
3.6	การแยกระนาบสีของปริภูมิสี YIQ และการทดสอบผลตอบสนองด้วยการแยกส่วนภาพด้วย ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน 55
3.7	การแยกระนาบสีของปริภูมิสี Lch และการทดสอบผลตอบสนองด้วยการแยกส่วนภาพด้วย ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน 56
3.8	การเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ 58
3.9	ผลจากการเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ 59
3.10	วิธีการเปลี่ยนสีภาพหลัง 61
3.11	ตัวอย่างค่าเฉลี่ยอ้างอิง 62
3.12	ผลการปรับค่าเฉลี่ยที่ค่าเฉลี่ยอ้างอิง 0.61 62
3.13	ผลการปรับค่าเฉลี่ยที่ค่าเฉลี่ยอ้างอิง 0.75 63
3.14	ผลทดสอบการลบใบด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน 63
3.15	การเพิ่มขอบของจุดโรค 65
3.16	ภาพระดับเทาของลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น 66
3.17	ตัวอย่างการสกัดโรคออกจากใบองุ่นที่เป็นโรค 66
3.18	ตัวอย่างการสกัดโรคออกจากใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค 67
4.1	โครงสร้างการสกัดโรคของจากใบ 69
4.2	ตัวอย่างข้อมูลลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น โดยแยกตามชนิดของโรค 70
4.3	กระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ 71
4.4	ตัวอย่างของกระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติของโรคราสนิม สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วม ระดับเทาขนาด 4x4 พิกเซล 72

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.5	ตัวอย่างของกระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติของโรคราน้ำค้าง สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด 4x4 พิกเซล	73
4.6	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4.....	75
4.7	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8.....	76
4.8	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng16.....	77
4.9	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng32.....	78
4.10	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64.....	79
4.11	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128.....	80
4.12	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng256.....	81
4.13	กราฟแสดงค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกันคือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256	82
4.14	ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน	84
4.15	ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคสแคป.....	85
4.16	ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราสนิม	86
4.17	ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราน้ำค้าง	87
4.18	ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค.....	88
4.19	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4.....	89

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.20	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของ เครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8..... 90
4.21	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของ เครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng16..... 91
4.22	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของ เครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng32..... 92
4.23	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของ เครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64..... 93
4.24	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของ เครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128..... 94
4.25	กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของ เครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng256..... 95
4.26	กราฟแสดงค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกัน คือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256..... 96
4.27	กราฟแสดงค่ามากที่สุดของค่าความถูกต้องจากค่าพารามิเตอร์สอดส่องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน 10 ค่า สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกันคือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256 97
4.28	กราฟ ROC แสดงผลการจำแนกชนิดของโรคโดยงุ่นด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด ต่างๆกัน 100
4.29	การทำงานของเครือข่าย SFAM ในขั้นตอนการเรียนรู้และสร้างค่าน้ำหนักประสาทจาก ข้อมูลอินพุตชุดแรก 102
4.30	การทำงานของเครือข่าย SFAM ในขั้นตอนของการปรับค่าน้ำหนักประสาทจากการเรียนรู้ ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 1 เพิ่มเติม 103
4.31	การทำงานของเครือข่าย SFAM ในขั้นตอนของการสร้างค่าน้ำหนักประสาทเพิ่มจากการ เรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 2 104

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.32	105
4.33	106
4.34	107
4.35	108
4.36	109
4.37	110
ก.1	118
ก.2	119
ก.3	120
ก.4	121
ข.1	123
ข.2	124
ข.3	125
ข.4	126
ค.1	128
ง.1	138

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่

หน้า

ง.16	ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 4 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 4 ตัวอย่างที่ 4	145
------	---	-----



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อุตสาหกรรมการเกษตรทางด้านพืชผักผลไม้ เป็นอุตสาหกรรมที่มีบทบาทสำคัญต่อเศรษฐกิจของประเทศไทย อันเนื่องมาจากความต้องการอาหารของประชากรสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง การดูแลรักษาแปลงเกษตรให้ปลอดจากโรคพืชถือเป็นปัจจัยที่สำคัญในการเพิ่มคุณค่าของผลิตภัณฑ์ทางการเกษตร สิ่งสำคัญประการหนึ่งในการดูแลรักษาพืชผลคือการควบคุมลักษณะอาการของโรคและดูแลรักษาให้ทันทั่วถึง โดยอาศัยความสามารถในการวินิจฉัยโรคพืชที่ถูกต้องและแม่นยำ ซึ่งเป็นวิธีการลดปริมาณความเสียหายของผลผลิตทางเกษตรกรรมให้น้อยที่สุด การทำเกษตรกรรมในปัจจุบันนั้นได้มีการนำเทคโนโลยีเข้ามาช่วยเกษตรกรเพื่อเพิ่มผลผลิตและดูแลคุณภาพผลิตภัณฑ์ทางการเกษตร โดยมีการคิดค้นวิธีการต่างๆ ที่เข้ามาช่วยในการทำเกษตรกรรม เช่น ระบบฟาร์มอัจฉริยะ ระบบปลูกพืชในร่ม ระบบให้น้ำอัตโนมัติ การควบคุมสภาวะแวดล้อมของพืช การใช้เซนเซอร์ช่วยในการวัดค่าต่างๆ ในทางการเกษตร การควบคุมระบบด้วยตัวตรวจจับไร้สาย และการใช้งานด้านการประมวลผลภาพในงานด้านเกษตรกรรม เป็นต้น ทำให้การใช้งานทางด้านเกษตรกรรมมีคุณภาพและความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น ดังนั้นการพัฒนาระบบที่ช่วยในการวินิจฉัยลักษณะอาการของโรคพืชด้วยเทคนิคกระบวนการประมวลผลภาพ (image processing) และคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision) มาประยุกต์ใช้สำหรับพัฒนาเทคโนโลยีทางการเกษตรเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการช่วยเพิ่มคุณภาพของผลผลิตทางการเกษตร

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืช ที่สามารถใช้งานได้จริงในสภาวะแวดล้อมจริง โดยทำการวินิจฉัยโรคใบของพืชตัวอย่าง ซึ่งประกอบด้วยโรคราสนิม (rust) โรคสแคป (scab) และโรคราน้ำค้าง (downy mildew) และใบของพืชที่ไม่เป็นโรค จากภาพถ่ายกล้องดิจิทัล โดยใช้การวิเคราะห์คุณลักษณะเชิงสถิติของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับสีเทา (gray-level co-occurrence matrix : GLCM) และการประมวลผลภาพสีร่วมกับวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์เพื่อให้สามารถวินิจฉัยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพและครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด และเพื่อช่วยเหลือเกษตรกรให้มีความสะดวกสบายขึ้นในการทำเกษตรกรรม

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อพัฒนาและออกแบบอัลกอริทึมในการวินิจฉัยโรคของใบพืชโดยใช้การวิเคราะห์คุณลักษณะปรากฏของโรคด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

1.3.1 กระบวนการวินิจฉัยโรคใบอ่อนจะพิจารณาเฉพาะโรคราสนิม, โรคสแคป, และโรคราน้ำค้าง

1.3.2 ภาพของโรคใบอ่อนที่นำมาวินิจฉัยต้องเป็นภาพที่มีรายละเอียดของโรคเพียงพอที่สามารถมองเห็นโรคได้ด้วยตาเปล่าอย่างชัดเจน

1.3.3 ภาพของโรคใบอ่อนที่นำมาวินิจฉัยต้องมีความละเอียดของภาพไม่ต่ำกว่าระดับ VGA

1.3.4 กระบวนการวินิจฉัยโรคเป็นการทำงานแบบออฟไลน์

1.3.5 ระบบจะต้องพัฒนาอัลกอริทึมด้วยโปรแกรม MATLAB

1.3.6 ระบบจะต้องทำงานเฉพาะเวลากลางวัน ในสถานะแสงที่เพียงพอ

1.3.7 ระบบจะต้องมีประสิทธิภาพความถูกต้องในการจำแนกประเภทของโรคแต่ละประเภทให้มีความถูกต้องมากกว่า 90%

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 สามารถทำการวิเคราะห์และจำแนกประเภทลักษณะอาการของโรคที่ใบพืชจากภาพได้โดยอัตโนมัติ โดยใช้การวิเคราะห์เชิงสถิติของเมตริกซ์เกิดร่วมและกระบวนการประมวลผลภาพร่วมกับปัญญาประดิษฐ์แทนผู้เชี่ยวชาญที่เป็นมนุษย์

1.4.2 สร้างระบบวินิจฉัยโรคที่ใบพืชจากภาพที่ใช้ได้งานได้จริงในสภาพแวดล้อมจริง

1.4.3 ศึกษาและวิเคราะห์โรคพืชจากใบอ่อนหรือพืชชนิดอื่นที่ปรากฏโรคแบบเดียวกันได้

1.4.4 ศึกษาและวิเคราะห์ภาพของใบพืชที่ไม่เต็มใบได้

1.4.5 พิจารณาปริภูมิสีที่แตกต่างกัน

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1.5.1 สามารถนำไปใช้เป็นระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสีแบบอัตโนมัติ

1.5.2 สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบฟาร์มอัจฉริยะ ทำให้งานทางด้านเกษตรกรรมมีคุณภาพและความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น

1.5.3 ได้องค์ความรู้ในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีเชิงวิศวกรรมด้านต่างๆ ในการนำมาต่อยอดพัฒนางานในด้านเกษตรกรรม

1.5.4 ได้องค์ความรู้ด้านการออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมเพื่อการประมวลผลภาพด้วยระเบียบวิธีทางปัญญาประดิษฐ์

1.6 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย 5 บท

บทที่ 1 เป็นบทนำกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้ รวมทั้งแนะนำเนื้อหาพอสั่งเขปที่เป็นองค์ประกอบของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งจะกล่าวถึงประวัติการวิจัยที่ผ่านมาและกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย อันได้แก่ ความหมายของโรคพืช สาเหตุการเกิดโรคและความเสียหายของโรค ความสำคัญและลักษณะอาการของโรคใบองุ่น การประมวลผลภาพ การแยกส่วนภาพ การปรับปรุงคุณภาพของภาพ การวิเคราะห์เชิงสถิติของเมตริกซ์เกิดร่วม และเครือข่ายประสาทเทียม

บทที่ 3 กล่าวถึงการสกัดภาพลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ ประกอบไปด้วย การปรับสีและแสงภายในแบบอัตโนมัติ การสกัดใบออกจากภาพพื้นหลัง การเพิ่มความแตกต่างระหว่างโรคและใบด้วยเทคนิคการร่วมประมวลผลระหว่างระนาบสีต่างปริภูมิ และผลการทดสอบการสกัดคุณลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ

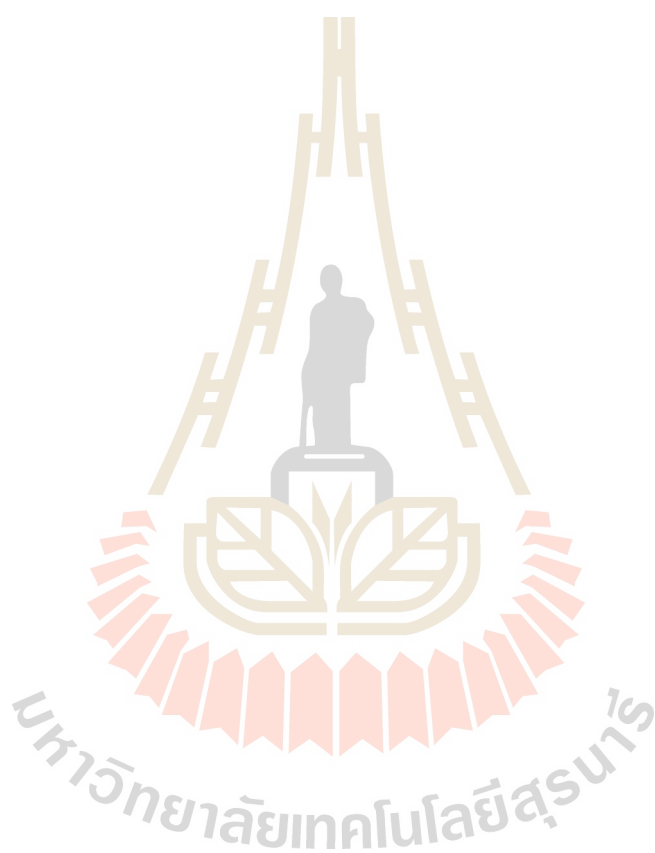
บทที่ 4 กล่าวถึงการวิเคราะห์คุณลักษณะปรากฏของโรคและการจำแนกชนิดของโรค ประกอบไปด้วย การแปลงภาพลักษณะปรากฏของโรคให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์เกิดร่วมสีเทา การคัดเลือกคุณลักษณะเด่นและคำนวณค่าคุณลักษณะเด่นจากสมการคุณลักษณะ การจำแนกชนิดของโรคด้วยเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย รวมทั้งการวิเคราะห์ผลการวินิจฉัยและการประเมินประสิทธิภาพ

บทที่ 5 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะ

ภาคผนวก ก กล่าวถึงการแปลงภาพลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่นให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray level Co-occurrence matrix : GLCM) ที่ขนาดต่างๆ กัน และองศาซดเซยที่ต่างๆ กัน

ภาคผนวก ข กล่าวถึงตัวอย่างค่าคุณลักษณะเชิงสถิติสำหรับเป็นข้อมูลอินพุตให้กับระบบจำแนกชนิดของโรค

ภาคผนวก ค กล่าวถึงผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น
ภาคผนวก ง กล่าวถึงค่าน้ำหนักประสาทจากกระบวนการทำงานของเครือข่ายการส่งผ่าน
ทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP : SFAM)



บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการวิจัยเกี่ยวกับระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสี โดยใช้เทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับการประมวลผลภาพและเมตริกซ์เกิดร่วม ซึ่งเนื้อหาในบทนี้ประกอบด้วย โรคพืชที่มีงู่นเป็นพืชตัวอย่าง การวิเคราะห์และปรับปรุงภาพสีด้วยการประมวลผลภาพ (image processing) การวิเคราะห์และอธิบายคุณลักษณะปรากฏของโรคพืชในเชิงสถิติด้วยเมตริกซ์เกิดร่วม (Co-occurrence Matrix) และการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยระบบเครือข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) โดยอธิบายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและหลักการการทำงานของระบบต่างๆ เพื่อเป็นแนวทางสำหรับการนำมาพัฒนาและประยุกต์ใช้งานร่วมกัน

2.2 โรคพืช

โรคพืช (plant diseases) หมายถึง สภาวะที่ต้นพืชมีลักษณะอาการที่ผิดไปจากปกติ หรือการเสียหายของพืช ซึ่งเป็นปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นตามความจริงใจธรรมชาติ เมื่อมีสิ่งรบกวนเกิดขึ้นทั้งภายในและภายนอกต้นพืช โดยส่งผลเสียให้พืชมีความผิดปกติทางด้านสรีระจนทำให้พืชมีโครงสร้างทางสัณฐานเปลี่ยนแปลงไป โดยพืชจะแสดงอาการ (symptom) หรือความผิดปกติที่เกิดขึ้นให้สังเกตเห็นได้ ผลที่ตามมาคือความเสียหายของมูลค่าทางเศรษฐกิจ โดยเกิดจากสาเหตุ 2 ประการ คือ โรคที่เกิดจากสิ่งที่มีชีวิตและ โรคที่เกิดจากสิ่งไม่มีชีวิต ในการพิจารณาสภาวะเป็นโรคของพืชจะเน้นไปที่อาการของโรคที่พืชแสดงออกมาว่าทำให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชลดลงหรือไม่ ถ้าอาการผิดปกตินั้นส่งผลให้คุณค่าทางเศรษฐกิจของพืชลดลงจึงถือว่าเป็นโรคพืช ดังตัวอย่างเช่น เชื้อแบคทีเรีย *Rhizobium* spp. เข้าไปอาศัยอยู่ในรากของพืชตระกูลถั่ว ทำให้รากถั่วมีลักษณะอาการเป็นปม แต่ผลผลิตของต้นถั่วไม่ได้ลดลงแต่อย่างใดกลับมีผลผลิตที่เพิ่มสูงขึ้นเนื่องจากแบคทีเรียได้ช่วยตรึงก๊าซไนโตรเจนจากอากาศไว้ให้กับรากถั่ว กรณีนี้ถือว่าต้นถั่วไม่เป็นโรค ซึ่งตรงกันข้ามกับกรณีที่เราดำเกาะอยู่ตามผิวของใบพืชและผิวของผลไม้ โดยที่เชื้อราชนิดนี้ไม่ได้เข้าไปข้างในชั้นเนื้อเยื่อและไม่ได้ดูดกินน้ำเลี้ยงของพืชแต่เชื้อราชนิดนี้ส่งผลกระทบทางอ้อมต่อพืชโดยบังแสงไว้ทำให้พืชได้รับแสงน้อยลง เป็นผลให้กระบวนการสังเคราะห์แสงของพืชทำ

ได้ลดลง นอกจากนี้แล้วยังทำให้ผิวของผลไม่มีสีค่าแลดูสกปรก ไม่น่ารับประทาน ราคาของผลผลิตย่อมที่จะขายได้ต่ำลง ดังนั้นกรณีนี้ย่อมถือได้ว่า เป็น โรคพืช

2.2.1 สาเหตุของโรคพืช

โรคพืชจะเกิดขึ้นได้จำเป็นต้องประกอบไปด้วยปัจจัย 3 ประการดังต่อไปนี้คือ

1. ต้นเหตุหรือสาเหตุของโรค อันได้แก่ สิ่งที่มีชีวิต เช่น แบคทีเรีย รา ไวรัส ไล้เดือนฝอย และพืชชั้นสูงบางชนิด เช่น ต้นกาฝากและฝอยทอง และสิ่งไม่มีชีวิต เช่น แสง อุณหภูมิและความอุดมสมบูรณ์ของดิน เป็นต้น สาเหตุที่เกิดจากสิ่งมีชีวิตต่างๆ อาจเรียกได้ว่าเป็นสาเหตุจากเชื้อโรคพืช ซึ่งการเกิดโรคของพืชเกิดขึ้นโดยเชื้อโรคพืชจะต้องมีความรุนแรงและสามารถเข้าทำลายให้พืชเกิดสภาพติดเชื้อ และแสดงอาการของโรคขึ้นได้ เชื้อโรคพืชที่ทำลายพืชด้วยวิธีการดังต่อไปนี้

ก.ดูดกินสารภายในเซลล์พืช

ข.รบกวนกระบวนการเมตาโบลิซึมของเซลล์พืชด้วยการปล่อยสารพิษ เอนไซม์ และสารเร่งการเจริญเติบโตบางชนิดให้กับพืช

ค.ทำให้พืชอาศัยอ่อนแอ และเป็นช่องทางการเข้าทำลายของเชื้อโรค สาเหตุของโรคพืชอื่นๆ ต่อไป

ง.สกัดกั้นการเคลื่อนย้ายธาตุอาหารของพืช

2. พืชอาศัย กล่าวโดยทั่วไป พืชอาศัยจะต้องเป็นพืชที่อ่อนแอต่อการเข้าทำลายของเชื้อสาเหตุโรคพืช ซึ่งลักษณะความอ่อนแอของพืชนั้น อาจเกิดจากปัจจัยภายในต้นพืช ได้แก่ ลักษณะทางพันธุกรรม และปัจจัยภายนอกต้นพืช ได้แก่ สภาพของอากาศ ธาตุอาหารในดิน การถูกแมลงศัตรูพืช และวัชพืชรบกวนเป็นสิ่งควบคุม การที่พืชจะเกิดโรคขึ้นได้นั้น เชื้อโรคพืชจะต้องมีความสามารถเจาะผ่านเซลล์ผิวของพืชที่อ่อนแอเข้าสู่ภายในเซลล์พืชให้ได้ก่อน ปรากฏการณ์ดังกล่าวจะไม่สามารถเกิดขึ้น ถ้าเชื้อสาเหตุของโรคพืชไม่มีความสัมพันธ์กับพืชอาศัยอย่างใกล้ชิด

3. สภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคของพืชจะเกิดขึ้นไม่ได้เลย ถ้าสภาพแวดล้อมต่างๆ เช่น แสง อุณหภูมิ ความชื้นไม่เหมาะสมกับการเจริญเติบโตของเชื้อสาเหตุโรคพืช และจุดเหมาะสมของสิ่งแวดล้อมของการเกิดโรคแต่ละชนิดนั้นมีความแตกต่างกันออกไป

สำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาจำแนกโรคพืชที่มีสาเหตุการติดเชื้อของโรคพืชมาจากสิ่งมีชีวิตประเภทเชื้อรา

2.2.2 โรคพืชที่เกิดจากเชื้อรา (Fungi)

เชื้อราเป็นพืชชั้นต่ำที่ไม่มีคลอโรฟิลล์ (ไฟโรจน์ จ้วงพานิช, 2525) ดำรงชีวิตอยู่ได้โดยการรับอาหารจากพืชหรือสัตว์อื่น มีลักษณะโดยทั่วไปเป็นเส้นใยที่แตกกิ่งก้านสาขาและไม่สามารถจำแนกออกได้ว่า ส่วนไหนเป็นราก ลำต้น หรือใบ เท่าที่พบมามีมากกว่า 100,000 ชนิด ส่วนมากจะเป็นพวก แซโครไฟต์ ที่อาศัยซากพืชซากสัตว์ในการดำรงอยู่ แต่ก็มีอีกหลายชนิดที่อาศัยอยู่บนสิ่งมีชีวิตอย่างพืช ซึ่งเป็นสาเหตุของโรคพืช โดยที่เชื้อราสามารถขยายพันธุ์ได้ทั้งแบบใช้เพศและไม่ใช้เพศ การขยายพันธุ์แบบใช้เพศนั้น เป็นการขยายพันธุ์ที่เกิดจากการรวมตัวของเซลล์เพศ 2 เซลล์เพศและสุดท้ายก็ได้สปอร์แบบใช้เพศ (sexual spore) สปอร์แบบใช้เพศมักจะถูกสร้างขึ้นภายใต้สภาพแวดล้อมที่ไม่เหมาะสม เพื่อเชื้อราสาเหตุสามารถอยู่ทนข้ามฤดูแล้งได้ ส่วนการขยายพันธุ์แบบไม่ใช้เพศ มีวิธีขยายพันธุ์หลายวิธี เช่น การแตกหน่อ (budding) การแบ่งแยกเซลล์ (fission) การหักของเส้นใย (fragmentation) และการสร้างสปอร์แบบไม่ใช้เพศ (asexual spore) การขยายพันธุ์แบบไม่ใช้เพศมักเกิดขึ้นภายใต้สภาพแวดล้อมที่เหมาะสมต่อการเจริญของเชื้อรา และพืชเชื้อราจะสร้างหน่วยขยายพันธุ์ขึ้นเป็นจำนวนมาก เพื่อใช้ในการแพร่ระบาด นอกจากนี้เชื้อราสาเหตุจะอาศัยภายในพืชอาศัยที่เป็นโรคแล้ว ยังสามารถหลบอาศัยอยู่ภายในรากพืช ซากสัตว์ ที่ทับถมในดิน ในเมล็ดพืชและในพืชอาศัยนอกฤดูปลูก การเข้าทำลายพืชของเชื้อรามักมีวิธีการทำลายหลายวิธี เช่น เชื้อราสาเหตุบางชนิดใช้เส้นใยที่งอกจากสปอร์แทงเข้าทางผิวของพืชโดยตรง หรือบางชนิดใช้เส้นใยแทงเข้าทางบาดแผลที่ทางช่องเปิดธรรมชาติของพืช เช่น ปากใบ ช่องเปิดปลายใบและรอยแตกตามลำต้นและรากพืช การเข้าไปอยู่ในเนื้อเยื่อของพืชเชื้อราสาเหตุจะอาศัยอยู่ในเซลล์พืช โดยอาศัยอยู่ตามช่องว่างระหว่างเซลล์ทำให้พืชแสดงลักษณะอาการของโรคหรืออาการผิดปกติของพืชปรากฏออกมาให้เห็น

2.2.3 ความเสียหายของโรคพืช

เมื่อโรคพืชเกิดขึ้นกับต้นพืชแล้ว มักจะก่อให้เกิดผลเสียหายมากมาย ความเสียหายที่เกิดขึ้น พอจะสรุปคร่าวๆ ได้ดังต่อไปนี้

1. โรคพืชทำให้ผลผลิตด้อยคุณภาพ โรคพืชบางชนิดอาจไม่กระทบกระเทือนต่อรูปทรง ขนาดหรือน้ำหนักของผลผลิตมากนัก แต่ทำให้ผลผลิตนั้นไม่น่ารับประทาน จำหน่ายไม่ได้ราคา
2. โรคพืชทำให้ผลผลิตที่ได้ลดลง โรคพืชบางโรคเมื่อเกิดการแพร่ระบาดแล้วทำให้ผลผลิตลดลงอย่างมาก จนบางครั้งอาจทำให้ผลผลิตเสียหายทั้งหมด

3. โรคพืชทำลายแหล่งเพาะปลูกพืช โรคพืชบางโรคเกิดการแพร่ระบาดเป็นบริเวณกว้างจนทำให้เกษตรกรต้องเปลี่ยนสถานที่เพาะปลูกหรือต้องปลูกพืชชนิดอื่นทดแทน

4. โรคพืชทำให้เกษตรกรต้องเสียค่าใช้จ่าย แรงงาน และเวลาที่เพิ่มขึ้น เมื่อเกิดโรคพืชระบาดขึ้น เกษตรกรต้องสูญเสียค่าใช้จ่ายจัดหาเครื่องมือ สารเคมีเพื่อนำมา กำจัดและป้องกันโรคพืช นอกจากนี้ต้องสูญเสียค่าแรงงานเพิ่ม เป็นผลให้ต้นทุนการผลิตสูงขึ้น

5. โรคพืชอาจก่อให้เกิดอันตรายต่อสุขภาพและชีวิตมนุษย์ สัตว์เลี้ยง เช่น เชื้อรา *Aspergillus flavus* ที่ขึ้นอยู่ตามเมล็ดธัญพืช ถั่วลิสง ราประเภทนี้สามารถผลิตสารพิษ แอลฟา-ทอกซิน (Alfa-toxin) ถ้ามมนุษย์หรือสัตว์รับประทานอาหารที่มีราชนิดนี้ จะเป็นสาเหตุของโรคต่าง ๆ ได้

2.3 ความสำคัญขององุ่น

องุ่น ถือได้ว่าเป็นไม้ผลเศรษฐกิจชนิดหนึ่งที่นิยมปลูกกันอย่างแพร่หลายทั่วโลก เนื่องจากเพาะปลูกได้ทั้งในเขตร้อน เขตหนาวและเขตอบอุ่น (นันทกร บุญเกิด, 2543) ในประเทศไทย องุ่น ถือเป็นผลไม้ทางเลือก ที่ได้รับความนิยมมากชนิดหนึ่ง เนื่องจากเป็นพืชที่ให้ผลผลิตเร็ว ผลผลิตต่อไร่ค่อนข้างสูงเมื่อเปรียบเทียบกับผลไม้ชนิดอื่น โดยพื้นที่ปลูกองุ่นกระจายอยู่ทั่วทุกภาคของประเทศไทย พันธุ์ที่นิยมปลูก ได้แก่ เฟลม ซีดเลส (Flame Seedless) คริมสัน ซีดเลส (Crimson Seedless) มารู ซีดเลส (Marroo Seedless) เพอเล็ต (Perlette) เซนเทนเนียล ซีดเลส (Centennial Seedless) และ แบล็ค ควีน (Black Queen) (สุรทิน ใจดี, 2553) องุ่นที่ปลูกส่วนใหญ่เป็นองุ่นรับประทานผลสด รองลงมาเป็นองุ่นทำไวน์ นอกจากนี้แล้วยังสามารถใช้ประโยชน์ได้ในหลายลักษณะ เช่น ทำน้ำผลไม้ แยม ลูกเกด ฝรั่ง และ ปัจจุบันมีการปลูกองุ่นเพื่อการท่องเที่ยวกันอย่างแพร่หลาย ปัจจุบันประเทศไทยยังมีแนวโน้มการนำเข้าองุ่นสูงขึ้นทุกปี จากสถิติการนำเข้าองุ่นรวมในปี พ.ศ. 2555 มีการนำเข้า 93,445 ตัน คิดเป็นมูลค่า 4,067 ล้านบาท (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2555) และสถิติการนำเข้าองุ่นรวมในปี พ.ศ. 2559 มีการนำเข้าสูงถึง 167,401 ตัน คิดเป็นมูลค่า 6,505 ล้านบาท (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2559) เหตุที่มีการนำเข้าองุ่นเพิ่มขึ้นนั้นเป็นเพราะผลผลิตภายในประเทศยังไม่เพียงพอต่อความต้องการของผู้บริโภค เนื่องมาจากการผลิตองุ่นในประเทศไทยยังมีข้อจำกัดหลายประการ ทั้งด้านสภาพแวดล้อมและบุคลากร กล่าวคือประเทศไทยตั้งอยู่ในเขตร้อนชื้น มีฝนตกชุกตลอดปี ทำให้สภาพแวดล้อมเหมาะสมต่อการเข้าทำลายจากศัตรูพืช ซึ่งเป็นปัญหาที่สำคัญต่อผลผลิต ทำให้เกษตรกรมักจะประสบปัญหาเรื่องผลผลิตและคุณภาพขององุ่นที่ต่ำกว่ามาตรฐาน และปัจจุบันมีเกษตรกรไทยจำนวนไม่น้อยที่ยังขาดความชำนาญการในการจัดการและดูแลรักษาต้นองุ่นและผลผลิตขององุ่นอย่างถูกวิธี

องุ่น เป็นพืชชนิดหนึ่งที่มีโรคจำนวนมากเข้าทำลาย อาทิเช่น รา น้ำค้าง (downy mildew) ราสนิม (rust) และ สแคบ (scab) เป็นต้น การแก้ไขปัญหาในองุ่นส่วนใหญ่มักกระทำหลังจากที่มีการระบาดของโรคอย่างรุนแรงแล้ว ซึ่งมักจะไม่ได้ผลเนื่องจากเป็นช่วงฤดูฝนทำให้ฉีดพ่นสารเคมีลำบากหรือเกิดการดื้อยาของเชื้อ ดังนั้นการพิจารณาค้นหาลักษณะความผิดปกติหรืออาการของโรคพืชในระยะแรกจึงมีความสำคัญยิ่งเพื่อเป็นการเตรียมความพร้อมสำหรับการดูแลรักษา ยับยั้ง และควบคุมความเสียหายทางผลผลิตและอาจทำให้ผลผลิตมีมูลค่าสูงขึ้นได้

2.3.1 ลักษณะอาการของโรคใบองุ่น

ต้นองุ่นสามารถแสดงให้เห็นถึงลักษณะอาการผิดปกติต่าง ๆ ที่ส่งผลเสียต่อสภาพความแข็งแรงและปริมาณผลผลิตขององุ่นได้ สำหรับการจำแนกประเภทของลักษณะอาการของโรคในงานวิจัยนี้จะทำการพิจารณาโรคของใบองุ่นที่เกิดจากเชื้อราเนื่องจากมีคุณลักษณะเฉพาะของการปรากฏของโรคที่ชัดเจนและสามารถพิจารณาลักษณะอาการของโรคได้จากภาพถ่ายดิจิทัล ทั้งนี้เพื่อทำการดูแลรักษา ยับยั้ง และควบคุม อาการของโรคตั้งแต่ระยะแรก



รูปที่ 2.1 ลักษณะ โรคราสนิมของใบองุ่น

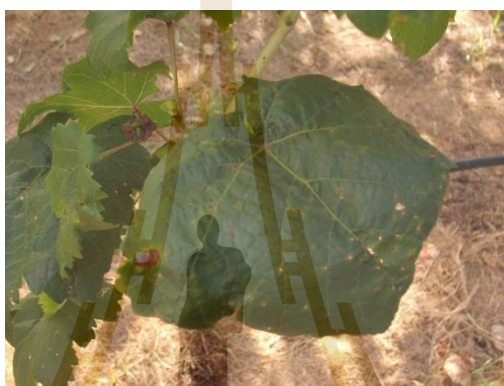
1. โรคราสนิม (Rust)

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

การแพร่ระบาด สปอร์ของเชื้อแพร่ระบาดทางลมและฝนสภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคเกิดได้ดีในเขตอากาศอบอุ่นที่มีความชื้นสูงและอุณหภูมิไม่ร้อนมากนัก การใช้

สารเคมีป้องกันกำจัดโรคราสนิมด้วยเมตาแลกซิล (Metalaxyl) เพียงอย่างเดียวเป็นระยะเวลานานจะทำให้โรคราสนิมระบาดได้มากขึ้น

ลักษณะอาการ ใบอ่อนเป็นจุดสีเหลืองเล็ก ๆ ด้านบนใบ จุดเกิดเป็นกลุ่ม ๆ หรือกระจัดกระจายทั่วไป ด้านใต้ใบจะมีกลุ่มเชื้อราสีเหลืองส้ม เมื่อแตะดูจะติดมือได้ง่าย โรคราสนิมระบาดได้รวดเร็ว ทำให้ใบแห้งและร่วงหล่น ระยะแรก ๆ จะพบกับใบแก่และต่อมาจะเข้าทำลายระยะใบอ่อน โรคชนิดนี้พบที่ต้นอ่อนที่ห่างจากการฉีดพ่นสารป้องกันกำจัดเชื้อรา ยอดอ่อนที่เป็นตอป่า บริเวณโคนต้นที่ไม่ได้รับสารเคมีมักพบโรคราสนิมมาก



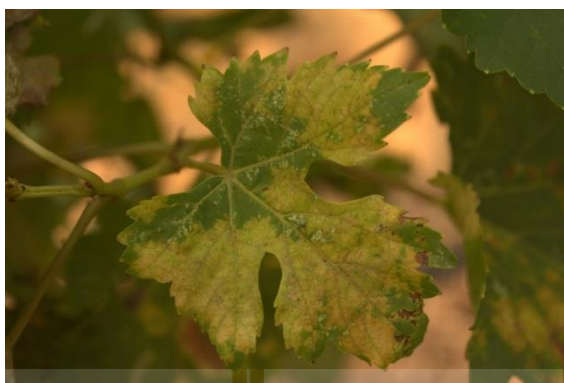
รูปที่ 2.2 ลักษณะ โรคราสนิมของใบอ่อน

2. โรคสแคป (Scab)

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

การแพร่ระบาด โดยลมและฝนช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่งและเถา เข้าสู่ช่ออ่อนและทำลายได้ง่ายเมื่อผลอ่อนเป็นผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่ง เชื้อบนเศษซากพืชภายในสวนหรือบริเวณข้างเคียงทำให้ยอดเน่าดำเป็น โรครุนแรงสภาพแวดล้อมที่เหมาะสม โรคจะเกิดอาการรุนแรงในสภาพอากาศร้อนชื้นและมีฝนตกชุก

ลักษณะอาการ มีลักษณะเป็นจุดสีน้ำตาลดำขอบแผลสีเข้ม เกิดกระจัดกระจาย ทำให้ใบอ่อนหงิกงอเนื่องจากเนื้อเยื่อตาย การเจริญของผิวใบไม่สม่ำเสมอ ใบที่แก่มีจุดกลางจุด ทำให้เนื้อเยื่อที่แห้งฉีกยุ่ยทำให้บริเวณกลางจุดเป็นรู ซึ่งจุดดำอาจเชื่อมกันทำให้ลักษณะใบไหม้ แห้งตายและจะแพร่ระบาดได้ดีทางลมและฝนซึ่งจะช่วยให้สปอร์ไหลไปตามกิ่งและเถา เข้าสู่ช่ออ่อนและทำลายได้ง่ายเมื่อผลอ่อนเป็นผล ในฤดูฝนเชื้อราแพร่ระบาดจากแหล่ง เชื้อบนเศษซากพืชภายในสวนหรือบริเวณข้างเคียงทำให้ยอดเน่าดำเป็น โรครุนแรง



รูปที่ 2.3 ลักษณะ โรคคราน้ำค้างของใบองุ่น

3. โรคคราน้ำค้าง (Downy mildew)

สาเหตุของโรค เกิดจากเชื้อรา *Plasmopara viticola*

การแพร่ระบาด สปอร์ของเชื้อแพร่ระบาดโดยปลิวไปกับลม ซึ่งระบาดได้ทั้งปี โดยเฉพาะอย่างยิ่งในฤดูฝนจะระบาดอย่างรุนแรง เพราะความชื้นในอากาศสูง

ลักษณะอาการ ใบที่ถูกโรคทำลายในระยะแรกจะเห็นเพียงจุดเล็กๆ สีเหลืองปนเขียวทางด้านบนของใบ ต่อมาจะขยายเป็นแผลโตขึ้นขนาดของรอยแผลไม่แน่นอนในระยะนี้ถ้าดูด้านล่างของใบตรงที่เป็นแผลจะพบสีขาวอยู่เป็นกลุ่มเห็นได้ชัด ซึ่งกลุ่มนี้เองจะมีส่วนขยายพันธุ์สามารถที่จะเจริญแพร่ระบาดติดต่อไปยังใบอื่นๆ หรือแปลงอื่นๆ โดยปลิวไปกับลม อาการของโรคจะสังเกตได้ก็ต่อเมื่อเชื้อราเข้าทำลายแล้ว 4 - 6 วัน



รูปที่ 2.4 ลักษณะปกติของใบองุ่น

2.3.2 รูปลักษณะของใบองุ่น

ใบ (Leaf) เป็นส่วนที่อยู่ติดกับยอดอ่อน โดยมีก้านใบ (petiole) อยู่ระหว่างกลาง ลักษณะแบนคล้ายๆ ฝ่ามือ มีเส้นใบออกมาจากก้านใบ 5 เส้น ขอบใบมีลักษณะเป็นหยักคล้ายๆ ฟันเลื่อย (serration) มีส่วนเว้าที่โคนใบเรียกว่า ไชนัส (sinus) หรือจุมกใบ มีรูปร่างลักษณะต่างๆ กัน ขึ้นอยู่กับพันธุ์ขององุ่น ส่วนผิวของใบองุ่นก็มีลักษณะต่างๆ กัน คือ เรียบ (smooth) ขรุขระ (rugose) ลักษณะเว้า (pinnately lobed) และลักษณะโค้งนูน (rolled over or convex) เนื่องจากพันธุ์ขององุ่นที่เพาะปลูกภายในฟาร์มมหาวิทยาลัยมีพันธุ์ที่หลากหลาย แต่ลักษณะรูปร่างใบองุ่นจะมีรูปร่างลักษณะที่ต่างกันเพียง 3 แบบได้แก่ ใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ ใบรูปร่างสามแฉก ใบรูปร่างห้าแฉก ดังแสดงในรูปที่ 2.5



(ก) ลักษณะใบรูปร่างคล้ายรูปหัวใจ



(ข) ลักษณะใบรูปร่างสามแฉก

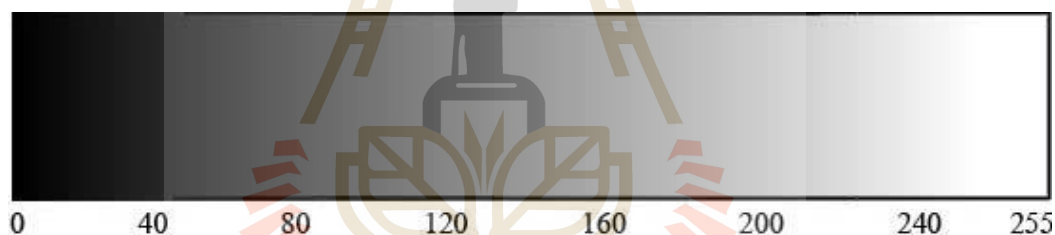


(ค) ลักษณะใบรูปร่างห้าแฉก

รูปที่ 2.5 ลักษณะรูปร่างใบองุ่น

2.4 การประมวลผลภาพ

การมองเห็นของมนุษย์เป็นสิ่งที่สำคัญและเป็นกลไกการรับภาพที่ซับซ้อนอย่างหนึ่ง ซึ่งจะให้ข้อมูลความจำเป็นสำหรับใช้งานง่าย ๆ เช่น การจดจำวัตถุ และสำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้แก่ การวางแผน การตัดสินใจ การค้นคว้าวิจัยต่างๆ เป็นต้น รูปภาพมีบทบาทมากสำหรับองค์กรต่าง ๆ เช่น หนังสือพิมพ์ โทรทัศน์ ภาพยนตร์ ซึ่งได้ใช้ภาพเป็นสื่อนำเสนอข้อมูลข่าวสารต่าง ๆ โดยสิ่งที่น่าสนใจของข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการมองเห็นหรือข้อมูลภาพนั้นก็คือ กระบวนการประมวลผลภาพ ซึ่งเป็นกระบวนการจัดการกับข้อมูลภาพดิจิทัล โดยมีจุดประสงค์เพื่อปรับปรุงและพัฒนาข้อมูลภาพ เพื่อให้สามารถที่จะแปลความหมายเพื่ออธิบายภาพได้ดีขึ้น กระบวนการประมวลผลภาพแบ่งได้ 3 ลำดับขั้น ดังนี้ กระบวนการขั้นต้นคือการได้มาของข้อมูลภาพและการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแก้ไขปรับปรุงความคมชัดของภาพ การแปลงสัญญาณของภาพ การกู้สัญญาณของภาพ เป็นต้น กระบวนการขั้นกลางคือการแยกองค์ประกอบของภาพและดึงคุณลักษณะที่สำคัญหรือเอกลักษณ์ออกมา และกระบวนการขั้นสูงคือ การตีความหมายและการจดจำภาพ



รูปที่ 2.6 ภาพโทนสีขาวดำและการแสดงค่าระดับความเข้มแสง

2.4.1 แบบจำลองระดับเทา (Gray scale model)

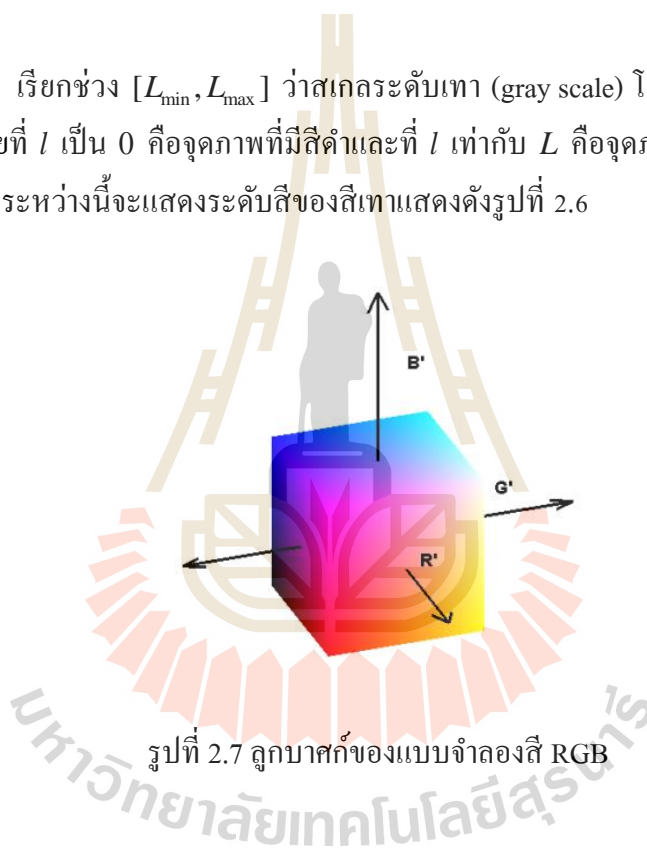
ภาพระดับเทา (Gray-scale image) หรืออาจเรียกว่า Gray level image หรือ Intensity image เป็นภาพที่แสดงค่าความเข้มแสง ณ แต่ละตำแหน่งของจุดภาพภายในภาพ ซึ่งภาพจะมีลักษณะเป็นโทนสีเทา แต่ละจุดภาพมีขนาด 8 บิต หรือ 1 ไบต์สำหรับเก็บข้อมูล สามารถเขียนแทนด้วย $f(x, y)$ โดยที่ขนาดของ f ที่ตำแหน่ง (x, y) คือค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้นๆ โดยที่ค่า $f(x, y)$ จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด โดยองค์ประกอบสามารถแยกได้เป็น 2 ส่วนคือ องค์ประกอบความสว่าง (illumination component : $i(x, y)$) และ องค์ประกอบการสะท้อนของแสง (reflectance component : $r(x, y)$) โดยที่ $f(x, y)$ เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสอง ดังสมการที่ 2.1

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

โดยที่องค์ประกอบ $i(x, y)$ ต้องมีค่ามากกว่า 0 และมีค่าจำกัด ส่วนองค์ประกอบ $r(x, y)$ ต้องมีค่ามากกว่า 0 และน้อยกว่า 1 ภาพ f เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียว ดังนั้นความเข้มของ f ที่ตำแหน่ง (x, y) เรียกว่าระดับเทา (gray level : l) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วงตามสมการที่ 2.2

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

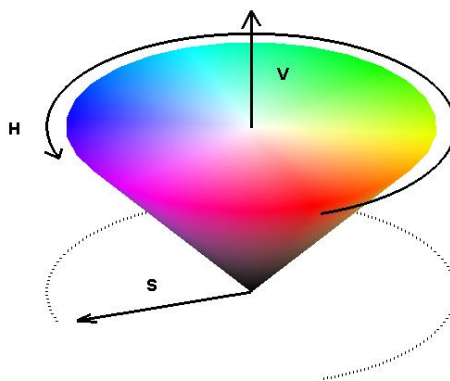
เรียกช่วง $[L_{\min}, L_{\max}]$ ว่าสเกลระดับเทา (gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น $[0, L]$ โดยที่ l เป็น 0 คือจุดภาพที่มีสีดำและที่ l เท่ากับ L คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า l ในช่วงระหว่างนี้จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.7 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB

2.4.2 แบบจำลองสี RGB

แบบจำลองสี RGB หรือภาพสี (Color Image) จะมีความแตกต่างกับภาพสีเทาที่ได้กล่าวมาข้างต้น เพราะนอกจากค่าความเข้มแสงแล้ว ภาพสียังประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (red : R) สีเขียว (green : G) และสีน้ำเงิน (blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนดังแสดงในรูปที่ 2.7 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพดิจิทัลนิยมใช้แบบจำลองสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ เนื่องจากเป็นสีที่สายตามนุษย์มองเห็นและรับรู้ได้ดีที่สุด ดังนั้น แบบจำลองสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ



รูปที่ 2.8 แบบจำลองสี HSV

2.4.3 แบบจำลองสี HSV

แบบจำลองสี HSV พัฒนาขึ้นเพื่อเป็นแบบจำลองสีทางเลือกในการกำหนดสี โดยแบบจำลองสี HSV จะให้ความหมายที่ดีกว่าเมื่อกล่าวถึงสีต่างๆ ในเชิงศิลปะ เช่น เมื่อกล่าวถึงสีเหลืองในทางศิลปะจะมีความแตกต่างกัน เมื่อพิจารณาสีเหลืองอ่อน สีเหลืองแก่ หรือสีน้ำตาลว่ามีความแตกต่างกันอย่างไร จะพบว่าทุกสีคือสีเหลืองนั่นเอง แต่มีระดับความเข้มหรือมีความอิ่มตัวที่แตกต่างกัน ดังนั้นการกำหนดสีของแบบจำลองสี HSV จึงให้เกิดความรู้สึกที่เข้าใจได้มากกว่าสำหรับมนุษย์ แบบจำลอง HSV ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า H คือ ค่าสีล้วน หรือสีที่มีความแตกต่างกันออกไปตามความถี่ของแสง เช่น แดง เหลือง เขียว น้ำเงิน หรือม่วง เป็นต้น (pure color)

ค่า S คือ ความอิ่มตัวสี เป็นตัวบ่งบอกระดับสีเมื่อเทียบกับค่าสีล้วน เช่น สีน้ำเงินและสีฟ้ากล่าวคือ สีฟ้าคือสีน้ำเงินนั่นเองเพียงแต่สีฟ้ามีความอิ่มตัวที่น้อยกว่าหรือมีสีขาวเป็นส่วนผสม

ค่า V คือ ระดับความสว่างของสีที่มีค่าสีล้วนและความอิ่มตัวสี เท่ากับค่าใดๆ โดยที่ระดับความสว่างต่ำสุดถึงสีดำ ไม่ว่าจะ มี ค่าสีล้วน หรือค่าความอิ่มตัวสีเท่าใดและระดับความสว่างสูงสุด หมายถึงสีขาวซึ่งเป็นสีที่สว่างที่สุดของค่าสีล้วนและค่าความอิ่มตัวนั้นๆ

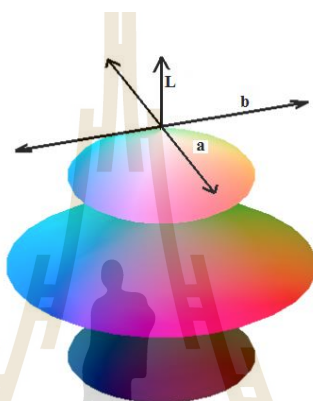
แบบจำลองสี HSV สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.3 ถึง สมการที่ 2.6

$$H = \begin{cases} H_1 : B \leq G \\ 360^\circ : B \geq G \end{cases} \quad (2.3)$$

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

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

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



รูปที่ 2.9 แบบจำลองสี CIE Lab

2.4.4 แบบจำลองสี CIE Lab

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

ค่า L คือ ระดับความสว่างมีค่า 0-100

ค่า a คือ ระดับของสีจากสีเขียวไปถึงสีแดง มีค่า -120 ถึง +120

ค่า b คือ ระดับของสีจากสีน้ำเงินไปถึงสีเหลือง มีค่า -120 ถึง +120

ซึ่งแบบจำลองสี CIE Lab สามารถหาได้จากการแปลงแบบจำลองสี RGB โดยเริ่มจากการแปลงแบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองสี XYZ ดังสมการที่ 2.7

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

จากนั้นจึงนำค่าแบบจำลองสี XYZ มาทำการแปลงเป็นแบบจำลองสี CIE Lab ดังสมการที่ 2.8 ถึง สมการที่ 2.12

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

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

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

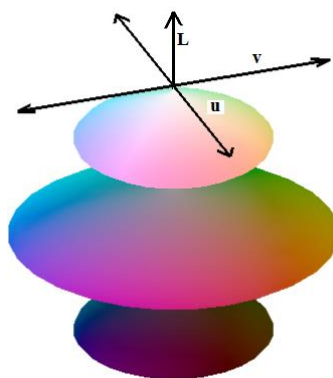
กำหนดให้

$$f(t) = t^{1/3} \text{ เมื่อ } t > 0.008856 \quad (2.11)$$

สำหรับกรณีอื่นกำหนดให้

$$f(t) = 7.787t + (16/116) \quad (2.12)$$

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



รูปที่ 2.10 แบบจำลองสี CIE Luv

2.4.5 แบบจำลองสี CIE Luv

แบบจำลองสี CIE Luv เป็นแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นโดย CIE ซึ่งเป็นอีกรูปแบบหนึ่งที่สามารถสื่อความหมายและสอดคล้องกับการแสดงความรู้สึกของมนุษย์ได้ ซึ่งแบบจำลองสี CIE Luv ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า L คือ ระดับความสว่าง

ค่า u คือ ระดับสี

ค่า v คือ ระดับสี

ซึ่งแบบจำลองสี CIE Luv สามารถหาได้จากการแปลงแบบจำลองสี RGB โดยเริ่มจากการแปลงแบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองสี XYZ ดังสมการที่ 2.13

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.049 & 0.310 & 0.200 \\ 0.177 & 0.813 & 0.011 \\ 0.000 & 0.010 & 0.990 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

จากนั้นจึงนำค่าแบบจำลองสี XYZ มาทำการแปลงเป็นแบบจำลองสี CIE Luv ดังสมการที่ 2.14 ถึง สมการที่ 2.18

$$L = 116f(Y/Y_n)^{1/3} - 16 \quad (2.14)$$

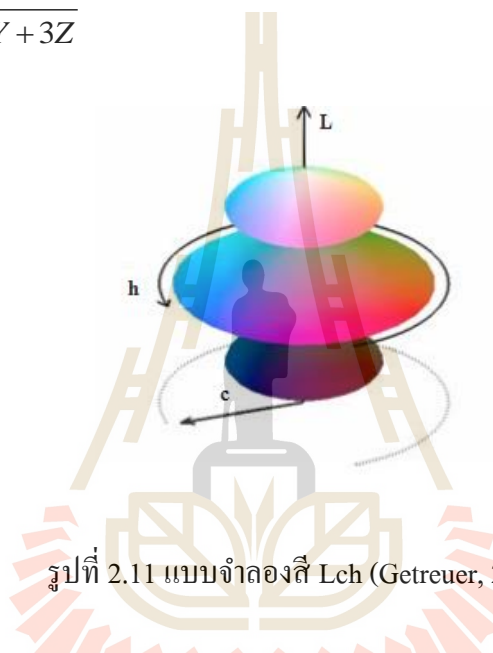
$$u = 13(L)(u' - u'_0) \quad (2.15)$$

$$v = 13(L)(v' - v'_0) \quad (2.16)$$

โดยที่

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \quad (2.17)$$

$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \quad (2.18)$$



รูปที่ 2.11 แบบจำลองสี Lch (Getreuer, 2006)

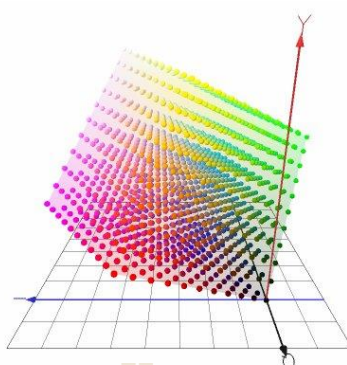
2.4.6 แบบจำลองสี Lch

สามารถคำนวณมิติสีย่อย L (lightness) ซึ่งแสดงค่าความสว่างของสีซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง $[0,100]$ มิติสีย่อย c และมิติสีย่อย h ได้จากมิติสี CIE Lab ดังสมการที่ 2.19

$$L = L \quad c = \sqrt{a^2 + b^2} \quad \text{และ} \quad h = \tan^{-1}\left(\frac{b}{a}\right) \quad (2.19)$$

เมื่อ h มีค่าน้อยกว่า 0° กำหนดให้ $h = h + 360^\circ$

หรือ ถ้า h มีค่ามากกว่า 0° กำหนดให้ $h = h - 360^\circ$



รูปที่ 2.12 แบบจำลองสี YIQ

2.4.7 แบบจำลองสี YIQ

แบบจำลองสี YIQ เป็นแบบจำลองสีที่เป็นมาตรฐานในการใช้แพร่ภาพสัญญาณโทรทัศน์ในระบบ NTSC (Nation Television Committee) และกล้องวิดีโอ ข้อดีอย่างมากของแบบจำลองสี YIQ คือ ข้อมูลระดับเทาจะแยกจากข้อมูลสี ดังนั้นข้อมูลสัญญาณจึงสามารถใช้ได้ทั้งชุดข้อมูลสีและข้อมูลชุดข้อมูลขาว ดำ ซึ่งแบบจำลองสี YIQ ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า Y คือ ระดับความเข้มของแสงสว่าง

ค่า I คือ ค่าสีส้ม

ค่า Q คือ ระดับความอิ่มตัวสี

โดยองค์ประกอบระดับความเข้มของแสงสว่างเป็นชุดข้อมูลระดับเทา ในขณะที่องค์ประกอบที่เหลือเป็นชุดข้อมูลสี แบบจำลองสี YIQ สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.20 และแสดงดังรูป 2.12

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

สีเป็นองค์ประกอบที่สำคัญของการมองเห็นต่อสายตามนุษย์ ภายใต้เงื่อนไขการส่องสว่างของแสงปกติ (normal illumination) ระบบการรับรู้จากการมองเห็นของมนุษย์จะมีความไวต่อการรับรู้ค่าสีมากกว่าค่าความสว่าง ซึ่งตามธรรมชาติแล้วสีของวัตถุที่ตามนุษย์สามารถรับรู้ได้นั้นเกิดจากการที่แสงสีนั้นส่องกระทบวัตถุ แต่วัตถุไม่สามารถดูดซึมแสงสีดังกล่าวไว้ได้

แสงสีที่มองเห็นจะทำให้เกิดการรับรู้ทางสายตาที่สำคัญอยู่ 3 ประการคือ การรับรู้เรื่องสีต้น (hue) การรับรู้เรื่องการส่องสว่าง (brightness) และการรับรู้เรื่องแสงสีอิ่มตัว (saturation หรือ chrome) โดยเมื่อเกิดการรับรู้แสงสี สายตาจะสามารถแยกแยะออกได้ว่าแสงสีที่มองเห็นเป็นแสงสีน้ำเงินเข้ม สว่าง หรือมืด สำหรับความรู้สึกในเรื่องแสงสีอิ่มตัวนั้นจะทำให้สามารถรู้ความบริสุทธิ์ของแสงสีได้ว่าเป็นสีน้ำเงินชัดเจนหรือสีน้ำเงินจาง

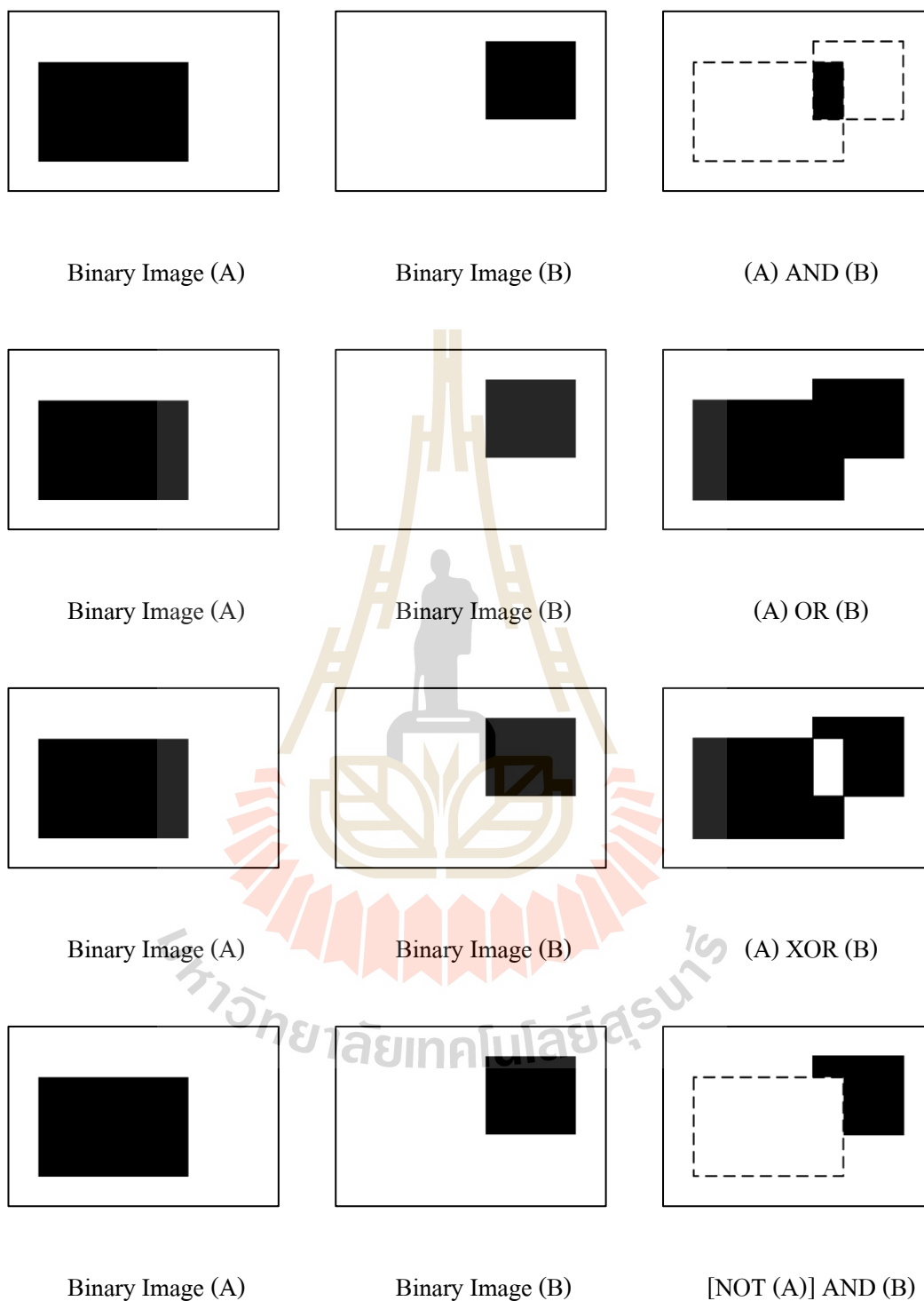
จะเห็นว่าสีมีความสำคัญมากสำหรับการประมวลผลภาพ เนื่องจากสีสามารถอธิบายเอกลักษณ์ของวัตถุและสามารถดึงลักษณะเด่นของวัตถุจากเหตุการณ์ต่างๆ ได้ และจากข้อมูลที่กล่าวไว้ข้างต้นมนุษย์ไม่สามารถแยกความแตกต่างของเฉดสีและระดับความสว่างจำนวนล้านเฉดสีได้เองด้วยตาเปล่า สายตาของมนุษย์สามารถพิจารณาเปรียบเทียบความแตกต่างของระดับเฉดสีได้เพียง 12 เฉดสีเท่านั้น ด้วยเหตุนี้จึงเป็นเหตุผลสำคัญสำหรับการวิเคราะห์ภาพตามหลักการมองเห็นของสายตามนุษย์

2.5 การประมวลผลภาพด้วยรูปร่างและโครงร่างของภาพ

การประมวลผลภาพด้วยรูปร่างและโครงร่างของภาพจัดเป็นกระบวนการขั้นพื้นฐานอย่างหนึ่งของการประมวลผลภาพ สำหรับการตัดต่อหรือแต่งเติมส่วนใดส่วนหนึ่งของรูปภาพ โดยพื้นฐานของกระบวนการทางรูปโครงร่างภาพจะเกี่ยวข้องกับ ทฤษฎีของเซต โดยเซตในทางของรูปร่างหรือโครงร่างภาพคือ การใช้รูปร่างหรือรูปทรงของวัตถุในภาพเป็นตัวแทน เช่น กลุ่มข้อมูลจุดภาพสีค่าทั้งหมดภายในภาพขาวดำ เป็นต้นซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการดึงวัตถุที่สนใจในรูปภาพเพื่อแทนหรืออธิบายรูปร่างต่างๆ ของวัตถุ หรือใช้ในการปรับปรุงรูปภาพ ก่อนหรือหลังการวิเคราะห์รูปภาพ

2.5.1 กระบวนการทางตรรกะของภาพขาวดำ

กระบวนการทางตรรกะขั้นพื้นฐานสำหรับการประมวลผลภาพ คือ AND OR และ NOT ซึ่งเป็นการดำเนินการที่จุดภาพต่อจุดต่อภาพของภาพสองภาพขึ้นไป ยกเว้นกรณีของ NOT เป็นการดำเนินการต่อจุดภาพสำหรับภาพเดียว และผลของกระบวนการตรรกะทางภาพแสดงดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 กระบวนการทางตรรกะของภาพขาวดำหรือภาพสองระดับ

หมายเหตุ : จาก "Digital Image Processing", โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 84

2.5.2 การขยายขอบภาพ (dilation)

การขยายขอบภาพเป็นกระบวนการที่ใช้ดำเนินการเปลี่ยนค่าจุดภาพที่มีค่า 0 ที่ติดกับจุดภาพที่มีค่า 1 ให้มีค่าเป็น 1 ด้วย (เป็นการขยายขอบภาพ) โดยกำหนดให้เซต A และ B คือเซตของ Z^2 (สมมติให้ Z^2 เป็นเซตของจุดที่มีค่า 1 ในภาพขาวดำ) การดำเนินการขยายขอบภาพของ A โดย B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \oplus B$ และมีนิยามดังสมการที่ 2.21 ถึงสมการที่ 2.22

$$A \oplus B = \{z \mid (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (2.21)$$

$$A \oplus B = \{z \mid [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\} \quad (2.22)$$

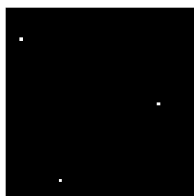
โดย

A คือ ภาพต้นแบบ

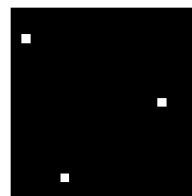
B คือ องค์ประกอบโครงสร้าง หรือเรียกว่า “structuring element”

z คือ เซตข้อมูลจุดภาพ

จากสมการที่ 2.21 และ 2.22 สามารถกล่าวได้ว่าการขยายขอบภาพเป็นผลสะท้อน (reflection) ขององค์ประกอบ โครงสร้าง และเลื่อนองค์ประกอบ โครงสร้างไปที่ละจุดภาพหรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นการดำเนินการเปลี่ยนแปลงด้วยค่า z นั้นเอง และเมื่อดำเนินการเลื่อนองค์ประกอบ โครงสร้างผ่านจุดใดให้ทำการอินเตอร์เซกชันของภาพกับองค์ประกอบโครงสร้างว่าเท่ากับเซตว่างหรือไม่ ถ้าไม่เท่ากับเซตว่างให้เปลี่ยนจุดกึ่งกลางของภาพภายในองค์ประกอบ โครงสร้างให้มีค่าเป็น 1 ดังแสดงในรูปที่ 2.14



ก) ภาพต้นแบบ



ข) ผลการขยายขอบภาพ

รูปที่ 2.14 ตัวอย่างการขยายขอบภาพ

2.5.3 การกัดกร่อนขอบภาพ (Erosion)

การกัดกร่อนขอบภาพเป็นกระบวนการที่ใช้ดำเนินการเปลี่ยนจุดภาพที่มีค่า 1 ที่ติดกับจุดภาพที่มีค่า 0 ให้มีค่าเป็น 0 ด้วยโดยกำหนดให้เซต A และ B คือเซตของ Z^2 (สมมติให้ Z^2 เป็นเซตของจุดที่มีค่า 1 ในภาพขาวกั้ดกร่อนขอบภาพดำ) การดำเนินการกัดกร่อนขอบภาพของ A โดย B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \ominus B$ และมีนิยามดังสมการที่ 2.23

$$A \ominus B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\} \quad (2.23)$$

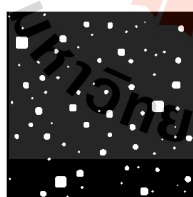
โดยที่

A คือ ภาพต้นแบบ

B คือ องค์กรประกอบโครงสร้าง

z คือ เซตข้อมูลจุดภาพ

จากสมการที่ 2.23 สามารถกล่าวได้ว่าการกัดกร่อนขอบภาพเป็นการเลื่อนองค์กรประกอบโครงสร้าง B ไปที่ละจุดภาพพร้อมกันตรวจสอบว่าข้อมูลภายในองค์กรประกอบโครงสร้างเป็นซ้บเซตของภาพภายในองค์กรประกอบโครงสร้างหรือไม่ ถ้า B เป็นซ้บเซตตามเงื่อนไขของสมการที่ 2.23 ให้กำหนดจุดกึ่งกลางของภาพให้มีค่าเป็น 1 ดังตัวอย่างที่แสดงในรูปที่ 2.15 กล่าวคือการดำเนินการกัดกร่อนขอบภาพเป็นการกัดกร่อนวัตถุต่างๆ ภายในภาพให้มีขนาดเล็กลง



ก) ภาพต้นแบบ



ข) ผลการกัดกร่อนขอบภาพ

รูปที่ 2.15 ตัวอย่างการกัดกร่อนขอบภาพ

2.6 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image enhancements)

การปรับปรุงคุณภาพของภาพเป็นกระบวนการที่ทำให้ภาพมีคุณภาพที่ดีขึ้นเพื่อจุดหมายเฉพาะ เพื่อให้คุณลักษณะหรือองค์ประกอบของภาพ เช่น ความมืด ความสว่าง ขอบของวัตถุในภาพให้ปรากฏชัดเจนนขึ้น รวมทั้งกำจัดสิ่งรบกวน กระบวนการปรับปรุงภาพสามารถแบ่งประเภทของการประมวลผลได้เป็น 4 แบบ คือ

1. การปรับปรุงภาพบนพื้นฐานของจุดภาพ (pixel-based image enhancement) เป็นการดำเนินการปรับปรุงคุณภาพของภาพแบบครั้งละหนึ่งจุดภาพจนหมด ได้แก่ การกระทำเชิงตรรกะ การกระทำทางเรขาคณิต และการกระทำทางพีชคณิต

2. การปรับปรุงภาพบนพื้นฐานของฮิสโตแกรม (histogram-based image enhancement) เป็นการดำเนินการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการกระทำฮิสโตแกรมของภาพที่ต้องการนั้น

3. การปรับปรุงภาพบนพื้นฐานการกรองทางตำแหน่ง (spatial filtering-based image enhancement) เป็นการดำเนินการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยใช้กระบวนการสังฆวัฒนาทางตำแหน่ง (spatial convolution)

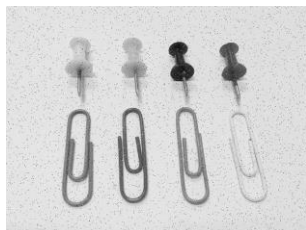
4. การปรับปรุงภาพบนพื้นฐานของความถี่ (frequency-based image enhancement) เป็นการดำเนินการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการกระทำบนโดเมนความถี่ ด้วยการแปลงฟูเรียร์

ทำการพิจารณาการดำเนินการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยพื้นฐานของการกรองทางตำแหน่ง โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

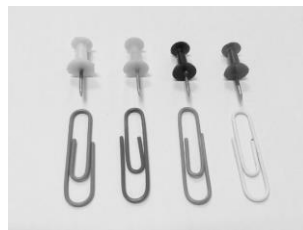
2.6.1 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง (median filter)

การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองข้อมูลภาพโดยใช้การคอนโวลูชัน (convolution) ซึ่งมีค่าน้ำหนักเป็น 1 เท่ากันตลอด หลังจากทำคอนโวลูชันแล้วจึงนำผลลัพธ์มาทำการเฉลี่ย โดยเลือกค่ากึ่งกลาง ดังสมการที่ 2.24

$$g(i, j) = \text{med} [x(i+r, j+s) \in A, (i, j) \in Z^2] \quad (2.24)$$



ก) ภาพต้นแบบ

ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบ
เฉลี่ยกึ่งกลาง

รูปที่ 2.16 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง

การกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองในลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยข้อดีของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางคือ สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกลือพริกไทย (salt-pepper noise) และสัญญาณรบกวนแบบลาปลาเซียน (laplacian noise) ได้ดี อีกทั้งก่อให้เกิดการเบลอของภาพเพียงเล็กน้อย ส่วนข้อเสียของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง คือ ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian noise) ได้ดีนัก ผลที่ได้จากการกรอง แสดงได้ดังรูปที่ 2.16

2.6.2 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน (Gaussian filter)

การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียนเป็นการกรองข้อมูลภาพโดยใช้การสังฆวนาเชิงพื้นที่ (spatial convolution) ในลักษณะสมมาตรในเชิงวงกลม ค่าน้ำหนักจะมีค่าแปรผันตามลักษณะการกระจายตัวแบบเกาส์เซียน ดังสมการ 2.25

$$h(x, y) = l \frac{\pi(x^2 + y^2)}{a^2} \quad (2.25)$$

เมื่อ a คือความกว้างของตัวกรองแบบเกาส์เซียนในลักษณะเชิงเส้น และสามารถให้ความถี่ต่ำผ่านได้ (low-pass filter) ผลที่ได้จากการกรองแบบเกาส์เซียนจะทำให้ภาพมีความเบลอ ดังรูปที่ 2.17 ส่วนข้อเสียคือไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกลือ-พริกไทย (salt-pepper noise) ได้ดีนัก



ก) ภาพต้นแบบ

ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบ
เกาส์เซียน

รูปที่ 2.17 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน

2.7 การแยกส่วนภาพ

การแยกส่วนภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Gonzalez and Woods 2008) คือการแยกส่วนประกอบต่างๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อเป็นการลดจำนวนของข้อมูลในรูปภาพที่ไม่มีความจำเป็นสำหรับการวิเคราะห์ จัดเรียงข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และนำเสนอข้อมูลในรูปภาพให้เข้าใจได้ง่ายขึ้น การดำเนินการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 อย่างหลักๆ คือ การแยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยพิจารณาจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ และการแยกส่วนภาพตามความคล้ายกัน (similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพสำหรับงานวิจัยนี้คือการ หาขีดเริ่มเปลี่ยน (thresholding) ของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกกรุป (uniformity) ในรูปภาพออกเป็น ของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกกรุป (uniformity) ในรูปภาพออกเป็นส่วนๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold criterion : T) ซึ่งแสดงดังสมการที่ 2.26 เมื่อ T เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน $f(x, y)$ เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y) และ $A(x, y)$ แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียงโดยภาพที่หาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว $g(x, y)$ ดังสมการ 2.27

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.26)$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq T \\ 0 & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.27)$$

ค่าของฟังก์ชัน T สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

1) ขีดเริ่มเปลี่ยนวงกว้าง (global threshold) ค่า T จะมีค่าขึ้นอยู่กับค่าระดับเทาของแต่ละจุดภาพที่ (x, y) เท่านั้น

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

2) ขีดเริ่มเปลี่ยนเฉพาะที่ (local threshold) ค่า T จะมีค่าขึ้นอยู่กับจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

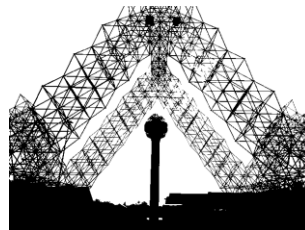
$$T = T\{A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.29)$$

3) ขีดเริ่มเปลี่ยนพลวัต (dynamic threshold) ค่า T จะมีค่าขึ้นอยู่กับตำแหน่งของจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

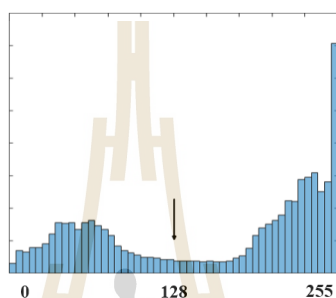
$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.30)$$



ก) ภาพต้นแบบ



ข) ภาพที่ผ่านการเปรียบเทียบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน



ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา

รูปที่ 2.18 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มของภาพ

2.8 การวิเคราะห์พื้นผิวด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (gray-level co-occurrence matrix : GLCM)

พื้นผิว (Texture) หมายถึง บริเวณผิวด้านนอกของวัตถุหรือสิ่งต่าง ๆ ที่ปรากฏให้เห็น รับรู้ได้ด้วยการรับสัมผัสทางตาและจับต้องได้ทางกายสัมผัส ก่อให้เกิดปฏิกิริยาทางด้านความรู้สึกในลักษณะต่างๆกัน เช่น หยาบ ละเอียด มันวาว ด้าน ขรุขระ และเมื่อก้าวถึงพื้นผิวของรูปภาพ จะหมายถึงการกระจายตัวของค่าระดับเทาภายในพิกเซลต่างๆในภาพ ที่รับรู้ได้จากสัมผัสทางตา ก่อให้เกิดอารมณ์ความรู้สึกได้ เช่น ถ้าความเข้มของค่าระดับเทาแต่ละพิกเซลในภาพมีระดับที่ใกล้เคียงกันก็จะทำให้พื้นผิวของภาพนั้นมองดูราบเรียบ แต่ถ้าค่าความเข้มของค่าระดับเทาแต่ละพิกเซลในภาพมีความแตกต่างกันมากก็จะทำให้พื้นผิวของภาพนั้นมองดูขรุขระ

การวิเคราะห์พื้นผิว (Texture analysis) เป็นทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ที่ใช้เพื่อทำการแปลความหมายของข้อมูลลักษณะพื้นผิวที่มนุษย์สามารถรับรู้ได้ให้อยู่ในรูปแบบของค่าทางคณิตศาสตร์ค่าหนึ่ง ซึ่งค่าดังกล่าวสามารถบ่งบอกถึงลักษณะของพื้นผิวทั้งหมดได้ และหนึ่งใน

วิธีการการวิเคราะห์พื้นผิว คือการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติเป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่ใช้เพื่อหาค่าที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของค่าระดับเทาภายในภาพ ซึ่งผลลัพธ์จากกระบวนการนี้จะถูกเรียกว่าค่าคุณลักษณะปรากฏ

การวิเคราะห์พื้นผิวด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix : GLCM) เป็นวิธีการหนึ่งที่ใช้หาค่าคุณลักษณะปรากฏด้วยการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ โดยการวัดค่าการเกิดขึ้นร่วมกันของค่าระดับเทาของพิกเซลใกล้เคียงบนภาพ ภายใต้กรอบข้อกำหนดของระยะห่างและมุม ซึ่งผลที่ได้จะอยู่ในรูปของเมตริกซ์ที่มีค่าประจำแถวและคอลัมน์เท่ากับค่าตัวเลขที่ระบุระดับเทาของภาพ หรืออาจกล่าวได้ว่าเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา GLCM คือค่าแสดงความถี่สัมพันธ์ระหว่างพิกเซลใกล้เคียง ซึ่งเกิดขึ้นภายในพื้นที่ที่กำหนด และหากทำการเปรียบเทียบกับฮิสโตแกรมของภาพ ซึ่งเป็นเพียงการบ่งบอกถึงการกระจายตัวของค่าความเข้มระดับเทาเท่านั้น ไม่ได้เกี่ยวข้องกับความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของพิกเซลใกล้เคียงแต่อย่างใด แต่การใช้วิธีการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา GLCM สามารถทำให้ได้ข้อมูลที่สามารถอธิบายถึงการกระจายตัวของค่าความเข้มระดับเทาและความสัมพันธ์ของตำแหน่งที่เกิดขึ้นได้อีกด้วย

กำหนดให้ I คือข้อมูลภาพ, มีขนาด $M \times N$ และ P คือเมตริกซ์เกิดร่วม(co-occurrence matrix) แสดงดังสมการที่ 2.31

$$P(i, j) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \begin{cases} 1 & \text{if } I(x, y) = i \text{ and } I(x + \Delta_x, y + \Delta_y) = j \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.31)$$

ตัวชดเชย (Δ_x, Δ_y) ใช้ระบุระยะห่าง Δ ระหว่างพิกเซล (i, j) ที่สนใจกับพิกเซลข้างเคียง ซึ่ง Δ สามารถเลือกได้ตั้งแต่ 1 หรือมากกว่าแต่โดยทั่วไปแล้วค่า Δ จะถูกตั้งไว้ที่ 1 และตัวชดเชย (Δ_x, Δ_y) นี้ยังใช้ระบุค่ามุมที่สนใจสำหรับสร้างเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (GLCM) ดังนี้ $[0 \ \Delta]$ สำหรับ $0^\circ : P_{horizontal}$, $[-\Delta \ \Delta]$ สำหรับ $45^\circ : P_{right \ diagonal}$, $[-\Delta \ 0]$ สำหรับ $90^\circ : P_{vertical}$ และ $[-\Delta \ -\Delta]$ สำหรับ $135^\circ : P_{left \ diagonal}$

เมตริกซ์ GLCM นั้นเป็นเมตริกซ์ที่มีความสมมาตรและขนาดของเมตริกซ์ GLCM นั้นถูกกำหนดโดยค่าขนาดของเมตริกซ์ระดับเทา (Number of gray levels หรือ N_g) ซึ่งเป็นปัจจัยที่มีความสำคัญอย่างหนึ่งในการแปลงเมตริกซ์ GLCM และต้องทำการกำหนดค่า N_g นี้ ก่อนที่จะเข้าสู่

กระบวนการสร้างเมตริกซ์ GLCM กล่าวคือ การกำหนดค่า N_g นั้น เป็นการบ่งบอกถึงระดับความหยาบ ความละเอียด ของเมตริกซ์ GLCM

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 3 & 5 \\ 7 & 11 & 15 & 23 \\ 31 & 47 & 63 & 79 \\ 95 & 127 & 191 & 255 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

(ก) เมตริกซ์ต้นแบบ

(ข) ค่า $N_g = 4$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 2 \\ 2 & 3 & 5 & 7 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \\ 5 & 7 & 11 & 15 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 2 \\ 3 & 5 & 7 & 9 \\ 11 & 15 & 23 & 31 \end{bmatrix}$$

(ค) ค่า $N_g = 8$

(ง) ค่า $N_g = 16$

(จ) ค่า $N_g = 32$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 5 \\ 7 & 11 & 15 & 19 \\ 23 & 31 & 47 & 63 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 \\ 3 & 5 & 7 & 11 \\ 15 & 23 & 31 & 39 \\ 47 & 63 & 95 & 127 \end{bmatrix}$$

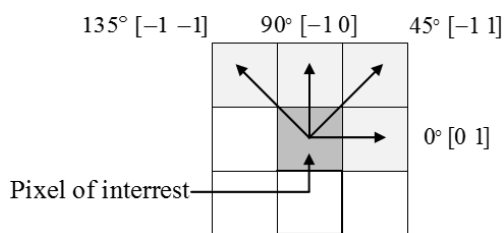
$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 3 & 5 \\ 7 & 11 & 15 & 23 \\ 31 & 47 & 63 & 79 \\ 95 & 127 & 191 & 255 \end{bmatrix}$$

(ฉ) ค่า $N_g = 64$

(ช) ค่า $N_g = 128$

(ซ) ค่า $N_g = 256$

รูปที่ 2.19 ตัวอย่างเมตริกซ์สำหรับการกำหนดค่าระดับเทา ต่างๆกัน



ก) ตัวเศษของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับสีเทา GLCM

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 3 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 3 \\ 3 & 2 & 0 & 2 \\ 1 & 3 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

ข) เมตริกซ์ตัวอย่าง

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

ค) $P_H(0^\circ)$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

ง) $P_H(45^\circ)$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \end{bmatrix}$$

จ) $P_H(90^\circ)$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

ฉ) $P_H(135^\circ)$

รูปที่ 2.20 ตัวอย่างการสร้างเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (GLCM) ที่ระยะห่าง 1 พิกเซล ที่ค่า

$N_g = 4$ และมุมที่แตกต่างกัน $P_H(0^\circ)$, $P_{RD}(45^\circ)$, $P_V(90^\circ)$ และ $P_{LD}(135^\circ)$

การอธิบายคุณลักษณะของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (GLCM) นั้นได้ใช้การคำนวณจากสมการคุณลักษณะปรากฏเชิงสถิติ (Haralick, 1973; David A. Clausi, 2002) แสดงดังสมการที่ 2.32 ถึงสมการที่ 2.51 ซึ่งสมการคุณลักษณะเหล่านี้ถูกสร้างขึ้นเพื่อใช้ในการคำนวณคุณลักษณะปรากฏของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (GLCM) แต่ละอัน ที่รับมาโดยตรงจากการแปลง GLCM ทั้ง 4 องศา 0° , 45° , 90° และ 135°

กำหนดให้ $P(i, j)$ คือเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา GLCM, N คือ ค่าสเกลสูงสุดของค่าระดับเทา

$$p_x(i) = \sum_j p(i, j) , \quad p_y(j) = \sum_i p(i, j)$$

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j) , \quad \mu_y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j)$$

$$\sigma_x^2 = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 \cdot p(i, j)$$

$$\sigma_y^2 = \sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 \cdot p(i, j)$$

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \quad , k = 2, 3, \dots, 2N$$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \quad , k = 0, 1, \dots, N-1$$

$$HX = - \sum_{i=1}^{Ng} p_x(i) \cdot \log(p_x(i))$$

$$HY = - \sum_{j=1}^{Ng} p_y(j) \cdot \log(p_y(j))$$

$$HXY = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$$

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \cdot \log\{p_x(i)p_y(j)\}$$

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$$

สมการคุณลักษณะ แสดงได้ดังนี้

1) Autocorrelation

$$\sum_i \sum_j (i \cdot j) p(i, j) \quad (2.32)$$

2) Contrast

$$\sum_i \sum_j |i - j|^2 p(i, j) \quad (2.33)$$

3) Correlation

$$\frac{\sum_i \sum_j (i, j) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.34)$$

4) Cluster prominence

$$\sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p(i, j) \quad (2.35)$$

5) Cluster shade

$$\sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p(i, j) \quad (2.36)$$

6) Dissimilarity

$$\sum_i \sum_j |i - j| \cdot p(i, j) \quad (2.37)$$

7) Energy

$$\sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (2.38)$$

8) Entropy

$$-\sum_i \sum_j p(i, j) \log\{p(i, j)\} \quad (2.39)$$

9) Homogeneity

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (2.40)$$

10) Maximum probability

$$\text{MAX}_{i,j} p(i, j) \quad (2.41)$$

11) Sum of squares

$$\sum_i \sum_j (i-v)^2 p(i, j) \quad (2.42)$$

12) Sum average

$$\sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot p_{x+y}(i) \quad (2.43)$$

13) Sum entropy

$$-\sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\} \quad (2.44)$$

14) Sum variance

$$\sum_{i=2}^{2Ng} (i - \text{Sum entropy})^2 \cdot p_{x+y}(i) \quad (2.45)$$

15) Difference variance

$$\sum_{i=0}^{Ng-1} i^2 \cdot p_{x-y}(i) \quad (2.46)$$

16) Difference entropy

$$-\sum_{i=2}^{2Ng} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\} \quad (2.47)$$

17) Information measure of correlation I

$$\frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (2.48)$$

18) Information measure of correlation II

$$(1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (2.49)$$

19) Inverse Difference normalized

$$\sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|^2 / Ng} \quad (2.50)$$

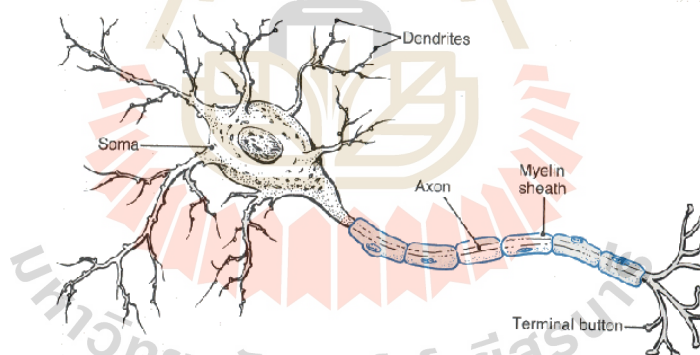
20) Inverse Difference moment normalized

$$\sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2 / Ng} \quad (2.51)$$

2.9 เครือข่ายประสาทเทียม

ระบบประสาทและสมองที่ชาญฉลาดเป็นคุณลักษณะที่มีอยู่ในธรรมชาติของมนุษย์ ยกตัวอย่างเช่น พัฒนาการด้านสมองของเด็กตั้งแต่แรกเกิดจนถึงสามขวบ ซึ่งในระยะเริ่มต้นของวัยนี้ เด็กจะเรียนรู้ว่าผู้ใดคือพ่อแม่หรือคนแปลกหน้า ระยะต่อมาเด็กจะเริ่มตอบสนองเมื่อถูกเรียกชื่อ รู้จักแยกแยะสี และสิ่งของต่างๆ เริ่มเปล่งเสียงพูดเป็นคำ และเริ่มแสดงความคิดเห็นโต้ตอบ เป็นต้น จากลักษณะและพฤติกรรมดังกล่าว เห็นได้ว่า ความสามารถในการเรียนรู้จดจำของสมองมนุษย์มีการพัฒนาขึ้นตามลำดับ และสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงเป็นแรงบันดาลใจให้นักวิจัยที่พยายามศึกษาค้นคว้าวิจัยเพื่อหาวิธีการเลียนแบบกระบวนการทำงานที่ซับซ้อนและมีประสิทธิภาพสูงนี้ให้สามารถนำมาใช้ประโยชน์ให้กับมนุษย์เอง จึงเป็นจุดเริ่มต้นในการพัฒนาเครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์

เครือข่ายประสาทเทียม คือ การคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเป็นโครงข่ายเสมือนการทำงานของสมองมนุษย์ ที่สามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้า (input) และข้อมูลส่งออก (output) ได้



รูปที่ 2.21 โครงสร้างระบบประสาท (ภาพจาก <http://www.mindcreators.com/NeuronBasics.htm>)

2.9.1 ประวัติศาสตร์เครือข่ายประสาทเทียม

ปี พ.ศ. 2486 เครือข่ายประสาทเทียมถือกำเนิดในวงการวิทยาศาสตร์ โดยแม็คคัลลอค (McCulloch) และพิตส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาท และได้แสดงให้เห็นว่าในทางทฤษฎีนั้น โครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาทสามารถทำงานร่วมกับโปรแกรมคอมพิวเตอร์ได้ต่อมาปี พ.ศ. 2492 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่า การเรียนรู้ของสมองสามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็นโครงข่าย และได้เสนอกฎการเรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็ค

คัลลอกซ์และพิทส์เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาง่าย ๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในรูปแบบของเฮบบ์บนเซลล์ประสาทเทียมของแม็คคัลลอกซ์และพิทส์นั้น เป็นการเรียนรู้แบบ “ไม่มีผู้สอน” ซึ่งในทางปฏิบัติแล้วโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ จะพยายามจัดกลุ่มข้อมูลที่โครงข่ายมองว่าคล้ายคลึงกันไปไว้ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้องมีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้

ในช่วงปี พ.ศ. 2490 คอมพิวเตอร์ที่ทำงานเลียนแบบสมองเครื่องแรกของโลกถูกสร้างและทดสอบโดยมินสกี (Minsky) ซึ่งได้เสนอผลงานดังกล่าวในปี พ.ศ. 2511 ว่าเมื่อคอมพิวเตอร์ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการขยายสัญญาณในการเชื่อมโยงหรือ “ความแข็งแรงของการเชื่อมโยง” ระหว่างเซลล์ประสาทเทียมได้เองโดยอัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้ตัวอย่างที่ถูกป้อนเข้าไป

ในปี พ.ศ. 2501 (Garson, 1998) แฟรงค์ โรเซ็นแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้พัฒนาลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นโดยใช้แบบจำลองของแม็คคัลลอกซ์และพิทส์เป็นแนวทางรวมทั้งเสนอวิธีการเรียนรู้แบบใหม่สำหรับลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมด้วย โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซพตรอน (perceptron) ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” (supervised learning) โดยใช้การปรับความแข็งแรงของการเชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกับความรู้ของ “ผู้สอน” (teacher) เพอร์เซพตรอนมีความเหมาะสมกับงานประเภท “การระบุชนิด” ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้นั้น เพอร์เซพตรอนจะถูกสอนว่าข้อมูลตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้างหากปัญหาและข้อมูลตัวอย่างมีความเหมาะสมเพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง

ในช่วงปี พ.ศ. 2500 เบอรรันาร์ด วิโดรว (Bernard Widrow) และมาร์เซีย ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) ได้พัฒนาอุปกรณ์เครื่องมือที่เรียกว่า อดาไลน์ (ADALINE; adaptive linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูง เรียกว่ากฎการเรียนรู้ของวินโดรว-ฮอฟฟ์ (windrow-hoff learning rule) ที่เป็นการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” ซึ่งในเวลาต่อมา อุปกรณ์เครื่องมือดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็นมาดาไลน์ (MADALINE, many adalines) และได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์อากาศ และระบบควบคุมที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบไปตามสภาพแวดล้อมต่าง ๆ

2.9.2 ความหมายโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่มีรูปแบบการทำงานโดยใช้การคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเป็นโครงข่ายเสมือนการทำงานของสมองมนุษย์ โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะ

คล้ายกับการส่งสัญญาณประสาทในสมองของมนุษย์ กล่าวคือ มีความสามารถในการ
เรียนรู้ (learning process) และจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถ
ปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ ๆ ค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้
การประมวลผลต่าง ๆ เกิดขึ้นที่หน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (node) ซึ่งโหนดเป็นการ
จำลองรูปแบบการทำงานมาจากเซลล์การส่งสัญญาณ (signal) ระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกัน
(connection) จำลองมาจากการเชื่อมต่อของเดนไดรต์และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์
ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)
หรือฟังก์ชันการแปลง (transfer function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์
เครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

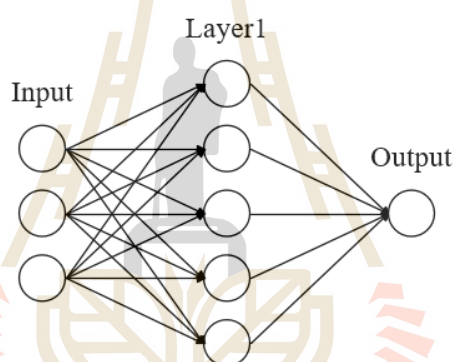
1. ข้อมูลส่งเข้า (input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้อง
แปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้
2. ข้อมูลส่งออก (output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (actual output) จากกระบวนการ
เรียนรู้
3. ค่าน้ำหนักประสาท (weights) คือ ค่ากระบวนการเรียนรู้
4. ฟังก์ชันผลรวม (summation function: S) เป็นผลรวมของข้อมูลส่งเข้า (input)
และค่าน้ำหนักประสาท (weights)
5. ฟังก์ชันการถ่ายโอน (transfer function) เป็นการคำนวณการจำลองการทำงาน
ของเครือข่ายประสาทเทียม เช่น ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (sigmoid function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทน
เจนต์ (hyperbolic tangent function) ฟังก์ชันเส้นตรง (purelin function) เป็นต้น

2.9.3 ลักษณะของเครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียม หรือโหนดจำนวนมาก
เชื่อมต่อกันซึ่งการเชื่อมต่อถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย เรียกว่า ชั้น (layer) โดยชั้นแรก เป็นชั้นที่นำ
ข้อมูลเข้า เรียกว่า ชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า (input layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นส่งข้อมูลออก
(output layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออกเรียกว่า ชั้นแอบแฝง
(hidden layer) ซึ่งโดยทั่วไปชั้นแอบแฝงอาจมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ และด้วยเหตุนี้ จึงสามารถแบ่ง
ประเภทของเครือข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของเครือข่ายแบบกว้างๆ ได้ 2 แบบ ได้แก่
เครือข่ายแบบชั้นเดียว (single layer) และเครือข่ายแบบหลายชั้น (multi-layer)

2.9.3.1 เครือข่ายแบบชั้นเดียว

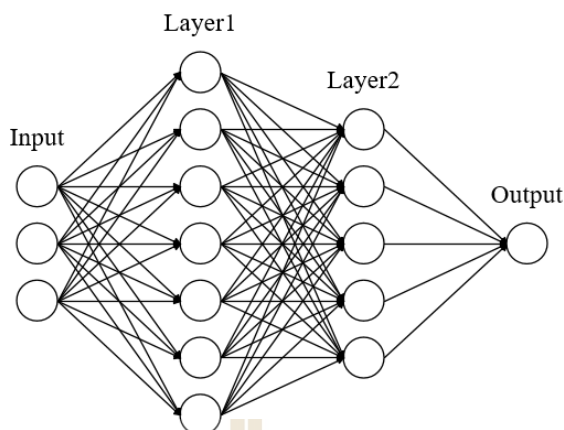
เครือข่ายแบบชั้นเดียว เป็นเครือข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออกเท่านั้น โหนดในชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า (input value) แล้วส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่างๆ ไปให้โหนดในชั้นส่งข้อมูลออก ความเข้มของสัญญาณ หรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นส่งข้อมูลออกจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง โหนดในชั้นส่งออกข้อมูลส่งออกจะนำข้อมูลที่รับมามากน้อย โดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการแปลง (transfer function) ที่เหมาะสมกับปัญหา แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลส่งออก เช่น เครือข่ายแบบชั้นเดียวแบบเพอเซปตรอนอย่างง่าย (simple perceptron) และเครือข่ายโฮปฟิลด์ (hopfield network) ลักษณะเครือข่ายแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.22 โครงข่ายเครือข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

2.9.3.2 เครือข่ายแบบหลายชั้น

เครือข่ายแบบหลายชั้น เป็นเครือข่ายที่มีชั้นแอบแฝงตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป เครือข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่มีปัญหาที่มีความซับซ้อน ซึ่งเครือข่ายแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนโหนดที่มีการคำนวณหรือชั้นแอบแฝงให้กับเครือข่าย ตัวอย่างของเครือข่ายแบบหลายชั้นเช่น การแพร่ย้อนกลับ (back propagation) และ แผนที่จัดการกลุ่มเอง (self-organizing maps) เป็นต้น ลักษณะโครงสร้างเครือข่ายแบบหลายชั้นแสดงดังรูปที่ 2.22



รูปที่ 2.23 โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.9.4 ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

2.9.4.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning)

ข้อมูลจะประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอน และผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้างขึ้น เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า โครงข่ายจะกำหนดค่าผลลัพธ์ที่เป็นเป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัวโครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้ มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักประสาท เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ตัวอย่างได้แก่ การแพร่กลับ (backpropagation) และเพอร์เซปตรอน (perceptron) เป็นต้น

2.9.4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลป้อนเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว การปรับน้ำหนักจะใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้าที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน ตัวอย่างได้แก่ แบบจำลองทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว (adaptive resonance theory neural networks: ART) เป็นต้น

2.9.5 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานได้หลายด้าน ตัวอย่างในด้านต่าง ๆ ดังนี้

1. การจำแนกรูปแบบ (pattern recognition) คือ การกำหนดหรือแปลงอินพุต เช่น การมองเห็นวัตถุ หรือการวิเคราะห์เสียงพูดเพื่อแปลความหมาย
2. การจัดกลุ่ม (clustering) และการจัดหมู่ (categorization) คือ การค้นหาสภาวะคล้ายที่พอเพียง แล้วแยกไว้ด้วยกัน เช่น การจัดกลุ่มสี
3. การประมาณค่าฟังก์ชัน (function approximation) ในทางปฏิบัติอาจมีความยุ่งยากในการวิเคราะห์หาโครงสร้างของฟังก์ชัน จึงจำเป็นต้องใช้การประมาณค่าฟังก์ชัน (ในกรณีที่ยอมรับได้)
4. การทำนาย (prediction) หรือการพยากรณ์ (forecasting) เช่น การทำนายราคาหุ้นของตลาดหลักทรัพย์ การพยากรณ์อัตราการไหลของน้ำ การพยากรณ์ราคาสินค้า เป็นต้น
5. การหาความเหมาะสม (optimization) เช่น การเลือกกระยะทางที่ใกล้ หรือสั้นที่สุดในการเดินทาง (shortest path)
6. หน่วยความจำอ้างอิงด้วยเนื้อหา (content-addressable memory) มีประโยชน์มากในงานด้านฐานข้อมูลแบบสื่อผสม
7. การควบคุม (control) เช่น การควบคุมระบบของเครื่องปรับอากาศ การควบคุมระบบรถยนต์ และการควบคุมหุ่นยนต์ เป็นต้น

2.9.6 การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย

การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) เป็นเครือข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่ง ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซี (Fuzzy Artmap : FAM) คิดค้นโดย kasuba(T.Kasuba, 1993) โดยเครือข่ายประสาทเทียมดังกล่าวมีวิวัฒนาการดังนี้ ทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว (Adaptive Resonance Theory Network : ART) เป็นทฤษฎีที่พัฒนาขึ้นโดย Stephen Grossberg และ Gail Carpenter เป็นการเรียนรู้แบบแข่งขันอย่างหนึ่ง (ไม่ต้องมีผู้ฝึกสอน) ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้เป็นระบบที่สามารถจัดแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ ในเครือข่าย ART จะประกอบไปด้วยชั้นของนิวรอนทั้งหมด 2 ชั้นคือชั้นเปรียบเทียบ (comparison layer) และชั้นจดจำ(recognition layer) รูปแบบของเวกเตอร์อินพุตที่ป้อนเข้าสู่เครือข่าย จะถูกเปรียบเทียบกับนิวรอนตัวแทนกลุ่มรูปแบบที่เครือข่ายได้จดจำไว้แล้วในชั้นจดจำ ถ้ารูปแบบใหม่ของเวกเตอร์อินพุตไม่มีความคล้ายเพียงพอกับรูปแบบเดิมที่อยู่ในชั้นจดจำ เครือข่ายจะทำการสร้างนิวรอนตัวแทนกลุ่มใหม่ให้กับอินพุตรูปแบบนั้น แต่ถ้ารูปแบบใหม่ของเวกเตอร์อินพุตมีความคล้ายเพียงพอกับรูปแบบเดิมในชั้นจดจำ เครือข่ายจะทำการปรับต้นแบบกลุ่มให้สอดคล้องกับเวกเตอร์อินพุตชุดใหม่ดังแสดงในรูปที่ 2.23 โดยประเภทของ

เครือข่าย ART สามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ประเภท โดยจะแตกต่างกันไปตามข้อมูลที่รับเข้ามาและรูปแบบของการเรียนรู้ สรุปโดยย่อ ๆ ดังต่อไปนี้

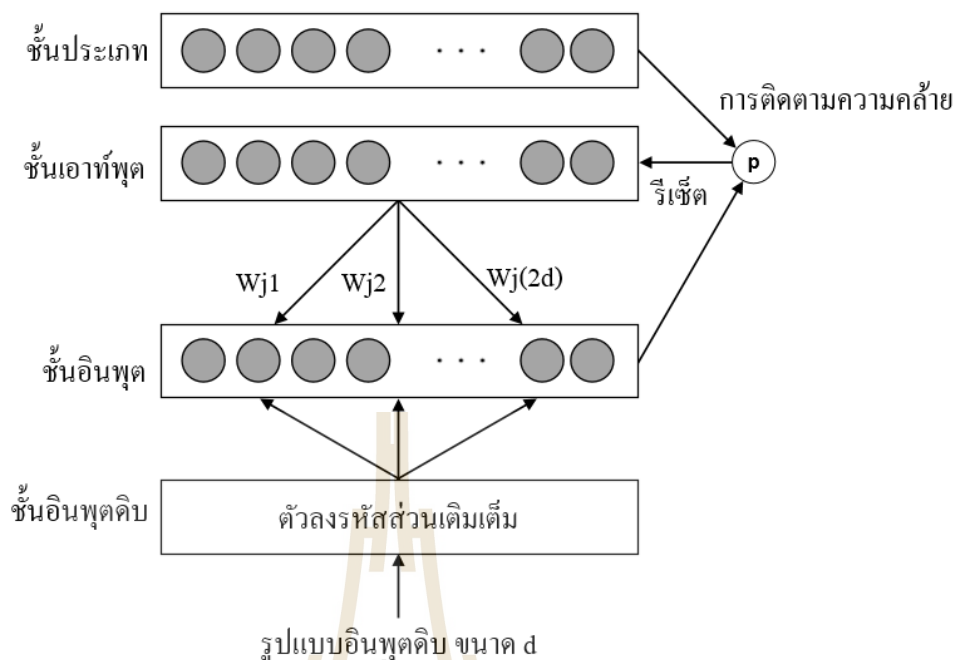
-เครือข่าย ART1 (Carpenter and Grossberg, 1987) เป็นระบบที่มีความซับซ้อนน้อยที่สุด โดยจะรับข้อมูลอินพุตที่มีค่าเป็น 0 และ 1 เท่านั้น โดยข้อมูลอินพุตจะส่งให้ชั้นเปรียบเทียบตัดสินใจว่าข้อมูลอินพุตนั้นควรเป็นข้อมูลกลุ่มชุดข้อมูลใด

-เครือข่าย ART2 (Carpenter and Grossberg, 1987) เป็นระบบที่ทำการพัฒนาต่อจาก ART1 ให้สามารถรับข้อมูลเชิงอุปมาน (analog data) จึงมีโครงสร้างของระบบที่ซับซ้อนมากกว่า ART1 โดยที่ ART2 นั้นจะมีโครงสร้างเหมือนกับ ART1 ยกเว้นในชั้นเปรียบเทียบ จะทำการเพิ่มชั้นย่อย (sublayers) เพื่อให้สามารถรับข้อมูลแบบเชิงอุปมานได้ โดยข้อมูลอินพุตเชิงอุปมานนั้นมีขนาดใหญ่และมีความแตกต่างของข้อมูลมากกว่าข้อมูลอินพุตที่มีค่าเป็น 0 และ 1 เท่านั้น ที่ป้อนให้เครือข่าย ART1 ดังนั้นชั้นย่อยที่เพิ่มมาในชั้นเปรียบเทียบ จึงทำหน้าที่ย่อยข้อมูลขนาดใหญ่ขึ้นให้เล็กลง

-เครือข่าย ARTMAP (Carpenter, Grossberg, and Reynolds, 1991) เป็นระบบที่มีผู้ฝึกสอน (supervised) และเสมือนมีเครือข่าย ART 2 ชุด โดยชุดแรกจะทำหน้าที่รับข้อมูลอินพุต และชุดที่ 2 รับข้อมูลเอาต์พุตที่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลอินพุต ระบบจะทำการเรียนรู้จากความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุตกับเอาต์พุตนั้น โดยคำว่า ARTMAP นั้นมีความหมายว่า ระบบจะดำเนินการเรียนรู้เพื่อจับคู่หรือแมตช์ (match) ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ถูกต้อง โดยอินพุตก่อนเข้าเครือข่ายต้องผ่านการทำตัวเข้ารหัสแบบเติมเต็ม (Complement Coder) เพื่อปรับข้อมูลอินพุตให้มีขนาดเป็นสองเท่า ทำให้เครือข่ายสามารถพิจารณาขอบเขตของรูปแบบข้อมูลได้ครอบคลุมขึ้น จากนั้นส่งข้อมูลไปทำการเปรียบเทียบเพื่อหากกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสมที่สุด

-เครือข่าย Fuzzy ART หรือ Fuzzy ARTMAP (Carpenter, Grossberg, and Rosen, 1991) เป็นระบบที่ได้รับการพัฒนามาจากเครือข่าย ART และเครือข่าย ARTMAP โดยนำตรรกศาสตร์คลุมเครือ (fuzzy logic) มารวมกับเครือข่าย ดังนั้นในการเปรียบเทียบข้อมูลอินพุตกับค่าน้ำหนักประสาทจึงใช้กฎตรรกศาสตร์มาพิจารณาด้วย

-เครือข่าย Simplified Fuzzy ARTMAP (SFAM) เป็นเครือข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่ง ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซี (Fuzzy Artmap) คิดค้นโดย (T. Kasuba, 1993) โดยสถาปัตยกรรม SFAM จะถูกลดความซับซ้อนของสถาปัตยกรรม ทำให้มีความเร็วในการคำนวณที่เร็วกว่า FAM สถาปัตยกรรม SFAM โดยพื้นฐานมีชั้นเครือข่ายสองชั้นคือชั้นอินพุต (input layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer)



รูปที่ 2.24 โครงสร้างสถาปัตยกรรมการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย

เมื่อมีการป้อนข้อมูลอินพุตคิบไปยังเครือข่าย ข้อมูลอินพุตคิบจะถูกส่งไปยังตัวลงรหัสส่วนเติมเต็ม (complement coder) ซึ่งอินพุตที่ถูกลงรหัสส่วนเติมเต็ม จะขยายออกเป็นสองเท่าของขนาดเดิม อินพุตเวกเตอร์ที่ถูกลงรหัสส่วนเติมเต็ม เรียกว่า I และจะถูกส่งไปยังชั้นอินพุต ในส่วนค่าน้ำหนักประสาท (weights) มาจากแต่ละจุดของประเภทเอาต์พุต (output nodes) ซึ่งเคลื่อนที่ลงมาในชั้นอินพุต ในขณะที่ชั้นประเภท (category layer) เป็นชั้นที่มีจำนวนประเภทซึ่งมาจากเครือข่ายที่ได้รับการเรียนรู้ พารามิเตอร์สอดส่อง (vigilance parameter: P) และการติดตามความคล้าย (match tracking) เป็นกลไกของสถาปัตยกรรมในเครือข่ายซึ่งใช้ก่อนการทดสอบเครือข่าย ในการทดสอบเครือข่ายจะกำหนดค่า P ซึ่งค่าที่กำหนดสามารถปรับได้ตั้งแต่ 0 ถึง 1 โดย P จะไปควบคุมขนาดของชั้นเอาต์พุตโดยส่วนใหญ่การปรับ P ให้มีค่าสูงทำให้เครือข่ายมีประสิทธิภาพในการจำแนกที่ดีขึ้น ในขณะที่กลไกการติดตามความคล้ายจะแสดงการทำงานตามการปรับค่า P เช่น เมื่อจุดเอาต์พุตที่ถูกเลือกไม่สามารถนำไปแทนประเภทเอาต์พุตที่เหมือนกันได้ ทำให้มีการเรียกใช้งานการติดตามความคล้ายเกิดขึ้น

2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สำหรับหัวข้อนี้เป็นการนำเสนองานวิจัยและบทความที่เกี่ยวข้องกับระบบการจำแนกโรคพืช โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์พื้นผิวด้วยเมตริกซ์เกิดร่วม (Co-occurrence matrix) และใช้เครือข่ายประสาทเทียม งานวิจัยที่น่าสนใจตั้งแต่อดีตถึงปัจจุบันได้มีงานวิจัยต่างๆ ซึ่งสามารถสรุปโดยย่อได้ดังต่อไปนี้

งานวิจัยของ A. Meunkaewjinda, P. Kumsawat, K. attakitmongkol และ A. Srikaew (2008) ได้นำเสนอการวิธีการปรับระดับสีและแสงภายใต้ภาพแบบอัตโนมัติ สำหรับการคัดแยกสีของใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง จากภาพที่ถ่ายต่างเวลาและต่างสภาวะแสง ให้ภาพที่ได้มีสีและแสงที่ใกล้เคียงกัน โดยใช้แบบจำลองสีของปริภูมิสี YIQ เพื่อใช้เป็นค่าเฉลี่ยของภาพต้นแบบสำหรับปรับเทียบกับภาพที่ต้องการ ซึ่งจะทำให้ค่าความผิดพลาดจากความคลาดเคลื่อนของสีและแสงภายในลดลง และใช้เทคนิควิธีทางปัญญาประดิษฐ์แบบพันทางจำแนกโรคของใบองุ่น โดยระบบสามารถตรวจจับพื้นที่เกิดโรค และคัดแยกประเภทของโรคได้ (โรคอินบับและโรคราสนิม) เทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้เป็นแบบผสมผสาน ประกอบไปด้วยเครือข่ายประสาทเทียม จินตนาการ อัลกอริทึม เครื่องเวกเตอร์เกือหนูนและการหาค่าเหมาะสมเชิงการเคลื่อนที่เป็นกลุ่ม

งานวิจัยของ A.J. Pe´rez , F. Lo´pez , J.V. Benlloch และ S. Christensen (2000) ได้นำเสนอการจับภาพและเทคนิคประมวลผลภาพเพื่อตรวจจับหญ้าใบกว้าง ในแปลงธัญพืชที่สภาวะแวดล้อมจริงโดยใช้ข้อมูลสีในการแยกแยะระหว่างพืชกับพื้นหลังและใช้เทคนิคการวิเคราะห์รูปร่างสำหรับการแยกแยะระหว่างธัญพืชกับวัชพืช

งานวิจัยของ Meenakshi M. Pawar, Sanman Bhusari และ Akshay Gundewar (2012) นำเสนอการตรวจวิเคราะห์ผลทับทิมที่ติดเชื้อแบบอัตโนมัติ โดยการวิเคราะห์คุณลักษณะเนื้อสีในการตรวจสอบและวินิจฉัย โดยการแปลงปริภูมิสี จาก RGB เป็น HSI สร้างเมตริกซ์เกิดร่วม (Co-occurrence matrix) และใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนูน (SVM) ในการจำแนกหมวดหมู่

งานวิจัยของ R. Pydipati, T.F. Burks และ W.S. Lee (2006) นำเสนอการระบุชนิดโรคของไซตรัส (ไม้จำพวกมะนาว) โดยใช้วิธีสีเกิดร่วม (color co-occurrence method) เพื่อตรวจสอบคุณลักษณะพื้นผิวของใบไซตรัส ในปริภูมิสี HSI ร่วมกับอัลกอริทึมการจำแนก Discriminant classifier เพื่อระบุโรคหรือระบุว่าไม่เป็นโรค

งานวิจัยของ Dae Gwan Kim, Thomas F. Burks, Jianwei Qin และ Duke M. Bulanon (2009) นำเสนอการจำแนกประเภทของโรคที่เปลือกส้มโอ โดยใช้การวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของเนื้อสีด้วยการแปลงภาพจากปริภูมิสี RGB เป็น HSI จากนั้นใช้วิธีสีเกิดร่วม (color co-occurrence

method) ร่วมกับการคำนวณด้วยสมการคุณลักษณะแล้วใช้เทคนิค Discriminant Analysis ในการจำแนกกลุ่มโรค

งานวิจัยของ Mohammed El-Helly, Ahmed A Rafea และ Salwa El-Gammal. (2003) นำเสนอเทคนิคการสกัดภาพสำหรับระบุกลุ่มโรคของแตงกวาจากการตรวจจับจุดที่ใบแตงกวาในพื้นที่เพาะปลูกแตงกวาโดยการประยุกต์ใช้ Fuzzy clustering algorithm (FCM)

งานวิจัยของ Smita Naikwadi และ Niket Amoda (2013) นำเสนอการประมวลผลภาพสำหรับตรวจหาโรคพืช โดยใช้การประมวลผลภาพ (image processing) จากข้อมูลสีด้วยวิธีโอตสึ (Otsu's method) การวิเคราะห์เชิงสถิติของสีเกิดร่วม (color co-occurrence method) จากการแปลงปริภูมิสีจาก RGB HSI การประยุกต์ใช้ K-means clustering ในการจัดหมวดหมู่ และใช้เครือข่ายประสาทเทียม (ANN) สำหรับจดจำ

2.11 สรุป

เนื้อหาในบทนี้ได้อธิบายถึงทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยทางการตรวจจับและจำแนกโรคพืช ประกอบด้วย เทคนิคต่างๆ สำหรับการประมวลผลภาพ การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ และการนำเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้ในกระบวนการจำแนก พร้อมทั้งได้นำเสนอปริทัศน์วรรณกรรม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การประมวลผลภาพที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้เลือกใช้การแปลงปริภูมิสี เพื่อใช้ในกระบวนการปรับแสงและสี และใช้การร่วมประมวลระหว่างระนาบสีที่ปริภูมิต่างๆกัน สำหรับกระบวนการสกัดคุณลักษณะปรากฏของโรคพืช และได้นำเทคนิคการกรองข้อมูลภาพมาใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนในภาพ

การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติเป็นวิธีการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบของข้อมูลทางคณิตศาสตร์ โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ การแปลงเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix:GLCM) ร่วมกับการคำนวณสมการคุณลักษณะ เพื่อนำเมตริกซ์และสมการดังกล่าวไปคำนวณหาค่าคุณลักษณะปรากฏของโรคพืชแต่ละชนิด

เครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ คือเครือข่ายสถาปัตยกรรมการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) โดยทำการฝึกสอนให้จดจำรูปแบบของชุดข้อมูลคุณลักษณะปรากฏ ที่ได้จากกระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ ซึ่งเครือข่ายประสาทเทียมก็สามารถทำหน้าที่ในการเรียนรู้และจดจำได้เป็นอย่างดี

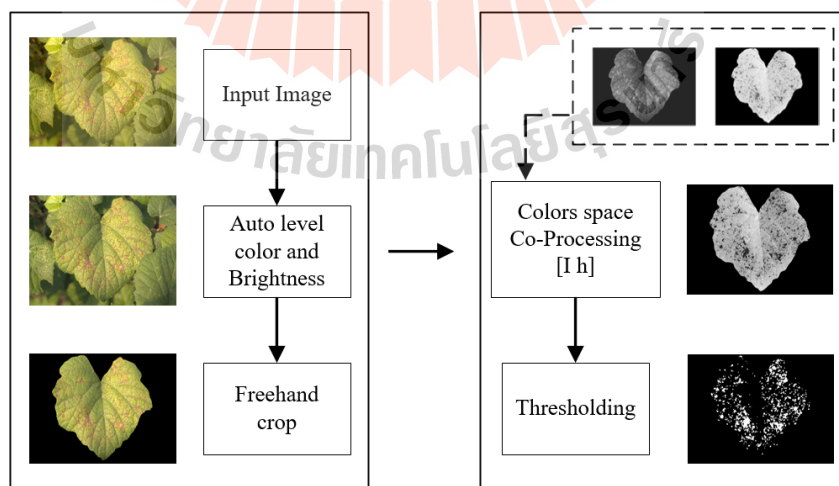
บทที่ 3

การสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ

3.1 บทนำ

เนื้อหาในบทที่ 3 ของงานวิจัยวิทยานิพนธ์เรื่องระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสี โดยใช้เมตริกซ์เกิดร่วมและวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ จะกล่าวถึงการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ โดยงานวิจัยนี้ทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่นเป็นพืชตัวอย่าง ซึ่งประกอบด้วยโรคราสนิม (rust) โรคสแคป (scab) โรคราน้ำค้าง (downy mildew) และใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค โดยในส่วนนี้จะเริ่มต้นจากการปรับสีและแสงแบบอัตโนมัติ (A. meankeawjinda) เพื่อลดผลจากการเปลี่ยนแปลงสภาพสีและแสงสว่างในสภาวะแวดล้อมจริงในไร่องุ่น จากนั้นใช้การวาดกรอบด้วยเส้นอิสระเพื่อสกัดข้อมูลส่วนใบองุ่นที่สนใจออกจากภาพพื้นหลัง หลังจากนั้นเป็นขั้นตอนการปรับปรุงภาพและเตรียมข้อมูลภาพและขั้นตอนต่อไปคือกระบวนการสกัดลักษณะปรากฏโรคออกจากใบองุ่นด้วยวิธีการแยกส่วนภาพโดยการพิจารณาค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.2 โครงสร้างการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ



รูปที่ 3.1 โครงสร้างการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ

จากรูปที่ 3.1 แสดงโครงสร้างการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ ในส่วนนี้สามารถแบ่งการทำงานเป็นสองส่วนหลักๆ ดังนี้ ส่วนแรกคือการสกัดใบออกจากพื้นหลัง โดยเริ่มต้นจากรับภาพอินพุตจากกล้องดิจิทัลหรือสมาร์ตโฟนแล้วทำการปรับสีและแสงแบบอัตโนมัติ (A. meunkaewjinda) เพื่อลดผลจากการเปลี่ยนแปลงสภาพสีและแสงสว่างในสภาวะแวดล้อมจริง ให้น้อยลงจากช่วงเวลาที่แตกต่างกัน แล้วทำการสกัดภาพใบพืชที่สนใจจากภาพพื้นหลังด้วยวิธีการวาดกรอบด้วยเส้นอิสระ และส่วนที่สอง คือการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบโดยใช้เทคนิคการรวมประมวลผลของระนาบสีที่ตอบสนองต่อสีของ โรคและสีของใบ เพื่อเพิ่มความแตกต่างระหว่างโรคและใบ จากนั้นทำการลบภาพส่วนใบออก คงเหลือไว้เฉพาะส่วนของลักษณะปรากฏของโรค

3.3 การปรับสีและแสงภายในภาพ

การปรับระดับแสงและสีภายในภาพถือได้ว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งสำหรับการสกัดข้อมูลภาพ โดยปกติแล้วการถ่ายภาพดิจิทัลในสภาวะแวดล้อมกลางแจ้ง ที่เวลาต่างๆ กัน ซึ่งสภาวะดังกล่าวจะเป็นสภาวะที่ไม่สามารถควบคุมสีและความสว่างให้กับระบบได้ สภาวะดังกล่าวจะมีทั้งช่วงที่มีแดดจ้า ไม่มีแดด มีเมฆบางส่วน มีดครีမ် เป็นต้น เป็นผลให้ลักษณะสีและความสว่างภายในภาพที่สะท้อนจากวัตถุแตกต่างกัน ซึ่งเมื่อต้องการคัดแยกข้อมูลที่ต้องการภายในภาพสีจากกล้องดิจิทัลก่อให้เกิดปัญหาของระดับสีและความสว่างของวัตถุที่แตกต่างกันในสภาวะแวดล้อมเดียวกัน เมื่อทำการประมวลผลภาพเพื่อคัดแยกข้อมูลภายในภาพสี ทำให้บางช่วงสภาวะเวลาได้ผลไม่ดีนัก ดังนั้นเพื่อทำการแก้ปัญหาดังกล่าวจึงต้องมีการปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพของแต่ละสภาวะช่วงเวลาให้อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกันเพื่อจะทำให้การประมวลผลภาพเพื่อคัดแยกข้อมูลภายในภาพมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยการปรับสีและความสว่างภายในภาพแบบอัตโนมัติ ก่อนที่จะนำข้อมูลภาพดังกล่าวเข้าสู่ขั้นตอนการประมวลผลถัดไป โดยใช้ภาพที่มีสีและความสว่างที่เหมาะสมเป็นภาพสำหรับอ้างอิง โดยทำการแปลงภาพจากปริภูมิสี RGB เป็น YIQ แล้วหาค่าเฉลี่ยของแต่ละระนาบในปริภูมิสี YIQ คือ ค่าเฉลี่ยของระนาบ Y ค่าเฉลี่ยของระนาบเทา I ค่าเฉลี่ยของระนาบเทา Q เพื่อใช้เป็นค่าสำหรับอ้างอิง ดังแสดงในรูป 3.2 และรูป 3.3 แสดงตัวอย่างการปรับสีและความสว่างของภาพ โดยสามารถหาความสัมพันธ์ในการปรับระดับสีและความสว่างได้จาก สมการที่ 3.1 ถึงสมการที่ 3.3

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

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

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

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



(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง YIQ



(ค) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5132



(ง) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.0823

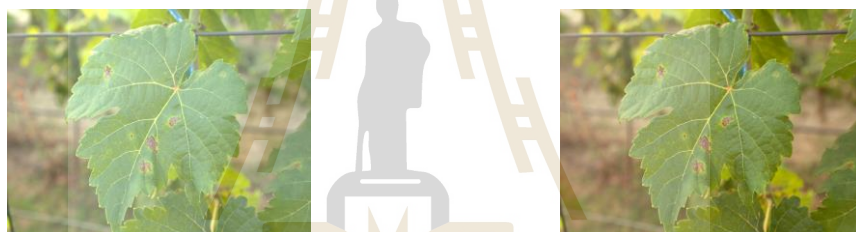


(จ) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ -0.086

รูปที่ 3.2 ข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับสีและความสว่าง



(ก) แสงแดดจ้า



(ข) มีเมฆบางส่วน

รูปที่ 3.3 การปรับสีและความสว่างภายในภาพ



(ค) มีดคริม

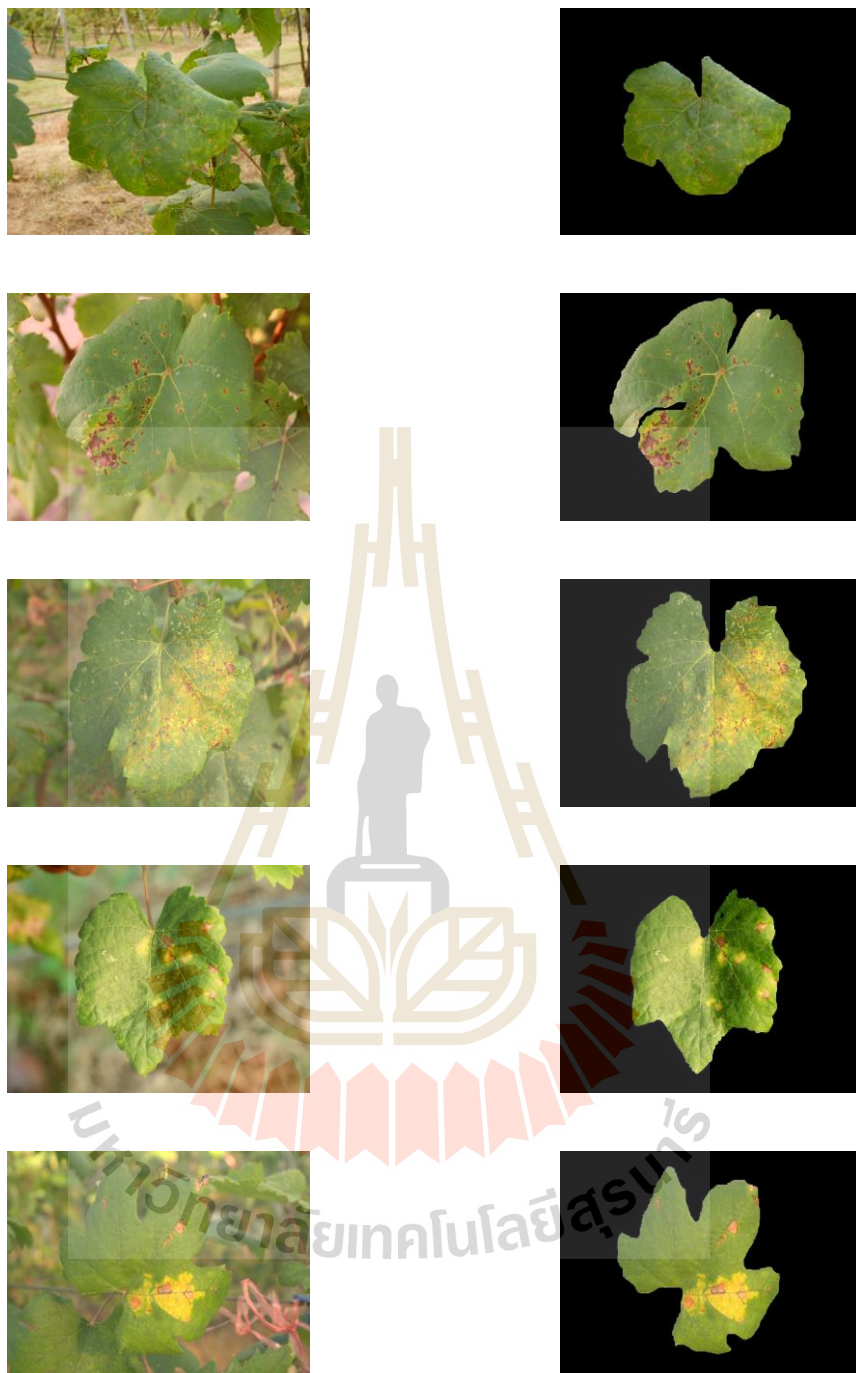
รูปที่ 3.3 การปรับสีและความสว่างภายในภาพ (ต่อ)

3.4 การสกัดข้อมูลภาพส่วนใบที่สนใจออกจากภาพพื้นหลัง

สำหรับขั้นตอนการสกัดข้อมูลภาพส่วนใบที่สนใจออกจากพื้นหลัง งานวิจัยนี้ใช้วิธีการวาดด้วยเส้นอิสระครอบ โดยทำการเลือกเฉพาะพื้นที่ที่สนใจนั่นคือพื้นที่ภายในเส้นอิสระ ส่วนพื้นที่ที่ไม่สนใจคือพื้นที่ภายนอกเส้นอิสระจะทำการลบข้อมูลส่วนนั้น ดังแสดงในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 การสกัดใบพืชออกจากภาพพื้นหลัง



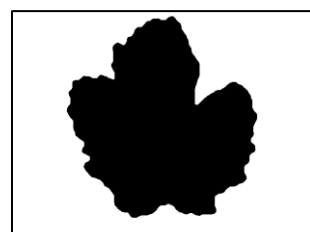
รูปที่ 3.4 การสกัดใบพืชออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)



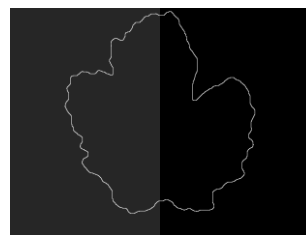
รูปที่ 3.4 การสกัดใบพืชออกจากภาพพื้นหลัง (ต่อ)

3.5 การลบขอบภาพ

การลบขอบภาพเป็นกระบวนการปรับปรุงภาพเพื่อการลดความผิดพลาดในการสกัดลักษณะปรากฏของโรคที่ใบของพืชในข้อมูลส่วนที่เป็นขอบภาพจากกระบวนการสกัดข้อมูลภาพ ส่วนใบพืชออกจากภาพพื้นหลังด้วยวิธีการวาดกรอบด้วยเส้นอิสระ ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบขอบภาพ เพื่อให้คงเหลือข้อมูลเฉพาะส่วนที่ต้องการสำหรับการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพ โดยนำข้อมูลภาพมาทำการแปลงเป็นภาพขาวดำและจากนั้นจึงทำการแปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1 และทำการปรับปรุงภาพด้วยตัวกรองต่ำผ่านแบบเกาส์เซียน (gaussian filter) โดยขอบของภาพที่ผ่านตัวกรองจะเบลอ ซึ่งส่วนที่เบลอนั้นจะกินเข้าไปในบริเวณขอบภาพ จากนั้นจึงพิจารณาข้อมูลการลบขอบภาพด้วยขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าข้อมูลที่พิจารณา มีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 1 และถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 0 และทำการแอนกับภาพที่ทำการคัดแยกใบพืชออกจากภาพพื้นหลังจึงเป็นผลให้บริเวณขอบภาพหายไป ดังแสดงในรูปที่ 3.5



(ก) ภาพต้นฉบับ

(ข) การแปลงเป็นภาพขาวดำ
กำหนดเป็นภาพ BW (ค) แปลงภาพขาวดำที่มีค่า 1
และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ
1 กำหนดเป็น BW_R (ง) ภาพที่ผ่านตัวกรองเกาส์เซียนกำหนดเป็น
ภาพ BW_{GF} (จ) ภาพผลต่างระหว่าง BW และ BW_{GF} (ฉ) ผลการลบขอบภาพ กำหนดเป็น
ภาพ BW_E 

(ช) ผลการลบขอบภาพ

รูปที่ 3.5 การลบขอบภาพ

3.6 การเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ

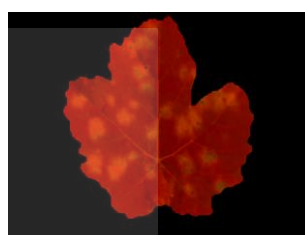
การเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบเป็นกระบวนการเตรียมข้อมูลภาพสำหรับการลบใบด้วยกระบวนการแยกส่วนภาพ โดยกระบวนการนี้จะทำการพิจารณาระนาบสีที่มีการตอบสนองต่อลักษณะปรากฏของโรคซึ่งสามารถแสดงให้เห็นถึงความแตกต่าง

ระหว่างโรคและใบที่ชัดเจน เพื่อให้การแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนมีประสิทธิภาพ โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนแรกคือการพิจารณาระนาบสีที่มีการตอบสนองต่อลักษณะปรากฏของโรคที่ใบขององุ่น โดยพิจารณาใช้ระนาบสีจากการแปลงปริภูมิสีแบบ YIQ และปริภูมิสีแบบ Lch ในการเพิ่มความแตกต่างระหว่างสีของลักษณะปรากฏของโรคและสีของใบองุ่นให้มากที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 3.6 ถึงรูปที่ 3.7



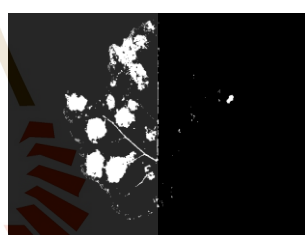
(ก) ภาพจากปริภูมิสี RGB



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง YIQ



(ค) ภาพระดับเทา Y



(ง) การแยกส่วนภาพของภาพระดับเทา Y

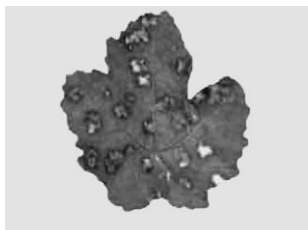


(จ) ภาพระดับเทา I

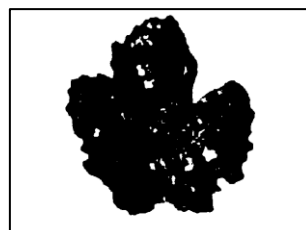


(ฉ) การแยกส่วนภาพของภาพระดับเทา I

รูปที่ 3.6 การแยกระนาบสีของปริภูมิสี YIQ และการทดสอบผลตอบสนองด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน



(ข) ภาพระดับเทา Q

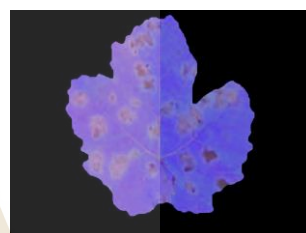


(ช) การแยกส่วนภาพของภาพระดับเทา Q

รูปที่ 3.6 การแยกระนาบสีของปริภูมิสี YIQ และการทดสอบผลตอบสนองด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (ต่อ)



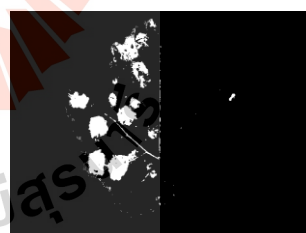
(ก) ภาพจากปริภูมิสี RGB



(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง Lch

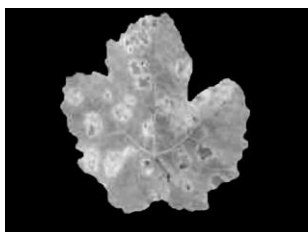


(ค) ภาพระดับเทา L



(ง) การแยกส่วนภาพของภาพระดับเทา L

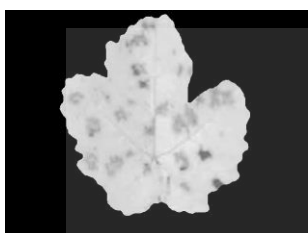
รูปที่ 3.7 การแยกระนาบสีของปริภูมิสี Lch และการทดสอบผลตอบสนองด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน



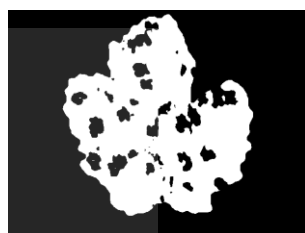
(จ) ภาพระดับเทา c



(ข) การแยกส่วนภาพของภาพระดับเทา c



(ค) ภาพระดับเทาของระนาบ h



(ง) การแยกส่วนภาพของภาพระดับเทา h

รูปที่ 3.7 การแยกระนาบสีของปริภูมิสี Lch และการทดสอบผลตอบสนองด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (ต่อ)

จากรูปที่ 3.6 ถึงรูปที่ 3.7 เป็นการพิจารณาภาพลักษณะปรากฏของโรคบนใบองุ่นที่ทำการทดสอบแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ระนาบต่างๆของปริภูมิสี YIQ และปริภูมิสี Lch พบว่าลักษณะปรากฏของโรคที่ใบองุ่นมีการตอบสนองที่ดีที่สุดต่อภาพระดับเทาของระนาบ I จากปริภูมิสี YIQ และภาพระดับเทาของระนาบ h จากปริภูมิ Lch กล่าวคือจะสามารถแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างใบองุ่นและโรคที่ใบองุ่นได้ดีกว่าระนาบอื่นๆ

ขั้นตอนที่สองหลังจากทำการพิจารณาเลือกภาพระดับเทาของระนาบ I จากปริภูมิสี YIQ และภาพระดับเทาของระนาบ h จากปริภูมิ Lch ซึ่งเป็นระนาบสีที่ตอบสนองต่อลักษณะปรากฏของโรคที่ใบองุ่นได้ดีที่สุด ทำการประมวลผลร่วมระหว่างระนาบสีทั้งสองเพื่อเพิ่มความแตกต่างระหว่างใบองุ่นและลักษณะปรากฏของโรคให้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น แล้วกำหนดให้เป็นภาพ LD_{color} ดังแสดงในรูปที่ 3.8 โดยหาความสัมพันธ์ได้จากสมการที่ 3.4 และสมการที่ 3.5 ซึ่งจากกระบวนการดังกล่าวนี้สามารถทำให้ความแตกต่างระหว่างใบองุ่นและลักษณะปรากฏของโรคนั้นแตกต่างกันเพิ่มขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 3.9

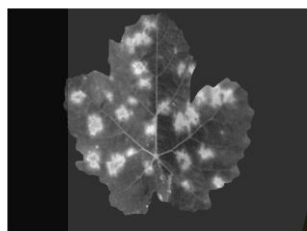
$$P_{Df} = P_{I(i,j)} - P_{h(i,j)} \quad (3.4)$$

$$LD_{color} = \frac{P_{Df(i,j)}^2}{\max(P_{Df(i,j)})} \quad (3.5)$$

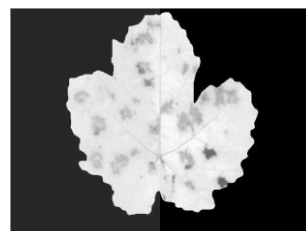
เมื่อ LD_{color} คือ ภาพใหม่จากระนาบเทา I และระนาบเทา h

$P_{I(i,j)}$ คือ ภาพระดับเทาของระนาบ I ที่จุด (i, j)

$P_{h(i,j)}$ คือ ภาพระดับเทาของระนาบ h ที่จุด (i, j)



(ก) ภาพระดับเทาของระนาบ I

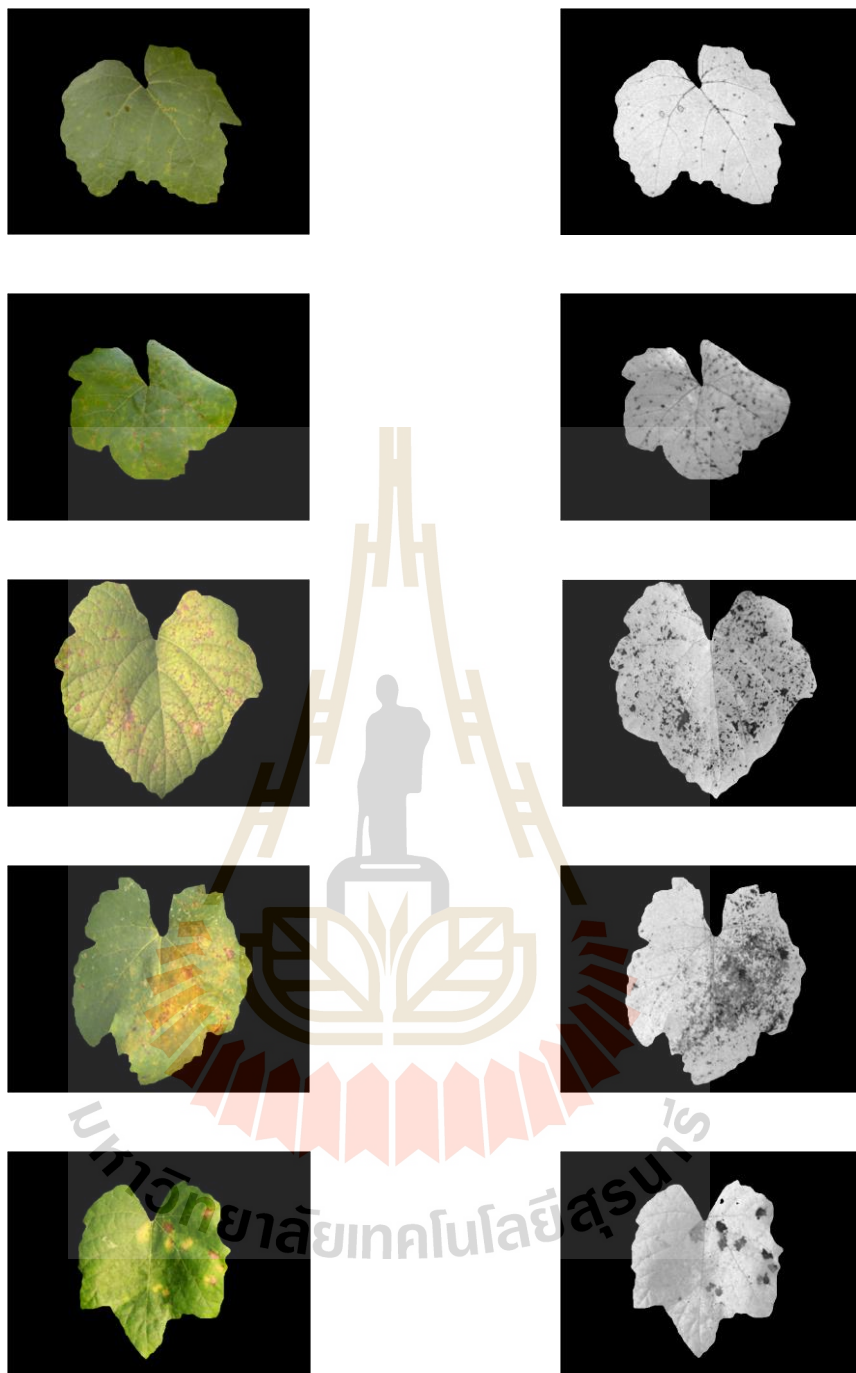


(ข) ภาพระดับเทาของระนาบ H

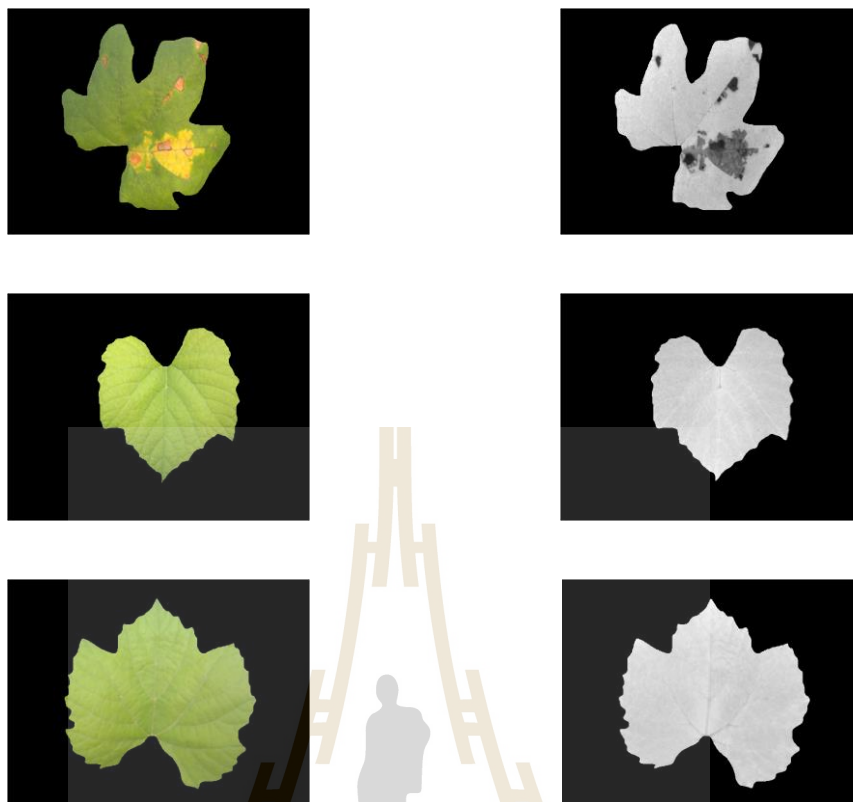


(ค) ภาพใหม่จากระนาบเทา I กับระนาบเทา h กำหนดให้เป็นภาพ LD_{color}

รูปที่ 3.8 การเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ



รูปที่ 3.9 ผลจากการเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ



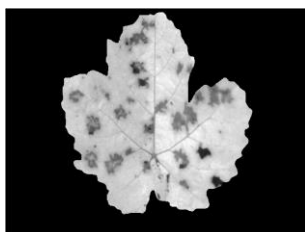
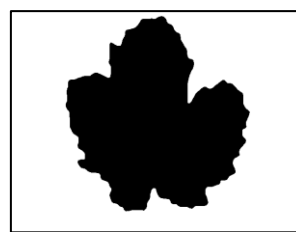
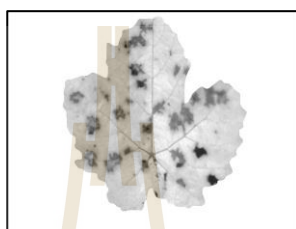
รูปที่ 3.9 ผลจากการเพิ่มความแตกต่างระหว่างลักษณะปรากฏของโรคและใบ (ต่อ)

3.7 การลบใบด้วยการแยกส่วนภาพจากค่าขีดเริ่มเปลี่ยน

การลบใบด้วยการแยกส่วนภาพจากค่าขีดเริ่มเปลี่ยนเป็นกระบวนการพิจารณาลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น ซึ่งวิธีการคือการลบภาพส่วนที่เป็นใบออกให้คงเหลือเฉพาะส่วนที่เป็นโรคหรือลักษณะปรากฏของโรค เพื่อนำไปสู่กระบวนการจำแนกโรคในขั้นตอนถัดไป

หลังจากผ่านกระบวนการเพิ่มความแตกต่างระหว่างใบองุ่นและลักษณะปรากฏของโรคแล้ว จากภาพ LD_{color} นั้น พบว่าสีของโรคและสีของพื้นหลังเป็นสีที่มีเฉดสีดำซึ่งคล้ายกัน จึงต้องทำการปรับปรุงภาพด้วยการเปลี่ยนสีของภาพพื้นหลังเสียก่อน เพื่อให้เกิดความแตกต่างระหว่างสีของโรคและสีของพื้นหลังก่อนจะทำการลบใบเพื่อให้คงเหลือแต่เพียงคุณลักษณะปรากฏของโรคเท่านั้น โดยเปลี่ยนภาพพื้นหลังจากสีดำให้เป็นสีขาว โดยใช้ภาพ LD_{color} ร่วมประมวลผลกับข้อมูลภาพขาวดำ BW_R ด้วยสมการที่ 3.6 แล้วกำหนดให้เป็นภาพ $LD_{colorWBG}$ ดังแสดงในรูปที่ 3.10

$$LD_{colorWBG} = LD_{color} + BW_R \quad (3.6)$$

(ก) ภาพ LD_{color} (ข) ภาพ BW_R (ค) ผลจากการเปลี่ยนสีของภาพพื้นหลัง กำหนดเป็นภาพ $LD_{colorWBG}$

รูปที่ 3.10 วิธีการเปลี่ยนสีภาพพื้นหลัง

จากนั้นทำการคำนวณค่าเฉลี่ยระดับเทาของภาพ $LD_{colorWBG}$ โดยคำนวณเฉพาะจุดภาพที่มีค่าน้อยกว่า 1 เพื่อลดความผิดพลาดจากค่าสีขาวของจุดภาพของภาพพื้นหลังดังสมการที่ 3.7 และปรับค่าเฉลี่ยให้อยู่ในระดับที่เหมาะสมดังสมการที่ 3.8 และสมการที่ 3.9 เพื่อให้ง่ายต่อกระบวนการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ดังแสดงในรูปที่ 3.12 และรูปที่ 3.13

$$Mean_{LD} = \begin{cases} mean(LD_{colorWBG}), LD_{colorWBG}(i, j) < 1 \\ 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

$$\alpha_{new} = Mean_{tar} - Mean_{LD} \quad (3.8)$$

$$P_{new} = P(n) + \alpha_{new} \quad (3.9)$$

โดยที่	$Mean_{LD}$	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่ต้องการปรับระดับ
	$Mean_{tar}$	คือ ค่าเฉลี่ยอ้างอิง
	$P(n)$	คือ ข้อมูลภาพระดับเทาภาพ $LD_{colorWBG}$

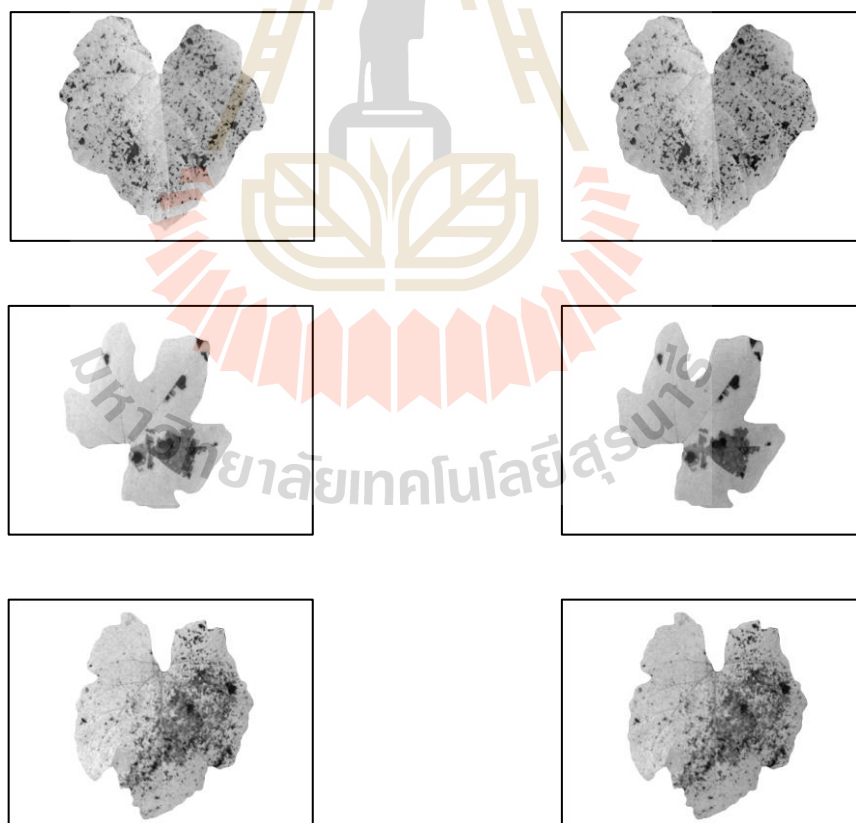
ค่าเฉลี่ยอ้างอิงแบ่งเป็นเป็น 2 ช่วงคือ ค่าเฉลี่ยอ้างอิง 0.61 สำหรับค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่มีค่าน้อยกว่า 0.75 และค่าเฉลี่ยอ้างอิง 0.75 สำหรับค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.75 ดังแสดงในรูปที่ 3.11



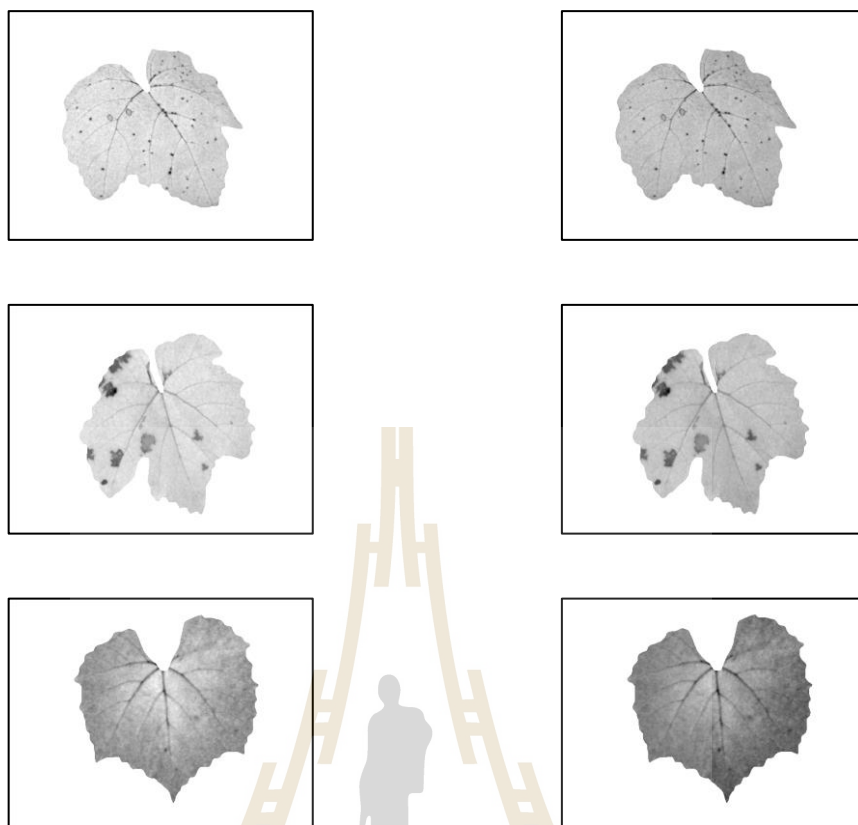
(ก) ตัวอย่างค่าเฉลี่ยอ้างอิงที่ 0.61

(ข) ตัวอย่างค่าเฉลี่ยอ้างอิงที่ 0.75

รูปที่ 3.11 ตัวอย่างค่าเฉลี่ยอ้างอิงในการแยกส่วนภาพ



รูปที่ 3.12 ผลการปรับค่าเฉลี่ยที่ค่าเฉลี่ยอ้างอิง 0.61

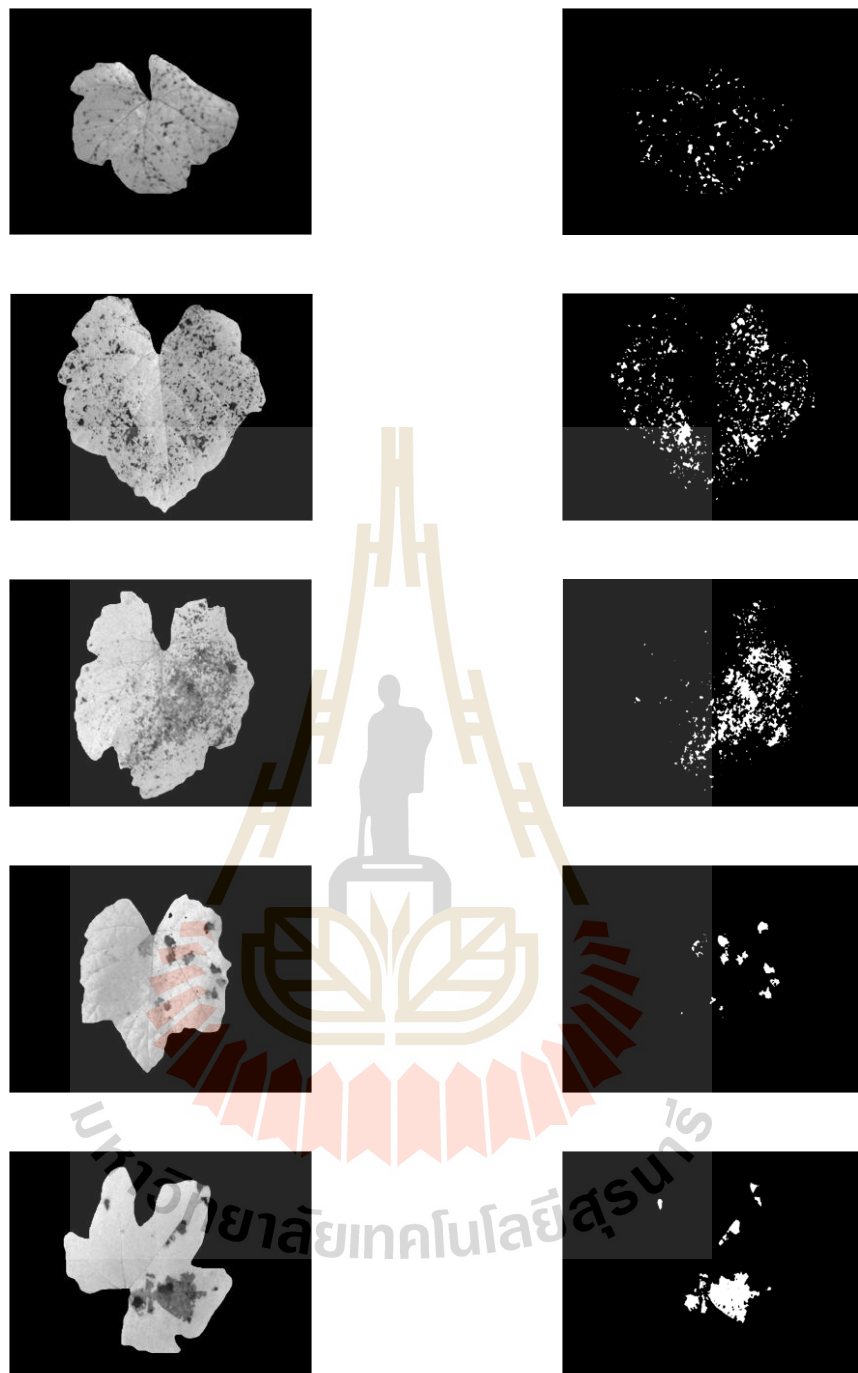


รูปที่ 3.13 ผลการปรับค่าเฉลี่ยที่ค่าเฉลี่ยอ้างอิง 0.75

จากนั้นทำการลบไปด้วยการแยกส่วนภาพเพื่อสกัดลักษณะปรากฏของโรคด้วยการพิจารณาค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าข้อมูลจุดภาพที่พิจารณามีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 1 และถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 0 ดังแสดงในรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 ผลทดสอบการลบไปด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน



รูปที่ 3.14 ผลทดสอบการลบใบด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (ต่อ)



รูปที่ 3.14 ผลทดสอบการลบใบด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (ต่อ)

จากนั้นทำการพิจารณาเพิ่มขอบของจุดภาพที่ได้จากกระบวนการลบใบด้วยการแยกส่วนภาพเพื่อสกัดลักษณะปรากฏของโรคทำให้เกิดความชัดเจนของลักษณะปรากฏของโรคมากขึ้น ซึ่งจะช่วยให้กระบวนการจำแนกโรคสามารถวิเคราะห์ได้เที่ยงตรงยิ่งขึ้น โดยการนำภาพที่ได้จากการลบใบด้วยการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนมาทำการขยายขอบภาพดังแสดงในรูปที่ 3.15 และทำการคูณกับภาพระดับเทาต้นฉบับ (Gray-scale) ดังแสดงในรูปที่ 3.16 เพื่อที่จะเป็นอินพุตให้กับกระบวนการวิเคราะห์คุณลักษณะและกระบวนการจำแนกชนิดของโรคต่อไป



(ก) คุณลักษณะปรากฏของโรค

(ข) ผลจากการขยายขอบภาพ

รูปที่ 3.15 การเพิ่มขอบของจุดโรค



(ก) ภาพระดับเทา (Gray-scale)



(ข) ภาพผลจากการคูณระหว่างภาพที่เพิ่มขอบของจุดโรคกับภาพระดับเทา

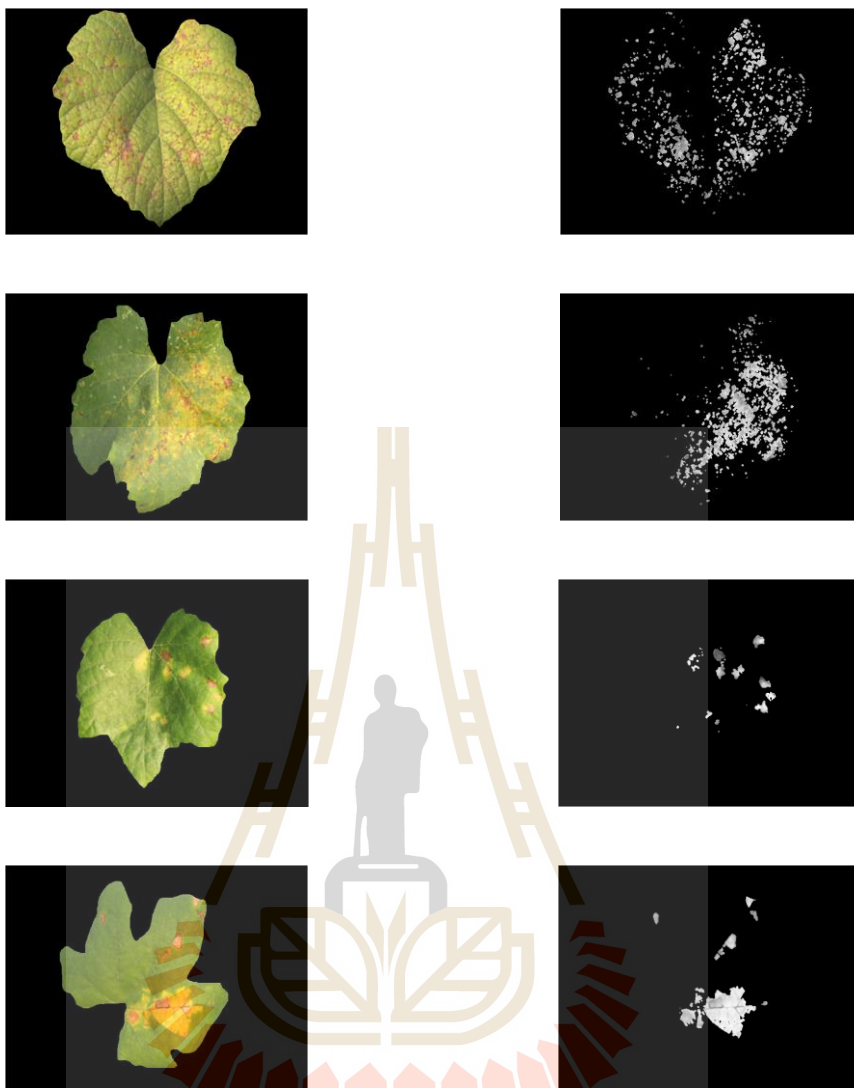
รูปที่ 3.16 ภาพระดับเทาของลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น

3.8 ผลการทดสอบการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบ

ผลการทดสอบการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบองุ่น ด้วยการแยกส่วนภาพจากการพิจารณาค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งใช้การประมวลผลร่วมระหว่างค่าระดับเทาของระนาบ I จากปริภูมิสี YIQ กับค่าระดับเทาของระนาบ h จากปริภูมิสี Lch ของใบองุ่น จากสภาวะแวดล้อมจริง ที่ไร่องุ่นฟาร์มมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี สามารถจำแนกได้ 2 กรณีคือ ใบองุ่นที่เป็นโรค ดังแสดงในรูปที่ 3.17 และใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค ดังแสดงในรูปที่ 3.18



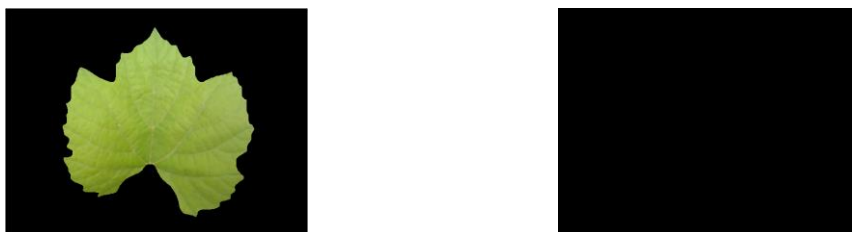
รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการสกัดโรคออกจากใบองุ่นที่เป็นโรค



รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการสกัดโรคออกจากใบองุ่นที่เป็นโรค (ต่อ)



รูปที่ 3.18 ตัวอย่างการสกัดโรคออกจากใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค



รูปที่ 3.18 ตัวอย่างการสกัดโรคออกจากใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค (ต่อ)

จากผลการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบองุ่น พบว่าระบบสามารถทำการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบองุ่นที่มีลักษณะการวางตัว ขนาด รูปลักษณะใบองุ่น ที่แตกต่างกัน ที่สภาวะแวดล้อมจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยจำแนกเป็น 2 กรณีได้ดังนี้ กรณีแรกคือใบองุ่นที่เป็นโรค เมื่อผ่านกระบวนการสกัดแล้วสามารถพบลักษณะปรากฏของโรคได้อย่างชัดเจน กรณีที่สองคือใบองุ่นที่ไม่เป็นโรคเมื่อผ่านกระบวนการสกัดแล้วจะไม่พบลักษณะปรากฏของโรค ซึ่งแสดงชัดเจนว่าไม่เป็นโรค ทั้งนี้เนื่องมาจากกระบวนการเพิ่มความแตกต่างระหว่างใบและลักษณะปรากฏของโรค โดยใช้การรวมประมวลผลของระนาบสี I และระนาบสี h นั้นสามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนซึ่งเป็นการเตรียมข้อมูลในการพิจารณาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนสำหรับกระบวนการแยกส่วนภาพที่มีประสิทธิภาพ จึงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.9 สรุป

ใบบทนี้ได้นำเสนอการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบพืช โดยงานวิจัยนี้ใช้องุ่นเป็นพืชตัวอย่าง ซึ่งได้นำวิธีการปรับแสงและสีภายในแบบอัตโนมัติมาใช้ในการประมวลผลคุณภาพข้อมูลภาพเพื่อปรับระดับความแตกต่างของแสงสว่างในสภาวะแสงต่างๆ และใช้วิธีการวาดกรอบด้วยเส้นอิสระในการสกัดใบองุ่นออกจากพื้นหลัง อีกทั้งยังทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี YIQ และปริภูมิสี Lch โดยการประมวลผลรวมเพื่อหาการตอบสนองของลักษณะปรากฏของโรคต่อใบองุ่น สำหรับใช้ในการสกัดลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบองุ่นโดยวิธีการแยกส่วนภาพด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนโดยระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

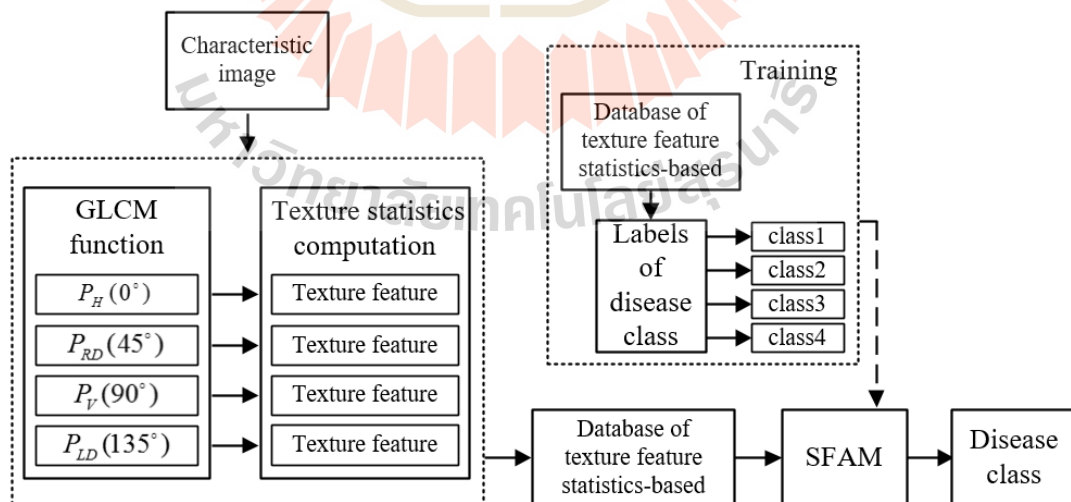
บทที่ 4

การจำแนกชนิดของโรค

4.1 บทนำ

เนื้อหาในบทที่ 4 ของงานวิจัยวิทยานิพนธ์เรื่องระบบการวินิจฉัยโรคที่ใบของพืชจากภาพสี โดยใช้เมตริกซ์เกิดร่วมและวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ จะกล่าวถึงของโรค และจำแนกชนิดของโรค โดยงานวิจัยนี้ทำการวินิจฉัยโรคใบของพืชเป็นพืชตัวอย่าง ซึ่งประกอบด้วยโรคราสนิม (rust) โรคสแคป (scab) โรคราน้ำค้าง (downy mildew) และใบของที่ไม่เป็นโรค ในส่วนนี้จะใช้การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา ร่วมกับการคำนวณหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยสมการคุณลักษณะ และขั้นต่อไปคือกระบวนการจำแนกชนิดของโรคใบของพืชด้วยเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.2 โครงสร้างการจำแนกชนิดของโรค



รูปที่ 4.1 โครงสร้างการจำแนกชนิดของโรค

จากรูปที่ 4.1 แสดงโครงสร้างการจำแนกชนิดของโรค ซึ่งสามารถแบ่งการทำงานออกได้เป็นสองส่วนใหญ่ๆ ดังนี้ ส่วนแรกคือการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ โดยเริ่มต้นจากการนำภาพลักษณะปรากฏไปทำการแปลงเป็นค่าทางคณิตศาสตร์ในรูปแบบของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา GLCM หลังจากนั้นเมตริกซ์ GLCM จะถูกนำมาคำนวณหาค่าคุณลักษณะเด่นเชิงสถิติจากสมการคุณลักษณะสมการที่ 2.32 ถึงสมการที่ 2.51 และในส่วนที่สองคือการจำแนกชนิดของโรคด้วยการนำค่าคุณลักษณะเด่นเชิงสถิติมาเป็นอินพุตให้กับระบบวินิจฉัยด้วยเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) ซึ่งต้องผ่านการฝึกสอนระบบด้วยมนุษย์ก่อน จากนั้นจึงให้ระบบทำงานและตัดสินใจจำแนกชนิดโรค

4.3 ข้อมูลภาพลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น

งานวิจัยนี้ทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่นเป็นพืชตัวอย่าง ซึ่งประกอบด้วยโรคราสนิม (rust) โรคสแคป (scab) โรคราน้ำค้าง (downy mildew) และใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค แสดงดังรายละเอียดดังนี้



(ก) ลักษณะปรากฏของโรคสแคป



(ข) ลักษณะปรากฏของโรคราสนิม

รูปที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลลักษณะปรากฏของโรคใบองุ่น โดยแยกตามชนิดของโรค



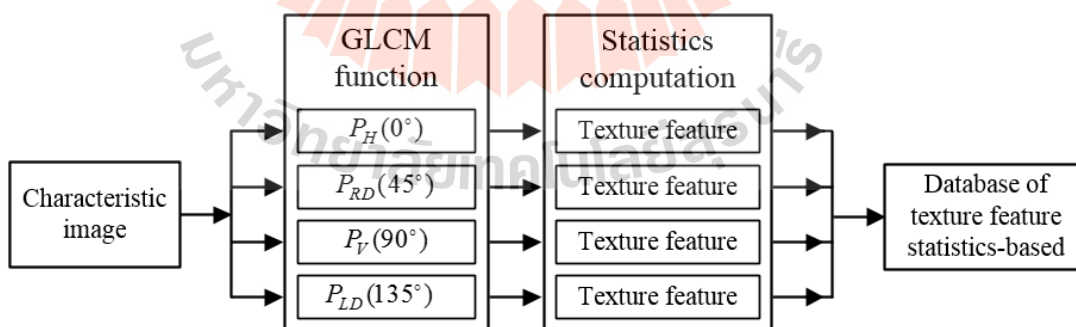
(ค) ลักษณะปรากฏของโรคราน้ำค้าง



(ง) ลักษณะปรากฏของใบที่ไม่เป็นโรค

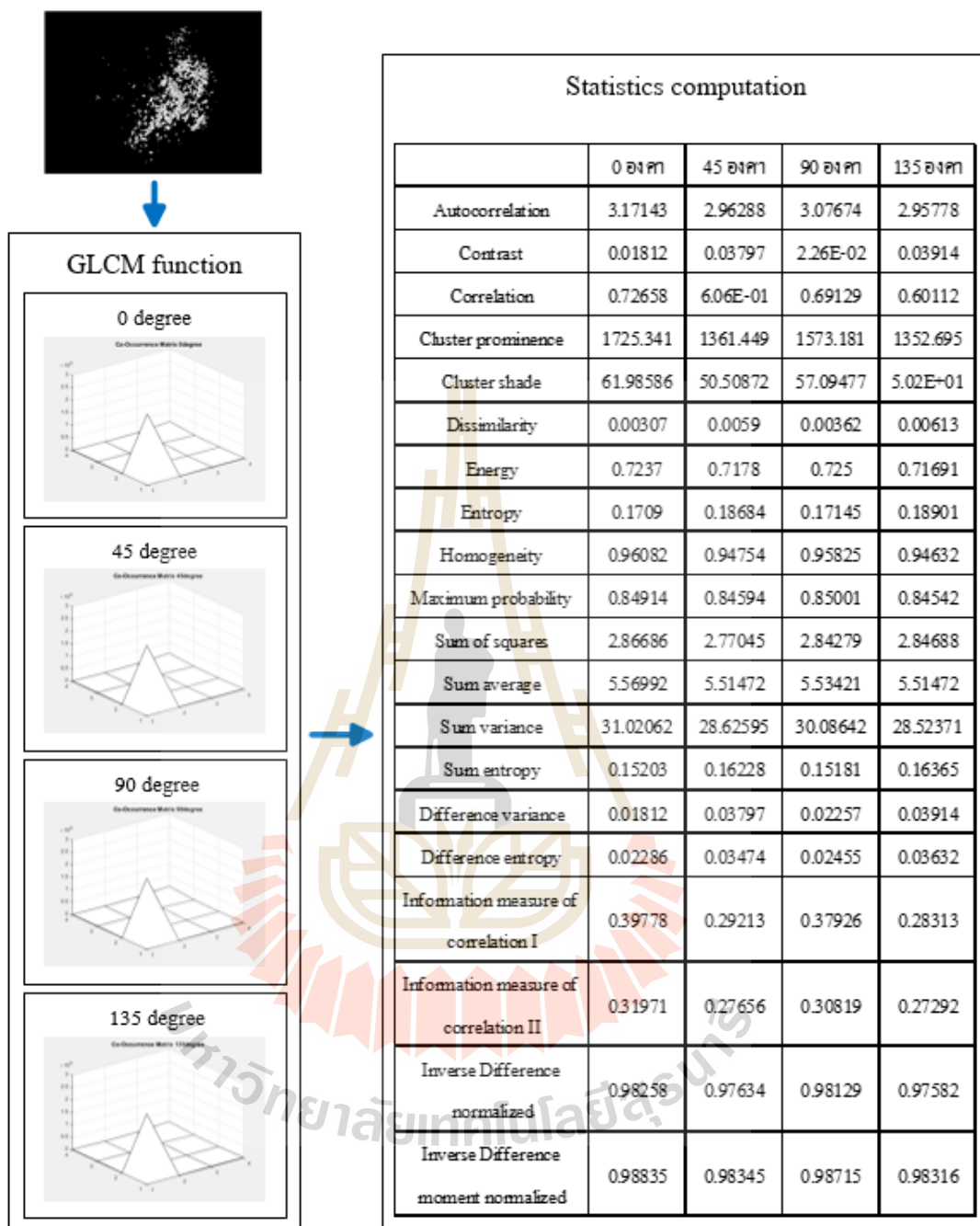
รูปที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลลักษณะปรากฏของโรคใบงุ่นโดยแยกตามชนิดของโรค (ต่อ)

4.4 การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ

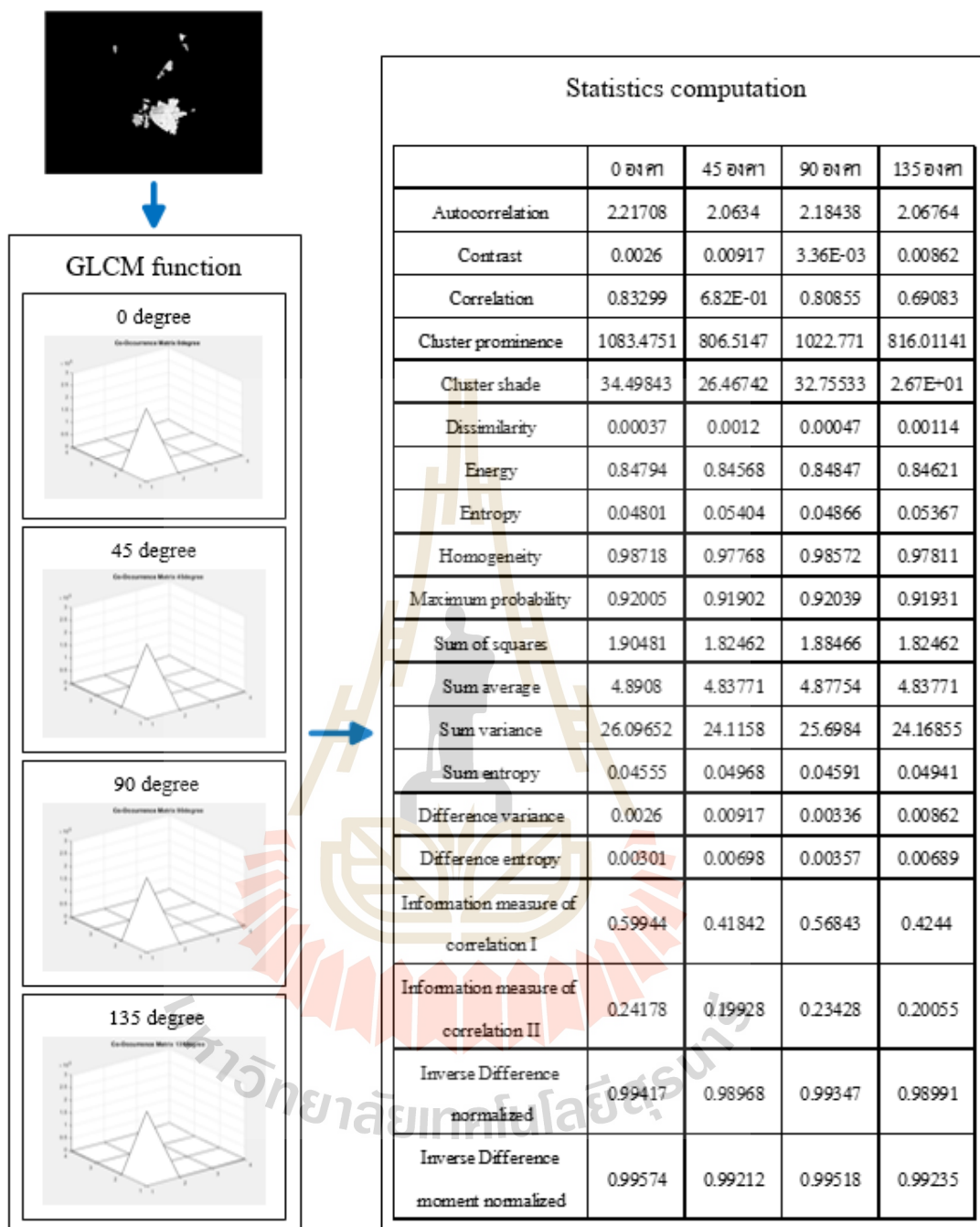


รูปที่ 4.3 กระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ

จากรูปที่ 4.3 แสดงกระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติ โดยการทำงานของกระบวนการแบ่งได้เป็นสองส่วน คือการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ GLCM และ หาค่าคุณลักษณะเด่น



รูปที่ 4.4 ตัวอย่างของกระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติของโรคราสนิม
สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทขขนาด 4x4 พิกเซล



รูปที่ 4.5 ตัวอย่างของกระบวนการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติของโรคราน้ำค้าง สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทขขนาด 4x4 พิกเซล

4.4.1 การแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ GLCM

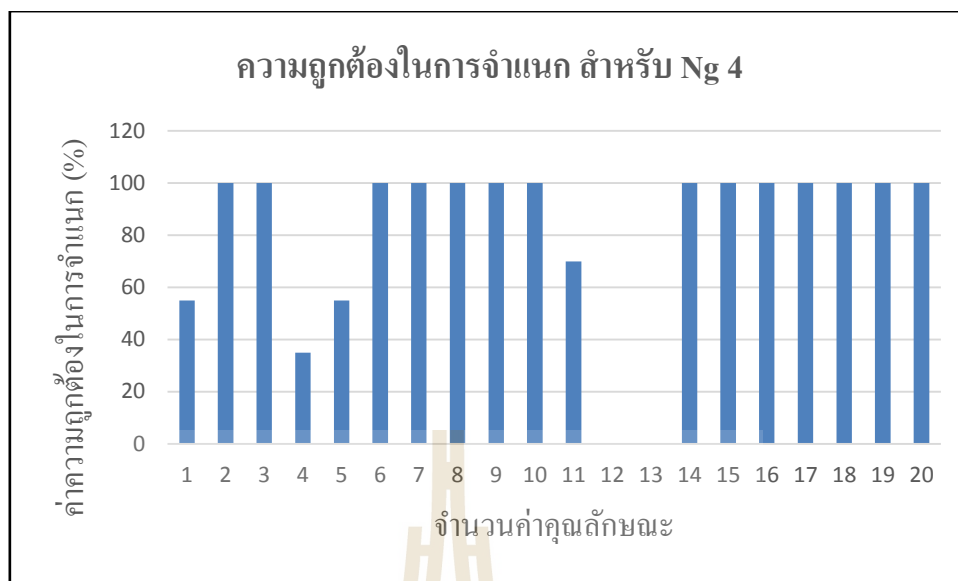
เมื่อทำการสกัดลักษณะปรากฏของโรคแล้ว ดำเนินการแปลงข้อมูลภาพลักษณะปรากฏของโรคเป็นค่าทางคณิตศาสตร์ในรูปแบบของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix : GLCM) โดยดำเนินการทั้ง 4 มุม ของตัวซดเซยคือ 0, 45, 90 และ 135 องศา และดำเนินการที่ขนาดของเมตริกซ์เท่ากับค่าระดับเทา (Number of gray levels หรือ Ng) ที่ 4x4 พิกเซล, 8x8 พิกเซล, 16x16 พิกเซล, 32x32 พิกเซล, 64x64 พิกเซล, 128x128 พิกเซลและ 256x256 พิกเซล ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 4.4 และ 4.5 และแสดงไว้ในภาคผนวก ก

4.4.2 หาค่าคุณลักษณะเด่น

หลังจากที่ดำเนินการแปลงข้อมูลภาพลักษณะปรากฏของโรคให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ GLCM แล้ว ในขั้นตอนนี้จะทำการคำนวณหาค่าคุณลักษณะเด่นเชิงสถิติทั้งหมดจำนวน 20 คุณลักษณะ จากสมการคุณลักษณะในสมการที่ 2.32 ถึง สมการที่ 2.51 โดยคำนวณทั้ง 4 มุม ของตัวซดเซยคือ 0, 45, 90 และ 135 องศา และจากผลการคำนวณจะได้ค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 80 ค่า

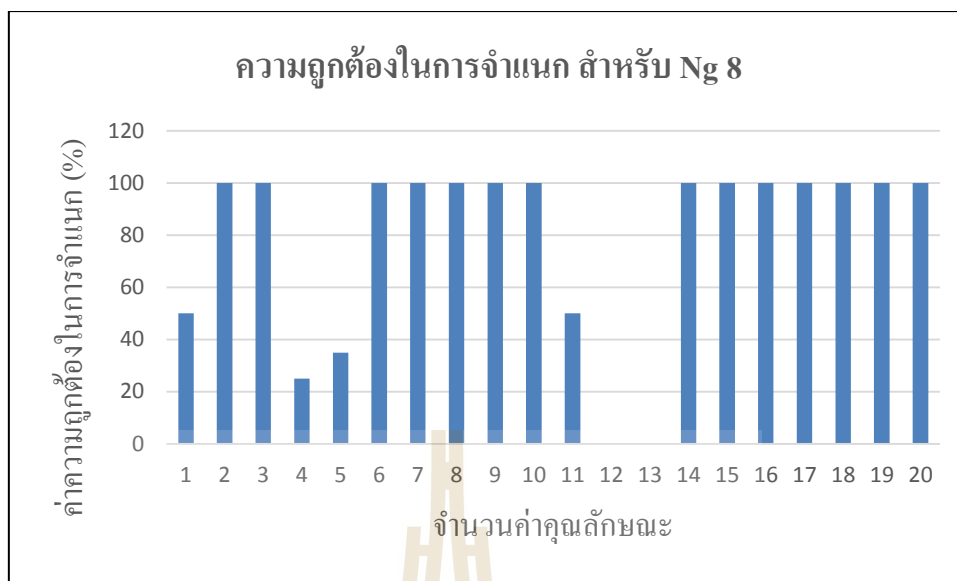
4.5 การคัดเลือกคุณลักษณะเด่น

หลังจากการสร้างเมตริกซ์เกิดร่วม GLCM แล้วนั้น เมตริกซ์ GLCM แต่ละเมตริกซ์จะต้องทำการคำนวณหาค่าคุณลักษณะเด่น แต่เนื่องมาจากค่าคุณลักษณะเด่นของเมตริกซ์ GLCM มีจำนวนมากถึง 20 คุณลักษณะ ทำให้มีค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 80 ค่าต่อ 1 ภาพ ในกระบวนการคำนวณค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมดนั้น จะต้องใช้เวลานาน จึงมีความจำเป็นต้องทำวิเคราะห์เพื่อทำการคัดเลือกค่าคุณลักษณะเด่นที่มีผลตอบสนองที่ดีสำหรับการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น ทั้งนี้เพื่อที่จะกำจัดค่าคุณลักษณะเด่นที่ไม่มีความจำเป็นสำหรับกระบวนการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น โดยใช้การคัดเลือกด้วยการทดสอบจำแนกชนิดของโรคใบองุ่นด้วยเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) โดยใช้ภาพที่เป็นตัวแทนของโรคใบองุ่นสำหรับงานวิจัยนี้ ทั้งหมด 12 ภาพ แบ่งเป็น โรคละ 3 ภาพตัวอย่าง เพื่อทำการเลือกค่าคุณลักษณะเด่นที่มีผลตอบสนองที่ดีการการจำแนกชนิดของโรค โดยจะพิจารณาค่าคุณลักษณะเด่นที่มีค่าประสิทธิภาพการจำแนกร้อยละ 100 ในทุกกรณีของขนาดเมตริกซ์ระดับเทา มาใช้ในกระบวนการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น



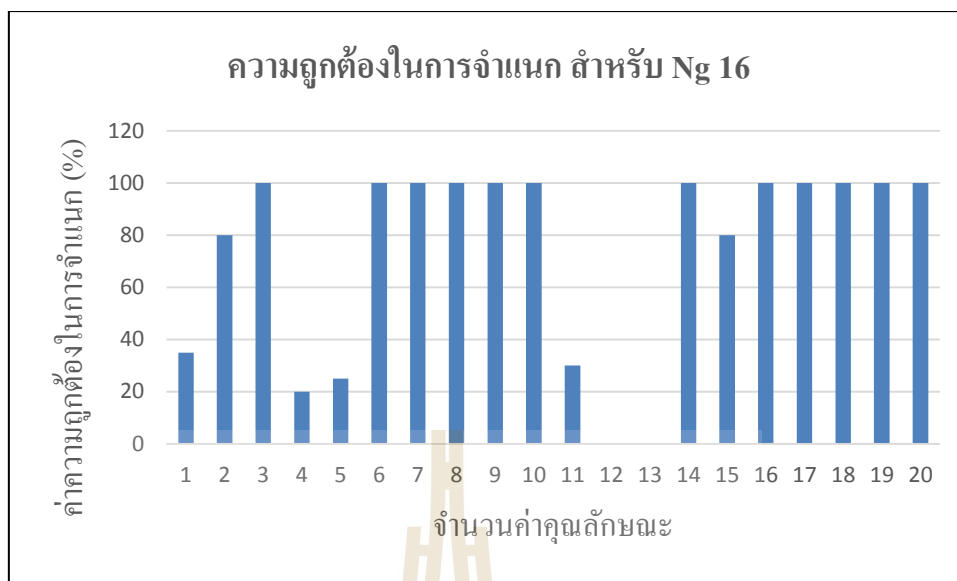
รูปที่ 4.6 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4

รูปที่ 4.6 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบงุ่นของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่าง พบว่า คุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 14 คุณลักษณะ ประกอบไปด้วย ค่า Contrast (ft2), ค่า Correlation (ft3), ค่า Dissimilarity (ft6), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Difference variance (ft15), ค่า Difference entropy (ft16), ค่า Information measure of correlation I (ft17), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



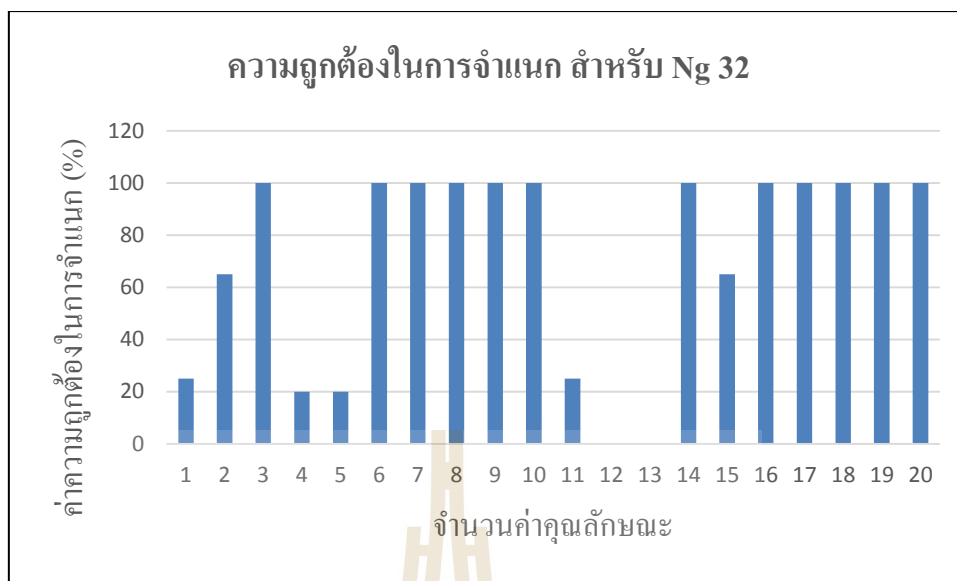
รูปที่ 4.7 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8

รูปที่ 4.7 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบบองุ่นของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่าง พบว่า คุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 14 คุณลักษณะ ประกอบไปด้วย ค่า Contrast (ft2), ค่า Correlation (ft3), ค่า Dissimilarity (ft6), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Difference variance (ft15), ค่า Difference entropy (ft16), ค่า Information measure of correlation I (ft17), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



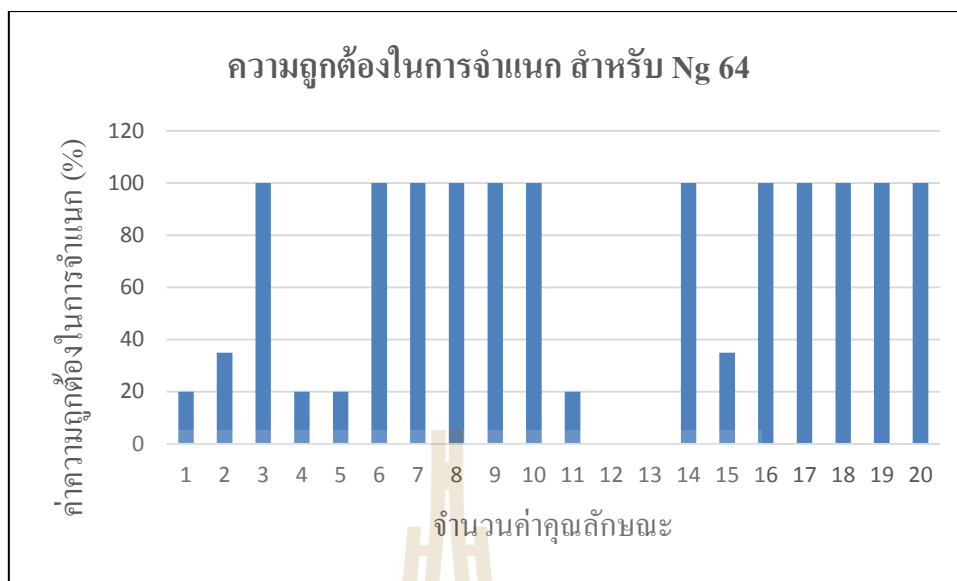
รูปที่ 4.8 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น
ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng16

รูปที่ 4.8 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคไปของนของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng16 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่าง พบว่าคุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 12 คุณลักษณะประกอบไปด้วย ค่า Correlation (ft3), ค่า Dissimilarity (ft6), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Difference entropy (ft16), ค่า Information measure of correlation I (ft17), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



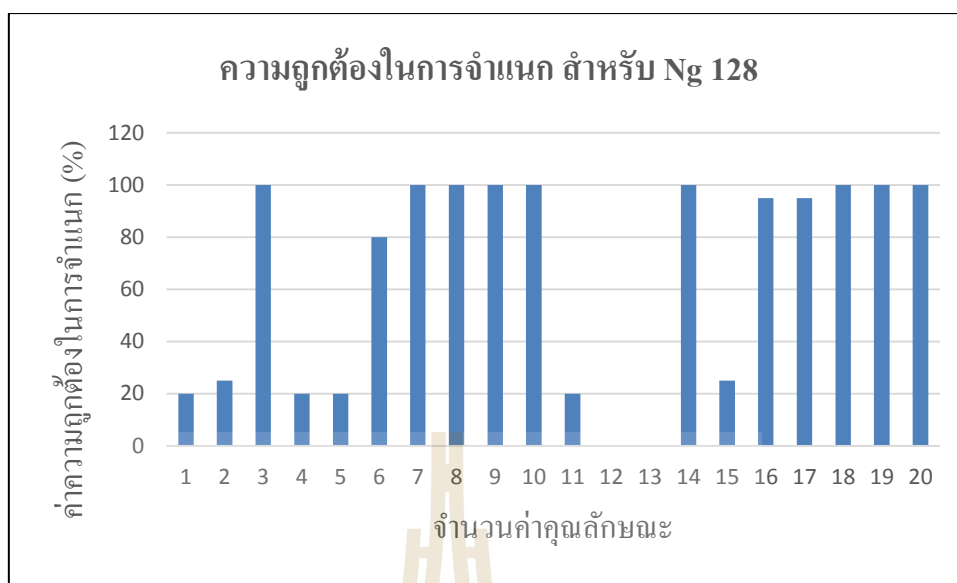
รูปที่ 4.9 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น
ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng32

รูปที่ 4.9 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบบงุ่นของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng32 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่าง พบว่าคุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 12 คุณลักษณะประกอบไปด้วย ค่า Correlation (ft3), ค่า Dissimilarity (ft6), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Difference entropy (ft16), ค่า Information measure of correlation I (ft17), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



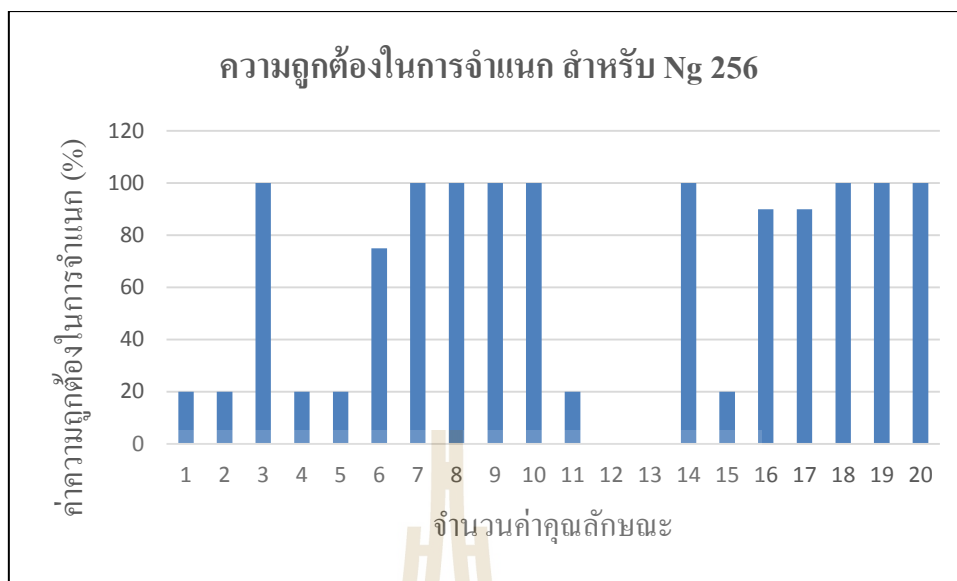
รูปที่ 4.10 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64

รูปที่ 4.10 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่าง พบว่า คุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 12 คุณลักษณะ ประกอบไปด้วย ค่า Correlation (ft3), ค่า Dissimilarity (ft6), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Difference entropy (ft16), ค่า Information measure of correlation I (ft17), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



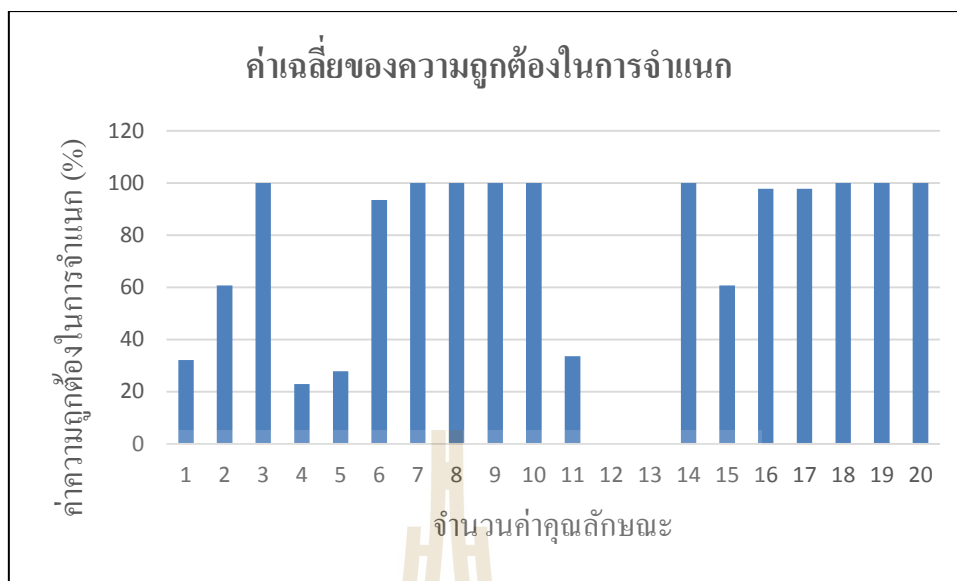
รูปที่ 4.11 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128

รูปที่ 4.11 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่างพบว่าคุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 9 คุณลักษณะประกอบไปด้วยค่า Correlation (ft3), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



รูปที่ 4.12 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng256

รูปที่ 4.12 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng256 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่างพบว่าคุณลักษณะเด่นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในช่วงตั้งแต่ ร้อยละ 0 ถึง ร้อยละ 100 ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ทั้งหมด 9 คุณลักษณะประกอบไปด้วยค่า Correlation (ft3), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)



รูปที่ 4.13 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าคุณลักษณะเด่น ทั้ง 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกันคือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256

รูปที่ 4.13 แสดงผลเฉลี่ยของการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคไปของน้ของค่าคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 20 คุณลักษณะ สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกันคือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256 ในการวิเคราะห์เมตริกซ์ GLCM จากภาพที่เป็นตัวแทนของโรค 12 ภาพตัวอย่าง พบว่ามีคุณลักษณะเด่นที่มีเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยความถูกต้อง ร้อยละ 100 ทั้งหมด 9 คุณลักษณะ ซึ่งประกอบไปด้วยค่า Correlation (ft3), ค่า Dissimilarity (ft6), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20)

จากการวิเคราะห์เพื่อการคัดเลือกค่าคุณลักษณะเด่นที่มีผลตอบสนองที่ดีการการจำแนกชนิดของโรค พบว่ามีคุณลักษณะเด่นที่มีค่าความถูกต้องในการจำแนกร้อยละ 100 ในทุกกรณีของขนาดเมตริกซ์ระดับเทา (Number of gray level : Ng) ทั้งหมด 9 คุณลักษณะ ประกอบด้วย Correlation (ft3), ค่า Energy (ft7), ค่า Entropy (ft8), ค่า Homogeneity (ft9), ค่า Maximum probability (ft10), ค่า Sum entropy (ft14), ค่า Information measure of correlation II (ft18), ค่า Inverse Difference normalized (ft19) และค่า Inverse Difference moment normalized (ft20) ดังนั้น

ในงานวิจัยนี้จะนำสมการคุณลักษณะ ทั้ง 9 สมการมาคำนวณหาค่าคุณลักษณะเด่น เพื่อใช้ในกระบวนการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่นในขั้นตอนต่อไป

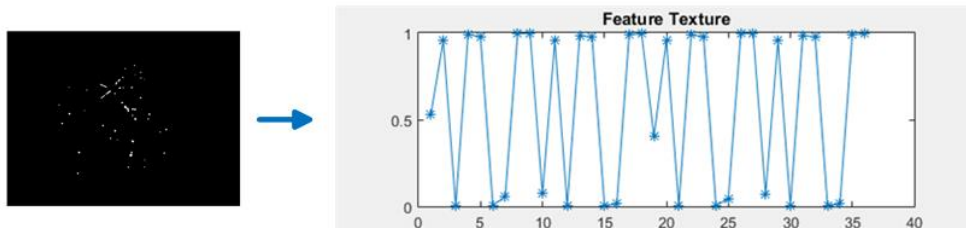
4.6 การจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น

การจำแนกชนิดของโรคใบองุ่นในงานวิจัยนี้ใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชคณิตอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) ในการเรียนรู้จำ และระบุชนิดของโรค ซึ่งเป็นระบบที่ต้องทำการฝึกสอนให้ระบบด้วยมนุษย์ก่อน เพื่อแยกกลุ่มข้อมูลสำหรับกระบวนการเรียนรู้ของระบบ มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

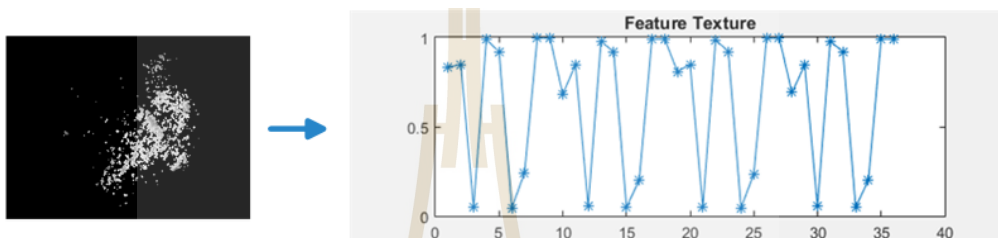
กำหนดชนิดของกลุ่มข้อมูลอินพุตให้กับระบบจำแนกชนิดของโรค สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ค่าคุณลักษณะเด่นเชิงสถิติเป็นข้อมูลอินพุตซึ่งใน 1 ภาพจะประกอบไปด้วยข้อมูลคุณลักษณะเด่นทั้งหมด 36 ค่า เรียกว่าค่าคุณลักษณะเด่นเชิงสถิติ โดยกำหนดให้ข้อมูลของโรคสแคป ระบุเป็นกลุ่มที่ 1 ข้อมูลของโรคราสนิม ระบุเป็นกลุ่มที่ 2 ข้อมูลของโรคราน้ำค้าง ระบุเป็นกลุ่มที่ 3 และข้อมูลที่ไม่เป็นโรค ระบุเป็นกลุ่มที่ 4 ดังสมการที่ 4.1

$$\begin{cases}
 x_{Scab} = \begin{bmatrix} \text{Database of} \\ \text{texture feature} \\ \text{statistics - based} \end{bmatrix}, y_{Scab} = \text{Type 1} \\
 x_{Rust} = \begin{bmatrix} \text{Database of} \\ \text{texture feature} \\ \text{statistics - based} \end{bmatrix}, y_{Rust} = \text{Type 2} \\
 x_{Downy\ mildew} = \begin{bmatrix} \text{Database of} \\ \text{texture feature} \\ \text{statistics - based} \end{bmatrix}, y_{Downy\ mildew} = \text{Type 3} \\
 x_{No\ disease} = \begin{bmatrix} \text{Database of} \\ \text{texture feature} \\ \text{statistics - based} \end{bmatrix}, y_{No\ disease} = \text{Type 4}
 \end{cases} \quad (4.1)$$

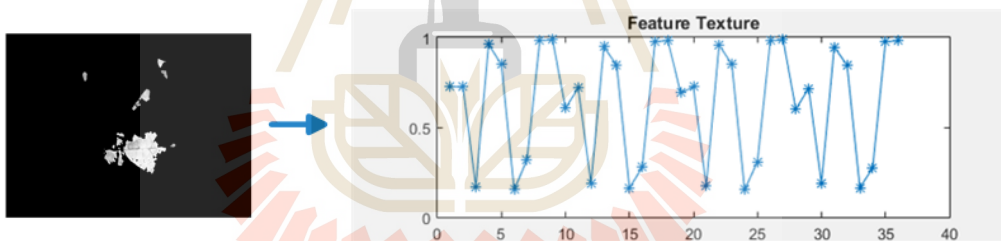
ทำการฝึกสอนด้วยจำนวนตัวอย่างโรคใบองุ่นทั้งหมด 346 ภาพ ที่ประกอบด้วย 4 กลุ่มโรค คือ โรคสแคปทั้งหมด 87 ภาพ โรคราสนิมทั้งหมด 98 ภาพ โรคราน้ำค้าง 97 ภาพ และ ภาพที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด 64 ภาพ ดังแสดงในภาพ 4.14 เป็นตัวอย่างของข้อมูลโรคแต่ละชนิดที่ใช้สำหรับฝึกสอนระบบ



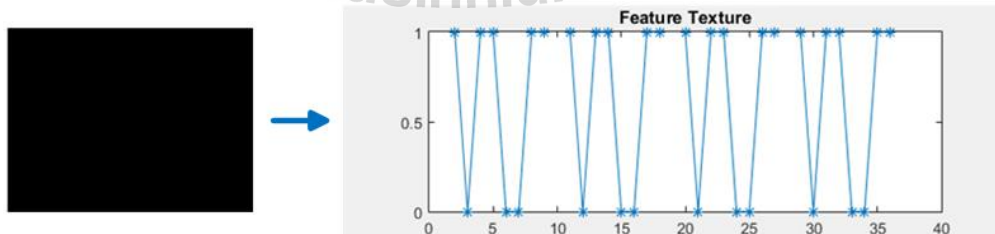
(ก) ข้อมูลโรคสแคป



(ข) ข้อมูลโรคราสนิม



(ค) ข้อมูลโรคราน้ำค้าง

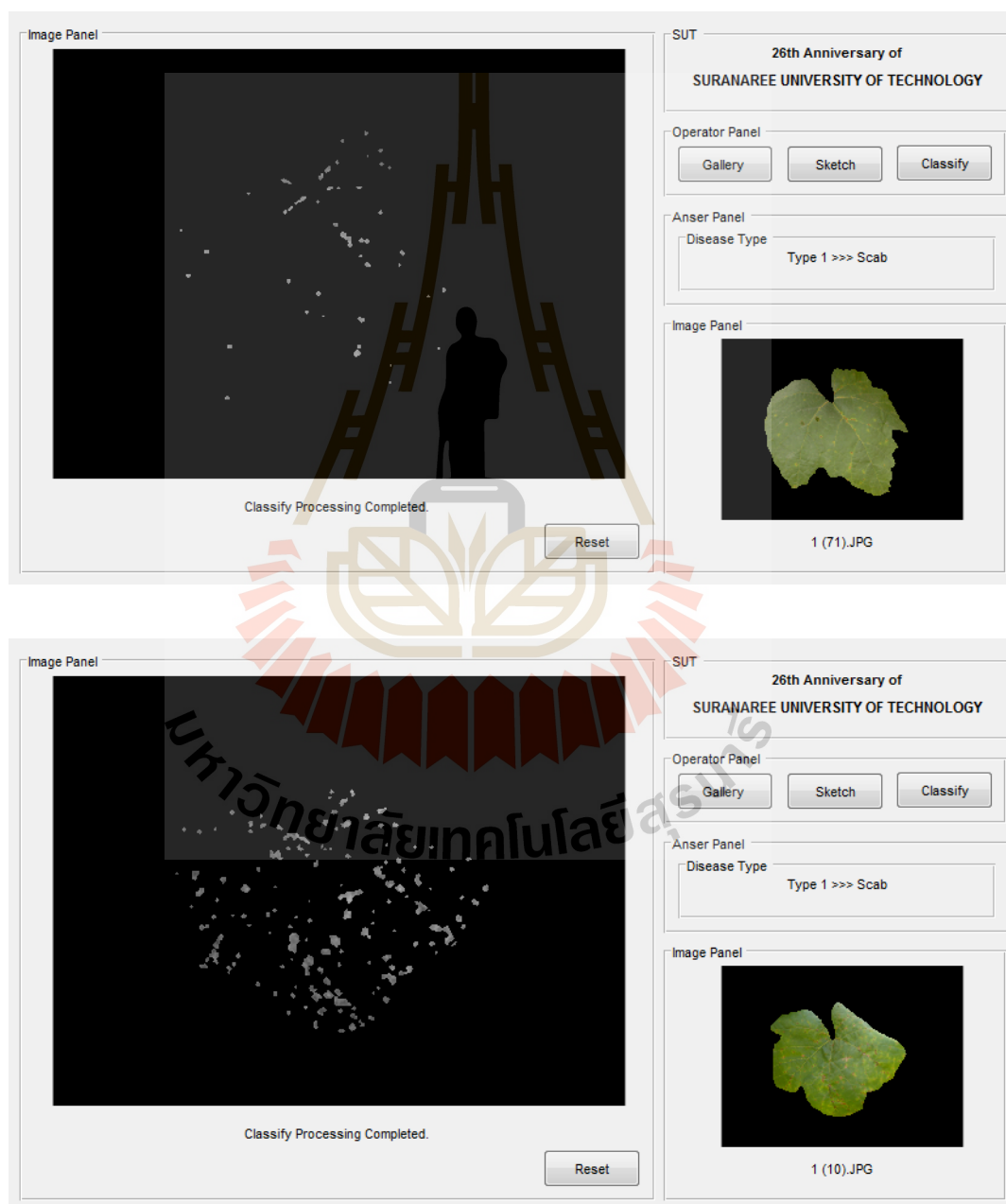


(ง) ข้อมูลที่ไม่เป็นโรค

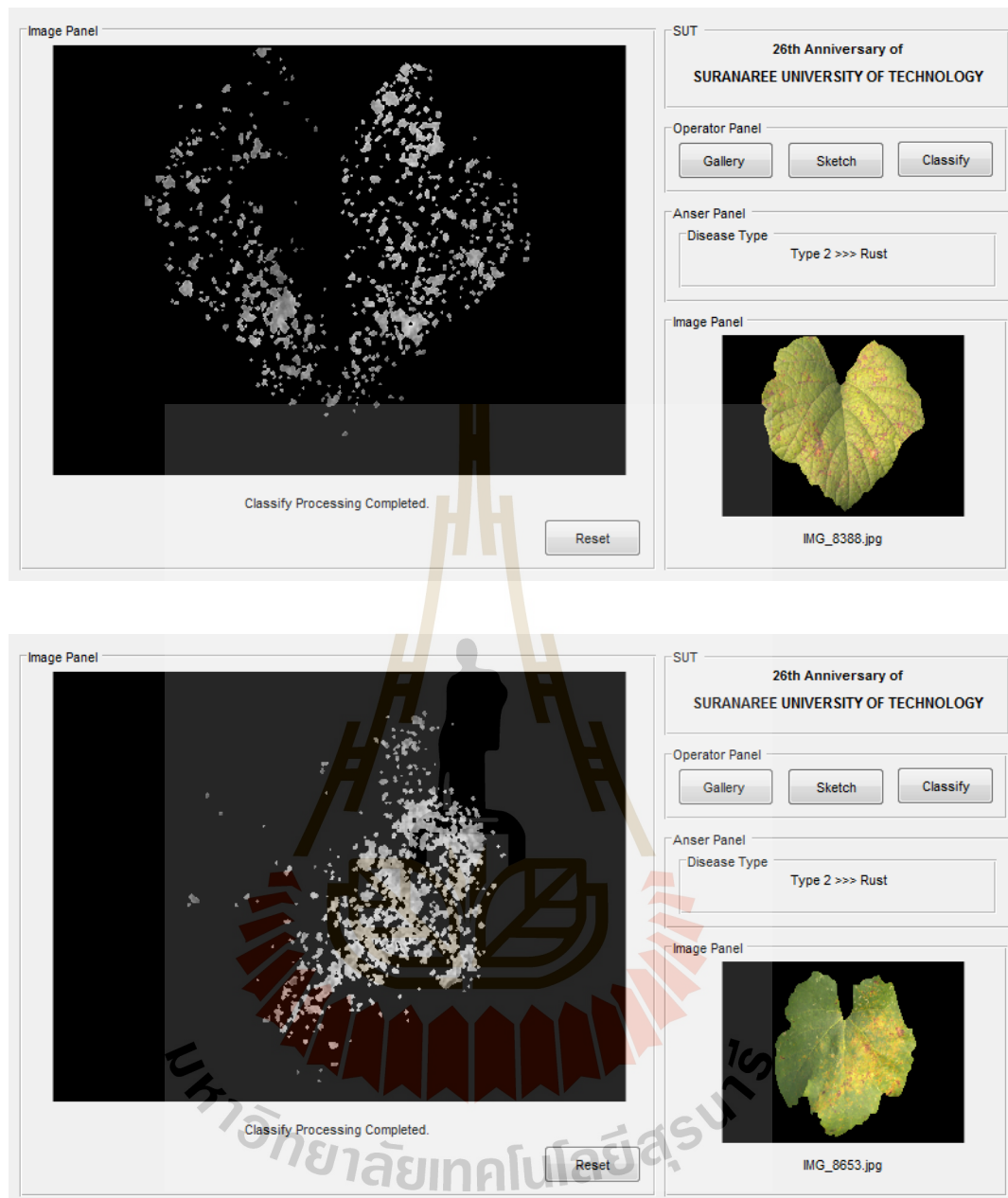
รูปที่ 4.14 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน

4.7 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น

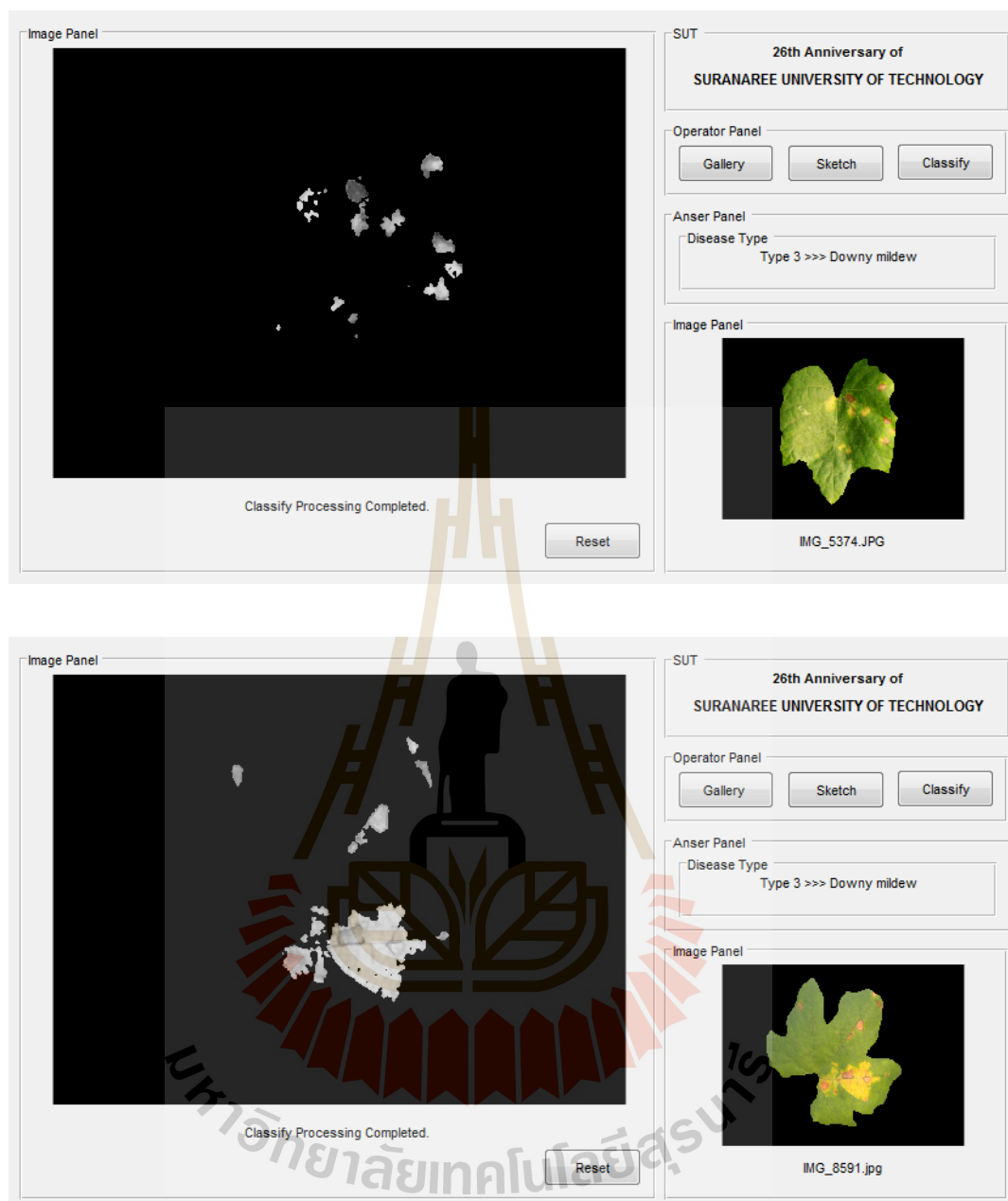
การทดสอบการจำแนกชนิดของโรคภาพใบองุ่นโดยใช้การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา ร่วมกับการคำนวณหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยสมการคุณลักษณะ และผ่านการฝึกสอนด้วยเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีโรเซนแนซแบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) แสดงตัวอย่างดังนี้



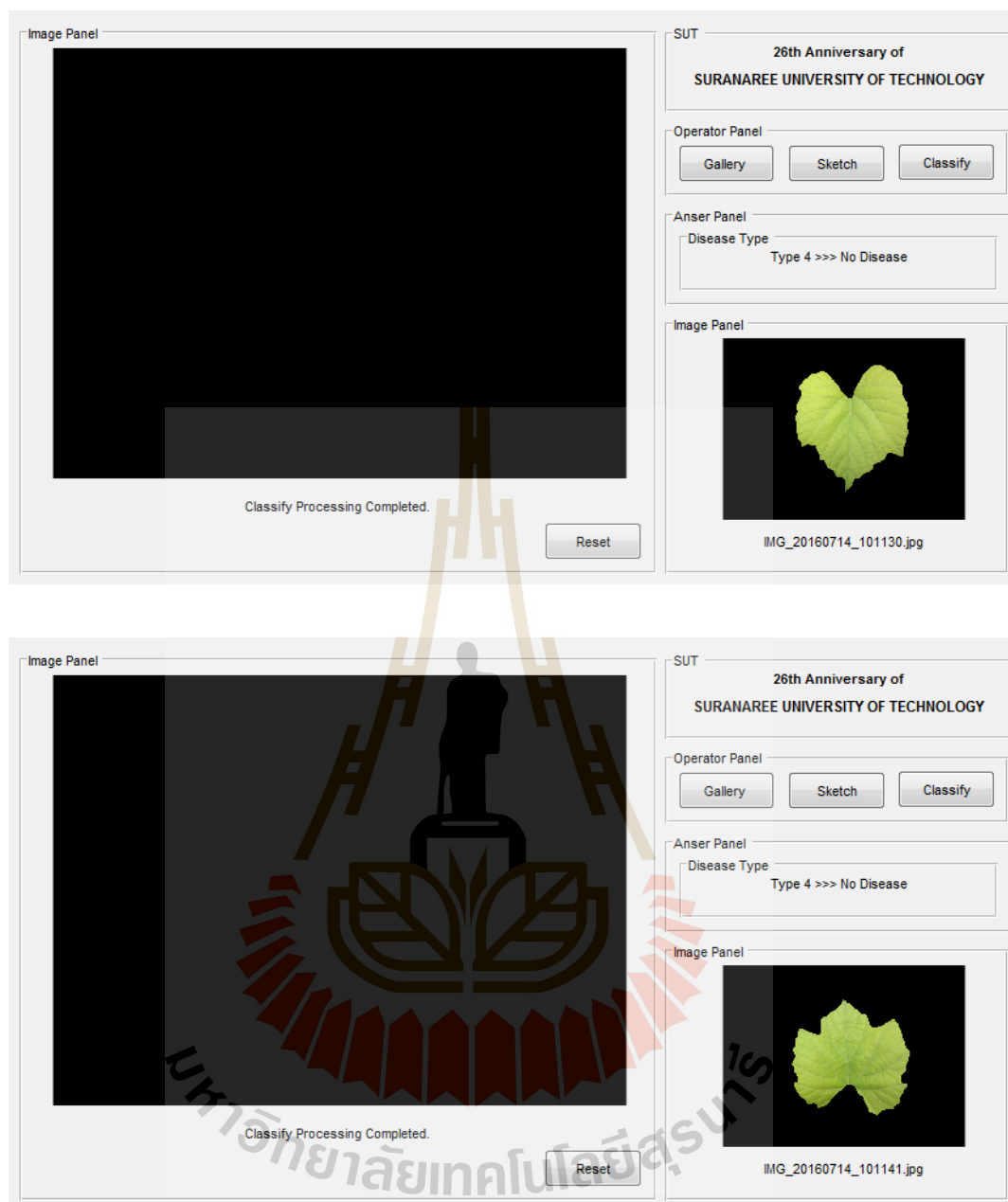
รูปที่ 4.15 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็น โรคสแคป



รูปที่ 4.16 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบของรุ่นที่เป็นโรคราสนิม



รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่เป็นโรคราน้ำค้าง



รูปที่ 4.18 ตัวอย่างการวินิจฉัยใบองุ่นที่ไม่เป็นโรค

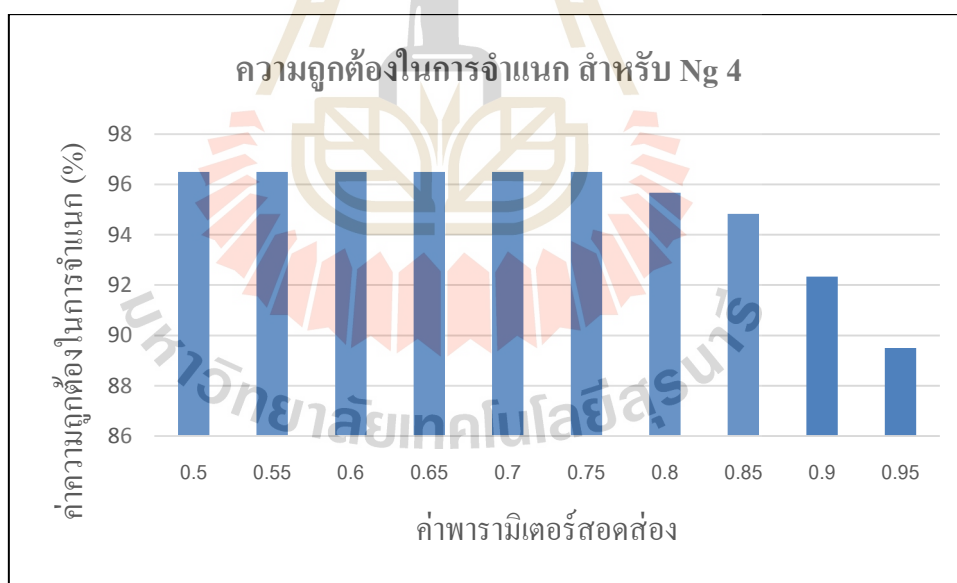
จากรูปที่ 4.15 ถึง รูปที่ 4.18 แสดงตัวอย่างผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น โดยระบบชนิด
 ดังนี้ Type 1 คือ โรคสแคป, Type 2 คือ โรคราสนิม, Type 3 คือ โรคราน้ำค้าง, Type 4 คือ ไม่เป็น
 โรค

4.8 การวิเคราะห์ผลการวินิจฉัย

การวินิจฉัยโรคใบองุ่นสำหรับงานวิจัยนี้มีปัจจัยสำคัญสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลการจำแนกชนิดของโรค คือ ค่าระดับเทา (Number of gray levels หรือ Ng) ของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix : GLCM) และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ห้อทธิพลของค่าดังกล่าว โดยทำการพิจารณาทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น ด้วยกรณีที่แตกต่างกันดังนี้

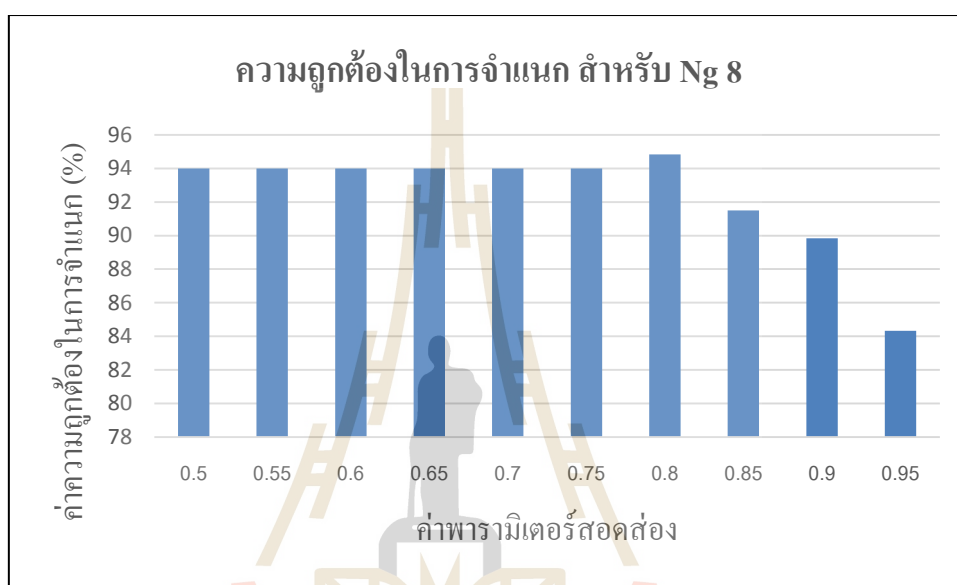
1. ค่าระดับเทาของเมตริกซ์ GLCM (ค่า Ng) เท่ากับ 4, 8, 16, 32, 64, 128, และ 256
2. ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM (ค่า Vg) เท่ากับ 0.5, 0.55, 0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8, 0.85, 0.9 และ 0.95

พิจารณาทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น ทั้งที่เป็น โรคและไม่เป็นโรค ทั้งหมด 100 ภาพ ที่ประกอบด้วย 4 กลุ่มโรค คือ ภาพโรคสแคป 25 ภาพ ภาพโรคราสนิม 30 ภาพ ภาพโรคราน้ำค้าง 30 ภาพ และภาพที่ไม่เป็นโรค 15 ภาพ



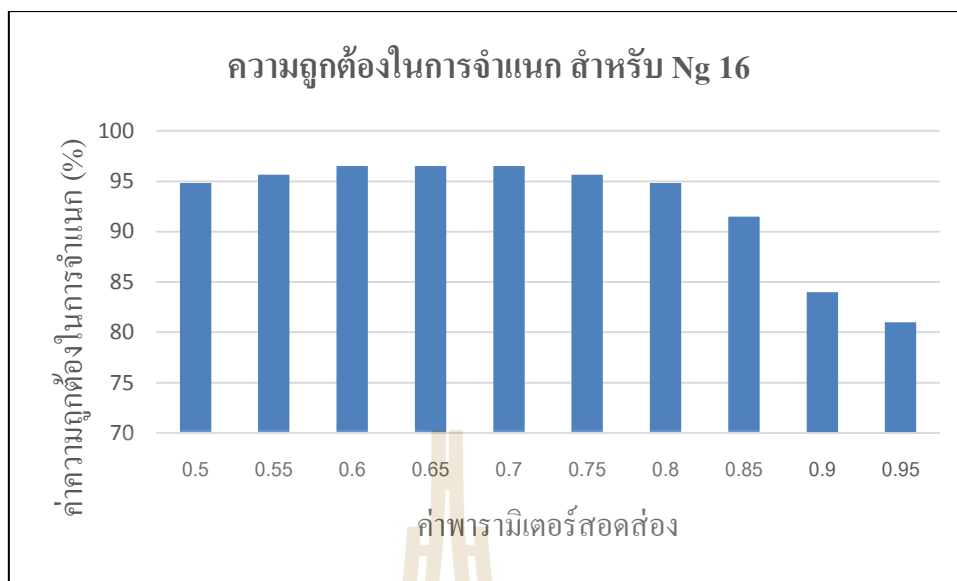
รูปที่ 4.19 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4

รูปที่ 4.19 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4 จากภาพใบอ่อนที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 96.5 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.5, 0.55, 0.6, 0.65, 0.7 และ 0.75 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 89.5 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



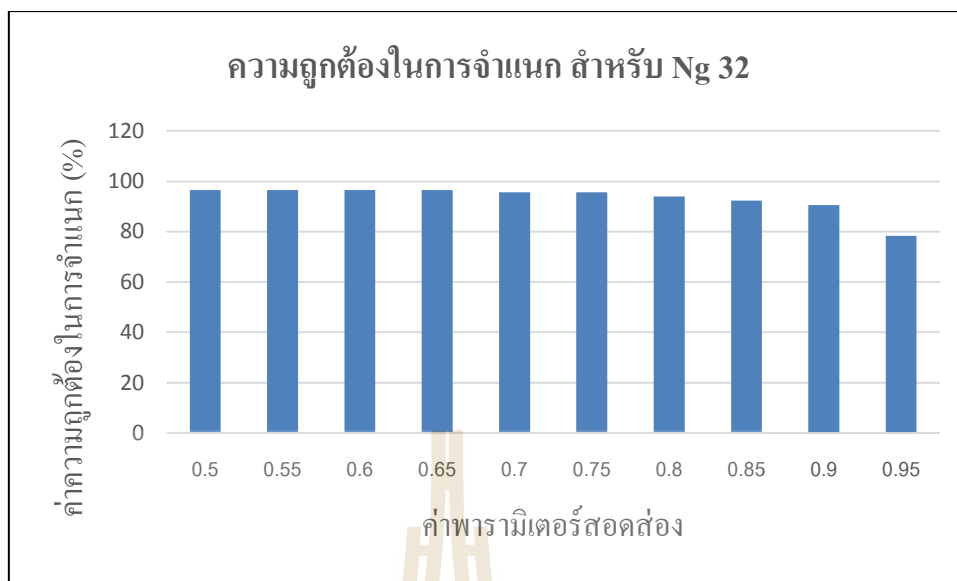
รูปที่ 4.20 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8

รูปที่ 4.20 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8 จากภาพใบอ่อนที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 94.83 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.8 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 84.33 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



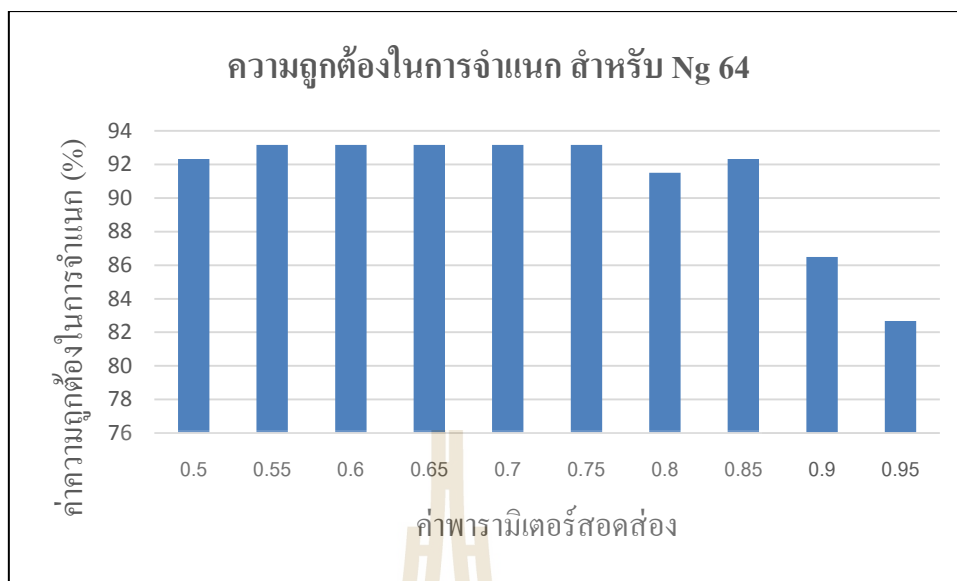
รูปที่ 4.21 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng16

รูปที่ 4.21 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng16 จากภาพใบอ่อนที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 96.5 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.6, 0.65 และ 0.7 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 81 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



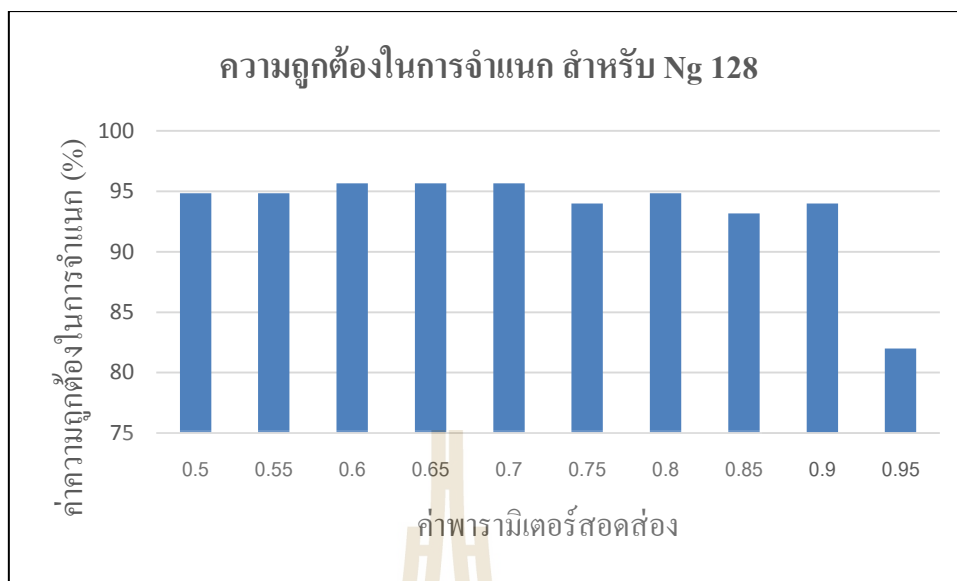
รูปที่ 4.22 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng32

รูปที่ 4.22 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng32 จากภาพใบอ่อนที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 96.5 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.5, 0.55, 0.6 และ 0.65 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 78.33 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



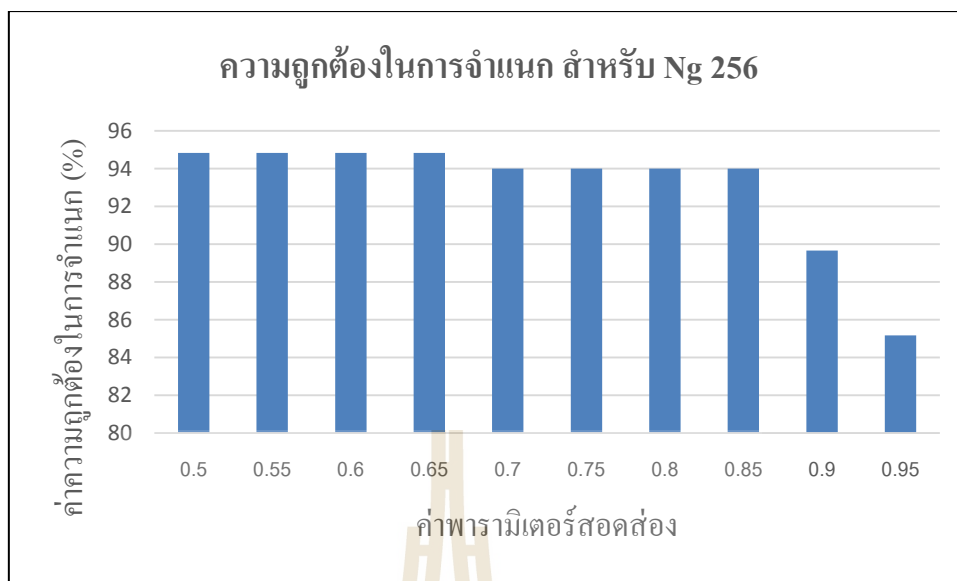
รูปที่ 4.23 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64

รูปที่ 4.23 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบงุ่นของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64 จากภาพใบงุ่นที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 93.17 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.55, 0.6, 0.65, 0.7 และ 0.75 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 82.67 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



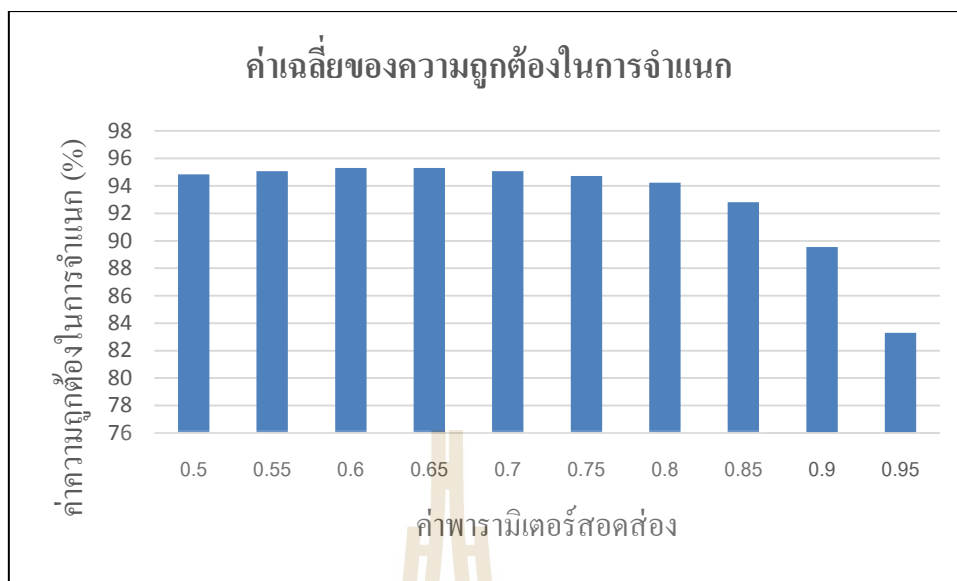
รูปที่ 4.24 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128

รูปที่ 4.24 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบงุ่นของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128 จากภาพใบงุ่นที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 95.67 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.6, 0.65 และ 0.7 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 82 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



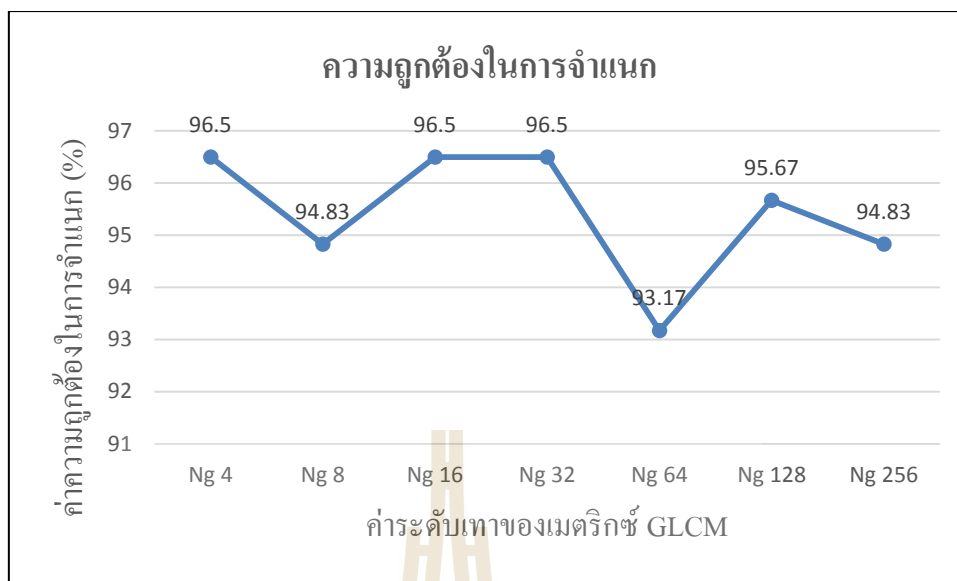
รูปที่ 4.25 กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng256

รูปที่ 4.25 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng256 จากภาพใบอ่อนที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพ พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 94.83 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.5, 0.55, 0.6 และ 0.65 และน้อยที่สุดคือร้อยละ 85.17 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95



รูปที่ 4.26 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรค โดยใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทหขนาดต่างๆกันคือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256

รูปที่ 4.26 แสดงผลเฉลี่ยของการวิเคราะห์เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคไปของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ 0.5 ถึง 0.95 สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทหขนาด Ng256 จากภาพไปของที่ใช้ทดสอบ 100 ภาพพบว่าค่าพารามิเตอร์สอดคล้องที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ 0.6 และ 0.65 กลุ่มรองลงมาคือ 0.5, 0.55, 0.7 และ 0.75 แล้วเริ่มลดลงตั้งแต่ 0.8 จนกระทั่งน้อยที่สุดที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.95 ซึ่งจากกราฟสามารถพิจารณาได้ว่า ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับงานวิจัยนี้คือ 0.6 และ 0.65 ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์สอดคล้องที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุด ทั้งนี้การที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องที่มีค่าสูงนั้น ไม่ได้บ่งบอกว่าค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดด้วย เพราะค่าพารามิเตอร์สอดคล้องนั้นมีความหมายคือ ความเหมือนหรือใกล้เคียงกันของภาพตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนและภาพที่ใช้ทดสอบ กล่าวคือ ยิ่งค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีค่าสูงเท่าไร ภาพที่ใช้ทดสอบต้องมีความเหมือนหรือใกล้เคียงกับภาพตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนมากๆ ระบบถึงจะให้คำตอบว่าถูกต้อง



รูปที่ 4.27 กราฟแสดงค่ามากที่สุดของค่าความถูกต้องจากค่าพารามิเตอร์สอดส่องของเครือข่าย SFAM ที่แตกต่างกัน สำหรับเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกันคือ Ng4, Ng8, Ng16, Ng32, Ng64, Ng128 และ Ng256

รูปที่ 4.27 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบงุ่นที่มากที่สุด จากค่าพารามิเตอร์สอดส่องของเครือข่าย SFAM ทั้งหมด 10 ค่า ตั้งแต่ Vg0.5 ถึง Vg0.95 สำหรับการเปรียบเทียบที่เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกัน จากภาพใบงุ่นที่ใช้ทดสอบ 10 ภาพ พบว่าที่เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4, Ng16 และ Ng32 มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 96.5 ที่เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng128 มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 95.67 ที่เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng8 และ Ng256 มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 94.83 และที่เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng64 มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกมากที่สุดคือ ร้อยละ 93.17 ซึ่งค่าทั้งหมดที่กล่าวมามีค่ามากกว่า ร้อยละ 90

จากการวิเคราะห์ผลการวินิจฉัยข้างต้น สำหรับงานวิจัยนี้สามารถเลือกค่าที่ดีที่สุดของค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนได้ดังนี้

ตารางที่ 4.1 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ดีที่สุดในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อน

ขนาดของเมตริกซ์ GLCM	ชนิดของโรค				เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย (%)	ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง
	โรคสแคป	โรคราสนิม	โรคน้ำค้าง	ไม่เป็นโรค		
Ng 4	96	96.6667	93.3333	100	96.5000	0.65
Ng 8	96	96.6667	86.6667	100	94.8333	0.80
Ng 16	96	96.6667	93.3333	100	96.5000	0.65
Ng 32	96	93.3333	96.6667	100	96.5000	0.65
Ng 64	96	93.3333	83.3333	100	93.1667	0.65
Ng 128	96	93.3333	93.3333	100	95.6667	0.65
Ng 256	96	93.3333	90.0000	100	94.8333	0.65

4.9 การประเมินประสิทธิภาพ

หลังจากทำการหาค่าที่ดีที่สุดของเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนแล้ว ต้องทำการประเมินประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนด้วย โดยการคำนวณพารามิเตอร์ต่างๆดังนี้

ตารางที่ 4.2 ตารางคอนติเจนเจน (Contingency table) ซึ่งสำหรับพิจารณาประสิทธิภาพของระบบ

		ผลการวินิจฉัยโรค	
		เป็น	ไม่เป็น
สถานะจริงของการเป็นโรค	เป็น	True positive (TP)	False negative (FN)
	ไม่เป็น	False positive (FP)	True negative (TN)

เมื่อ True positive (TP) หมายถึง สถานะจริงระบุว่าเป็นโรค และจำแนกได้ว่าเป็นโรค True negative (TN) หมายถึง สถานะจริงระบุว่าเป็นโรค และจำแนกได้ว่าเป็นโรค False positive (FP) หมายถึง สถานะจริงระบุว่าเป็นโรค แต่จำแนกได้ว่าเป็นโรค และ False negative (FN) หมายถึง สถานะจริงระบุว่าเป็นโรค แต่จำแนกได้ว่าเป็นโรค ทั้งนี้ positive และ negative บ่งบอกถึงผลของการจำแนก ส่วน true และ false บ่งบอกถึงสถานะจริงของข้อมูลที่ใช้พิจารณา จากนั้นนำค่าที่ได้ไปคำนวณค่า True positive rate, False positive rate และ Accuracy ของระบบ ได้ดังสมการที่ 4.2 ถึงสมการ 4.4

(1) อัตราผลบวกจริง (True positive rate, TPR) หรือ ค่าความไว (Sensitivity, SS)

$$\text{True positive rate (TPR)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.2)$$

(2) อัตราผลบวกลวง (False positive rate, FPR)

$$\text{False positive rate (FPR)} = \frac{FP}{TP + FP} \quad (4.3)$$

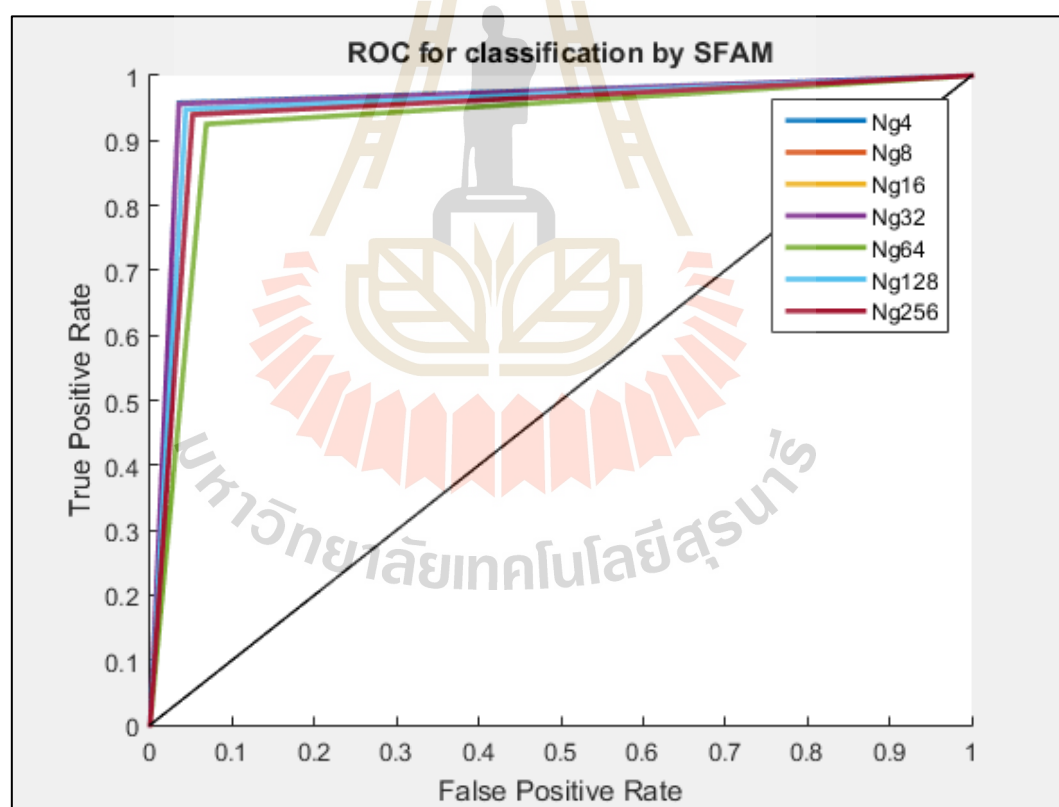
(3) ค่าความแม่นยำของระบบ (Accuracy, ACC)

$$\text{Accuracy (ACC)} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (4.4)$$

โดยที่ True positive rate (TPR) หมายถึงอัตราความถูกต้องที่ระบบจำแนกได้ว่าเป็นโรค ถูกต้องตามจริง False positive rate (FPR) อัตราความผิดพลาดที่ระบบจำแนกได้ว่าเป็นโรคแต่สถานะจริงไม่เป็นโรค และ Accuracy (ACC) หมายถึงค่าความแม่นยำของระบบ นอกจากนี้ ค่าประสิทธิภาพของระบบสามารถแสดงได้ในรูปแบบของกราฟ Receiver operating characteristics (ROC) โดยที่แกนตั้งของกราฟคือ True positive rate (TPR) และแกนนอนของกราฟคือ False positive rate (FPR)

ตารางที่ 4.3 ความแม่นยำในการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น

ขนาดของเมตริกซ์ GLCM	ผลการจัดแยก		
	ACC	TPR	FPR
Ng4	0.980	0.9583	0.0350
Ng8	0.970	0.9403	0.0517
Ng16	0.980	0.9568	0.0350
Ng32	0.980	0.9566	0.0350
Ng64	0.960	0.9253	0.06830
Ng128	0.975	0.9479	0.04330
Ng256	0.970	0.9399	0.05170

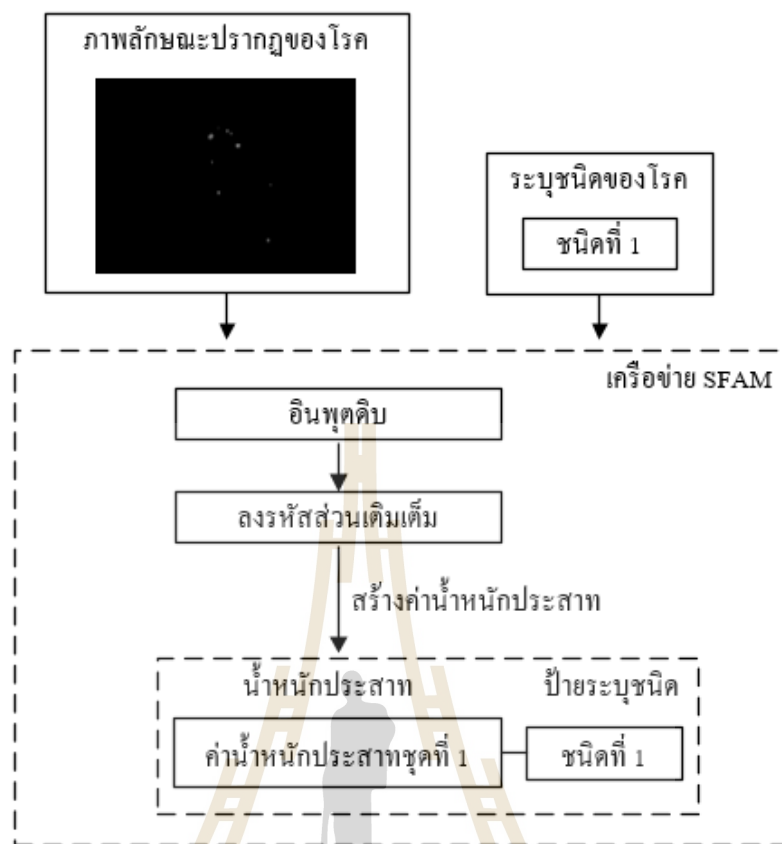


รูปที่ 4.28 กราฟ ROC แสดงผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่นด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆกัน

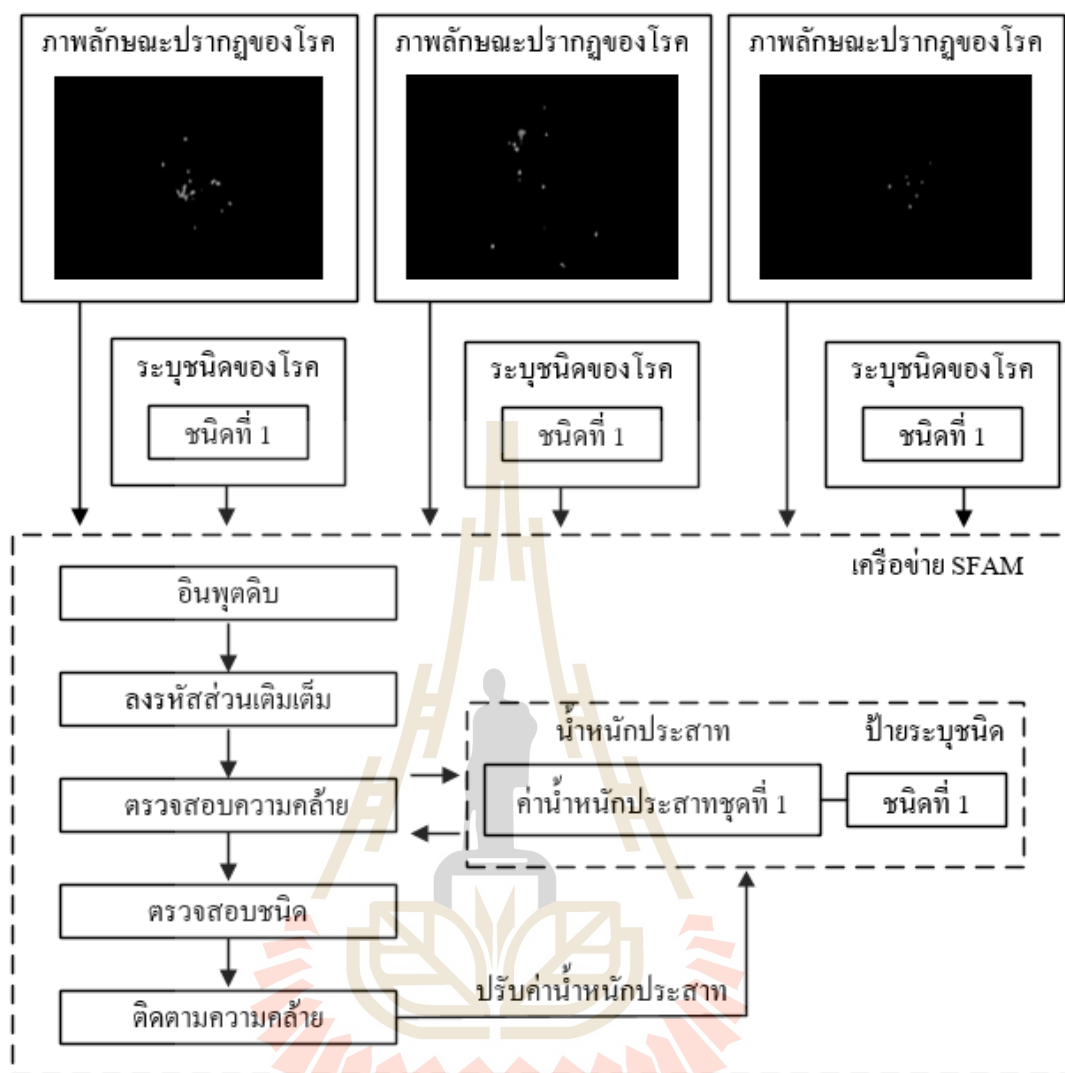
จากตารางที่ 4.3 และรูปที่ 4.28 พบว่า Ng4 Ng16 Ng32 มีค่าความแม่นยำ ACC สูงสุด เท่ากันที่ 0.98 แต่เมื่อพิจารณาที่ ค่า TPR แล้วจะพบว่า Ng4 นั้นมีค่า TPR สูงที่สุดคือ 0.9583 รองลงมาคือ Ng 16 ซึ่งมีค่า TPR เท่ากับ 0.9568 และรองลงมาคือ Ng32 ซึ่งมีค่า TPR เท่ากับ 0.9566 ตามลำดับ จากค่าดังกล่าวนี้สามารถบ่งบอกได้ว่า Ng4 นั้น มีความแม่นยำในการจำแนกสูงสุด และ ในส่วนของค่า Ng อื่นๆ ที่เหลือ สามารถเรียงลำดับค่าความแม่นยำจากมากไปน้อย ได้ดังนี้ Ng128, Ng8, Ng256 และ Ng64 ตามลำดับ

4.10 กระบวนการทำงานของเครือข่ายการส่งผ่านทฤษฎีโรซันแนชแบบปรับตัว ด้วยพีชช้อย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP : SFAM)

เครือข่าย SFAM ได้ถูกนำมาใช้ในขั้นตอนการการจำแนกชนิดของโรคด้วยข้อมูลค่าคุณลักษณะเด่นเชิงสถิติ ในการใช้งานเครือข่าย SFAM สามารถเริ่มต้นจากข้อมูลอินพุตเพียงชุด ข้อมูลเดียวได้ซึ่งถือได้ว่าเป็นข้อดีของเครือข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ โดยค่าน้ำหนักประสาทค่าแรก (รูปที่ ง.1) จะถูกสร้างขึ้นทันทีหลังจากที่มีข้อมูลอินพุตชุดแรก ถูกดั่งส่งเข้ามา เมื่อเครือข่ายได้รับการเรียนรู้อัลกอริทึมก็จะจัดกลุ่มข้อมูลเพื่อระบุประเภทของข้อมูลตามป้ายชื่อที่กำหนดไว้ แสดงดังรูปที่ 4.29 กำหนดให้ ชนิดที่ 1 คือโรคสแคป ชนิดที่ 2 คือโรคราสนิท ชนิดที่ 3 คือโรคราน้ำค้าง และ ชนิดที่ 4 คือไม่เป็นโรค

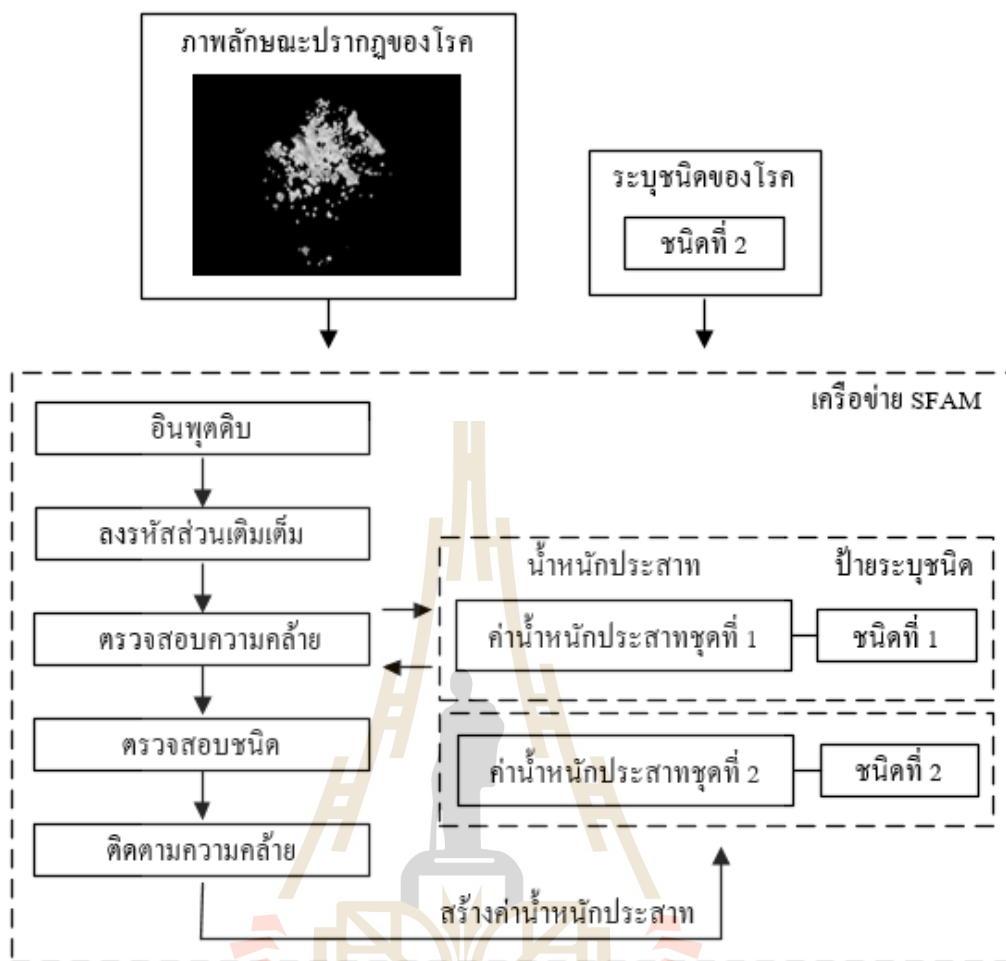


รูปที่ 4.29 การทำงานของเครื่องข่าย SFAM ในขั้นตอนการเรียนรู้และสร้างค่าน้ำหนักประสาท จากข้อมูลอินพุตชุดแรก



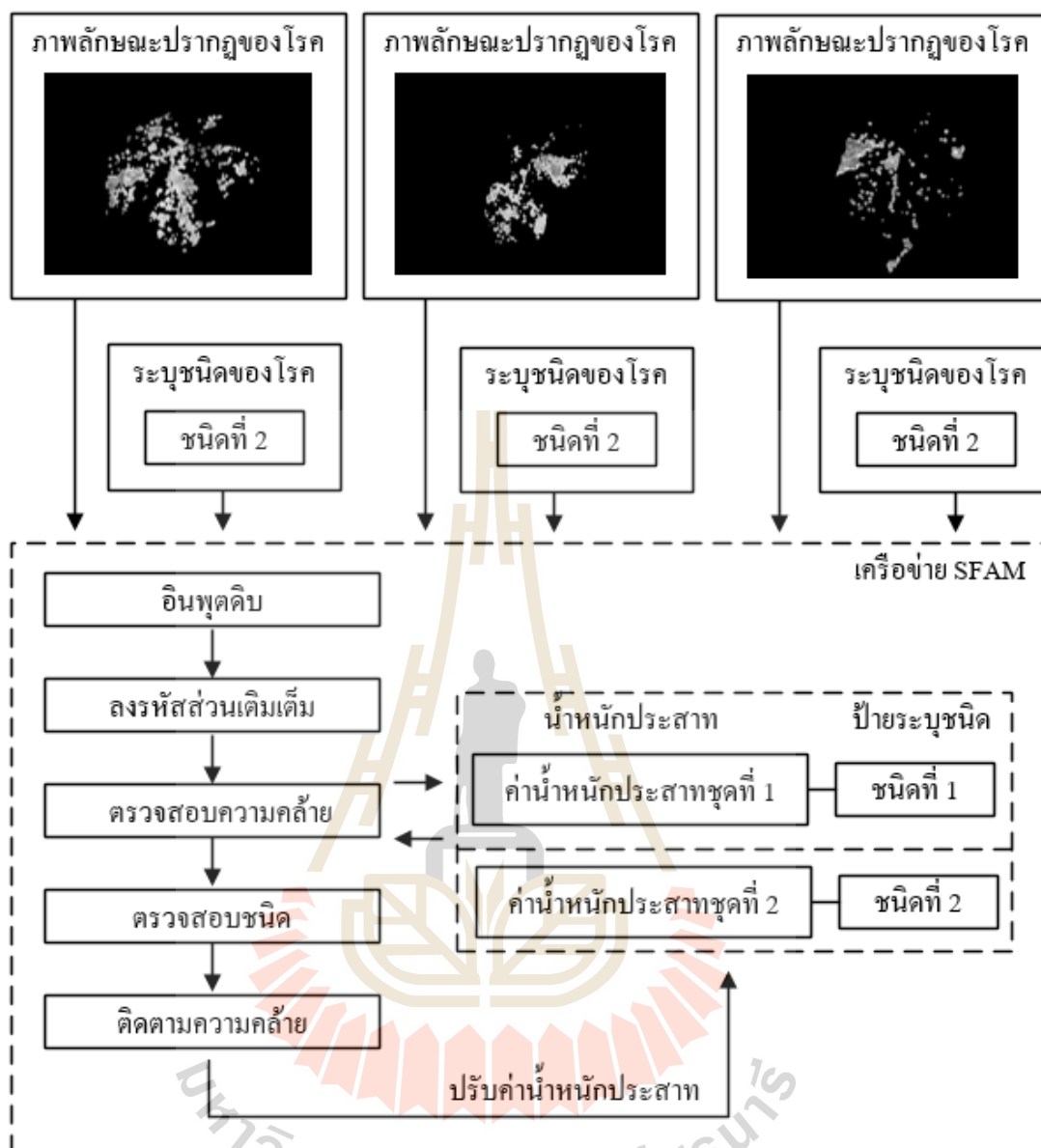
รูปที่ 4.30 การทำงานของเครื่องข่าย SFAM ในขั้นตอนของการปรับค่าน้ำหนักประสาท
จากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 1 เพิ่มเติม

เพื่อให้เครื่องข่ายได้เรียนรู้อินพุตที่ครอบคลุม ทำการฝึกสอนเครื่องข่ายเพิ่มเติมด้วยอินพุตใหม่ ที่ระบุเป็นชนิดที่ 1 ซึ่งเป็นชนิดเดียวกันที่เครื่องข่ายได้จดจำไว้แล้ว เครื่องข่ายจะเรียนรู้และทำการปรับค่าน้ำหนักประสาท (รูปที่ ง.2, ง.3 และ ง.4 ตามลำดับ) เพื่อให้สอดคล้องกับอินพุตใหม่ ดังแสดงในรูปที่ 4.30



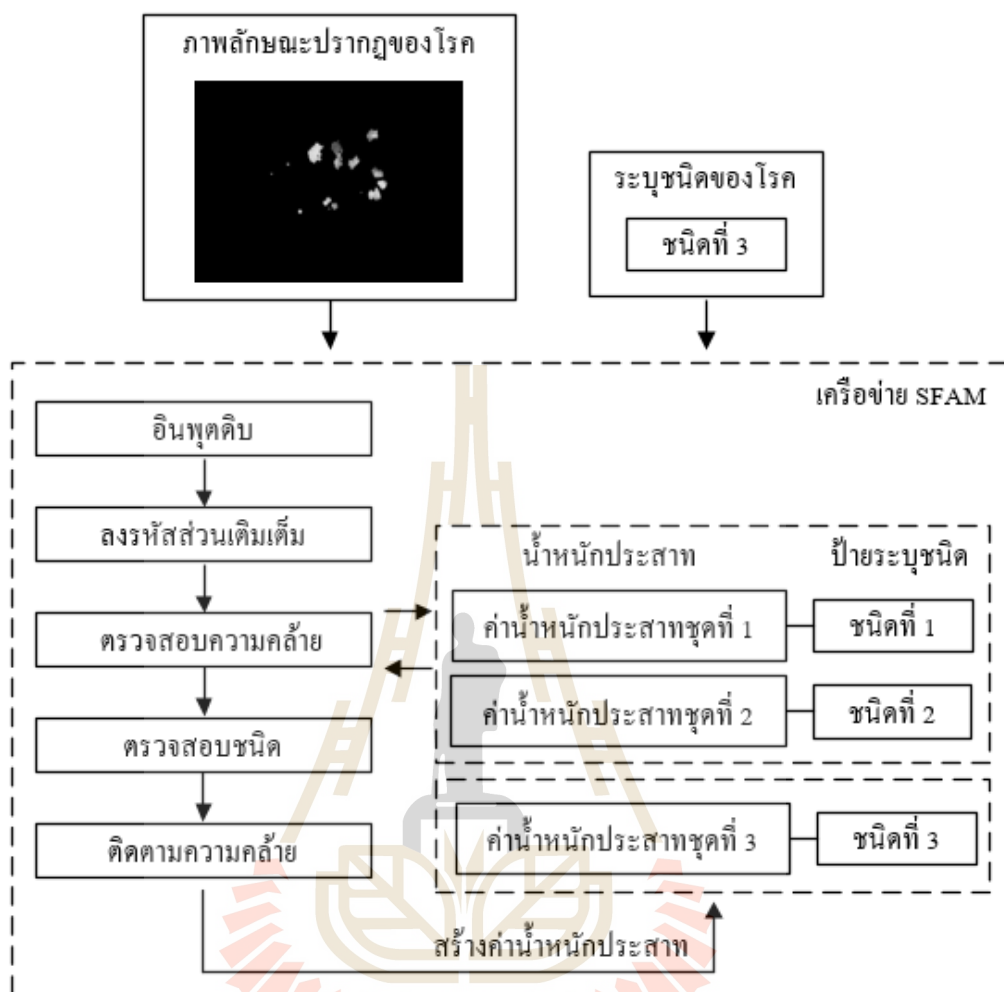
รูปที่ 4.31 การทำงานของเครื่องข่าย SFAM ในขั้นตอนของการสร้างน้ำหนักระสาท
 เพิ่มจากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 2

เมื่อต้องการให้เครื่องข่ายเรียนรู้ข้อมูลของโรคชนิดที่ 2 สามารถทำได้โดยการฝึกสอนอินพุตชนิดที่ 2 ให้กับเครื่องข่าย เมื่อเครื่องข่ายได้รับการเรียนรู้ อัลกอริทึมก็จะสร้างน้ำหนักระสาทเพิ่มขึ้นไปอีก 1 ค่า (รูปที่ ๓.5) โดยจะกำกับไว้ด้วยป้ายชนิดที่ 2 ดังแสดงรูปที่ 4.31



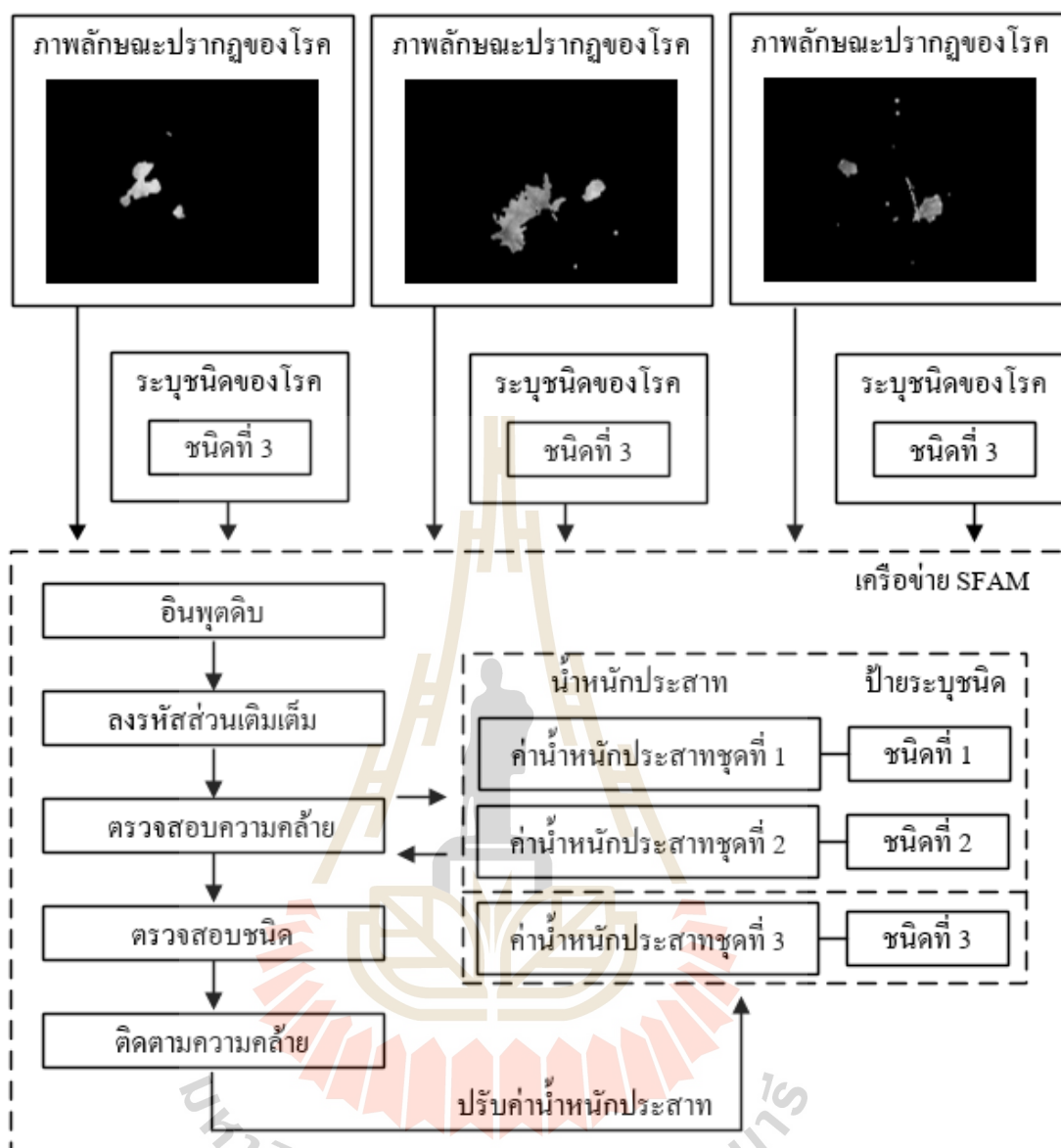
รูปที่ 4.32 การทำงานของเครื่องขำย SFAM ในขั้นตอนของการปรับค่าน้ำหนักประสาทจากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลินพุตชนิด 2 เพิ่มเติม

เพื่อให้เครื่องขำยได้เรียนรู้ินพุตที่ครอบคลุม ทำการฝึกสอนเครื่องขำยเพิ่มเติมด้วยินพุตใหม่ ที่ระบุเป็นชนิดที่ 2 ซึ่งเป็นชนิดเดียวกันที่เครื่องขำยได้จดจำไว้แล้ว เครื่องขำยจะเรียนรู้และทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทเพื่อให้สอดคล้องกับินพุตใหม่ ซึ่งในกรณีนี้เครื่องขำยจะทำการปรับเฉพาะค่าน้ำหนักประสาทที่ระบุปำยชนิดที่ 2 เท่านั้น (รูปที่ ง.6, ง.7 และ ง.8 ตามลำดับ) ดังแสดงในรูปที่ 4.32



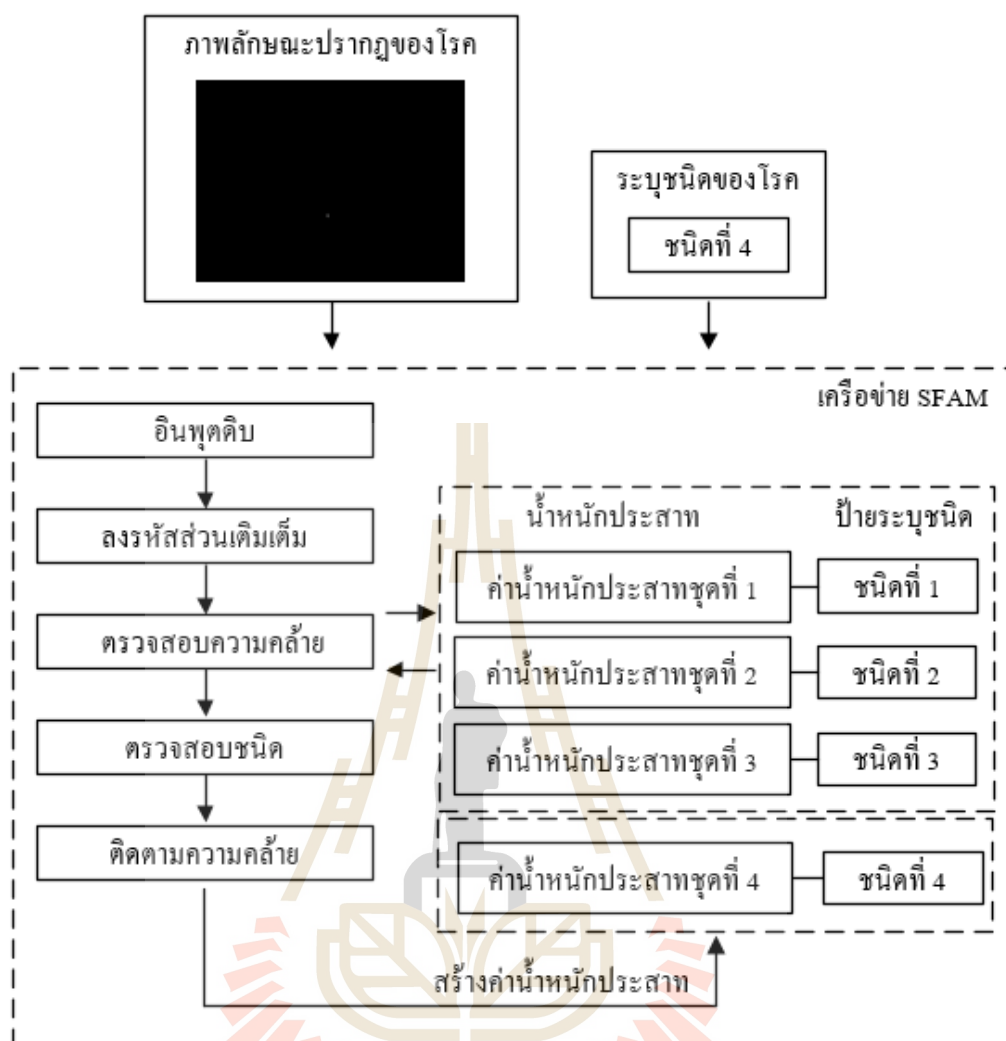
รูปที่ 4.33 การทำงานของเครือข่าย SFAM ในขั้นตอนของการสร้างค่าน้ำหนักระสาท
 เพิ่มจากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 3

เมื่อต้องการให้เครือข่ายเรียนรู้ข้อมูลของโรคชนิดที่ 3 สามารถทำได้โดยการฝึกสอนอินพุตชนิดที่ 3 ให้กับเครือข่าย เมื่อเครือข่ายได้รับการเรียนรู้ อัลกอริทึมก็จะสร้างค่าน้ำหนักระสาทเพิ่มขึ้นมาอีก 1 ค่า (รูปที่ ง.9) โดยจะกำกับไว้ด้วยป้ายชนิดที่ 3 ดังแสดงรูปที่ 4.33



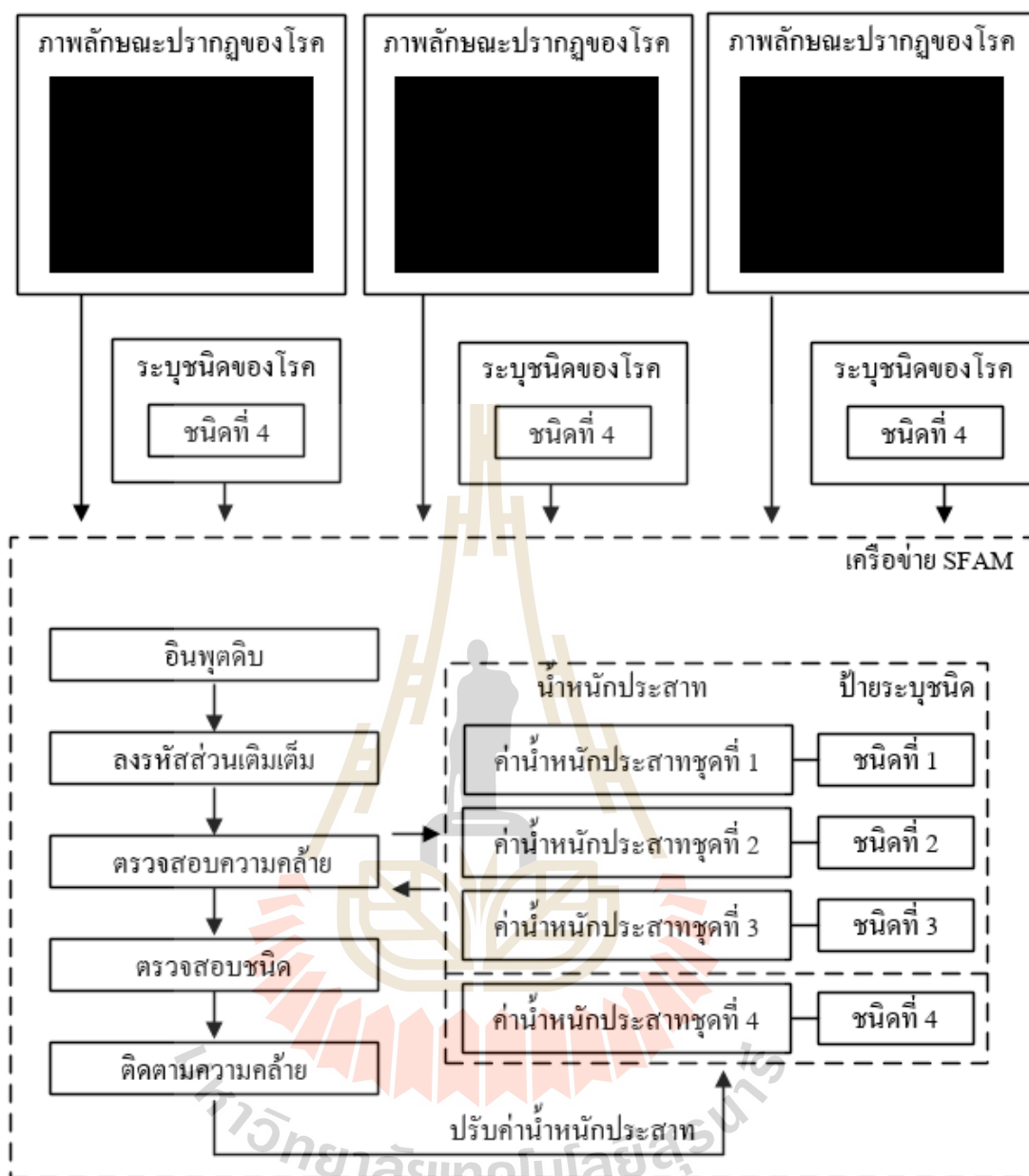
รูปที่ 4.34 การทำงานของเครื่องข่าย SFAM ในขั้นตอนของการปรับค่าน้ำหนักประสาท
จากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 3 เพิ่มเติม

เพื่อให้เครื่องข่ายได้เรียนรู้อินพุตที่ครอบคลุม ทำการฝึกสอนเครื่องข่ายเพิ่มเติมด้วยอินพุตใหม่ ที่ระบุเป็นชนิดที่ 3 ซึ่งเป็นชนิดเดียวกันที่เครื่องข่ายได้จดจำไว้แล้ว เครื่องข่ายจะเรียนรู้และทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทเพื่อให้สอดคล้องกับอินพุตใหม่ ซึ่งในกรณีนี้เครื่องข่ายจะทำการปรับเฉพาะค่าน้ำหนักประสาทที่ระบุป้ายชนิดที่ 3 เท่านั้น (รูปที่ ง.10, ง.11 และ ง.12 ตามลำดับ) ดังแสดงในรูปที่ 4.34



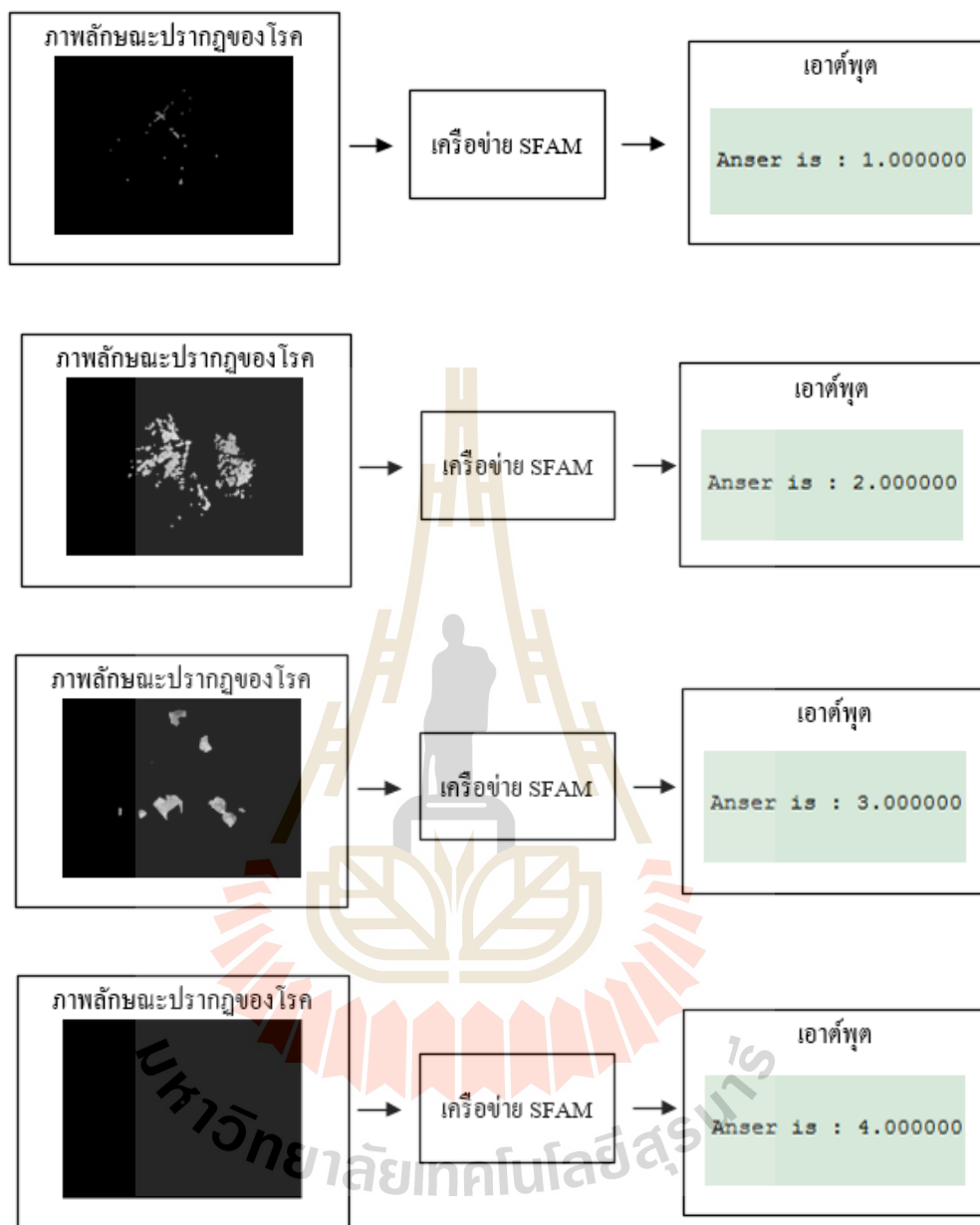
รูปที่ 4.35 การทำงานของเครือข่าย SFAM ในขั้นตอนของการสร้างค่าน้ำหนักระสาท
เพิ่มจากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 4

เมื่อต้องการให้เครือข่ายเรียนรู้ข้อมูลของโรคชนิดที่ 4 สามารถทำได้โดยการฝึกสอนอินพุตชนิดที่ 4 ให้กับเครือข่าย เมื่อเครือข่ายได้รับการเรียนรู้ อัลกอริทึมก็จะสร้างค่าน้ำหนักระสาทเพิ่มขึ้นไปอีก 1 ค่า (รูปที่ ง.13) โดยจะกำกับไว้ด้วยป้ายชนิดที่ 4 ดังแสดงรูปที่ 4.35



รูปที่ 4.36 การทำงานของเครือข่าย SFAM ในขั้นตอนของการปรับค่าน้ำหนักระสาท
จากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตชนิด 4 เพิ่มเติม

เพื่อให้เครือข่ายได้เรียนรู้อินพุตที่ครอบคลุม ทำการฝึกสอนเครือข่ายเพิ่มเติมด้วยอินพุตใหม่ ที่ระบุเป็นชนิดที่ 4 ซึ่งเป็นชนิดเดียวกันที่เครือข่ายได้จดจำไว้แล้ว เครือข่ายจะเรียนรู้และทำการปรับค่าน้ำหนักระสาทเพื่อให้สอดคล้องกับอินพุตใหม่ ซึ่งในกรณีนี้เครือข่ายจะทำการปรับเฉพาะค่าน้ำหนักระสาทที่ระบุป้ายชนิดที่ 4 เท่านั้น (รูปที่ ง.14, ง.15 และ ง.16 ตามลำดับ) ดังแสดงในรูปที่ 4.36



รูปที่ 4.37 กระบวนการทำงานของเครือข่าย SFAM ในการจำแนกชนิดด้วยลักษณะปรากฏของโรค ชนิดที่ 1, ชนิดที่ 2, ชนิดที่ 3, และ ชนิดที่ 4 ตามลำดับ.

เมื่อทำการทดสอบเครือข่าย SFAM ด้วยอินพุตใหม่ ที่ไม่ได้ฝึกสอนให้กับเครือข่าย ผลการทดสอบพบว่าเครือข่ายสามารถจำแนกได้ถูกต้อง แสดงดังรูปที่ 4.37

เครือข่าย SFAM มีความสามารถในการเรียนรู้เพิ่มเติม และสร้างค่าน้ำหนักประสาทเพิ่มเติมจากการเรียนรู้ได้ โดยไม่ต้องใช้การเรียนรู้ใหม่ด้วยอินพุตรวมทั้งหมด แต่สามารถเรียนรู้ได้ โดยการปรับค่าน้ำหนักประสาทเพื่อให้สอดคล้องกับอินพุตใหม่ได้ทันที และสามารถสร้างค่าน้ำหนักประสาทใหม่เพิ่มขึ้นในเครือข่ายได้ทันทีในกรณีที่ต้องการระบุป้ายชนิดใหม่ให้กับข้อมูลอินพุตให้ใหม่ที่ฝึกสอนให้กับเครือข่าย

ความสามารถดังกล่าว ถือว่าเป็นข้อดีสำหรับการนำมาใช้ในการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อน โดยสามารถที่จะทำการฝึกสอนตัวอย่างของโรคเพิ่มเติมได้ง่าย และยังสามารถฝึกสอนโรคชนิดใหม่ๆ ให้กับเครือข่ายได้อีกด้วย เพื่อให้ระบบการจำแนกมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

4.11 สรุป

จากผลการทดสอบระบบการจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนด้วยการวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา ร่วมกับการคำนวณค่าคุณลักษณะเด่นด้วยสมการคุณลักษณะร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซี่อย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP:SFAM) พบว่าค่าพารามิเตอร์สอดคล้องที่เหมาะสมกับงานวิจัยนี้มีค่าเท่ากับ 0.6 และ 0.65 ซึ่งสามารถจำแนกชนิดของโรคใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่าค่าพารามิเตอร์สอดคล้องค่าอื่นๆ เมื่อพิจารณาจากขนาดของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา พบว่าประสิทธิภาพในการจำแนกของเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดต่างๆ มิได้มีค่าแตกต่างกันมากนัก แต่เมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาด Ng4 นั้นมีประสิทธิภาพมากกว่าเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทาขนาดอื่นๆ และจากการเลือกใช้สมการคุณลักษณะที่จำเป็นต่อกระบวนการจำแนกจากกระบวนการคัดเลือกค่าคุณลักษณะเด่นนั้น ช่วยลดเวลาที่ใช้ในการคำนวณและทำให้ระบบมีประสิทธิภาพเช่นกัน ระบบที่นำเสนอในงานวิจัยนี้เป็นระบบที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกโรคจากภาพใบอ่อนที่สถานะแวดล้อมจริงได้ แต่ยังมีข้อจำกัดบางอย่างเรื่องขนาดใบอ่อนที่ไม่ควรเล็กหรือใบเกินไปและใบอ่อนที่เกิดโรคเพียงเล็กน้อย นอกจากนี้แล้วระบบสามารถที่จะนำไปใช้งานในระบบวิเคราะห์หรือวินิจฉัยในงานด้านอื่นๆ ได้ ถ้ามีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่เพียงพอ

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ได้ดำเนินการศึกษาและพัฒนาระบบการวินิจฉัยโรคใบพืชจากภาพสี โดยใช้ใบองุ่นเป็นพืชตัวอย่าง เพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบเกษตรกรรมยุคใหม่ หรือเรียกว่า ระบบฟาร์มอัจฉริยะ (Smart Farm) ซึ่งมีประโยชน์ต่อเกษตรกรในการช่วยเหลืองานด้านเกษตรกรรม ระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบด้วย การสกัดภาพลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบองุ่น การวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของโรคใบองุ่น และการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น การดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวสำเร็จคล่องตามวัตถุประสงค์ โดยสามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยและพัฒนาทางด้านวิศวกรรมได้ดังต่อไปนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงการปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่าการวินิจฉัยโรคใบพืชจากภาพสีนั้น สามารถแบ่งแนวความคิดหลักในการวินิจฉัยโรคพืชได้สองทาง คือ แนวความคิดการวินิจฉัยโรคพืชจากการประมวลผลภาพจากสีหรือค่าสีของโรคที่เกิดขึ้น และแนวความคิดการวินิจฉัยโรคพืชจากการวิเคราะห์ รูปร่างและลักษณะพื้นผิวของโรคพืช ในงานวิจัยนี้ดำเนินการพัฒนาระบบวินิจฉัยโรคใบพืชจากภาพสีภายในสถานที่จริงในไร่ โดยการวินิจฉัยโรคพืช มุ่งเน้นตามแนวความคิดหลักด้านการวิเคราะห์รูปร่างและลักษณะพื้นผิวของโรคพืช

บทที่ 3 แสดงรายละเอียดของระบบการสกัดภาพลักษณะปรากฏของโรคออกจากใบพืช โดยใช้ระบบสีที่ตอบสนองต่อลักษณะปรากฏของโรคที่ใบองุ่นได้ดีที่สุดนั่นคือ ระบาย I จากปริภูมิสี YIQ และระบาย h จากปริภูมิสี Lch ทำการประมวลผลร่วมเพื่อเพิ่มความแตกต่างระหว่างใบองุ่นและลักษณะปรากฏของโรคให้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น แล้วทำการลบส่วนใบออกด้วยวิธีการแยกส่วนภาพจากค่าขีดเริ่มเปลี่ยนให้คงเหลือแต่ภาพลักษณะปรากฏของโรค

บทที่ 4 แสดงรายละเอียดของระบบการจำแนกชนิดของโรค ซึ่งประกอบด้วย การวิเคราะห์พื้นผิวเชิงสถิติของโรคด้วยเมตริกซ์เกิดร่วมระดับเทา (Gray level Co-occurrence matrix : GLCM) และสมการคุณลักษณะ เพื่อทำการวิเคราะห์ภาพลักษณะปรากฏของโรคในรูปแบบของข้อมูลเชิงสถิติ การจำแนกชนิดของโรคใบองุ่นด้วยเครือข่ายประสาทเทียมชนิดการส่งผ่านส่งผ่านทฤษฎีเร

โซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP : SFAM) ซึ่งเป็นการนำข้อมูลเชิงสถิติที่เป็นตัวแทนของโรคนั้นๆ มาทำการจำแนกและระบุชนิดของโรค และได้ทำการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของระบบสำหรับงานวิจัยนี้จากปัจจัยที่เกี่ยวข้อง คือ ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของเครือข่ายประสาทเทียม และค่าระดับเทาของเมตริกซ์ GLCM

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลที่ได้ทำให้เกิดแนวคิดและข้อเสนอแนะในการดำเนินการวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

1. ระบบของงานวิจัยนี้วินิจฉัยโรคจากสภาพแวดล้อมจริงในไร่และใช้การวาดเส้นอิสระด้วยตัวเองครอบคลุมพื้นที่สวนใบที่ต้องการออกจากภาพพื้นหลัง ดังนั้นควรระมัดระวังการวาดเส้นอิสระ โดยจะต้องวาดเส้นอิสระให้อยู่ส่วนขอบภายในของใบที่ต้องการเท่านั้น

2. สำหรับการปรับขนาดของเมตริกซ์ GLCM ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่ให้ผลการวิเคราะห์ที่ดีที่สุดนั้น เพื่อการศึกษาเปรียบเทียบผลที่เกิดจากการปรับขนาดของเมตริกซ์ต่อผลการวิเคราะห์ ทั้งนี้ค่าขนาดของเมตริกซ์ที่ใช้ทดสอบเป็นเพียงบางส่วนเท่านั้น ซึ่งขนาดของเมตริกซ์ GLCM ยังสามารถทำการปรับเป็นขนาดอื่นๆ ได้อีก เพื่อศึกษาให้ได้ค่าที่มีความเหมาะสมทำให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ดียิ่งขึ้น

3. สมการคุณลักษณะที่ใช้ในการคำนวณค่าคุณลักษณะเด่น ได้จากการคัดเลือกค่าคุณลักษณะที่เหมาะสมและจำเป็น สำหรับภาพลักษณะปรากฏใบที่เป็นโรคและไม่เป็นโรคทั้ง 4 กรณีในงานวิจัยนี้ หากต้องการนำไปใช้เฉพาะกรณีใดกรณีหนึ่ง ต้องทำการคัดเลือกสมการคุณลักษณะใหม่ หรือต้องการนำไปใช้กับโรคที่มีลักษณะปรากฏแบบอื่น จะต้องทำการคัดเลือกสมการคุณลักษณะใหม่เช่นกัน

4. เพื่อพัฒนาให้ระบบวินิจฉัยโรคใบพืชสามารถใช้งานได้หลากหลาย สามารถนำวิธีการที่ได้นำเสนอไปต่อยอดพัฒนาได้ โดยการฝึกสอนด้วยข้อมูลภาพของใบพืชที่ระยะใกล้ไกล ต่างๆ กัน

5. ระบบวินิจฉัยนี้สามารถพัฒนาให้เป็นแอปพลิเคชันติดตั้งบนแท็บเล็ตเพื่อให้เกษตรกรใช้งานได้ง่ายและสามารถพัฒนาร่วมกับระบบ GPS เพื่อที่จะระบุตำแหน่งแผนที่ของพื้นที่ที่เกิดโรคภายในไร่ได้ ช่วยให้การดูแล รักษา และควบคุมโรค ทำได้ทันท่วงที ซึ่งสามารถช่วยไม่ให้เกิดการแพร่ระบาดของโรคพืชไปสู่พื้นที่อื่นๆ

รายการอ้างอิง

กรรมนิการ์ เพี้ยนภักตร์, วิรัช ชูบารุง และ อุบล คือประ โคน. (2533). โรคเชื้อราขององุ่นที่พบใหม่. **วารสารกสิกร.** 63(5) : 444-447.

กรรมนิการ์ เพี้ยนภักตร์, วิรัช ชูบารุงและอุบล คือประ โคน. (2536). โรคสแคบขององุ่น. **วารสารวิชาการเกษตร.** 11(2): 66-72.

กรมส่งเสริมการเกษตร. (2542). **การปลูกองุ่น.** พิมพ์ครั้งที่ 4. โรงพิมพ์สำนักข่าวพาณิชย์, กรุงเทพฯ.: 23 น.

เดือนใจ กาหลง, สุชาติ วิจิตรานนท์และแสงมณี ชิงดวง. (2545). โรคไม้ผล. **สมาคมนักโรคพืชแห่งประเทศไทย.** 60-71.

นันทกร บุญเกิด. (2543). **คู่มือการสร้างสวนองุ่น.** พิมพ์ครั้งที่ 2. สถาบันวิจัยและพัฒนา, เทคโนโลยีมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.: 122 น.

รัฐพล นัฏบรรยงค์. (2551). **เทคนิคการปลูกองุ่นในเมืองไทย.** ภาควิชาพืชสวน คณะเกษตร มหาวิทยาลัย เกษตรศาสตร์. 48 น.

สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2556). **ข้อมูลนำเข้า-ส่งออกองุ่น [ออนไลน์].** ได้จาก : [http : //www.oae.go. th](http://www.oae.go.th).

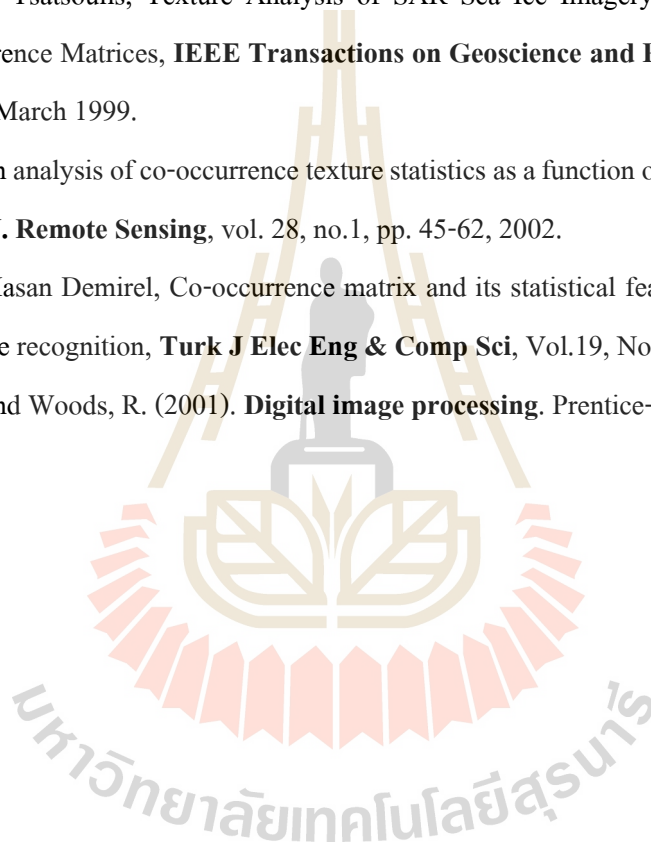
A. Srikaew, (2009). **Computational Intelligence.** Suranaree University of Technology.

A. Meunkaewjinda, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol, and A. Srikaew, Grape leaf disease detection from color imagery using hybrid intelligent system, **International Conference on ElectricalEngineering/Electronics,Computer, Telecommunications and Information Technology**, pages 513-516, vol.1, Krabi, Thailand, May, 2008.

B. Dounghatom, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol. and A. Srikaew. (2008). “Modified Self-Organizing Map for Optical Flow Clustering System”. **Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Signal. Speech and Image Processing, Beijing**, pp. 554-630.

- J. Janta, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol. and A. Srikaew. (2008). "A Pedestrian Detection System using Color Symmetry Phase". **Proceedings of the 2008 Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications, and Information Technology (ECTI) International Conference**, vol.1, pp. 437-440, Krabi, Thailand, May 14-17.
- A. Srikaew, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol. and T. Somoorn. (2012). "Automatic Vision-based Steering Control System using Radial Basis Function Neural Network". **International Conference on Engineering, Applied Sciences, and Technology**, Bangkok Thailand. Nov 21-24.: 195-200.
- 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.
- M.Y.Mashor R.Hassan, Leukaemia Screening Based on Fuzzy ARTMAP and Simplified Fuzzy ARTMAP Neural Networks, **2012 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Engineering and Sciences**, Langkawi, 17-19 December 2012.
- Dae Gwan Kim, Thomas F. Burks, Jianwei Qin, Duke M. Bulanon (2009). Classification of grapefruit peels diseases using color texture feature analysis. **Int. Journal of agriculture and biological engineering**, vol. 2, University of Florida, Gainesville, FL 32611-0570, USA.
- R. Pydipati, T.F. Burks, W.S. Lee (2006), Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis. **Science Direct**, University of Florida, 225 Frazier-Rogers Hall, Gainesville, United States.
- Meenakshi M. Pawar, Sanmam Bhusari, Akshay Gundewar, Identificatioin of Infected Pomegranates using Color Texture Feature Analysis, **International Journal of Computer Applications** (0975 – 8887), Volume 43– No.22, April 2012.
- M. El-Helly, H. Onsi, A. Rafea, and S. El-Gammal, Detecting Leaf Spots in Cucumber Crop Using Fuzzy Clustering Algorithm, presented at **the Eleventh International Conference for Artificial Intelligence Applications (ICAIA)**, Cairo, 2003.

- 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
- Smita Naikwadi, Niket Amoda, Advances in Image Processing for Detection of Plant Diseases, **International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEEM)**, Volume 2, Issue 11, November 2013.
- R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, Textural Features of Image Classification, **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, vol. SMC-3, no. 6, Nov. 1973.
- L. Soh and C. Tsatsoulis, Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices, **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, vol. 37, no. 2, March 1999.
- D A. Clausi, An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization, **Can. J. Remote Sensing**, vol. 28, no.1, pp. 45-62, 2002.
- Alaa Eleyan, Hasan Demirel, Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition, **Turk J Elec Eng & Comp Sci**, Vol.19, No.1, 2011.
- Gonzalez, R. and Woods, R. (2001). **Digital image processing**. Prentice-Hall : Addison Wesley

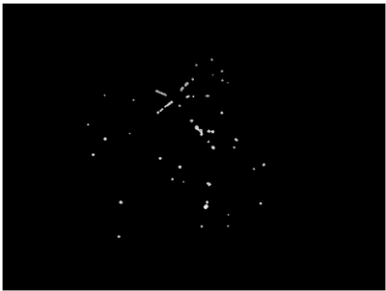




ภาคผนวก ก

การแปลงภาพลักษณะปรากฏของโรคใบงุ่นให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์เกิด
ร่วมระดับเทา (Gray level Co-occurrence matrix : GLCM) ที่ขนาดต่างๆ กัน
และองศาซดเซยที่ต่างๆ กัน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



ลักษณะปรากฏของโรคสแคป

Ng4, 0°	305545	0	77	645				
	0	0	0	0				
	64	0	159	41				
	658	0	28	1745				
Ng4, 45°	304840	0	93	1334				
	0	0	0	0				
	83	0	144	37				
	1344	0	27	419				
Ng4, 90°	305362	0	76	829				
	0	0	0	0				
	80	0	152	32				
	825	0	36	1410				
Ng4, 135°	304838	0	80	1349				
	0	0	0	0				
	87	0	142	35				
	1342	0	42	406				
Ng8, 0°	305545	0	0	0	19	58	72	573
	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0
	23	0	0	0	28	13	0	0
	41	0	0	0	17	101	38	3
	95	0	0	0	0	28	213	51
	563	0	0	0	0	0	64	1417
	Ng8, 45°	304840	0	0	0	21	72	116
0		0	0	0	0	0	0	0
0		0	0	0	0	0	0	0
0		0	0	0	0	0	0	0
29		0	0	0	24	10	1	0
54		0	0	0	19	91	34	2
120		0	0	0	0	25	188	54
1224		0	0	0	0	2	48	129
Ng8, 90°		305362	0	0	0	18	58	108
	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0
	21	0	0	0	31	11	1	0
	59	0	0	0	15	95	31	0
	85	0	0	0	0	33	198	71
	740	0	0	0	0	3	49	1092
	Ng8, 135°	304838	0	0	0	22	58	141
0		0	0	0	0	0	0	0
0		0	0	0	0	0	0	0
0		0	0	0	0	0	0	0
27		0	0	0	24	12	1	0
60		0	0	0	16	90	30	4
102		0	0	0	2	30	175	78
1240		0	0	0	0	10	40	113

รูปที่ ก.1 ตัวอย่างการแปลงลักษณะปรากฏของโรคสแคปในรูปแบบเมตริกซ์ GLCM
ขนาด Ng4 และขนาด Ng8



ลักษณะปรากฏของโรคราสนิม

Ng4, 0°

284261	60	1279	1780
80	308	72	0
1041	91	5194	1237
1518	1	1018	10540

Ng4, 45°

283135	75	1367	2803
102	284	74	0
1295	101	4921	1246
2368	0	1201	8868

Ng4, 90°

284260	69	1019	2032
74	309	77	0
1187	82	5293	1001
1859	0	1174	9885

Ng4, 135°

283049	100	1234	2517
86	267	102	5
1565	93	4801	1104
2680	0	1426	8811

Ng8, 0°

284261	0	1	59	296	983	1132	648
0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	27	19	1	0	0	0
70	0	28	234	70	1	0	0
250	0	1	81	824	350	13	0
791	0	0	9	321	3699	1210	14
1315	0	0	1	7	1003	7339	584
203	0	0	0	0	8	555	2062

Ng8, 45°

283135	0	4	71	334	1033	1445	1358
0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	23	21	1	0	0	0
90	0	30	210	67	6	0	0
302	0	0	93	735	363	25	1
993	0	0	8	365	3458	1192	28
1501	0	0	0	17	1159	6971	601
867	0	0	0	0	25	616	680

Ng8, 90°

284260	0	7	62	264	755	1206	826
0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	24	29	1	0	0	0
71	0	26	230	70	6	0	0
277	0	0	79	831	321	11	0
910	0	0	3	349	3792	984	6
1072	0	0	0	4	1165	7469	539
787	0	0	0	0	5	579	1298

Ng8, 135°

283049	0	16	84	300	934	1634	883
0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	24	32	0	0	0	0
85	0	17	194	89	13	5	0
339	0	0	86	714	354	26	0
1226	0	0	7	394	3339	1064	14
1378	0	0	0	22	1385	6882	582
1302	0	0	0	0	19	638	709

รูปที่ ก.2 ตัวอย่างการแปลงลักษณะปรากฏของโรคราสนิมในรูปแบบเมตริกซ์ GLCM

ขนาด Ng4 และขนาด Ng8



ลักษณะปรากฏของโรคน้ำค้าง

Ng4, 0°

296354	0	271	707
0	0	2	0
211	2	1696	302
767	0	242	8408

Ng4, 45°

295574	0	283	1475
1	0	1	0
279	2	1577	353
1478	0	350	6948

Ng4, 90°

296256	0	181	895
0	0	2	0
239	2	1683	287
837	0	345	8075

Ng4, 135°

295620	0	235	1477
0	0	2	0
352	2	1547	310
1360	0	427	6989

Ng8, 0°

296354	0	0	0	64	207	213	494
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	2	0	0	0
58	0	0	2	318	129	7	0
153	0	0	0	124	1125	293	2
221	0	0	0	6	230	2272	389
546	0	0	0	0	6	333	5414

Ng8, 45°

295574	0	0	0	85	198	299	1176
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	0
77	0	0	2	282	142	11	0
202	0	0	0	139	1014	329	13
291	0	0	0	7	322	2060	438
1187	0	0	0	0	21	419	4031

Ng8, 90°


296256	0	0	0	52	129	215	680
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	2	0	0	0
53	0	0	2	320	130	9	0
186	0	0	0	135	1098	269	9
184	0	0	0	5	324	2265	340
653	0	0	0	0	16	360	5110

Ng8, 135°

295620	0	0	0	70	165	252	1225
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	2	0	0	0
87	0	0	2	276	128	21	0
265	0	0	0	145	998	274	15
227	0	0	0	20	381	2123	367
1133	0	0	0	1	25	448	4051

รูปที่ ก.3 ตัวอย่างการแปลงลักษณะปรากฏของโรคน้ำค้างในรูปแบบเมตริกซ์ GLCM

ขนาด Ng4 และขนาด Ng8

	Ng4, 0°	306720	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
	Ng4, 45°	306081	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
	Ng4, 90°	306560	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
Ng4, 135°	306081	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
ลักษณะปรากฏของไม่มีโรค	Ng8, 0°	306720	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
	Ng8, 45°	306081	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
	Ng8, 90°	306560	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0
Ng8, 135°	306081	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	

รูปที่ ก.4 ตัวอย่างการแปลงลักษณะปรากฏของไม่มีโรคในรูปแบบเมตริกซ์ GLCM

ขนาด Ng4 และขนาด Ng8



ภาคผนวก ข

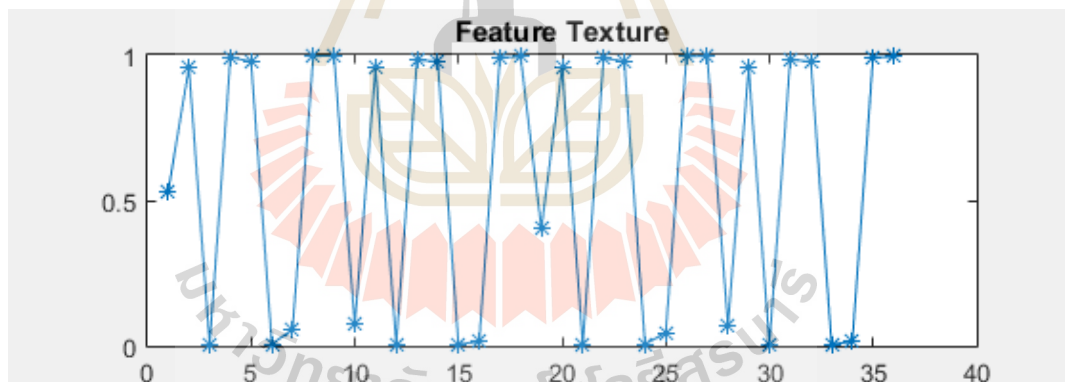
ตัวอย่างค่าคุณลักษณะเชิงสถิติสำหรับเป็นข้อมูลอินพุต
ให้กับระบบจำแนกชนิดของโรค

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตัวอย่างค่าคุณลักษณะเชิงสถิติสำหรับเป็นข้อมูลอินพุตให้กับระบบจำแนกชนิดของโรค



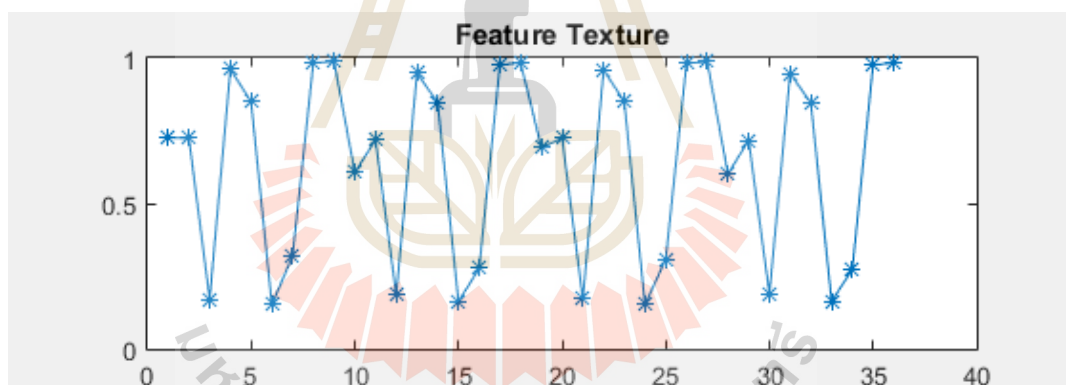
สมการคุณลักษณะ	0 องศา	45 องศา	90 องศา	135 องศา
Correlation	0.83299	0.68194	0.80855	0.69083
Energy	0.84794	0.84568	0.84847	0.84621
Entropy	0.04801	0.05404	0.04866	0.05367
Homogeneity	0.98718	0.97768	0.98572	0.97811
Maximum probability	0.92005	0.91902	0.92039	0.91931
Sum entropy	0.04555	0.04968	0.04591	0.04941
Information measure of correlation II	0.24178	0.19928	0.23428	0.20055
Inverse Difference normalized	0.99417	0.98968	0.99347	0.98991



รูปที่ ข.1 ตัวอย่างชุดข้อมูลของโรคสแคป



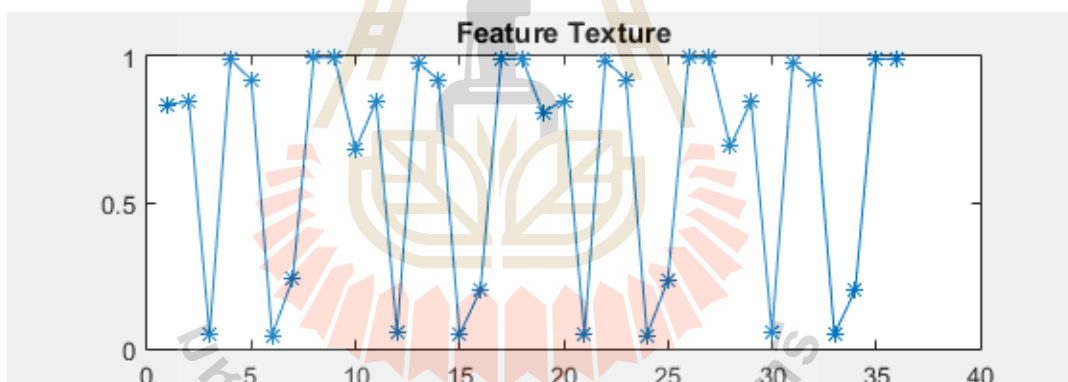
สมการคุณลักษณะ	0 องศา	45 องศา	90 องศา	135 องศา
Correlation	0.72658	0.60636	0.69129	0.60112
Energy	0.7237	0.7178	0.725	0.71691
Entropy	0.1709	0.18684	0.17145	0.18901
Homogeneity	0.96082	0.94754	0.95825	0.94632
Maximum probability	0.84914	0.84594	0.85001	0.84542
Sum entropy	0.15203	0.16228	0.15181	0.16365
Information measure of correlation II	0.31971	0.27656	0.30819	0.27292
Inverse Difference normalized	0.98258	0.97634	0.98129	0.97582



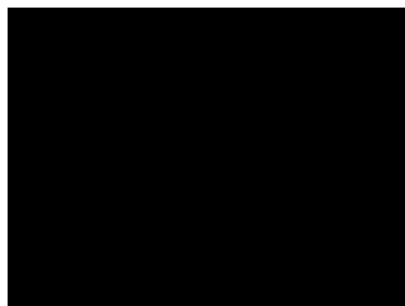
รูปที่ ข.2 ตัวอย่างชุดข้อมูลของโรคราสนิม



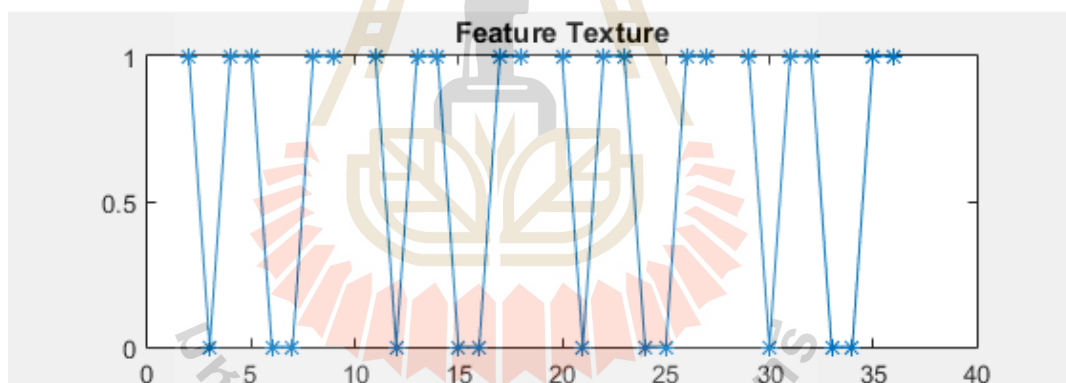
สมการคุณลักษณะ	0 องศา	45 องศา	90 องศา	135 องศา
Correlation	0.83299	0.68194	0.80855	0.69083
Energy	0.84794	0.84568	0.84847	0.84621
Entropy	0.04801	0.05404	0.04866	0.05367
Homogeneity	0.98718	0.97768	0.98572	0.97811
Maximum probability	0.92005	0.91902	0.92039	0.91931
Sum entropy	0.04555	0.04968	0.04591	0.04941
Information measure of correlation II	0.24178	0.19928	0.23428	0.20055
Inverse Difference normalized	0.99417	0.98968	0.99347	0.98991



รูปที่ ข.3 ตัวอย่างชุดข้อมูลของโรคราน้ำค้าง



สมการคุณลักษณะ	0 องศา	45 องศา	90 องศา	135 องศา
Correlation	0	0	0	0
Energy	1	1	1	1
Entropy	0	0	0	0
Homogeneity	1	1	1	1
Maximum probability	1	1	1	1
Sum entropy	0	0	0	0
Information measure of correlation II	0	0	0	0
Inverse Difference normalized	1	1	1	1



รูปที่ ข.4 ตัวอย่างชุดข้อมูลของไม่เป็นโรค



ภาคผนวก ค

ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น

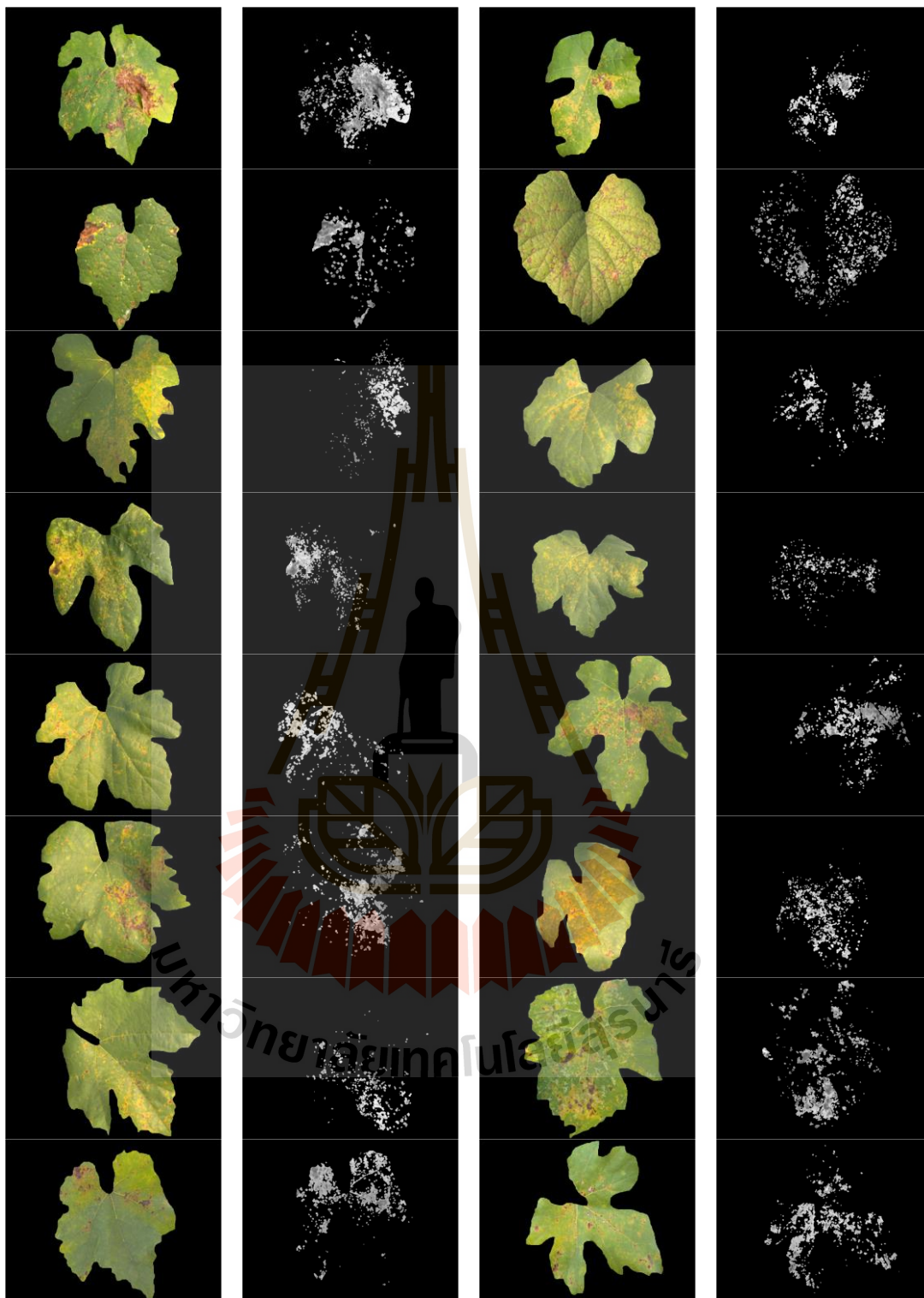
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



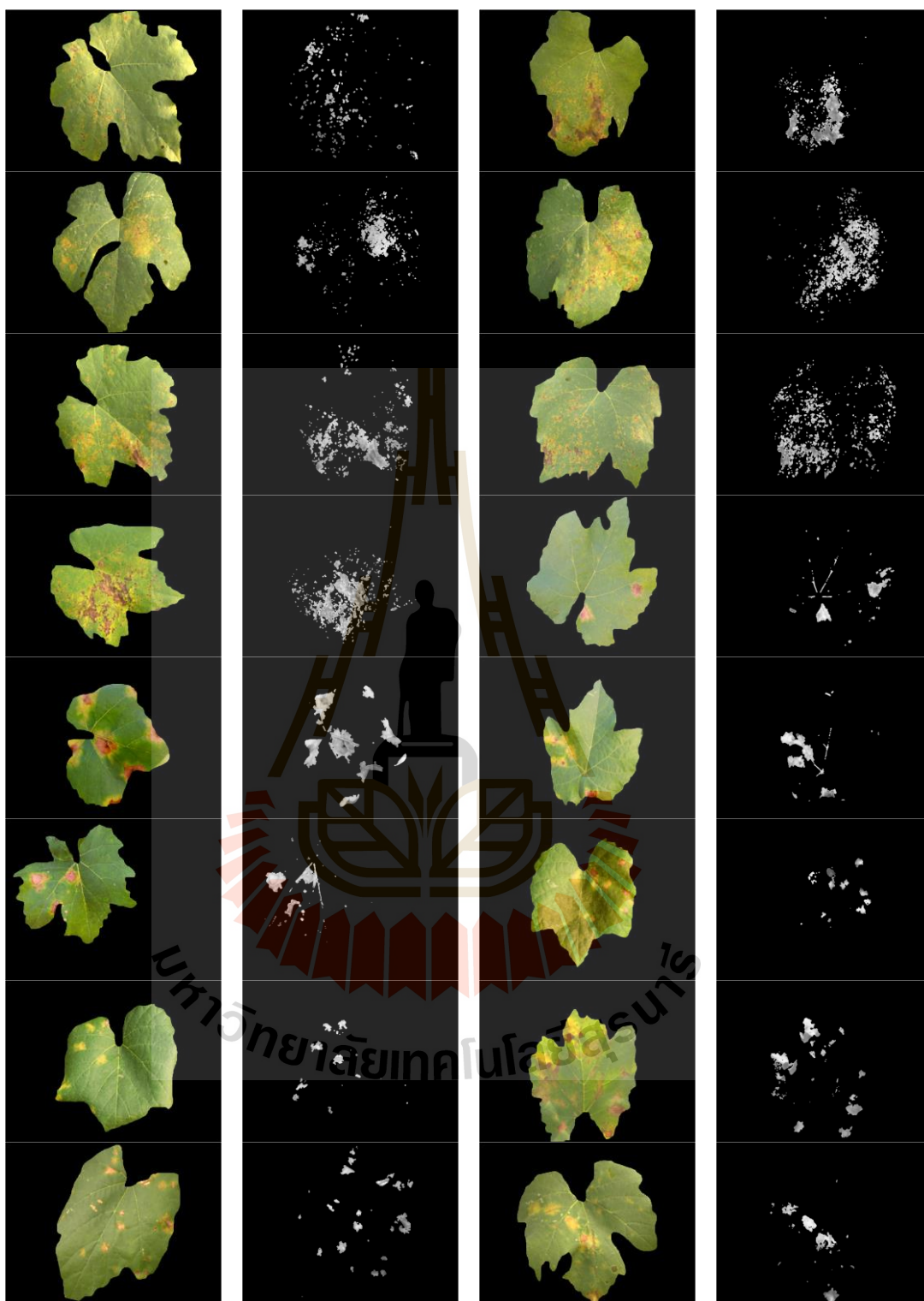
รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น



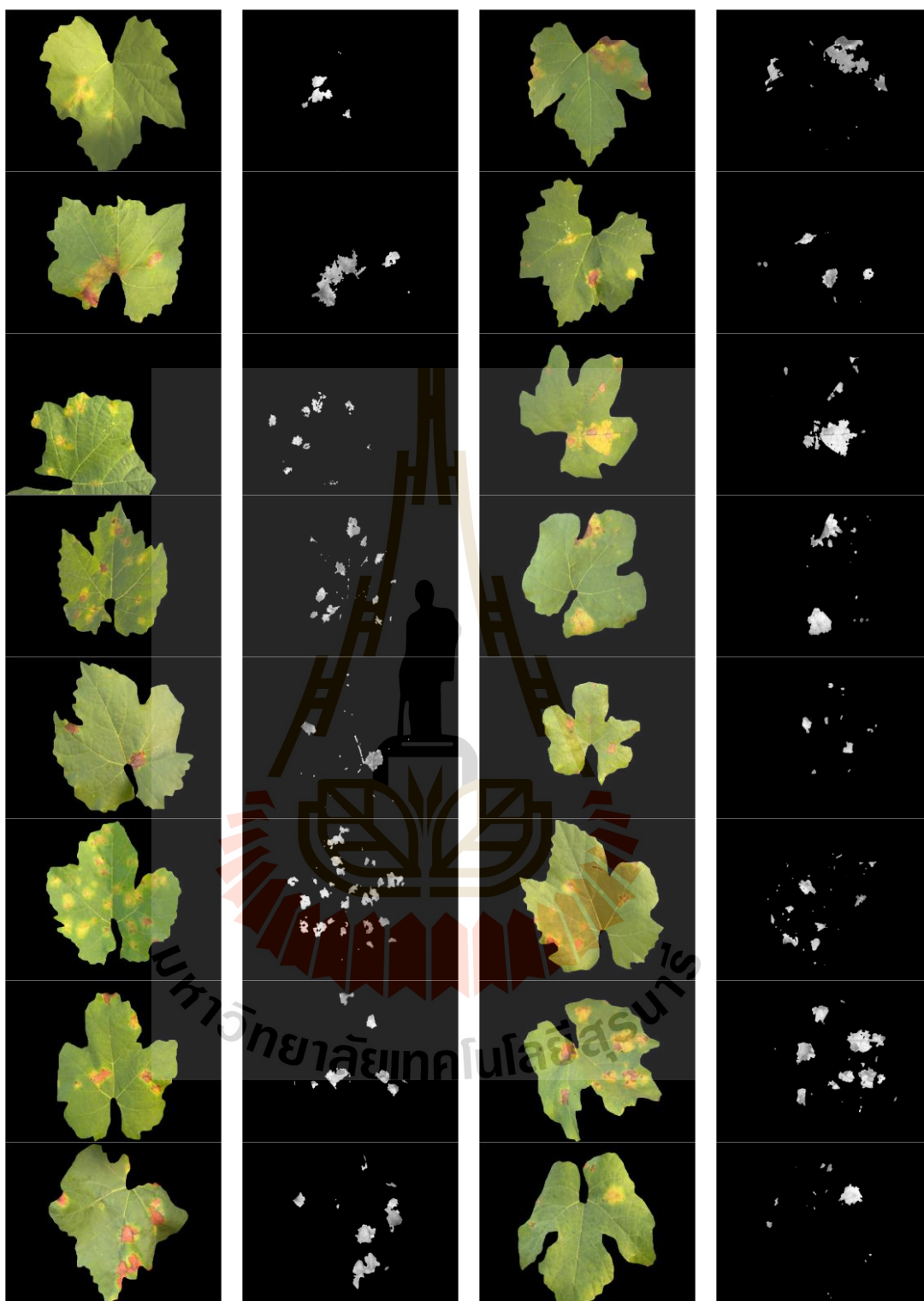
รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคลำบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคลำบองุ่น (ต่อ)



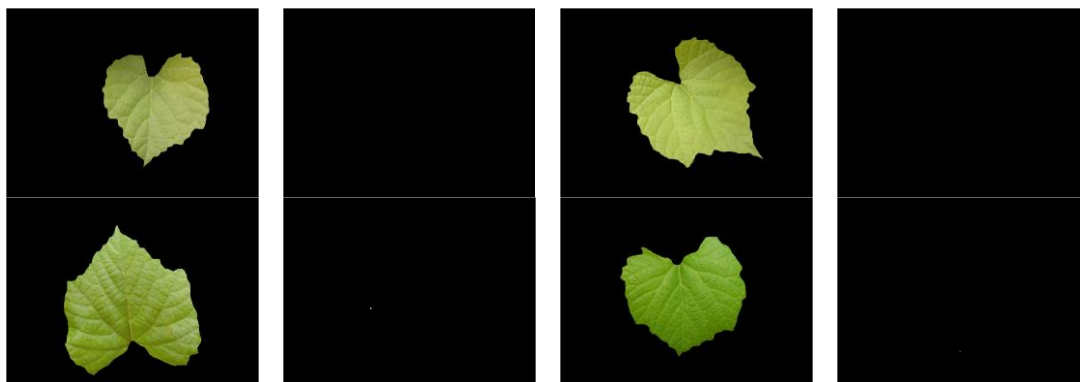
รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคลำบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคลำบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคลำบองุ่น (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ผลการทดสอบการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น (ต่อ)

ตาราง ค.1 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng4

	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	1	29	0	0	96.6667
Downy mildew	0	2	28	0	93.3333
Normal	0	0	0	15	100
Average					96.5

ตาราง ค.2 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng8

	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	1	29	0	0	96.6667
Downy mildew	3	1	26	0	86.6667
Normal	0	0	0	15	100
Average					94.8333

ตาราง ก.3 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng16

	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	1	29	0	0	96.6667
Downy mildew	1	1	28	0	93.3333
Normal	0	0	0	15	100
Average					96.5

ตาราง ก.4 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng32

	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	2	28	0	0	93.3333
Downy mildew	1	0	29	0	96.6667
Normal	0	0	0	15	100
Average					96.5

ตาราง ก.5 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng64

	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	2	28	0	0	93.3333
Downy mildew	1	4	25	0	83.3333
Normal	0	0	0	15	100
Average					93.1667

ตาราง ก.6 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng128

	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	2	28	0	0	93.3333
Downy mildew	1	1	28	0	93.3333
Normal	0	0	0	15	100
Average					95.6667

ตาราง ก.7 ผลการจำแนกชนิดของโรคใบองุ่น สำหรับเมตริกซ์ GLCM ขนาด Ng256


	Scab	Rust	Downy mildew	Normal	Accuracy(%)
Scab	24	0	0	1	96
Rust	2	28	0	0	93.3333
Downy mildew	1	2	27	0	90
Normal	0	0	0	15	100
Average					94.8333



ภาคผนวก ง


ค่านำหนักประสาทจากกระบวนการทำงานของเครือข่ายการส่งผ่านทฤษฎี
เรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย
(Simplifies Fuzzy ARTMAP : SFAM)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



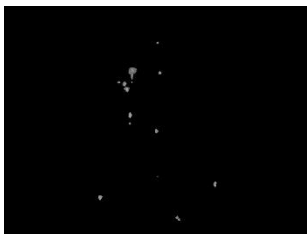
weights					
0.582615	0.994638	0.000176	0.999012	0.997315	0.000152
0.013085	0.999584	0.999778	0.508427	0.994419	0.000191
0.998842	0.997205	0.000164	0.012035	0.999511	0.999732
0.591734	0.994636	0.000176	0.999039	0.997314	0.000153
0.013125	0.999595	0.999785	0.507484	0.99438	0.000192
0.998883	0.997186	0.000165	0.01197	0.999526	0.999733
0.417385	0.005362	0.999824	0.000988	0.002685	0.999848
0.986915	0.000416	0.000222	0.491573	0.005581	0.999809
0.001158	0.002795	0.999836	0.987965	0.000489	0.000268
0.408266	0.005364	0.999824	0.000961	0.002686	0.999847
0.986875	0.000405	0.000215	0.492516	0.00562	0.999808
0.001117	0.002814	0.999835	0.98803	0.000474	0.000267

รูปที่ ง.1 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 1 จากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 1 ตัวอย่างที่ 1



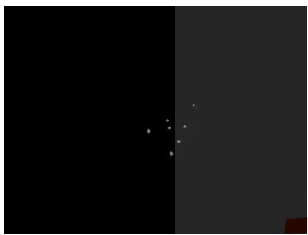
weights					
0.582615	0.986123	0.000176	0.997563	0.993035	0.000152
0.013085	0.99893	0.999323	0.508427	0.985668	0.000191
0.997337	0.992806	0.000164	0.012035	0.998821	0.999216
0.591734	0.986336	0.000176	0.997711	0.993142	0.000153
0.013125	0.998999	0.999381	0.507484	0.985629	0.000192
0.997226	0.992786	0.000165	0.01197	0.998774	0.999192
0.329273	0.005362	0.999115	0.000988	0.002685	0.999185
0.97021	0.000416	0.000222	0.377462	0.005581	0.999058
0.001158	0.002795	0.999133	0.971882	0.000489	0.000268
0.302348	0.005364	0.999144	0.000961	0.002686	0.99921
0.969201	0.000405	0.000215	0.387265	0.00562	0.999048
0.001117	0.002814	0.999128	0.972186	0.000474	0.000267

รูปที่ ง.2 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 1 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 1 ตัวอย่างที่ 2




weights					
0.582615	0.986123	0.000176	0.997563	0.993035	0.000152
0.013085	0.99893	0.999323	0.508427	0.985668	0.000191
0.997337	0.992806	0.000164	0.012035	0.998821	0.999216
0.591734	0.986336	0.000176	0.997711	0.993142	0.000153
0.013125	0.998999	0.999381	0.507484	0.985629	0.000192
0.997226	0.992786	0.000165	0.01197	0.998774	0.999192
0.320554	0.005362	0.999115	0.000988	0.002685	0.999185
0.97021	0.000416	0.000222	0.370862	0.005581	0.999058
0.001158	0.002795	0.999133	0.971882	0.000489	0.000268
0.28415	0.005364	0.999144	0.000961	0.002686	0.99921
0.969201	0.000405	0.000215	0.382691	0.00562	0.999048
0.001117	0.002814	0.999128	0.972186	0.000474	0.000267

รูปที่ ง.3 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 1 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 1 ตัวอย่างที่ 3



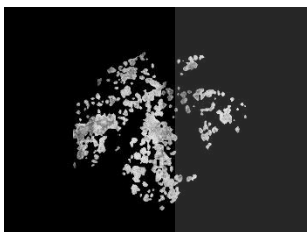
weights					
0.582615	0.986123	6.53E-05	0.997563	0.993035	5.92E-05
0.007435	0.99893	0.999323	0.506493	0.985668	7.24E-05
0.997337	0.992806	6.56E-05	0.006635	0.998821	0.999216
0.591242	0.986336	6.64E-05	0.997711	0.993142	6.04E-05
0.007322	0.998999	0.999381	0.493501	0.985629	7.25E-05
0.997226	0.992786	6.53E-05	0.006625	0.998774	0.999192
0.320554	0.003165	0.999115	0.000726	0.001584	0.999185
0.97021	0.000316	0.000191	0.370862	0.003341	0.999058
0.000792	0.001672	0.999133	0.971882	0.00035	0.000232
0.28415	0.003193	0.999144	0.000724	0.001598	0.99921
0.969201	0.000314	0.00019	0.382691	0.003341	0.999048
0.000853	0.001672	0.999128	0.972186	0.000375	0.00024

รูปที่ ง.4 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 1 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 1 ตัวอย่างที่ 4



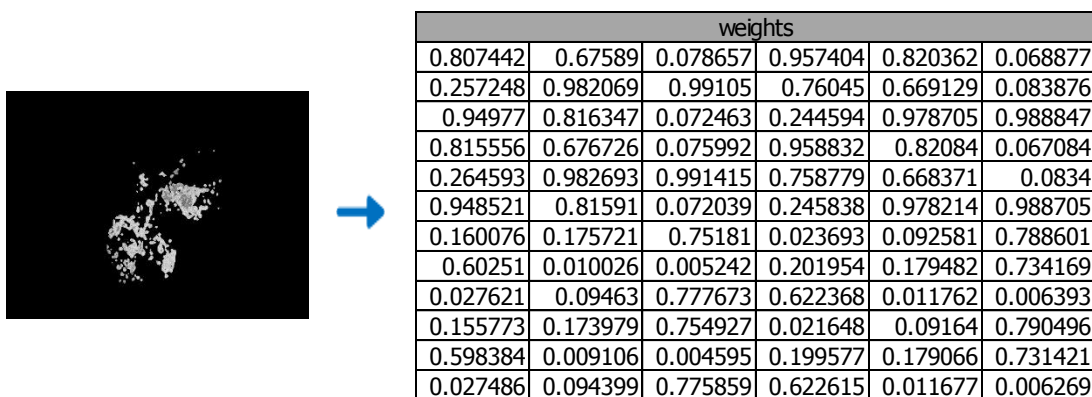
weights					
0.839924	0.692361	0.206295	0.964565	0.830088	0.182725
0.395144	0.984901	0.992028	0.798046	0.686424	0.222254
0.956682	0.826663	0.19328	0.37531	0.981444	0.989883
0.844227	0.692624	0.205664	0.96474	0.830247	0.182218
0.39632	0.985015	0.9922	0.800423	0.686628	0.220689
0.95781	0.826752	0.192866	0.377385	0.9819	0.990046
0.160076	0.307639	0.793705	0.035435	0.169912	0.817275
0.604856	0.015099	0.007972	0.201954	0.313576	0.777746
0.043318	0.173337	0.80672	0.62469	0.018556	0.010117
0.155773	0.307376	0.794336	0.03526	0.169753	0.817782
0.60368	0.014985	0.0078	0.199577	0.313372	0.779311
0.04219	0.173248	0.807134	0.622615	0.0181	0.009954

รูปที่ ง.5 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 2 จากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 2 ตัวอย่างที่ 1

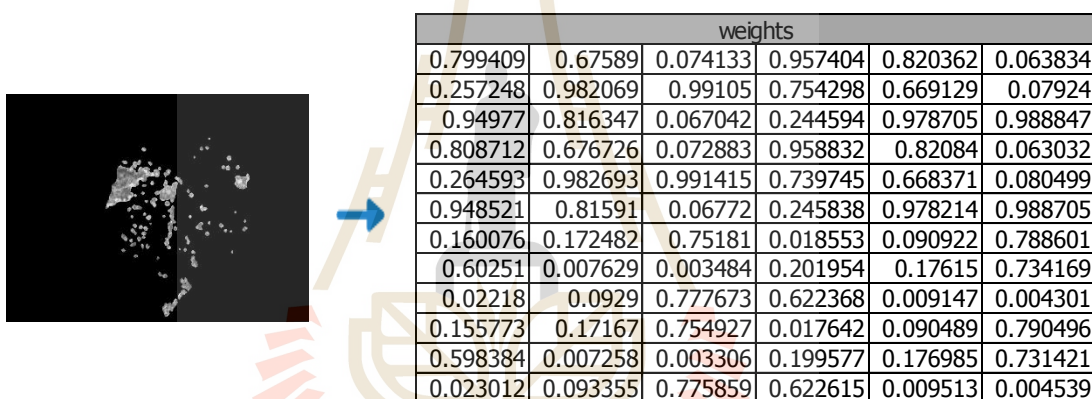


weights					
0.807442	0.67589	0.206295	0.957404	0.820362	0.182725
0.395144	0.982069	0.99105	0.76045	0.669129	0.222254
0.94977	0.816347	0.19328	0.37531	0.978705	0.988847
0.815556	0.676726	0.205664	0.958832	0.82084	0.182218
0.39632	0.982693	0.991415	0.758779	0.668371	0.220689
0.948521	0.81591	0.192866	0.374315	0.978214	0.988705
0.160076	0.307639	0.75181	0.035435	0.169912	0.788601
0.60251	0.015099	0.007972	0.201954	0.313576	0.734169
0.043318	0.173337	0.777673	0.622368	0.018556	0.010117
0.155773	0.307376	0.754927	0.03526	0.169753	0.790496
0.598384	0.014985	0.0078	0.199577	0.313372	0.731421
0.04219	0.173248	0.775859	0.622615	0.0181	0.009954


รูปที่ ง.6 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 2 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 2 ตัวอย่างที่ 2



รูปที่ ง.7 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 2 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 2 ตัวอย่างที่ 3




รูปที่ ง.8 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 2 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 2 ตัวอย่างที่ 4



→

weights					
0.901168	0.838176	0.057564	0.990477	0.914695	0.052605
0.292097	0.996073	0.998244	0.879394	0.836525	0.060105
0.988733	0.913821	0.05423	0.285615	0.995342	0.997855
0.90424	0.838276	0.057162	0.990868	0.914738	0.052368
0.293526	0.99623	0.998307	0.869818	0.83592	0.060738
0.988498	0.913484	0.054631	0.283775	0.99522	0.997717
0.098832	0.161824	0.942436	0.009523	0.085305	0.947395
0.707903	0.003927	0.001756	0.120606	0.163475	0.939895
0.011267	0.086179	0.94577	0.714385	0.004658	0.002145
0.09576	0.161724	0.942838	0.009132	0.085262	0.947632
0.706474	0.00377	0.001693	0.130182	0.16408	0.939262
0.011502	0.086516	0.945369	0.716225	0.00478	0.002283

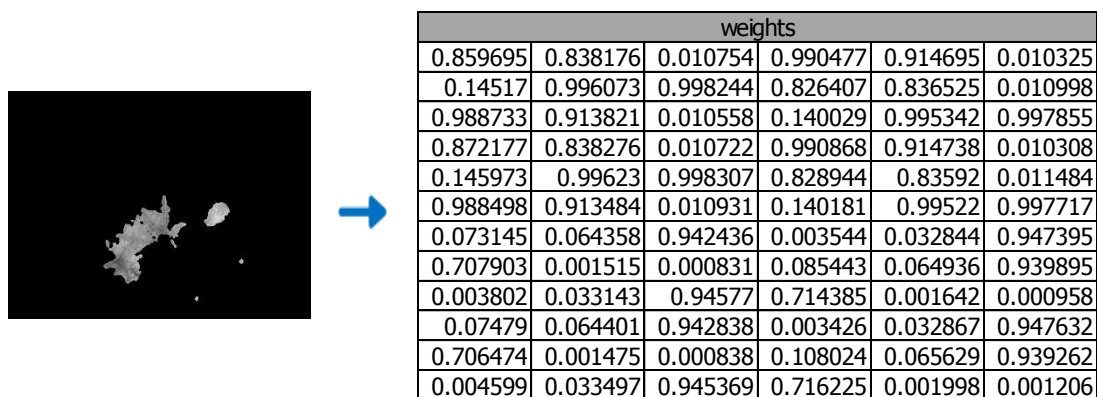
รูปที่ ง.9 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 3 จากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 3 ตัวอย่างที่ 1



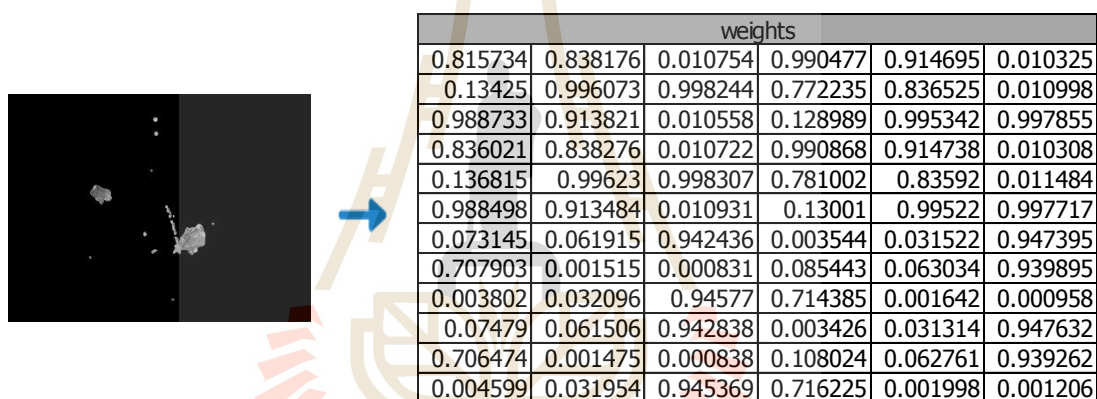
→

weights					
0.859695	0.838176	0.015926	0.990477	0.914695	0.014181
0.14517	0.996073	0.998244	0.826407	0.836525	0.016784
0.988733	0.913821	0.01477	0.140029	0.995342	0.997855
0.872177	0.838276	0.015528	0.990868	0.914738	0.013945
0.148033	0.99623	0.998307	0.828944	0.83592	0.016752
0.988498	0.913484	0.014727	0.140244	0.99522	0.997717
0.098832	0.069692	0.942436	0.00664	0.035535	0.947395
0.707903	0.002748	0.001254	0.120606	0.07105	0.939895
0.007613	0.036238	0.94577	0.714385	0.003176	0.001534
0.09576	0.069204	0.942838	0.006087	0.035285	0.947632
0.706474	0.002519	0.001137	0.130182	0.070952	0.939262
0.007646	0.036186	0.945369	0.716225	0.003182	0.001522

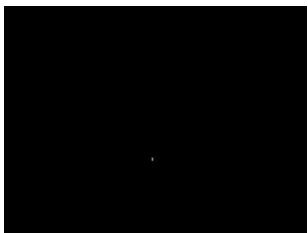
รูปที่ ง.10 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 3 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 3 ตัวอย่างที่ 2



รูปที่ ง.11 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 3 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 3 ตัวอย่างที่ 3



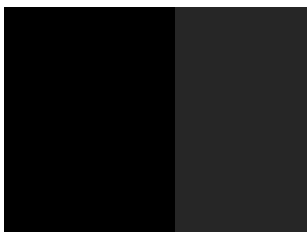
รูปที่ ง.12 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 3 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 3 ตัวอย่างที่ 4



→

weights					
0.404924	0.999583	1.57E-06	0.999888	0.999791	1.52E-06
0.001027	0.999951	0.99997	0.345018	0.999569	1.65E-06
0.999873	0.999784	1.60E-06	0.00097	0.999945	0.999966
0.692483	0.999635	1.25E-06	0.999945	0.999817	1.19E-06
0.001297	0.999976	0.999986	0.413874	0.999582	1.62E-06
0.999894	0.999791	1.53E-06	0.000997	0.999954	0.99997
0.595076	0.000417	0.999998	0.000112	0.000209	0.999998
0.998973	4.87E-05	3.03E-05	0.654982	0.000431	0.999998
0.000127	0.000216	0.999998	0.99903	5.51E-05	3.44E-05
0.307517	0.000365	0.999999	5.48E-05	0.000183	0.999999
0.998703	2.36E-05	1.42E-05	0.586126	0.000418	0.999998
0.000106	0.000209	0.999998	0.999003	4.62E-05	2.96E-05

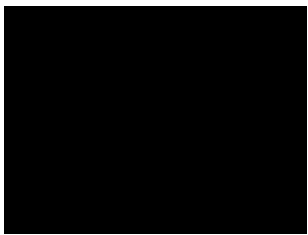
รูปที่ ง.13 ค่าน้ำหนักประสาทดัดที่ 4 จากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 4 ตัวอย่างที่ 1



→

weights					
0	0.999583	4.93E-32	0.999888	0.999791	4.93E-32
0	0.999951	0.99997	0	0.999569	4.93E-32
0.999873	0.999784	4.93E-32	0	0.999945	0.999966
0	0.999635	4.93E-32	0.999945	0.999817	4.93E-32
0	0.999976	0.999986	0	0.999582	4.93E-32
0.999894	0.999791	4.93E-32	0	0.999954	0.99997
0.595076	0	0.999998	0	0	0.999998
0.998973	0	0	0.654982	0	0.999998
0	0	0.999998	0.99903	0	0
0.307517	0	0.999999	0	0	0.999999
0.998703	0	0	0.586126	0	0.999998
0	0	0.999998	0.999003	0	0


รูปที่ ง.14 ค่าน้ำหนักประสาทดัดที่ 4 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุตชนิดที่ 4 ตัวอย่างที่ 2



→

weights					
0	0.999583	4.93E-32	0.999888	0.999791	4.93E-32
0	0.999951	0.99997	0	0.999569	4.93E-32
0.999873	0.999784	4.93E-32	0	0.999945	0.999966
0	0.999635	4.93E-32	0.999945	0.999817	4.93E-32
0	0.999976	0.999986	0	0.999582	4.93E-32
0.999894	0.999791	4.93E-32	0	0.999954	0.99997
0.595076	0	0.999998	0	0	0.999998
0.998973	0	0	0.654982	0	0.999998
0	0	0.999998	0.999003	0	0
0.307517	0	0.999999	0	0	0.999999
0.998703	0	0	0.586126	0	0.999998
0	0	0.999998	0.999003	0	0

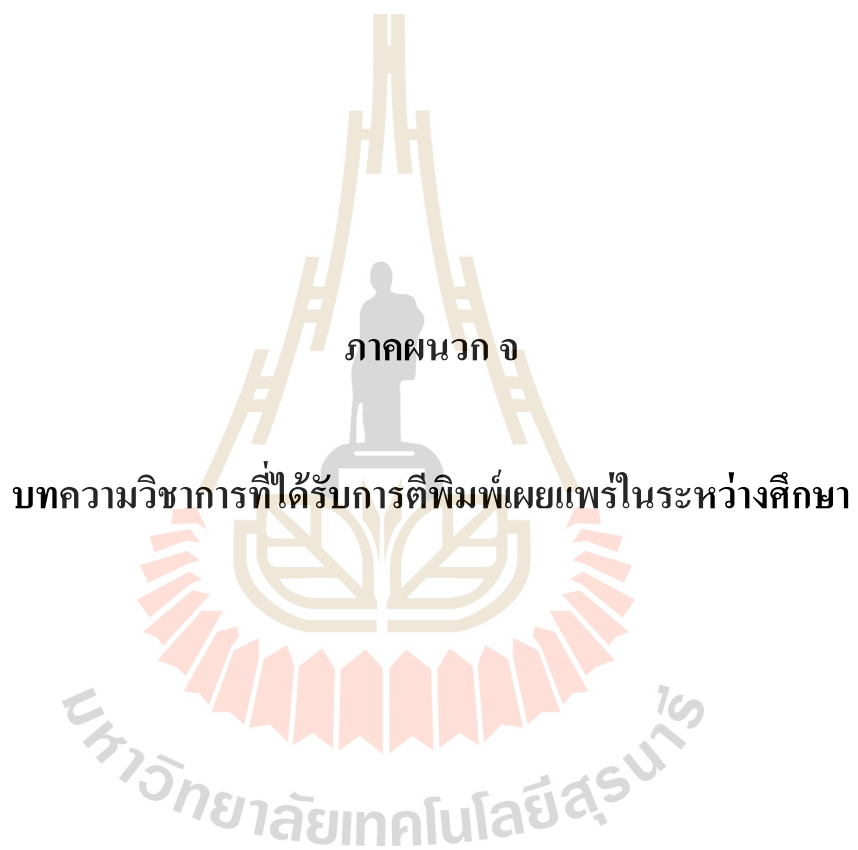
รูปที่ ง.15 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 4 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 4 ตัวอย่างที่ 3



→

weights					
0	0.999583	4.93E-32	0.999888	0.999791	4.93E-32
0	0.999951	0.99997	0	0.999569	4.93E-32
0.999873	0.999784	4.93E-32	0	0.999945	0.999966
0	0.999635	4.93E-32	0.999945	0.999817	4.93E-32
0	0.999976	0.999986	0	0.999582	4.93E-32
0.999894	0.999791	4.93E-32	0	0.999954	0.99997
0.595076	0	0.999998	0	0	0.999998
0.998973	0	0	0.654982	0	0.999998
0	0	0.999998	0.999003	0	0
0.307517	0	0.999999	0	0	0.999999
0.998703	0	0	0.586126	0	0.999998
0	0	0.999998	0.999003	0	0

รูปที่ ง.16 ค่าน้ำหนักประสาทชุดที่ 4 ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนักจากการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต
ชนิดที่ 4 ตัวอย่างที่ 4



ภาคผนวก จ

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ขณะศึกษา

Chaowalit Khitthuk, Arthit Srikaew, Kitti Attakitmongcol and Prayoth Kumsawat., **Plant leaf disease diagnosis from color imagery using co-occurrence matrix and artificial intelligence system.** The 6th International Electrical Engineering Congress (iEECON2018), power & energy, communications, electronics & control, digital signal processing, and computer & IT, Krabi, Thailand, March 7-9, 2018.



Plant leaf disease diagnosis from color imagery using co-occurrence matrix and artificial intelligence system

Ch. Khitthuk
School of Electrical Engineering
Suranaree University of
Technology
Nakhon Ratchasima, Thailand
chaowalit.k@gmail.com

A. Srikaew
School of Electrical Engineering
Suranaree University of
Technology
Nakhon Ratchasima, Thailand
ra@sut.ac.th

K. Attakitmongkol
School of Electrical Engineering
Suranaree University of
Technology
Nakhon Ratchasima, Thailand
kitti@sut.ac.th

P. Kumsawat
School of Telecommunication
Engineering
Suranaree University of
Technology
Nakhon Ratchasima, Thailand
prayoth@sut.ac.th

Abstract—This paper presents plant leaf disease diagnosis system from color imagery using unsupervised neural network. Images are processed using both color and texture features. The system is mainly composed of two processes: disease feature extraction and disease classification. The process of disease feature extraction analyzes feature appearance using statistic-based gray-level co-occurrence matrix and texture feature equations. The disease classification process deploys the unsupervised simplified fuzzy ARTMAP neural network to categorize types of disease. Four types of grape leaf disease images are used to test the system's classification performance which are rust, seab, downy mildew and no disease. Desirable results have been achieved with more than 90% of accuracy. The proposed system can be applied to diagnosis other type of plant disease sufficiently.

Keywords—Plant leaf disease detection and classification, gray-level co-occurrence matrix, simplified fuzzy ARTMAP.

I. INTRODUCTION

Nowadays, vegetables and fruits are one of the most important agricultural products of many countries. This obviously is because the world constantly needs more and more food. In order to produce more value-added products, a product quality control is essentially required. One of the most important influences of such quality is plant diseases. Consequently, minimizing plant diseases provides considerably improving quality of the products. This requires ability to diagnosis plant disease with high accuracy to timely react to detect disease and minimize the damage. Nowadays, precision agriculture and smart farmer technologies have been widely deployed in most agricultural products in both aspects of increasing products and quality control. Image processing and computer vision are ones of the most efficient techniques for various categories of applications. In [1], the artificial neural network and image processing was applied to detect and classify *Phalaenopsis* seedling diseases using both color and texture features. The co-occurrence matrices from gray-scale images were used to extract disease features and fed into back-propagation neural network for learning and classifying diseases. The image processing technique had been utilized in [2] to automatically detect and diagnosis plant disease. In this work, threshold technique was

used to remove unwanted pixels and statistic-base analysis of color co-occurrence method was deployed together within HIS color space for disease feature extraction. K-means clustering method was then exploited to categorize disease types and artificial neural network was employed to recognize the diseases. In [3], the automatic grape leaf disease diagnosis system was proposed in which the system can perform in outdoor environment using lightness compensation during different time of the day. The system was able to segment grape leaf from complex background using self-organizing feature map together with genetic algorithm in order to categorize color groups. The back-propagation was then used to extract grape leaf pixels from background. The resulting pixels were analyzed to locate disease pixels using modified self-organizing map and genetic algorithm for automatic disease color grouping. Disease features were extracted using Gabor filter and used for disease classification using support vector machines. The resulting system was the plant leaf disease diagnosis system that can automatically perform in actual outdoor environment with complex background. Color co-occurrence method and RGB-to-HSI conversion had been used in citrus leaf disease diagnosis system in [4]. The proposed system can examine texture features of citrus leaf and perform disease classification using discriminant classifier. In [5], The same technique of using color co-occurrence method and discriminant analysis had been applied for classification of grapefruit peels diseases. Another approach of using the fuzzy clustering algorithm (FCM) had been deployed in cucumber leaf disease diagnosis system to detect spots on cucumber leaf mainly used for classification in [6]. The work presented in this paper mainly utilizes the simplified-fuzzy ARTMAP neural network [10] as a classifier. This ART-type network can automatically learn new pattern without retraining the whole network and can perform incremental learning for each new sample presented to the system. This unsupervised feature is practically suitable in many classifying applications comparing to traditional back-propagation network or support vector machines.

II. OVERALL SYSTEM STRUCTURE

The system is mainly composed of two parts: statistic-based disease feature analysis and plant leaf disease classification. The plant leaf extraction is performed manually in which the proposed system is focused on disease feature extraction and classification. The overall diagnosis system diagram is shown in Fig. 1.

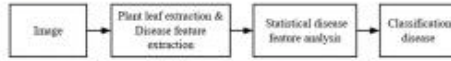


Fig. 1. Overall plant leaf disease diagnosis system.

A. Plant leaf extraction and disease feature extraction

Figure 2 displays process diagram of plant leaf pixel segmentation from complex background in which the manually segmented area of pixels is analyzed and extracted for disease pixels. The color and brightness of input image is automatically adjusted [3] to reduce the effect of taking pictures from different cameras and different lightness in real outdoor environment. Example of plant leaf extraction is demonstrated in Fig. 3.

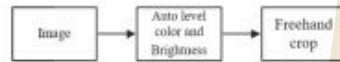


Fig. 2. Plant leaf segmentation diagram.



Fig. 3. Example of plant leaf extraction.

In order to perform disease feature extraction, the image is initially processed to edge removal using Gaussian low-pass filter. The remaining pixels are analyzed to extract disease color features using hue component I and h from YIQ and Lch color spaces, respectively. These selected color components show salient colors of disease pixels and hence are suitable for using as disease color features. These two color components from two color spaces are co-processed to sufficiently distinguish leaf pixels and disease pixels using the following equations:

$$P_{lh}(i, j) = P_l(i, j) - P_h(i, j) \quad (1)$$

$$P_{LD}(i, j) = \frac{P_{lh}^2(i, j)}{\max(P_{lh}(i, j))} \quad (2)$$

where P_l is l-component from YIQ image and P_h is h-component from Lch image. The example of P_l , P_h , and resulting P_{LD} images are displayed in Fig. 5(b) - 5(d).

The image P_{LD} is re-processed for the mean gray-level of each leaf pixel area and disease pixel area. The resulting image is then subtracted with pre-defined mean gray-level using thresholding technique. The image is improved by edge enlarging and multiplied with its original gray-scale image. This yields enhanced gray-level image of disease feature for using in the next analysis and classification processes. The diagram of plant leaf disease feature extraction is displayed in Fig. 4 and resulting example images are shown in Fig. 5.

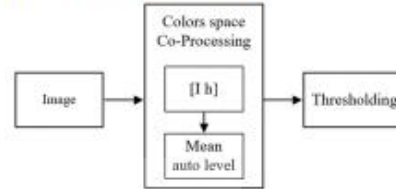


Fig. 4. Plant leaf disease feature extraction diagram.

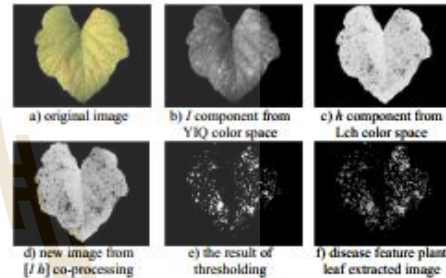


Fig. 5. Disease feature plant leaf extraction process diagram.

B. Statistical disease feature analysis

The disease feature from previous process is statistically analyzed and described using combination of gray-level co-occurrence matrix and texture feature equation. The gray-level co-occurrence matrix (GLCM) [7] is a description of feature appearance that can measure distribution of intensity and neighborhood pixel relationship.

1) *Gray-level co-occurrence matrix*: Given the input image I of dimension $N \times N$, the co-occurrence matrix P can be computed from equation (3) [8].

$$P(i, j) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) = i \text{ and } I(x + \Delta_x, y + \Delta_y) = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

The offset (Δ_x, Δ_y) is used to specify distance Δ between the pixel (i, j) of interest and its neighbors. This Δ can be chosen to be greater than or equal to 1. Generally, the value of Δ is equal to 1. The offset (Δ_x, Δ_y) is also used to specify angles for creating gray-level co-occurrence matrix (GLCM) i.e. $[0 \ \Delta]$ for 0° ; P_n , $[-\Delta \ \Delta]$ for 45° ; P_d , $[-\Delta \ 0]$ for 90° ; P_p , and $[-\Delta \ -\Delta]$

for $135^\circ: P_{1d}$. The GLCM is symmetry and its dimension is specified by number of gray levels (N_g). The levels of N_g imply fine/coarse of GLCM as shown in figure 6.

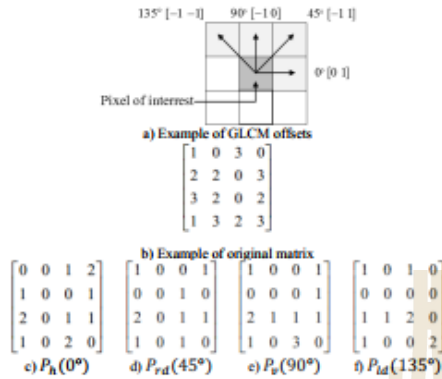


Fig. 6. Co-occurrence matrix generation for $N_g = 4$ levels and four different offsets: $P_h(0^\circ)$, $P_{rd}(45^\circ)$, $P_v(90^\circ)$ and $P_{ld}(135^\circ)$.

2) *Statistical texture features*: Haralick [7] and Leen-Kiat Soh [9] proposed the equations to compute texture features of co-occurrence matrix. These equations are built from GLCM functions of compensators from all angles at 0° , 45° , 90° and 135° . The texture feature equations can be calculated from Table 1. Given $p(i, j)$ be the (i, j) th entry in a normalized GLCM, p_x and p_y are the marginal probabilities which can be computed as follows.

$$p_x(i) = \sum_j p(i, j), \quad p_y(j) = \sum_i p(i, j)$$

TABLE 1. TEXTURE FEATURE EQUATION

Texture Feature	Equation
Correlation	$f1 = \frac{\sum_i \sum_j (i-j) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$
Energy	$f2 = \sum_i \sum_j p(i, j)^2$
Entropy	$f3 = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log\{p(i, j)\}$
Homogeneity	$f4 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i-j)^2} p(i, j)$
Maximum Probability	$f5 = \max_{i, j} p(i, j)$
Sum entropy	$f6 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\}$
Information measure of correlation	$f7 = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{1/2}$ $HXY = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log\{p(i, j)\}$ $HXY2 = -\sum_i \sum_j p_x(i) p_y(j) \log\{p_x(i) p_y(j)\}$
Inverse difference normalized (INN)	$f8 = \sum_i \sum_j \frac{1}{ i-j } p(i, j)$
Inverse difference moment normalized (IDN)	$f9 = \sum_i \sum_j \frac{1}{ i-j ^2} p(i, j)$

where μ_x , μ_y , σ_x and σ_y are mean and standard deviations of p_x and p_y , respectively.

$$\begin{aligned} \mu_x &= \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j), \quad \mu_y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j) \\ \sigma_x &= \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 \cdot p(i, j)} \\ \sigma_y &= \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 \cdot p(i, j)} \\ p_{x+y}(k) &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)_{i+j=k}; \quad k = 2, 3, \dots, 2N \end{aligned}$$

The resulting disease feature extracted image is then built to obtain GLCM of four different compensators (0° , 45° , 90° and 135°). The feature equations are then computed to get statistical appearance features as displayed in Fig. 7.



Fig. 7. Dataset of statistical feature generation process.

C. Plant leaf disease classification

In order to classify plant leaf diseases, the simplified fuzzy ARTMAP (SFAM) [10] was employed (see Fig. 8). This unsupervised network can detect and categorize the unseen disease images. Initially, the proposed system was tested with 346 grape leaf images from 4 groups of diseases which are scab disease (87 images), rust disease (98 images), downy mildew disease (97 images) and non-disease (64 images).



Fig. 8. SFAM-based plant leaf disease classification system diagram.

III. EXPERIMENTAL RESULTS

The proposed system had been tested with 100 untrained grape leaf images including 25 scab disease images, 30 rust disease images, 30 downy mildew disease images and 15 non-disease images. Different number of gray levels (N_g) had also been tested including $N_g = 4$, $N_g = 8$, $N_g = 16$, $N_g = 32$, $N_g = 64$, $N_g = 128$ and $N_g = 256$. Examples of classification are demonstrated in Fig. 9. The classification results are displayed in Table 2. The performance of classification had been evaluated by Receiver Operating Characteristic (ROC) curve. The resulting curves from all N_g values were sufficiently closed to 1 with all accuracy shown in Table 3. The results were desirable considered using just low number of training images. The best classification performance came from 3 different N_g values which were 4, 16, and 32.

TABLE II. DIAGNOSIS PERCENTAGES OF SYSTEM FOR DIFFERENT NUMBER OF GRAY LEVELS

Number of gray levels	Disease class				Overall average
	Scab	Rust	Downy mildew	No disease	
Ng4	96	96.6667	93.3333	100	96.5000
Ng8	96	96.6667	86.6667	100	94.8333
Ng16	96	96.6667	93.3333	100	96.5000
Ng32	96	93.3333	96.6667	100	96.5000
Ng64	96	93.3333	83.3333	100	93.1667
Ng128	96	93.3333	93.3333	100	95.6667
Ng256	96	93.3333	90.0000	100	94.8333

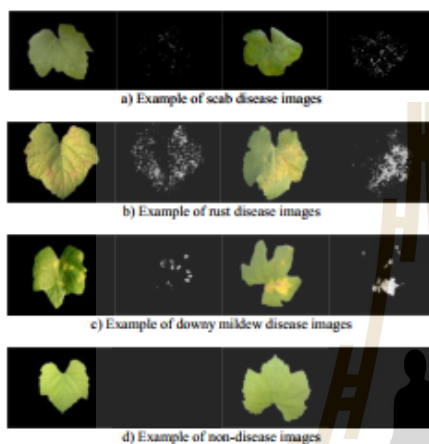


Fig. 9. Examples of classification for plant leaf diseases.

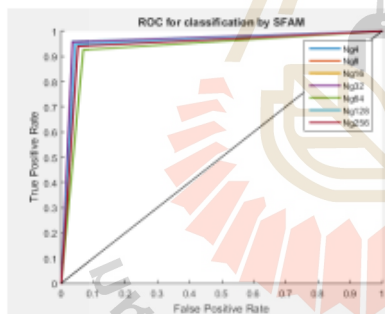


Fig. 10. ROC curve shows results of plant leaf disease diagnosis for different number of gray levels.

TABLE III. ACCURACY OF CLASSIFICATION FOR DIFFERENT NUMBER OF GRAY LEVELS

Number of gray levels	Classification results		
	Accuracy	True positive rate	False positive rate
Ng4	0.980	0.9583	0.0350
Ng8	0.970	0.9403	0.0517
Ng16	0.980	0.9568	0.0350
Ng32	0.980	0.9566	0.0350
Ng64	0.960	0.9253	0.0683
Ng128	0.975	0.9479	0.0433
Ng256	0.970	0.9399	0.0517

IV. CONCLUSIONS

This work presents plant leaf disease diagnosis system using color imagery with disease feature analysis. The co-processing of I and h components allows the feature appearance to be efficiently salient. Gray-level co-occurrence matrix and texture feature equation are used as statistical data for simplified fuzzy ARTMAP to sufficiently classify 4 grape leaf disease image types. The results are desirable which can be suitably applied to real-world plant leaf disease detection and classification.

ACKNOWLEDGMENT

This work was financially supported by Suranaree University of Technology (SUT), Nakhon Ratchasima, Thailand.

REFERENCES

- [1] Huang K.Y., "Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seedling diseases using color and texture feature" *Computer and Electronics in Agriculture*, pp.3-11,2007
- [2] Smita Naikwadi, Niket Amode, "Advances in Image Processing for Detection of Plant Diseases," *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)*, Volume 2, Issue 11, November 2013. [3] Yu, C. S., Construction and validation of an e-lifestyle instrument, *Internet Research*, 21(3), 2011, pp. 214-235.
- [3] A Meunkaewjinda, P. Kumsawat, K. Attakitmongkol, and A. Srikaew, "Grape leaf disease detection from color imagery using hybrid intelligent system", *International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, pages 513-516, vol.1, Thailand, May, 2008.
- [4] Pydipati, R., Burks T.F. and Lee,W.S., "Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis," *Computer and Electronics in Agriculture*, pp.49-59,2006
- [5] Dae Gwan Kim, Thomas F. Burks, Jianwei Qin, Duke M. Bulanon (2009). Classification of grapefruit peels diseases using color texture feature analysis. *Int. Journal of agriculture and biological engineering*, vol. 2, University of Florida, Gainesville, FL 32611-0570, USA.
- [6] M. El-Helly, H. Onsi, A. Rafea, and S. El-Gammal, Detecting Leaf Spots in Cucumber Crop Using Fuzzy Clustering Algorithm, presented at the Eleventh International Conference for Artificial Intelligence Applications (ICAIA), Cairo, 2003.
- [7] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and L. Dinstein, "Textural Features of Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, Nov. 1973.
- [8] Alaa Eleyan, Hasan Demirel, "Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition," *Turk J Elec Eng & Comp Sci*, Vol.19, No.1, 2011
- [9] L. Soh and C. Tsatsoulis, "Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 2, March 1999.
- [10] Kasuba, Tom(1993), Simplified Fuzzy ARTMAP, *AI Expert*, November, pp.18-25.

ประวัติผู้เขียน

นายเชาวลิต คิติกุณ เกิดเมื่อวันที่ 23 พฤศจิกายน 2531 ที่ อำเภอพิมาย จังหวัดนครราชสีมา ได้รับการศึกษาระดับประถมศึกษาที่โรงเรียนบ้านหนองบัวคำ ระดับมัธยมศึกษา โรงเรียนพิมายวิทยา อำเภอพิมาย จังหวัดนครราชสีมา สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2554 หลังจากจบการศึกษาปริญญาตรีได้ศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ ที่มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ขณะศึกษาได้ให้ความสนใจในศาสตร์ด้านปัญญาประดิษฐ์ การสร้างหุ่นยนต์และระบบควบคุมแบบอัตโนมัติ ระหว่างการศึกษาระดับปริญญาตรีได้เข้าร่วมการแข่งขันหุ่นยนต์ ดังนี้ ABU Robot Contest 2009 และ ปี 2010, TPA Robot Contest Thailand Championship 2009 และ ปี 2010 ซึ่งในการแข่งขันรายการ ABU Robot Contest 2010 ได้รับรางวัลรองชนะเลิศอันดับ 2 และขณะศึกษาในระดับปริญญาโท ได้เป็นผู้สอน ผู้ออกแบบการแข่งขันในค่าย NECTEC eCAMP ในปี 2012, 2013 และ 2014

