

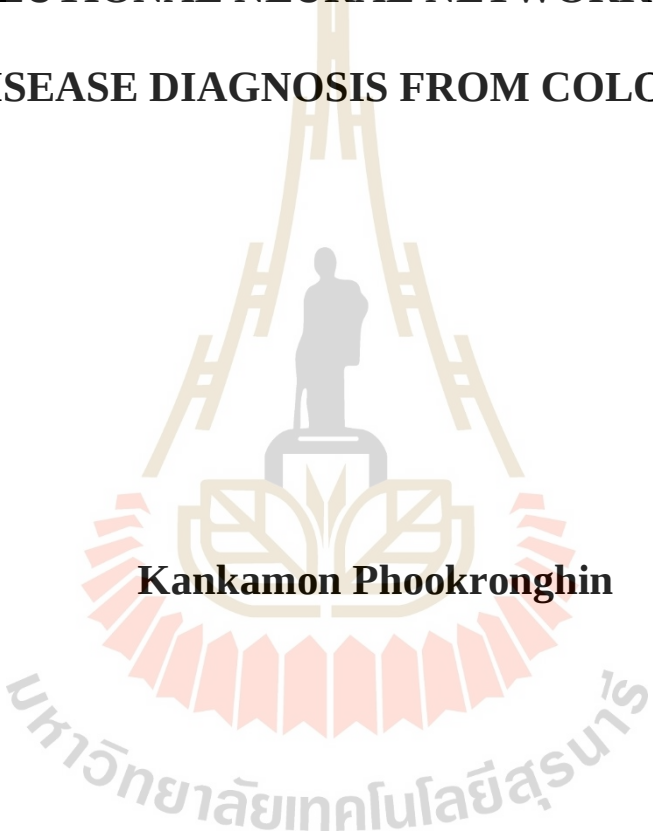
การออกแบบและพัฒนาโครงข่ายแบบผสมระหว่างทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบ
ปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
สำหรับวินิจฉัยโรคจากภาพใบองุ่น



นายกรัณท์กมล ภูครองหิน

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2563

**DESIGN AND DEVELOPMENT OF HYBRID NEURAL
NETWORK BASED ON 2 LEVEL SIMPLIFIED FUZZY
ADAPTIVE RESONANCE THEORY MAP AND
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR GRAPE
LEAF DISEASE DIAGNOSIS FROM COLOR IMAGERY**



Kankamon Phookronghin

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Doctor of Philosophy in Electrical Engineering
Suranaree University of Technology**

Academic Year 2020

การออกแบบและพัฒนาโครงข่ายแบบผสมระหว่างทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์
แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
สำหรับวินิจฉัยโรคจากภาพใบองุ่น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาคุณวุฒิปด.ด

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(ผศ. ดร.วรากร เจริญสุข)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(รศ. ดร.กิตติ อัดถกิมงคล)

กรรมการ



(รศ. ดร.นิตยา เกิดประสพ)

กรรมการ



(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ



(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชานีประศาสน์)



(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและพัฒนาความเป็นสากล คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

กรัณท์กมล ภูครองหิน : การออกแบบและพัฒนาโครงข่ายแบบผสมระหว่างทฤษฎีฟัซซี
เรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
สำหรับวินิจฉัยโรคจากภาพใบองุ่น (DESIGN AND DEVELOPMENT OF HYBRID
NEURAL NETWORK BASED ON 2 LEVEL SIMPLIFIED FUZZY ADAPTIVE
RESONANCE THEORY MAP AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
FOR GRAPE LEAF DISEASE DIAGNOSIS FROM COLOR IMAGERY)

อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 135 หน้า.

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบผสมระหว่าง
ทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
สำหรับวินิจฉัยโรคใบองุ่น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบผสมที่ทำการพัฒนาขึ้นสามารถเรียนรู้
และจดจำข้อมูลโรคใบองุ่นได้สองระดับ คือ ระยะเริ่มต้น และระยะรุนแรง โดยหลักการสร้าง
ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าถูกนำมาใช้เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถสร้างเงื่อนไขใน
การทำงานที่เหมาะสมกับค่าน้ำหนักประสาทแต่ละค่า โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้
ได้อย่างต่อเนื่องในกรณีที่มีอินพุตชนิดใหม่เข้ามาโดยไม่ต้องทำการเรียนรู้ใหม่ และการใช้
หลักการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบอัตโนมัติทำให้ประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่าย
ประสาทเทียมดีขึ้น รูปแบบกระบวนการหาคุณลักษณะเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอน
โวลูชันถูกนำมาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการหาคุณลักษณะเด่นให้กับโครงข่ายประสาท
เทียมแบบผสม โดยโครงข่ายที่ทำการพัฒนาขึ้นสามารถหาคุณลักษณะเด่นของอินพุตที่เหมาะสม
แบบอัตโนมัติและช่วยลดจำนวนพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมโดย
เก็บไว้เพียงพารามิเตอร์ที่มีความสำคัญเท่านั้น ซึ่งผลการทดสอบการประสิทธิภาพของโครงข่าย
ประสาทเทียมได้แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นสามารถเรียนรู้และจดจำโรคใบ
องุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถระบุชนิดของโรคและระยะความรุนแรงของโรคได้ โดยมีค่า
ความถูกต้องในการวินิจฉัยโรค Downy, Rust และ Scab อยู่ที่ 91.5, 95 และ 91 เปอร์เซ็นต์
ตามลำดับ

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนักศึกษา

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา

KANKAMON PHOOKRONGHIN : DESIGN AND DEVELOPMENT OF
HYBRID NEURAL NETWORK BASED ON 2 LEVEL SIMPLIFIED
FUZZY ADAPTIVE RESONANCE THEORY MAP AND
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR GRAPE LEAF DISEASE
DIAGNOSIS FROM COLOR IMAGERY. THESIS ADVISOR : ASSOC.
PROF. ARTHIT SRIKEAW, Ph.D., 135 PP.

PLANT LEAF DISEASE DIAGNOSIS/2 LEVEL SIMPLIFIED FUZZY ARTMAP/
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

This thesis presents the design and development of a hybrid neural network based on 2 level simplified fuzzy resonance theory and convolutional neural network for diagnosing grape leaf disease. The architecture model of Hybrid Neural Network is developed to learn and remember the levels of the information in the process of recognizing occurring diseases and their stage on grape leaves. The improvement of the adaptive vigilance parameter values, makes each vigilance parameter value suitable for the neural network weight of each data type for training and improves the performance of the neural network. The system can continuously learn information without restarting when a new dataset which has never been trained is fed. The convolutional neural network model is used to improve the feature extraction process of hybrid neural networks, in which the user does not have to choose the parameters for testing. The distinct feature extraction model using deep learning with a convolutional neural network can reduce the processes possibly causing operational errors in the machine learning such as parameter selection for hybrid neural network training, randomization of various parameters, which are time-consuming for testing

to find the dataset that suitable for training. The proposed system can efficiently identify the types of the diseases and stages of infection by using only the images from the Grape leaf and the results showed the accuracy of diagnosis for downy disease, rust disease and scab disease up to 91.5%, 95% and 91% respectively from real-life images in the actual surrounding.



School of Electrical Engineering

Academic Year 2020

Student's Signature

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากพระคุณของ คุณพ่อเรืองศักดิ์ ภูครองหิน คุณแม่คมคาย ภูครองหิน ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณท่านทั้งสองที่มอบชีวิต ให้ความรัก ความอบอุ่น ให้การอบรมเลี้ยงดู และให้คำปรึกษา ความสำเร็จนี้คือความภาคภูมิใจของท่านทั้งสอง ขอขอบพระคุณในความช่วยเหลืออย่างยิ่ง ทั้งด้านวิชาการและการดำเนินการวิจัย จาก บุคคลและกลุ่มบุคคล อันได้แก่

รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้มอบความรู้ คอยให้ความช่วยเหลือ และคำปรึกษาทั้งทางด้านการวิจัย การใช้ชีวิต รวมทั้งเป็นกำลังใจและแบบอย่างที่ดี ให้ผู้ทำวิจัยโดยตลอด

รองศาสตราจารย์ ดร. กิตติ อรรถกิจมงคล อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าผู้คอยชี้แนะแนวทาง ให้กำลังใจ และเป็นแบบอย่างที่ดีเสมอมา

คณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้ความรู้และคำปรึกษาเป็นอย่างดีตลอดระยะเวลาการศึกษา และขอบคุณบุคลากรศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่อำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัยวิทยานิพนธ์ของข้าพเจ้า

ขอขอบคุณ นายเชาวลิต คิติกู นายบรรณกิจ คิติกู นายโกศล ชัยเจริญอุดมรุ่ง นายทวัช ชูจิต รวมถึงบัณฑิตศึกษามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน พี่ น้อง และเพื่อน อีกทั้งมิตรสหาย ที่คอยให้คำปรึกษา คอยให้กำลังใจและมิตรภาพที่ดีมาโดยตลอด

ท้ายนี้ขอขอบพระคุณครูบาอาจารย์ทุกท่านตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันที่ประสิทธิ์ประสาท วิชาการความรู้ต่าง ๆ กราบขอบพระคุณ คุณพ่อเรืองศักดิ์ คุณแม่คมคาย ภูครองหิน และขอขอบคุณ นายณัฐพงษ์ ภูครองหิน ขอบคุณครอบครัวภูครองหินที่เป็นแรงผลักดัน ให้ความอบอุ่น และอยู่เคียงข้างผู้วิจัยเสมอ รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่านที่คอยให้กำลังใจเสมอมา ขอขอบคุณ คุณแพรวไพลิน ต้นวิไล ที่ได้มอบความรัก ความห่วงใย และคอยเป็นกำลังใจให้ผู้วิจัยมาโดยตลอด

กรัณฑ์กมล ภูครองหิน

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ง
สารบัญ	จ
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญรูป.....	ฎ
บทที่	
1 บทนำ.....	
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	3
1.3 ข้อยกเว้นเบื้องต้น.....	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์.....	4
1.7 สรุป	5
2 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	
2.1 บทนำ.....	6
2.2 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต	7
2.3 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised learning)	16
2.3.1 การทำงานของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-organizing feature map, SOFM)	16
2.3.2 ตัวอย่างการใช้แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองในการแบ่งกลุ่มสี เพื่อใช้ในการสกัดโรคจากใบองุ่น	17
2.4 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย.....	22
2.4.1 การทำงานของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย	23

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5	โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks, CNN).....	26
2.5.1	การทำคอนโวลูชัน.....	28
2.5.2	การทำ Max pooling	33
2.6	สรุป.....	35
3	การออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว อย่างง่าย 2 ระดับ	
3.1	บทนำ	36
3.2	การออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์ แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ	36
3.2.1	หลักการทำงานของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์ แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ	38
3.3	สรุป.....	44
4	กรณีศึกษาการทำงานของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ	
4.1	บทนำ	45
4.2	การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้อินพุตอย่างง่าย	45
4.2.1	ทดสอบกับข้อมูลที่เคยสอน.....	46
4.2.2	ทดสอบกับข้อมูลใหม่ที่ยังไม่เคยสอน	48
4.2.3	การสอนอินพุตเพิ่มเติมให้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....	51
4.2.4	ลักษณะการทำงานของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบปรับตัว	54
4.3	การทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ชุดข้อมูล Iris Dataset	61
4.4	การทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในการจดจำโรคใบงุ่น	66
4.4.1	การเตรียมข้อมูลในการทดสอบ	66
4.4.2	ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในการจดจำโรคใบงุ่น	74
4.5	เปรียบเทียบผลการทดสอบระหว่าง CNN, 2LSFAM และ 2LSFAM แบบ Adaptive vigilance	76

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.6 สรุป.....	77
5 การออกแบบโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว	
อย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน	
5.1 บทนำ.....	80
5.2 การออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์	
แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน(2LCSFAM)	80
5.2.1 การเตรียมข้อมูลในการทดสอบ	83
5.2.2 การสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ	84
5.2.3 สถาปัตยกรรมในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม	85
5.3 สรุป.....	87
6 ผลการทดสอบการทำงานของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย	
2 ระดับแบบคอนโวลูชัน.....	
6.1 บทนำ.....	88
6.2 การทดสอบจดจำโรคใบองุ่น	88
6.2.1 การเตรียมข้อมูลในการทดสอบ	88
6.2.2 ผลการทดสอบโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย	
2 ระดับแบบคอนโวลูชันในการจดจำโรคใบองุ่น.....	90
6.3 วิเคราะห์ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2LCSFAM	
ในการวินิจฉัยโรคใบองุ่น	102
6.3.1 ความแม่นยำ (precision, PRE)	102
6.3.2 ค่าอัตราการวินิจฉัยโรคของระบบที่ถูกต้อง (recall, REC)	103
6.3.3 ค่าคะแนนเอฟ (F-score).....	103
6.4 วิเคราะห์ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2LCSFAM	
ในการวินิจฉัยโรคใบองุ่น	103
6.5 การทดสอบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อได้รับข้อมูลใหม่	109
6.6 สรุป.....	114

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

7	สรุปผลการดำเนินงานและแนวทางการวิจัย	
7.1	สรุป.....	115
7.2	องค์ความรู้ทางวิชาการ	116
7.3	ข้อเสนอแนะ	117
	รายการอ้างอิง	119
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก รูปภาพชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม	122
	ภาคผนวก ข ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่น ด้วย MATLAB	128
	ประวัติผู้เขียน	135



สารบัญตาราง

ตารางที่

หน้า

2.1	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีพืชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว.....	8
2.2	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีพืชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว(ต่อ)	9
2.3	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ	9
2.4	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ(ต่อ)	10
2.5	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ(ต่อ)	11
2.6	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน	12
2.7	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(ต่อ).....	13
2.8	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(ต่อ).....	14
2.9	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(ต่อ).....	15
4.1	อินพุตที่ทำการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียม	46
4.2	ผลการทดสอบกับอินพุตที่เคยสอนมาแล้ว	47
4.3	อินพุตใหม่ที่ใช้ทำการทดสอบโครงข่าย	48
4.4	ผลการทดสอบกับอินพุตใหม่.....	49
4.5	อินพุตที่ทำการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียม(เพิ่ม)	52
4.6	ผลการทดสอบหลังจากสอนข้อมูลเพิ่ม	53
4.7	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 1	55
4.8	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 2	55
4.9	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 3	56
4.10	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 4	56
4.11	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 5	56
4.12	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 6	57
4.13	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 7	57
4.14	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 8	58
4.15	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 9	58
4.16	พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 10	59

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.17 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 11	59
4.18 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 12	60
4.19 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 13	60
4.20 ผลการทดสอบระหว่าง 2LSFAM และ 2LSFAM ที่ $\rho_1, \rho_2 = 0.7$	61
4.21 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมกับชุดข้อมูล Iris Dataset	65
4.22 ตัวอย่างข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลแบบเต็มใบ	72
4.23 ตัวอย่างข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลแบบแบ่งส่วนย่อย	73
4.24 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้รูปแบบการสอนแบบเต็มใบ	74
4.25 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้รูปแบบการสอนแบบแบ่งส่วนย่อย	75
4.26 เปรียบเทียบผลการทดสอบระหว่าง CNN, 2LSFAM และ 2LCSFAM ในการฝึกการสอนแบบเต็มใบ	76
4.27 เปรียบเทียบผลการทดสอบระหว่าง CNN, 2LSFAM และ 2LCSFAM ในการฝึกการสอนแบบแบ่งส่วนย่อย	77
6.1 ตัวอย่างข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลแบบแบ่งส่วนย่อย	89
6.2 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 10 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.5	90
6.3 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 10 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.7	91
6.4 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 10 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.8	92
6.5 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 10 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.9	93
6.6 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 25 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.5	94
6.7 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 25 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.7	95

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
6.8 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 25 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.8	96
6.9 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูล จำนวนกลุ่มละ 25 รูปค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.9	97
6.10 ผลการทดสอบ 2LCSFAM ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7 และค่าปรับตัวพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.001	104
6.11 ตารางแสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบแสดงผลเป็นจำนวนรูปภาพ	105
6.12 ตารางแสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของระบบ	105
6.13 ตารางแสดงค่าเฉลี่ยผลการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของระบบ	106



สารบัญรูป

รูปที่

หน้า

2.1	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 5 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 5 รอบ	18
2.2	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 5 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 50 รอบ	19
2.3	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 10 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 5 รอบ	20
2.4	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 10 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 50 รอบ	21
2.5	โครงสร้างสถาปัตยกรรมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย	22
2.6	โครงสร้างการทำงานของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย	22
2.7	ลักษณะขั้นตอนการทำงานของ Machine learning	27
2.8	ลักษณะขั้นตอนการทำงานของ CNN	27
2.9	ตัวอย่างของ CNN ที่มีชั้นคอนโวลูชันหลายชั้น	28
2.10	ตัวอย่างของตัวกรองที่มีขนาด $3 \times 3 \times 3 \times N$	29
2.11	ตัวอย่างค่าสัมประสิทธิ์ที่ใช้ในการคำนวณ	29
2.12	ตัวอย่างการทำคอนโวลูชัน โดยใช้ sharpen filter	29
2.13	แผนภาพอธิบายวิธีการทำคอนโวลูชัน	31
2.14	แผนภาพอธิบายวิธีการทำคอนโวลูชันและเลื่อนตำแหน่ง	31
2.15	ตัวอย่างตัวกรองที่ในชั้นคอนโวลูชันชั้นแรกของ Alex'snet	32
2.16	ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันของตัวกรองในชั้นแรกกับใบองุ่นที่เป็นโรค Downey	32
2.17	ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันของตัวกรองในชั้นที่ 5	33
2.18	ตัวอย่างการทำ Max pooling โดยใช้หน้าต่างขนาด 2×2 และระยะในการเลื่อน 2	34
2.19	ตัวอย่างการทำ Max pooling กับชั้น Conv1 โดยใช้หน้าต่างขนาด 3×3	34
2.20	ตัวอย่างการทำ Max pooling กับชั้น Conv5 โดยใช้หน้าต่างขนาด 3×3	35
3.1	สถาปัตยกรรมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบดั้งเดิม	37
3.2	สถาปัตยกรรมทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ	38
3.3	โครงสร้างการทำงานของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ	42
3.4	แผนภาพทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย	43

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.5	แผนภาพทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ 44
4.1	ผลการทดสอบระหว่าง Adaptive Vigilance กับ NO Adaptive Vigilance ในกรณีที่ยังไม่มีการสอนอินพุตเพิ่มเติม 50
4.2	ผลการทดสอบระหว่าง Adaptive Vigilance กับ NO Adaptive Vigilance ในกรณีที่ทำการสอนอินพุตเพิ่มเติมแล้ว 54
4.3	ตัวอย่างสายพันธุ์ดอกไม้ที่ใช้ในการทดสอบ 62
4.4	ตัวอย่างพื้นที่ส่วนที่ใช้ในการระบุลักษณะเด่นของสายพันธุ์ดอกไม้ ที่ใช้ในการทดสอบ 62
4.5	ตัวอย่างชุดข้อมูล Iris Dataset ที่ใช้ในการทดสอบ 63
4.6	กราฟเปรียบเทียบความยาวกับความกว้างของกลีบดอก 63
4.7	กราฟเปรียบเทียบความยาวกับความกว้างของกลีบเลี้ยง 64
4.8	กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าเฉลี่ยความยาวกับค่าเฉลี่ยความกว้าง ของกลีบเลี้ยงและกลีบดอก 64
4.9	ผลการจำแนกข้อมูลด้วย 2LSFAM 65
4.10	กราฟแสดงผลการจำแนกข้อมูลด้วย 2LSFAM 66
4.11	กระบวนการสกัดพื้นที่โรค 67
4.12	ตัวอย่างการเลือกพื้นที่โบออกจากพื้นหลังของภาพ 68
4.13	ตัวอย่างผลการสกัดพื้นที่โรคในองุ่น 69
4.14	กระบวนการทำงานของการวินิจฉัยโรคในองุ่นโดยใช้ 2LSFAM 71
4.15	ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม 71
4.16	ตัวอย่างโปรแกรมที่ใช้ทำการทดสอบ 76
5.1	สถาปัตยกรรมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชัน 82
5.2	ตัวอย่างโครงสร้างของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์ 83
5.3	ตัวอย่างภาพที่ใช้ในการทดสอบ 84
5.4	ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันกับตัวกรองในชั้นที่ 1 84

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.5 ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันกับตัวกรองในชั้นที่ 5	85
5.6 ภาพแสดงชุดข้อมูลของชั้น Max pooling5 และ Fully connected.....	86
5.7 แผนภาพแสดงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	87
6.1 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.5	97
6.2 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7	97
6.3 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.8	98
6.4 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.9	98
6.5 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.5	99
6.6 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7	99
6.7 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.8	100
6.8 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ และค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.9	100
6.9 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรคทั้งหมด.....	106
6.10 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรค Downy.....	106
6.11 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรค Rust.....	107
6.12 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรค Scab.....	107
6.13 แผนภาพแสดงกระบวนการทดสอบในกรณีมีการป้อนชุดข้อมูลใหม่	109
6.14 ตัวอย่างการสอนโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลโรค Downy.....	110
6.15 ตัวอย่างการทดสอบโดยการป้อนข้อมูลอินพุตใหม่ด้วยข้อมูลโรค Rust	110

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.16	แสดงวิธีการสอนข้อมูลกลุ่มใหม่ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....111
6.17	ทำการทดสอบโครงข่ายหลังจากสอนข้อมูลชุดใหม่112
7.1	สถาปัตยกรรมทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ117
ก.1	ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Downy ระยะเริ่มต้น123
ก.2	ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Downy ระยะรุนแรง.....124
ก.3	ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Rust ระยะเริ่มต้น125
ก.4	ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Rust ระยะรุนแรง126
ก.5	ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Scab ระยะเริ่มต้น127
ข.1	ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่น129
ข.2	ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นเมื่อทำการเลือกรูปภาพ เพื่อทำการทดสอบ129
ข.3	ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นหลังจากเลือกรูปภาพ เพื่อทำการทดสอบ130
ข.4	ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นในกระบวนการเลือกพื้นที่ใบองุ่น130
ข.5	ตัวอย่างการเลือกพื้นที่ใบองุ่นที่เป็นโรค131
ข.6	ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นหลักจากการเลือกพื้นที่ที่เป็นโรค131
ข.7	ตัวอย่างรูปภาพโปรแกรมหลักจากการเลือกพื้นที่ที่เป็นโรค132
ข.8	ตัวอย่างการเลือกพื้นที่ส่วนโรคพืชเพื่อทำการทดสอบ132
ข.9	ตัวอย่างโปรแกรมหลังจากทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่น133
ข.10	ตัวอย่างผลการทดสอบเมื่อระบบได้รับอินพุตใหม่ที่ไม่เคยเรียนรู้133
ข.11	ตัวอย่างการฝึกสอนโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นโดยใช้รูปภาพโรคใหม่134
ข.12	ตัวอย่างผลการทดสอบโปรแกรมหลังจากการฝึกสอนโดยใช้รูปภาพใหม่134

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อุตสาหกรรมเกษตรทางด้านพืชผล และผลไม้ เป็นอุตสาหกรรมหลักของประเทศไทย ที่มีผลกระทบกับระบบเศรษฐกิจของประเทศ ทั้งภายในประเทศและการส่งออก อันเนื่องมาจาก ประชากรโลกในปัจจุบันหันมาใส่ใจในเรื่องของสุขภาพเพิ่มมากขึ้น ความต้องการอาหารจำพวกพืช ผัก และผลไม้จึงเพิ่มสูงขึ้น ดังนั้นการดูแลรักษาและควบคุมโรคพืชให้ทันทั่วถึงจึงเป็นสิ่งสำคัญที่ใช้ในการกำหนดคุณภาพของผลผลิต และการควบคุมการระบาดของโรคให้เกิดผลกระทบน้อยที่สุดจะช่วยสร้างความน่าเชื่อถือในทางการค้าให้กับผู้ประกอบการ โดยพืชนั้นสามารถแสดง ลักษณะอาการของโรคที่เกิดจากสิ่งมีชีวิตหรือปัจจัยรอบข้างที่ส่งผลต่อความไม่ปกติของพืชได้ หลายแบบ เช่น ลำต้น ผล หรือใบ ซึ่งส่วนใบของพืชนั้นสามารถแสดงอาการได้ชัดเจน เช่น สีของโรค ลักษณะของโรคที่เกิด และระดับความรุนแรงของโรค โดยทั่วไปแล้วการควบคุมการ ลูกกลมหรือการแพร่ระบาดของโรคนั้นนิยมใช้รูปแบบการฉีดพ่นยาในแปลงปลูกทั้งแปลงหรือกลุ่ม พืชที่แสดงอาการของโรค ซึ่งอาจก่อให้เกิดสภาวะการใช้สารเคมีที่มากเกินไปส่งผลให้เกิดสารเคมี ตกค้าง ดังนั้นการพิจารณาลักษณะอาการของโรคในสภาวะเริ่มต้นหรือระยะแรกจะสามารถควบคุม การแพร่ระบาดของโรคได้ทันทั่วถึงและลดต้นทุนที่เกิดจากการใช้สารเคมีในปริมาณที่มากเกินไป ซึ่งอาจส่งผลต่อทั้งคุณภาพของดินและน้ำในพื้นที่เพาะปลูกและพื้นที่ใกล้เคียง อุตสาหกรรม การเกษตรในปัจจุบันนั้นมีการนำเทคโนโลยีสมัยใหม่มาช่วยในการแก้ไขปัญหาทางด้านโรคพืช เช่น ระบบฟาร์มอัจฉริยะ ระบบปลูกพืชในร่มที่เป็นพื้นที่ควบคุมสภาพแวดล้อมในแปลง หรือการใช้เซนเซอร์ต่าง ๆ เข้ามาช่วยในการตรวจจับหรือเก็บข้อมูลในแปลง มีการนำเอาระบบทฤษฎีทาง ปัญญาประดิษฐ์เข้ามาช่วยในการเรียนรู้และจดจำโรคที่เกิดขึ้นบนใบพืช โดยนำหลักการ ประมวลผลภาพดิจิทัลมาใช้ในการเตรียมข้อมูลและสกัดพื้นที่ที่เกิดโรค ซึ่งการทำงานของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมนั้นสามารถจดจำได้เพียงกลุ่มข้อมูลกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้น ไม่ สามารถให้ระบบจดจำหรือวินิจฉัยข้อมูลที่ต้องการความละเอียดในระดับที่สูงขึ้นได้ จึงนำไปสู่ การออกแบบพัฒนาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมให้มีการเรียนรู้ที่ซับซ้อนขึ้น โดยผู้วิจัย ทำการค้นคว้าออกแบบและพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ใน ระดับความละเอียดที่สูงขึ้น หลักการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนถูกนำมาใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาท

เทียมนแบบทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับค่าน้ำหนักประสาทได้เองเมื่อโครงข่ายมีความเสถียรและได้รับการเรียนรู้ที่เพียงพอ ซึ่งข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้คือความเร็วในการประมวลผล ความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ของระบบในกรณีที่มีอินพุตใหม่ถูกป้อนเข้ามาโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการตรวจสอบและสร้างค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มใหม่โดยไม่ต้องทำการสอนให้กับระบบใหม่ทั้งหมด ซึ่งสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่น ระบบจะต้องทำการสอนใหม่ทั้งหมดซึ่งใช้ระยะเวลาในการดำเนินการเป็นอย่างมาก โดยข้อดีนี้ทำให้โครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวฉลาดขึ้นทุกครั้งเมื่ออินพุตกลุ่มใหม่เข้ามา จึงทำให้โครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวถูกเลือกมาใช้ในการพัฒนาเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้หลายระดับ ยกตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมนั้นสามารถเรียนรู้และจดจำโรคพืชได้ ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้สามารถจดจำได้ทั้งโรคพืชและระดับความร้ายแรงของโรคที่เกิดได้ โดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกันและสามารถเรียนรู้ได้เองเมื่อโครงข่ายมีการรู้จำที่เพียงพอ ซึ่งเป็นผลจากการออกแบบให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำงานในระดับความละเอียดที่สูงขึ้นเพื่อให้สามารถจดจำรูปแบบข้อมูลได้หลายระดับมากขึ้น ในกรณีของโรคพืชจะทำให้ผู้ประกอบการสามารถเลือกใช้ยาและสารเคมีในการรักษาโรคพืชได้อย่างถูกต้องและในปริมาณที่เหมาะสม ลดค่าใช้จ่ายที่ไม่จำเป็น ช่วยเพิ่มคุณภาพและความสามารถในการผลิตที่สูงขึ้น แต่เนื่องจากหลักการทำงานของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวเป็นรูปแบบการเรียนรู้แบบเครื่อง (Machine Learning) จึงทำให้ค่าพารามิเตอร์คุณลักษณะเด่นที่ใช้ในกระบวนการสอนโครงข่ายประสาทเทียมต้องใช้รูปแบบการสุ่มทดสอบเพื่อเลือกค่าที่เหมาะสมมาใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่าย ซึ่งต้องใช้ระยะเวลาในการทดสอบนานเนื่องจากการสุ่มค่าและเลือกพารามิเตอร์มาทดสอบนั้นต้องดำเนินการโดยผู้ออกแบบระบบเองทั้งหมด จึงเกิดแนวความคิดในการออกแบบโครงข่ายชนิดใหม่ โดยนำหลักการเรียนรู้แบบเชิงลึก (Deep Learning) มาออกแบบให้สามารถทำงานร่วมกับทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวที่สามารถเรียนรู้ได้สองระดับ โดยในส่วนของการเรียนรู้แบบเชิงลึกได้ทำการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) ซึ่งใช้สถาปัตยกรรมของ Alex Krizhevsky หรือ Alex's net มาใช้ในการพัฒนาเนื่องจากโครงข่ายชนิดนี้ถูกออกแบบมาเพื่อใช้ในงานทางด้านการจดจำและแบ่งแยกชนิดของวัตถุหรือสิ่งต่าง ๆ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันจะทำการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมอัตโนมัติ โดยผู้ดำเนินการไม่ต้องทำการสุ่มเลือกค่าเพื่อทดสอบหาค่าคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมเอง จากข้อดีของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเมื่อนำเอาหลักการทั้งสองทฤษฎีมาพัฒนาให้สามารถทำงานร่วมกันโดยใช้

จุดเด่นของทั้งสองโครงข่ายจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นสามารถสกัดคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมอัตโนมัติและจดจำข้อมูลได้สองระดับ

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนาสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายสองระดับ

1.2.2 เพื่อศึกษาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบใหม่ โดยใช้ทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายสองระดับร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

1.2.3 เพื่อออกแบบระบบวินิจฉัยโรคใบองุ่นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้น

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

1.3.1 ข้อมูลรูปภาพที่ใช้ในการทดสอบเป็นรูปภาพใบองุ่นจากฟาร์มมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.3.2 การจำลองผลการออกแบบและพัฒนาใช้โปรแกรม MATLAB

1.3.3 ใช้รูปแบบการทำงานของ Alex's Network ในการพัฒนาในส่วนการสกัดลักษณะเด่นของโครงข่ายประสาทเทียม

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ทำการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถเรียนรู้ได้สองระดับและสกัดค่าคุณลักษณะเด่นโดยอัตโนมัติโดยใช้ Alex's Network

1.4.2 การทดสอบระบบวินิจฉัยโรคใบองุ่นใช้ชุดข้อมูลจากฟาร์มมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีประกอบด้วยชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบทั้งหมด 3 กลุ่ม คือ 1. โรค Downy 2. โรค Rust และ 3. โรค Scab

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 เพื่อเป็นต้นแบบในการสร้างระบบจำแนกรูปภาพอัตโนมัติที่สามารถจดจำรูปแบบได้ 2 ระดับ

1.5.2 เพื่อนำไปใช้งานในระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นจากภาพสี

1.5.3 เพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้องค์ความรู้ทางปัญญาประดิษฐ์ในการช่วยแก้ปัญหาทางการเกษตร เช่น การตรวจจับโรคในแปลงปลูก การตรวจจับวัชพืชหรือแมลง เพื่อช่วยในการรักษาคุณภาพของผลผลิตและสร้างความน่าเชื่อถือให้กับผู้ประกอบการ

1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์

รายงานนี้ประกอบด้วย 7 บท ซึ่งในแต่ละบทได้นำเสนอดังต่อไปนี้

บทที่ 1 เป็น บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

บทที่ 2 นำเสนอปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง รวมทั้งทฤษฎีหลักการพื้นฐานเกี่ยวกับการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งในส่วนปริทัศน์วรรณกรรมแบ่งออกเป็น 3 ส่วนย่อย คือ 1. ปริทัศน์วรรณกรรมเกี่ยวกับทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2. ปริทัศน์วรรณกรรมเกี่ยวกับการประมวลผลภาพและการวินิจฉัยโรคพืช และ 3. ปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

บทที่ 3 นำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

บทที่ 4 นำเสนอกรณีศึกษาการทำงาน of ทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ โดยนำเสนอการทดสอบการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบอย่างง่าย การทดสอบกับชุดข้อมูล Iris dataset และทดสอบการเรียนรู้และวินิจฉัยโรคใบองุ่น

บทที่ 5 นำเสนอการออกแบบโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน

บทที่ 6 นำเสนอผลการทดสอบการทำงาน of ทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน โดยทำการปรับค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการออกแบบเพื่อวิเคราะห์และเปรียบเทียบผลการทดสอบกับทฤษฎีแบบดั้งเดิม

บทที่ 7 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

ภาคผนวกมีอยู่ด้วยกัน 2 ส่วน คือ ภาคผนวก ก. ภาพชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ภาคผนวก ข. ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่น ด้วย MATLAB และภาคผนวก

1.7 สรุป

ในบทที่ 1 นี้ นำเสนอความเป็นมาและความสำคัญของงานวิจัย วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของงานวิจัย และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ โดยการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนสำคัญ ได้แก่ ส่วนแรก คือ การพัฒนาและออกแบบทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายให้สามารถทำงานได้สองระดับ ส่วนที่สอง คือ การพัฒนาและออกแบบอัลกอริทึมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับให้สามารถสกัดและเลือกค่าคุณลักษณะเด่นโดยอัตโนมัติโดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และส่วนสุดท้ายคือการออกแบบและทดสอบระบบวินิจฉัยโรคใบองุ่นโดยใช้อัลกอริทึมที่ทำการพัฒนา



บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

เนื้อหาในบทนี้กล่าวถึงปริทัศน์วรรณกรรมของงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกรูปแบบ โครงข่ายประสาทเทียม การวินิจฉัยโรคพืช และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งทั้งหมดเป็นองค์ความรู้ที่ใช้ในงานพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์นี้ โดยเพื่อให้ทราบถึงแนวทางในการวิจัยและพัฒนาระบบ ปัญหาที่อาจเกิดขึ้น และวิธีการแก้ไข อีกทั้งเนื้อหาในบทนี้ยังกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นพื้นฐานที่ใช้ในการทำความเข้าใจการออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์ การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน ซึ่งเป็นระบบที่สามารถทำงานได้เองโดยไม่จำเป็นต้องมีการฝึกสอน การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนิยมใช้ในงานแบ่งกลุ่มหรือจัดกลุ่มข้อมูลเนื่องจากมีกระบวนการทำงานที่ไม่ซับซ้อนและมีประสิทธิภาพสูง โดยนำเสนอหลักการของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองร่วมกับการแบ่งกลุ่มสีเพื่อใช้ในการสกัดโรคใบองุ่นและนำเสนอสถาปัตยกรรมการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมเพื่อเป็นแนวทางในการออกแบบและพัฒนา การเชื่อมโยงสมการที่ใช้ในการคำนวณและการเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับโครงข่ายในการศึกษาต่อยุคในอนาคต ในงานวิจัยนี้ได้เลือกทฤษฎีพืชชีโรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายเป็นโมเดลพื้นฐานในการพัฒนา เนื่องจากข้อดีของโครงข่ายชนิดนี้คือความสามารถในการเรียนรู้ได้อย่างต่อเนื่องโดยไม่จำเป็นต้องการทำสอนระบบใหม่ทั้งหมด และการเรียนรู้ที่สามารถปรับค่าน้ำหนักประสาทได้อย่างต่อเนื่อง ซึ่งต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่นที่ต้องทำการฝึกสอนใหม่ทั้งหมดเมื่อตัวอย่างใหม่ถูกป้อนให้กับระบบ ทำให้ใช้เวลาในการคำนวณมาก และเป็นการสิ้นเปลืองทรัพยากร ในหัวข้อสุดท้ายได้นำเสนอเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันซึ่งกำลังเป็นที่นิยมเป็นอย่างมากในปัจจุบันในกลุ่มงานเรียนรู้แบบเชิงลึก โดยโครงข่ายชนิดนี้นิยมใช้กับงานการจดจำวัตถุ การระบุกลุ่มชนิดของวัตถุซึ่งมีความถูกต้องสูงมาก ลดความผิดพลาดจากการเลือกคุณลักษณะเด่นในการเรียนรู้เนื่องจากโครงข่ายชนิดนี้สามารถเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมด้วยตัวเอง อีกทั้งยังถูกพัฒนาให้สามารถนำเอาส่วนการประมวลผลภาพของคอมพิวเตอร์มาช่วยในการคำนวณได้โดยตรงทำให้สามารถประมวลผลได้อย่างรวดเร็ว

2.2 ปรัชญ์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต

งานวิจัยนี้กล่าวถึงการโครงข่ายทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว การพัฒนาโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบต่าง ๆ การนำหลักการทางปัญญาประดิษฐ์มาใช้กับระบบวินิจฉัยโรคพืชโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันและนำโครงข่ายที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับระบบการเรียนรู้ในระดับความละเอียดที่สูงขึ้นในอนาคต โดยปรัชญ์วรรณกรรมและงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องถูกแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ 1 ปรัชญ์วรรณกรรมและงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว 2 ปรัชญ์วรรณกรรมและงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ และ 3 ปรัชญ์วรรณกรรมและงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน แสดงได้ดังตารางที่ 2.1 ถึงตารางที่ 2.9



ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
1987	GAIL A. CARPENTER, And STEPHEN GROSSBERG,	นำเสนอทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรโซแนนซ์แบบปรับตัวครั้งแรก ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำกลุ่มอินพุตที่เป็นไบนารี (ART1) และกลุ่มอินพุตที่เป็นค่าจริง (ART2) โดยเป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน
1991	GAIL A. CARPENTER, STEPHEN GROSSBERG, And JOHN H. REYNOLDS	นำเสนอทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบมีผู้สอน โดยใช้ชื่อว่า Adaptive Resonance Theory MAP (ARTMAP) พัฒนาจาก ART มีการเพิ่มชุดอินพุตเป็น 2 ชุด มีการทำงานที่รวดเร็วกว่า ART แบบดั้งเดิม โดยนำมาทดสอบกับการจำแนกประเภทของข้อมูลร่วมกับทฤษฎีการจัดการตนเอง (SOFM)
1992	GAIL A. CARPENTER, STEPHEN GROSSBERG, Natalya Markuzon, JOHN H. REYNOLDS, And David B. Resen	นำเสนอการนำข้อดีในเรื่องความแม่นยำและรวดเร็วในการคำนวณของฟัซซีลอจิกมาพัฒนาร่วมกับความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของ ARTMAP โดยใช้ชื่อว่า Fuzzy ARTMAP (FAM) สามารถปรับตัวในการเรียนรู้ได้ด้วยหลักการติดตามความคล้ายซึ่งทำให้โครงข่ายสามารถปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องขึ้นเล็กน้อยเมื่อการทำนายผลมีความผิดพลาด
1993	T. Kasuba	นำเสนอหลักการโครงข่ายประสาทเทียมแบบทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย (Simplified Fuzzy ARTMAP, SFAM) พัฒนามาจาก Fuzzy ARTMAP (FAM) โดยสถาปัตยกรรมของ SFAM ถูกออกแบบมาเพื่อลดความซับซ้อนและความฟุ่มเฟือยในการใช้ทรัพยากรในการคำนวณทำให้มีความเร็วในการคำนวณมากกว่า FAM

ตารางที่ 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีพีชชีเร โซแนนซ์แบบปรับตัว(ต่อ)

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2014	Marko Svaco, Bojan JerbiT, And Filip Suligoj	นำเสนอการพัฒนาโครงข่าย ART ให้สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลในรูปแบบภาพ 2D ที่เป็นรูปร่างสามเหลี่ยม สี่เหลี่ยม และวงกลม โดยการนำเสนอมุ่งเน้นพัฒนางานทางด้านโรคทศตพัตยกรรมของโครงข่ายถูกออกแบบให้มีอินพุตสองชุด ชุดแรกคือภาพ 2D ชุดที่สองเป็นข้อมูลของภาพ ซึ่งทำให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพในการทำงานที่สูงแต่เป็นเฉพาะทางด้านแบ่งกลุ่มภาพ 2D เท่านั้น และมีความยุ่งยากในการกำหนดอินพุต

ตารางที่ 2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
1995	Bir Bhanu, Sungkee Lee, And John Ming	นำเสนอการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ทฤษฎีทางพันธุกรรม ซึ่งเป็นการนำปัญหาที่ส่งผลกระทบต่อคุณสมบัติของภาพมาทำการวิเคราะห์ร่วม เช่น ช่วงเวลาในการถ่ายภาพ ปริมาณเมฆที่ส่งผลกระทบต่อความสว่าง โดยใช้ทฤษฎีทางพันธุกรรมในการหาค่าที่เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มข้อมูลซึ่งค่าจะมีการปรับตัวเองในแต่ละภาพ
2000	T. F. Burks, S. A. Shearer, And F. A. Payne	นำเสนอการแบ่งกลุ่มของวัชพืชโดยใช้คุณลักษณะทางสีร่วมกับการวิเคราะห์ทางสถิติที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลที่มีตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไป โดยมีการนำการวิเคราะห์ภาพเชิงสถิติในระดับสีเทาในการสกัดคุณลักษณะสำคัญของภาพ

ตารางที่ 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ(ต่อ)

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2003	M.J. Aitkenhead, I.A. Dalgetty, C.E. Mullins, A.J.S. McDonald, And N.J.C. Strachan	นำเสนอการนำเอาหลักการทางปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการสกัดพืชเพาะปลูกออกจากวัชพืช โดยใช้หลักการวัดและคำนวณสัดส่วนของต้นพืชผลกับวัชพืชร่วมกับการใช้ทฤษฎีการจัดการตัวเองในการแบ่งกลุ่มภาพ
2003	Christine M. Onyango, and A. Marchant	นำเสนอการสกัดภาพพืชเพาะปลูกออกจากวัชพืช โดยใช้หลักการประมวลผลภาพดิจิทัลร่วมกับการวิเคราะห์แบบแบ่งส่วนภาพและตัวกรองลักษณะในการหาจุดกึ่งกลางของภาพที่ทำการแบ่งส่วน
2004	Li Fei-Fei Rob Fergus And Pietro Perona	นำเสนอการรู้จำกลุ่มภาพทั่วไปโดยใช้ตัวอย่างในการสอนน้อยแทนการสอนจดจำกลุ่มวัตถุแบบดั้งเดิมซึ่งต้องใช้ตัวอย่างเป็นพันภาพ โดยใช้โมเดลแบบจำลองความน่าจะเป็นซึ่งแสดงถึงรูปร่างลักษณะที่สำคัญของวัตถุที่ต้องการเรียนรู้ ทฤษฎีเบย์เซียนถูกพัฒนาให้สามารถเรียนรู้แบบทวิคูณและผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงความเร็วในการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้นของโมเดลและประสิทธิภาพในการเรียนรู้ที่ดีสำหรับกรณีตัวอย่างในการเรียนรู้ด้วย โดยทำการทดสอบกับภาพจำนวน 101 กลุ่ม
2005	Guo Dong, And Ming Xie	นำเสนอการแบ่งส่วนของภาพโดยใช้การวิเคราะห์สีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ใช้หลักการคัดแยกกลุ่มสีที่มีความต่างกัน และจับกลุ่มสีที่มีความคล้ายกันบนภาพ โดยใช้ทฤษฎีการจัดการตัวเอง
2007	Kuo-Yi Huang	นำเสนอการตรวจจับโรคพืชจากต้นกล้า โดยใช้กระบวนการทางปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับการวิเคราะห์ทางสีและรายละเอียดของภาพจากการคำนวณโดยใช้หลักการวิเคราะห์เชิงสถิติของภาพในระดับเทา

ตารางที่ 2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคพืชและการประมวลผลภาพ(ต่อ)

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2009	Jai Deng Wei Dong Richard Socher Li-Jai Li Kai Li And Li Fei-Fei	นำเสนอฐานข้อมูลรูปภาพขนาดใหญ่ที่รวบรวมภาพกลุ่มต่าง ๆ กว่า 3 ล้านภาพ โดยแต่ละภาพมีเป็นที่มีเฉพาะรายละเอียดของวัตถุนั้น ๆ โดยเป้าหมายของงานวิจัยคือสร้างฐานข้อมูลที่มีภาพจำนวน 50 ล้านภาพ มุ่งหวังให้เป็นทรัพยากรที่ใช้กันอย่างกว้างขวางในงานวิจัยทางด้านการประมวลผลภาพ การรู้จำวัตถุเพื่อขยายขอบเขตในการวิจัย
2009	A. MEUNKAEWJINDA, P.KUMSAWAT, K. ATTAKITMONGCOL, And A. SRIKAEW	นำเสนอการวินิจฉัยโรคใบอ่อนจากภาพสีโดยใช้ทฤษฎีปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริดจ์ โดยนำเสนอการใช้โครงข่ายการจัดการตัวเองและโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการสกัดพื้นที่ใบจากองค์ประกอบภาพที่ไม่เกี่ยวข้อง จากนั้นใช้โครงข่ายการจัดการตัวเองร่วมกับทฤษฎีทางพันธุกรรมและเวกเตอร์เกี่ยวพันในการแยกกลุ่มสีของโรคออกจากใบ จากนั้นใช้กาบอร์เวฟเลทในการดึงคุณลักษณะเด่นของโรคและใช้เวกเตอร์เกี่ยวพันในการวินิจฉัย
2013	Matthew D. Zeiler And Rob Fergus	ได้ทำการอธิบายเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันขนาดใหญ่เนื่องจากในงานวิจัยในอดีตนั้นไม่ได้อธิบายเกี่ยวกับที่มาของความสามารถที่ยอดเยี่ยมในการทำงานของโครงข่ายแบบคอนโวลูชันและที่มาในการพัฒนาโครงข่าย โดยทำการนำเสนอวิธีการใหม่ี่พัฒนาจากโมเดลของ ImageNet ในการวิเคราะห์ภาพในการเลือกคุณลักษณะเด่นและการจำแนกกลุ่มภาพ

ตารางที่ 2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2010	Florent Perronnin Jorge Sanchez And Thomas Mensink	นำเสนอการพัฒนาทฤษฎี Fisher kernel เพื่อใช้ในการเรียนรู้กลุ่มภาพขนาดใหญ่ โดยทำการทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพขนาดใหญ่ 2 แหล่งคือ ImageNet และ Flickr groups โดย SIFT Feature ในการเลือกคุณลักษณะเด่นของภาพ และอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มของภาพคืออัลกอริทึมเวกเตอร์เกือหนุน
2011	Dan C. Ciresan Ueli meier Jonathan Masci Luca M. Gambardella And Jurgen Schmidhuber	นำเสนอการใช้หน่วยประมวลผลภาพของคอมพิวเตอร์ร่วมกับทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการจำแนกกลุ่มของวัตถุและการระบุตัวอักษร โดยในงานวิจัยนำเสนอกระบวนการดำเนินการของทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และการประมวลผลด้วยความเร็วสูงโดยใช้หน่วยประมวลผลภาพของคอมพิวเตอร์ในการดำเนินงาน
2012	Jeffrey Dean Greg S. Corrado Rajat Monga Kai Chen Matthieu Devin Quoc V. Le Mark Z. Mao Narc Aurelio Ranzato Andrew Senior Paul Tacker Ke Yang And Andrew Y. NG	นำเสนอโมเดลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมขนาดใหญ่ โดยออกแบบให้คอมพิวเตอร์หลายเครื่องสามารถร่วมกันสอนให้กับระบบได้ทำงานร่วมกัน อัลกอริทึมการไล่ระดับสีแบบสโตแคสติกเพื่อช่วยในการดำเนินงานกับชุดข้อมูลขนาดใหญ่ ทำการทดสอบกับภาพจากฐานข้อมูลจำนวน 16 ล้านภาพ 2 หมั่น 1 พัน ประเภท งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงการเพิ่มความเร็วในการฝึกอบรมโครงข่ายเพื่อใช้ในเชิงพาณิชย์

ตารางที่ 2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(ต่อ)

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2012	Alex Krizhevsky Ilya Sutskever And Geoffrey E. Hinton	นำเสนอโมเดลในการเรียนรู้ชุดข้อมูลภาพขนาดใหญ่ที่มีความละเอียดสูงจำนวน 1.2 ล้านภาพ โดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ใช้กลุ่มตัวอย่าง 1000 กลุ่ม และเพิ่มความเร็วในการคำนวณโดยใช้หน่วยการประมวลผลภาพของคอมพิวเตอร์
2013	Jeff Donahue Yangqing Jai Oriol Vinyals Judy Hoffman Ning Zhang Eric Tzeng And Trevor Darrell	นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ใช้หลักการออกแบบว่าโครงข่ายที่ได้รับการฝึกสอนและแก้ไขแล้วอย่างเต็มที่ที่สามารถนำมาใช้ใหม่กับงานทั่วไปได้ หมายถึงโครงข่ายที่ถูกฝึกสอนไปแล้วกับกลุ่มวัตถุชนิดอื่น สามารถนำมาใช้โดยการสอนเพิ่มกลุ่มชนิดใหม่เข้าไปได้ โดยใช้รูปแบบการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ฝึกสอน
2013	John William ORILLO, Jennifer DELA CRUZ, Leobelle AGAPITO, Paul Jensen SATIMBRE And Ira VALENZUELA	นำเสนอการระบุโรคที่เกิดขึ้นบนแปลงข้าว โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ โดยใช้หลักการเทรซโซค่าสีในการสกัดพื้นที่ส่วนที่เป็นใบออกจากพื้นหลัง
2014	Ali Sharif Razavian Hossein Azizpour Josephine Sullivan And Stefan Carlsson	นำเสนอพื้นฐานสำคัญเกี่ยวกับโครงข่ายแบบคอนโวลูชันในการหาคุณลักษณะเด่น โดยนำเสนออัลกอริทึมที่ชื่อว่า “off the shelf” เปรียบเทียบกับโมเดลโครงข่ายคอนโวลูชันแบบต่าง ๆ ในอดีต

ตารางที่ 2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(ต่อ)

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2014	Jonathan Long Evan Shelhamer And Trevor Darrell	นำเสนอโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อใช้ในการแบ่งส่วนของภาพอย่างมีนัยยะ โดยรูปแบบการฝึกสอนแบบพิกเซลต่อพิกเซล ใช้การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ฝึกสอนอ้างอิงโมเดลของ AlexNet ในการทดสอบ
2014	Maxime Oquab Leon Bottou Ivan Laptev And Josef Sivic	นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการเรียนรู้กับชุดข้อมูลขนาดใหญ่และสามารถถ่ายโอนโครงข่ายไปใช้กับการรู้จำกลุ่มภาพชนิดอื่น ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเริ่มจากการใช้ชุดข้อมูลจากฐานข้อมูล ImageNet จากนั้นทำการถ่ายโอนไปยังกลุ่มภาพระดับกลางซึ่งอ้างอิงจากฐานข้อมูล PASCAL VOC จากผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการถ่ายโอนชุดข้อมูลและสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่มีความแตกต่างกันทางสถิติเช่น ขนาดของภาพ ความเชื่อมโยงของพิกเซลทั้งสองฐานข้อมูล
2014	Yunchao Gong Liwei Wang Ruiqi Guo And Svetlana Lazebnik	นำเสนอการพัฒนาโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยใช้หลักการปรับการเลือกคุณลักษณะเด่นของโมเดลแบบหลายระดับเพื่อให้โครงข่ายสามารถทำงานได้กับภาพในหลายองค์ประกอบและมีประสิทธิภาพที่สูงขึ้น โดยข้อดีของโมเดลนี้คือสามารถแบ่งกลุ่มได้หลายกลุ่มในภาพเดียว สามารถใช้แบ่งกลุ่มกับภาพที่ในภาพมีหลายองค์ประกอบ

ตารางที่ 2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(ต่อ)

ปีที่ตีพิมพ์ (ค.ศ.)	คณะผู้วิจัย	สาระสำคัญของงานวิจัย
2014	Kaiming He Xiangyu Zhang Shaoqing Ren And Jian Sun	นำเสนอโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่พัฒนาขึ้นให้สามารถทำงานได้กับรูปภาพที่มีขนาดต่างกัน โดยการเพิ่มชั้นเลเยอร์ในการคำนวณของโครงข่ายคอนโวลูชัน
2014	Minh Hoai	นำเสนอการจัดกลุ่มแบบเป็นระบบสำหรับงานแบ่งกลุ่มภาพโดยใช้การสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพแบบหน้าต่างย่อยหลายตำแหน่งและหลายระดับความละเอียด โดยโมเดลที่นำเสนอมีความยืดหยุ่นแตกต่างจากโมเดลเชิงพื้นที่ในอดีตที่ต้องทำการกำหนดพื้นที่ในการดำเนินการเอง
2015	Karen Simonyan And Andrew Zisserman	นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการเรียนรู้สำหรับภาพขนาดใหญ่ โดยนำเสนอผลกระทบเมื่อทำการปรับโมเดลให้มีการทำงานที่ความละเอียดสูงขึ้น (ฟิลเตอร์ที่ใช้ในการประมวลผลมีขนาดเล็กมาก) ซึ่งเมื่อทำการเพิ่มชั้นฟิลเตอร์เพื่อเพิ่มระดับในการสกัดคุณลักษณะจะทำให้ค่าพารามิเตอร์มีจำนวนเพิ่มขึ้น โดยจากผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมจะเพิ่มสูงขึ้นเมื่อทำการเพิ่มชั้นในการสกัดคุณลักษณะของภาพซึ่งจำนวนของชั้นที่เพิ่มขึ้นต้องสอดคล้องกับขนาดของรูปภาพเพื่อหลีกเลี่ยงการสร้างข้อมูลที่ไม่มีความหมายและมีความซ้ำซ้อนกัน

งานวิจัยในอดีตที่กล่าวไว้ข้างต้นได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับวิทยานิพนธ์นี้ โดยส่วนหนึ่งคือแนวคิดเพื่อใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถทำงานได้สองระดับ โดยใช้ข้อมูลชุดเดียวในการสอนให้กับระบบ โดยนำเอาข้อดีของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวมาเป็นโมเดลในการพัฒนาการประมวลผลภาพเพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรคพืช และการนำเอาหลักการสกัด

ค่าคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมของ CNN มาใช้ในการพัฒนาร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวให้สามารถเลือกค่าคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมมาใช้ในการสอนให้กับโครงข่ายแบบอัตโนมัติ

2.3 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนคือการเรียนรู้ที่ระบบจะไม่ทราบคำตอบของอินพุตที่ถูกป้อนเข้ามา แต่จะทำการจัดกลุ่มข้อมูลที่มีความคล้ายกันให้อยู่กลุ่มเดียวกัน ซึ่งนิยมใช้กับการแบ่งกลุ่มหรือจัดกลุ่มข้อมูลก่อนนำไปประมวลผลต่อ ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนที่ใช้รูปแบบการเรียนรู้แบบแข่งขัน (competitive learning) คือ แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-organizing feature map, SOFM) [Kohonen, 1982] ซึ่งเป็นโครงข่ายที่นิยมใช้ในการจำแนกกลุ่มของข้อมูล โครงสร้างของ SOFM ถูกออกแบบมาให้ทำงานคล้ายคลึงกับสมองส่วนตาของมนุษย์ ซึ่งสามารถแยกแยะวัตถุได้ถึงแม้ว่าจะไม่เคยเห็นมาก่อนก็ตาม โดยการทำงานจะแตกต่างไปจากการเรียนรู้ประเภทอื่น ๆ ที่เอาต์พุตของนิวรอนจะทำการแข่งขันกับนิวรอนอื่น ๆ อย่างสัมพันธ์ต่อการตอบสนองต่ออินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ นิวรอนผู้ชนะจะได้รับการกระตุ้นและทำการปรับค่าน้ำหนักประสาท ในขณะที่นิวรอนที่แพ้การแข่งขันจะถูกปรับค่าให้ยับยั้งการปรับน้ำหนักประสาท ดังนั้นการเรียนรู้แบบแข่งขันจะมีเพียงนิวรอนผู้ชนะเพียงนิวรอนเดียวเท่านั้นที่ถูกปรับค่าน้ำหนักประสาท

2.3.1 การทำงานของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง

(Self-organizing feature map, SOFM)

การทำงานของ SOFM เริ่มต้นที่การคำนวณหานิวรอนผู้ชนะ เช่นเดียวกับขั้นตอนการเรียนรู้แบบแข่งขันโดยทั่วไป การปรับค่าน้ำหนักประสาทจะกระทำต่อนิวรอนผู้ชนะ w_i และนิวรอนข้างเคียง (นิวรอนเพื่อนบ้าน) ตามกฎการเรียนรู้ของโคโฮเนนดังสมการ

$$w_i^{new} = \begin{cases} w_i^{old} + \alpha(p - w_i^{old}), & i \in \Delta(i_w) \\ w_i^{old} & otherwise \end{cases} \quad 2.1$$

โดยที่ $\Delta(i_w)$ คือฟังก์ชันในการระบุนิวรอนข้างเคียงของนิวรอนผู้ชนะ w_{i_w} นั่นคือ นิวรอนผู้ชนะและนิวรอนข้างเคียงที่กำหนดเท่านั้นที่จะนำการเรียนรู้ในรอบนั้น ๆ การระบุนิวรอนข้างเคียงสามารถทำได้หลายวิธี ตัวอย่างหนึ่งในการระบุนิวรอนข้างเคียงจะใช้ระยะห่างของนิวรอนผู้ชนะโดยเทียบกับรัศมีของวงกลมตามความสัมพันธ์ต่อไปนี้

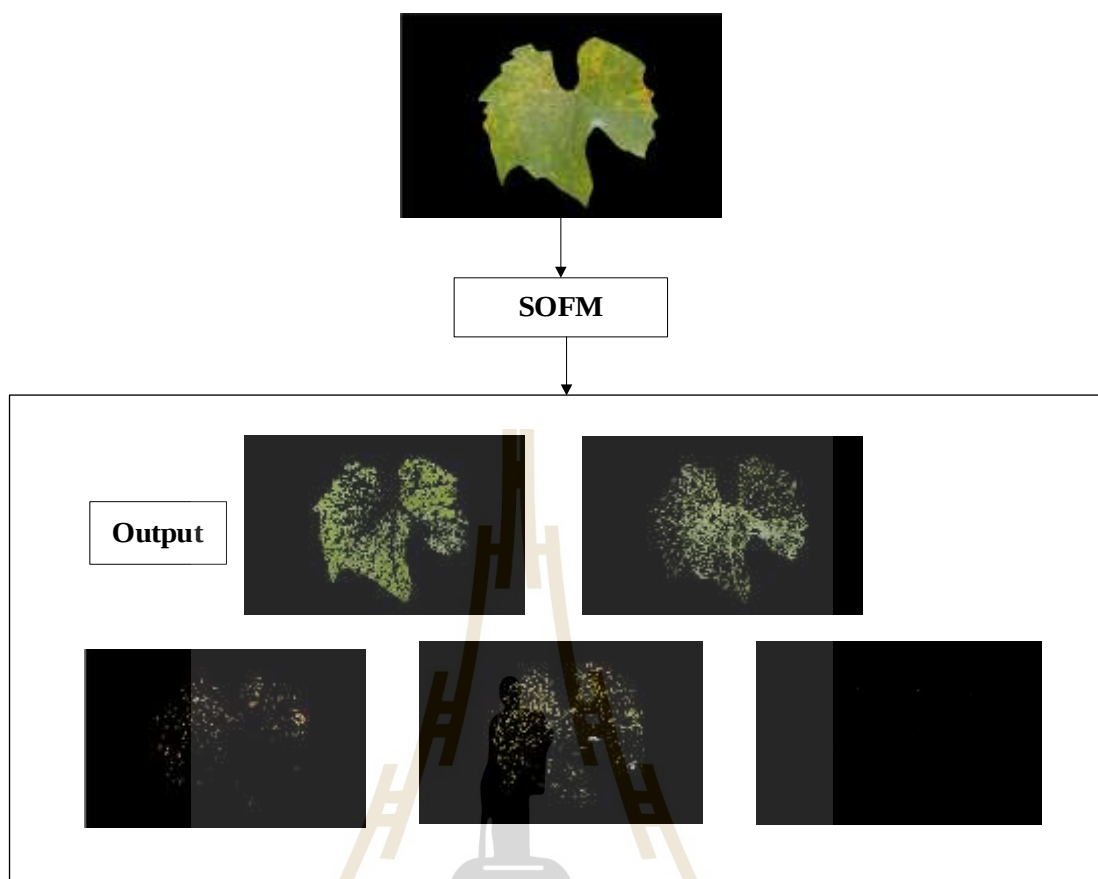
$$\Delta(i_w) = j, \text{ โดยที่ } r_{i_w} \leq r \quad 2.2$$

โดยที่ r คือรัศมีในการกำหนดนิวรอลข้างเคียง และ r_{ij} คือระยะห่างระหว่างนิวรอล i และนิวรอล j โดยปกติแล้วเครือข่ายโคโฮเนนไม่ได้มีเพียง 2 มิติ เครือข่าย 1 มิติก็ต้องมีการระบุนิวรอลข้างเคียงด้วยเช่นเดียวกัน โดยนิวรอลข้างเคียงจะอยู่ด้านซ้ายและขวาของนิวรอลผู้ชนะ และมีรัศมีเป็นจำนวนนิวรอลตามต้องการ การกำหนดนิวรอลข้างเคียงสามารถทำได้หลายรูปแบบ โดย Kohonen นำเสนอรูปแบบตัวอย่าง 2 รูปแบบเพื่อความสะดวกในการสร้างเครือข่าย คือรูปแบบสี่เหลี่ยมและหกเหลี่ยม อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพของเครือข่ายไม่ขึ้นอยู่กับรูปแบบของการกำหนดนิวรอลข้างเคียงแต่อย่างใด

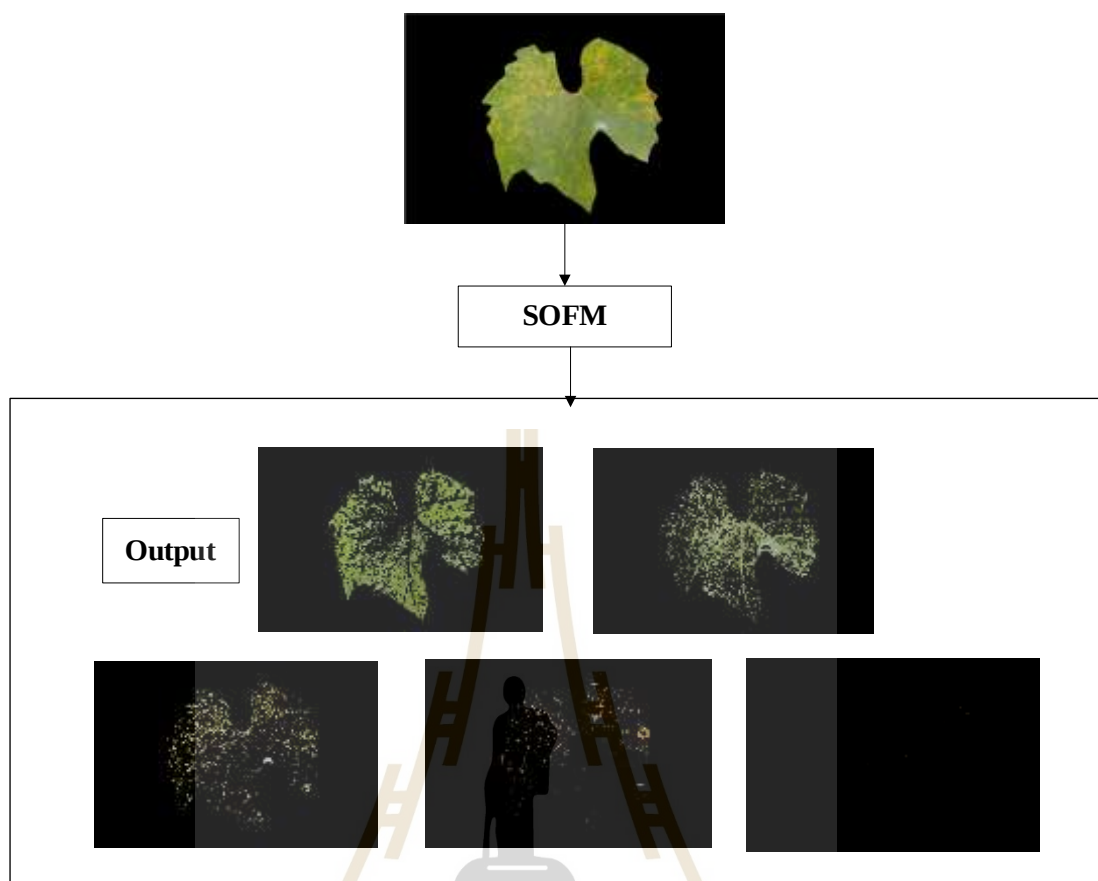
SOFM มีจุดเด่นที่สามารถปรับโครงสร้างภายในให้สอดคล้องกับรูปแบบอินพุตที่ป้อนเข้าสู่เครือข่าย ซึ่งสามารถประยุกต์ใช้งานได้อย่างหลากหลาย โดยเฉพาะในกลุ่มงานจำแนกรูปแบบหรือคัดแยกกลุ่มข้อมูลแบบอัตโนมัติ โดยจำนวนของนิวรอลในโครงข่ายจะมีจำนวนเท่ากับกลุ่มที่ทำการกำหนดให้คัดแยก

2.3.2 ตัวอย่างการใช้แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองในการแบ่งกลุ่มสีเพื่อใช้ในการสกัดโรคจากใบองุ่น

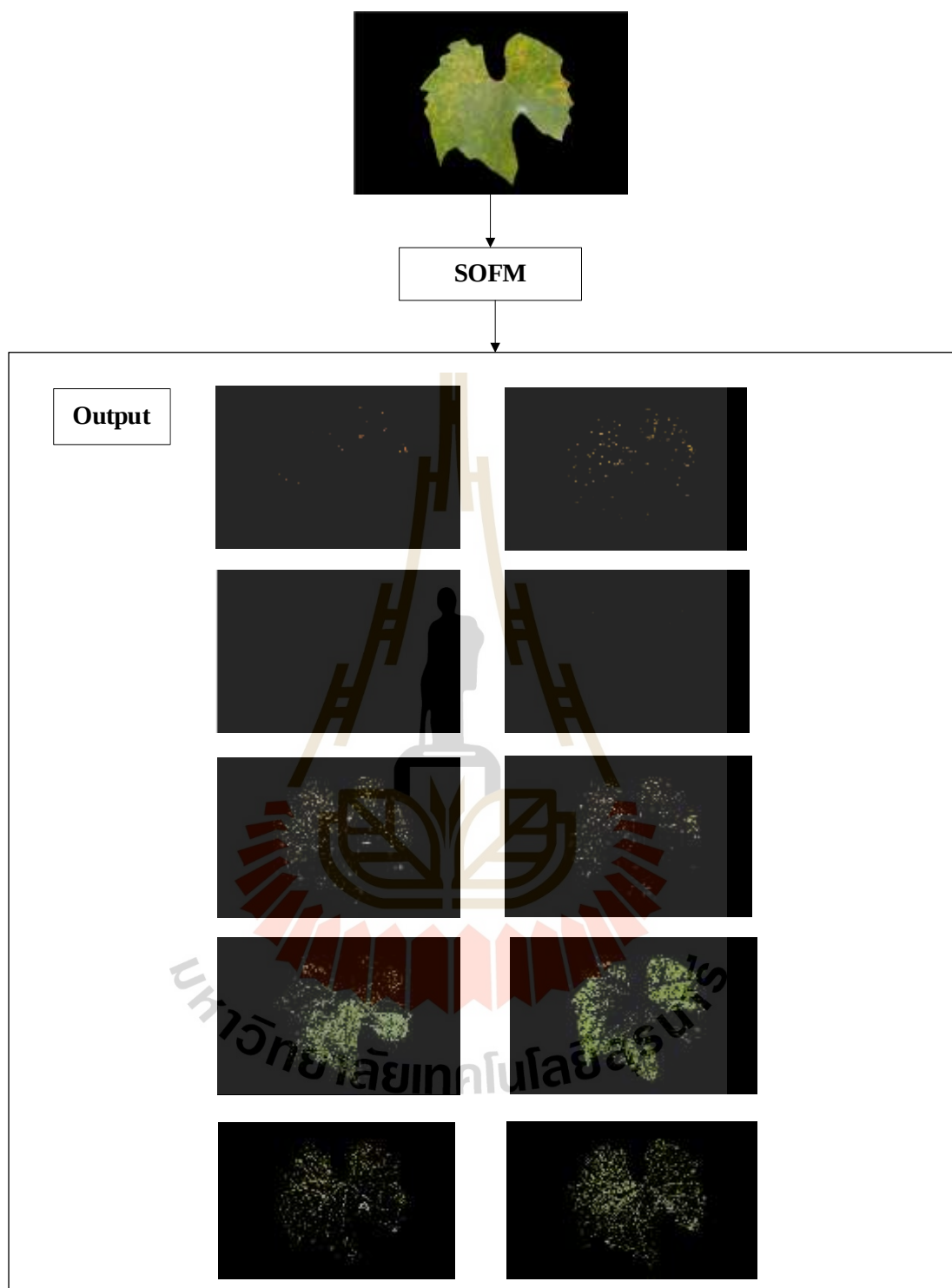
ในกระบวนการสกัดพื้นที่ที่เป็นโรคจากใบองุ่นนั้นใช้ภาพใบองุ่นที่ถ่ายจากฟาร์มมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ขนาด 400 x 600 พิกเซล โดยภาพในตัวอย่างได้ทำการลบขอบและพื้นหลังของภาพมาแล้ว กำหนดจำนวนกลุ่มข้อมูลที่ต้องการให้อัลกอริทึมทำการจำแนก เป็น 5 กลุ่ม และ 10 กลุ่ม และใช้จำนวนรอบในการคำนวณ 5 รอบ และ 50 รอบ เพื่อดูความแตกต่างของเอาต์พุตในการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยอินพุตที่ป้อนให้กับ SOFM เป็นชุดเมทริก 3 ชุดข้อมูล คือ ข้อมูลสีในโดเมน L จาก ปริภูมิสี LUV, ข้อมูลสีในโดเมน A จาก ปริภูมิ LAB และ ข้อมูลสีในโดเมน Cr จาก ปริภูมิ YCbCr



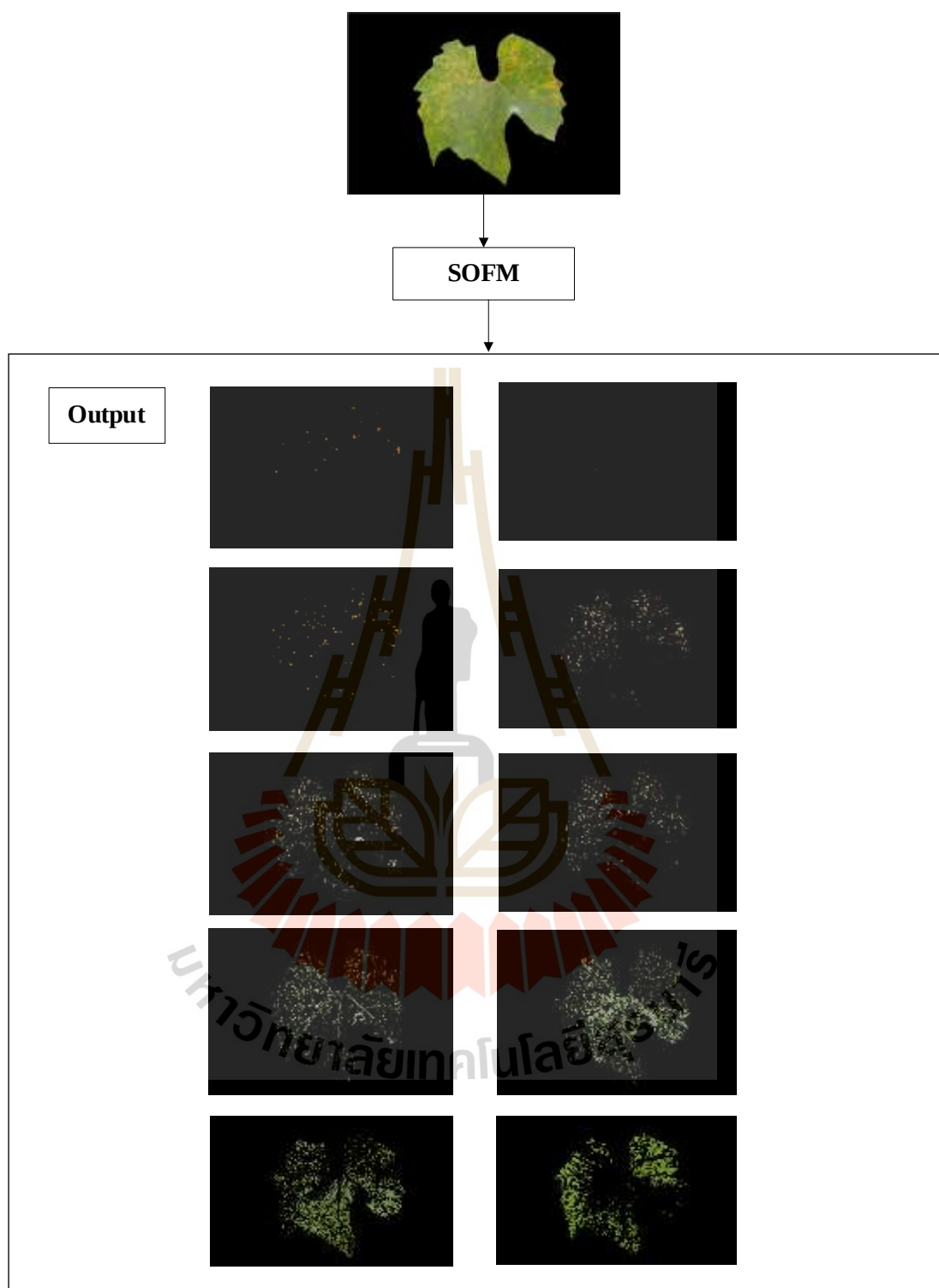
รูปที่ 2.1 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 5 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 5 รอบ



รูปที่ 2.2 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 5 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 50 รอบ



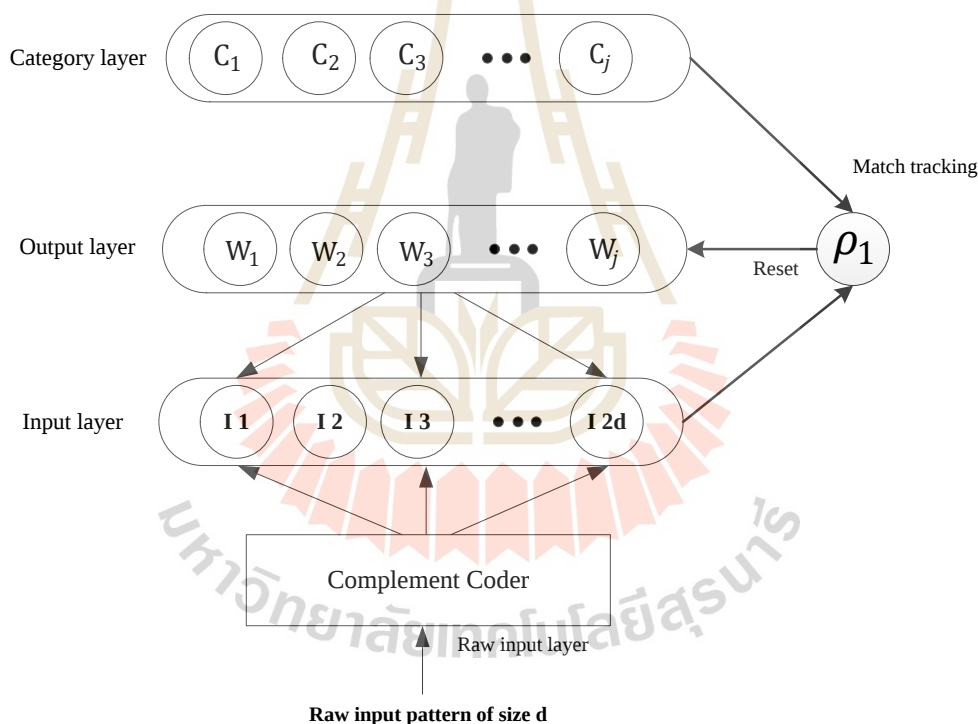
รูปที่ 2.3 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 10 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 5 รอบ



รูปที่ 2.4 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลสี 10 กลุ่ม จำนวนรอบในการคำนวณ 50 รอบ

2.4 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย

ทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย (Simplified Fuzzy Adaptive Resonance Theory MAP, SFAM) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่ง ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซี่ (Fuzzy ARTMAP, FAM) ออกแบบโดย Kasuba (1993) โครงสร้างของ SFAM ถูกออกแบบมาให้ลดความซับซ้อนในการคำนวณซึ่งทำให้มีความเร็วกว่า FAM จากการนำทฤษฎีฟัซซี่ลอจิกเข้ามามีส่วนร่วมในการคำนวณ โดยสถาปัตยกรรมของ SFAM นั้นมีชั้นของเครือข่ายที่ใช้ในการคำนวณสองชั้น คือ ชั้นอินพุต (Input layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) ในชั้นสุดท้ายคือชั้นกลุ่มที่ใช้ในการระบุกลุ่มของค่าน้ำหนักประสาท (Category layer) แสดงในรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 โครงสร้างสถาปัตยกรรมของทฤษฎีฟัซซี่เรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย (SFAM, Carpenter et al., 1992)

เมื่อมีการป้อนข้อมูลอินพุตคืบไปยังเครือข่าย ข้อมูลอินพุตคืบจะถูกส่งไปยังตัวลงรหัสส่วนเติมเต็ม (complement coder) อินพุตที่ลงรหัสส่วนเติมเต็มจะมีจำนวนข้อมูลเพิ่มเป็นสองเท่าจากเดิม โดยอินพุตเวกเตอร์ที่ถูกลงรหัสส่วนเติมเต็มแทนด้วย I โดยกำหนดให้ $I = (\bar{a}, a^c)$ และจะถูกส่งไป

ยังชั้นอินพุต ในส่วนค่าน้ำหนักประสาทของเครือข่าย (weights) มาจากแต่ละจุดของประเภท เอาท์พุต (output nodes) ซึ่งเคลื่อนที่ลงมาในส่วนชั้นอินพุต ในขณะที่ชั้นประเภท (category layer) เป็นชั้นที่ทำการจดจำประเภท ซึ่งมาจากโครงข่ายที่ได้รับการเรียนรู้แล้ว ค่าพารามิเตอร์สอดส่อง (vigilance parameter : ρ) และค่าความคล้าย (match tracking) เป็นกลไกสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งถูกใช้สำหรับกระบวนการฝึกสอน

ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะเริ่มจากการกำหนดค่า ρ ซึ่งเป็นค่าที่ถูกกำหนดให้มีค่าได้ตั้งแต่ 0 ถึง 1 โดย ρ จะใช้ในการควบคุมขนาดของชั้นเอาท์พุต โดยส่วนใหญ่แล้ว การปรับค่า ρ ให้มีค่าสูงขึ้นทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพการจำแนกที่ดีขึ้นเนื่องจากการทำงานของโครงข่ายจะมีความละเอียดที่สูงขึ้น ในขณะที่กลไก match tracking จะแสดงการทำงานตามการปรับค่า ρ เช่น เมื่อเอาท์พุตที่ถูกเลือกไม่สามารถนำไปแทนประเภทอินพุตที่เหมือนกันได้ทำให้มีการเรียกใช้งานการติดตามความคล้ายเกิดขึ้น

2.4.1 การทำงานของโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนแบบปรับตัวอย่างง่าย

การทำอินพุตให้เป็นมาตรฐานนั้นเป็นองค์ประกอบของเวกเตอร์ที่สมบูรณ์ซึ่งการทำอินพุตให้เป็นมาตรฐาน (input normalization) สามารถคำนวณได้จากค่า complement coded vector ($\bar{a}^c$) เมื่อทำการกำหนดอินพุตเป็น $\bar{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_d)$ ซึ่งมีขนาดเท่ากับ d ดังนั้นเวกเตอร์ $\bar{a}^c$ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.4 โดยกระบวนการทำอินพุตให้เป็นมาตรฐานมีความจำเป็นเพราะว่า SFAM ต้องการอินพุตที่อยู่ในช่วง 0 - 1

$$\bar{a}^c = (1 - a_2, 1 - a_3, \dots, 1 - a_d) \quad 2.4$$

$$I_i = (\bar{a}, \bar{a}^c) = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_d, 1 - a_1, 1 - a_2, 1 - a_3, \dots, 1 - a_d) \quad 2.5$$

ในกรณีที่อินพุต I_i เป็นอินพุตแรกของเครือข่ายจะถูกกำหนดให้เป็นค่าน้ำหนักประสาทบน-ล่าง(top-down weight)

การกระตุ้นโนดเอาท์พุต (output activation) แทนโดย T_j ซึ่งถูกอ้างอิงให้เป็นฟังก์ชันการทำงาน (activation function) สำหรับโนดเอาท์พุตใด ๆ เมื่อ W_j คือค่าน้ำหนักประสาทจากบน-ล่าง (top-down weight)

$$T_j(I_i) = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \quad 2.6$$

โดย $\wedge$ หมายถึง Fuzzy AND operator (minimum) ดังสมการที่ 2.7

$$(p \wedge q)_i = \min(p_i \wedge q_i) \quad 2.7$$

พารามิเตอร์ α เป็นค่าที่เข้าใกล้ศูนย์

คำนวณหานิวรอลผู้ชนะจากฟังก์ชันการทำงานที่มีค่าสูงที่สุด

$$T_k(I_i) = \max_j T_j(I_i) \quad 2.8$$

ฟังก์ชันความคล้าย (match function) ของนิวรอลผู้ชนะค่าตำแหน่งที่ k สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.9

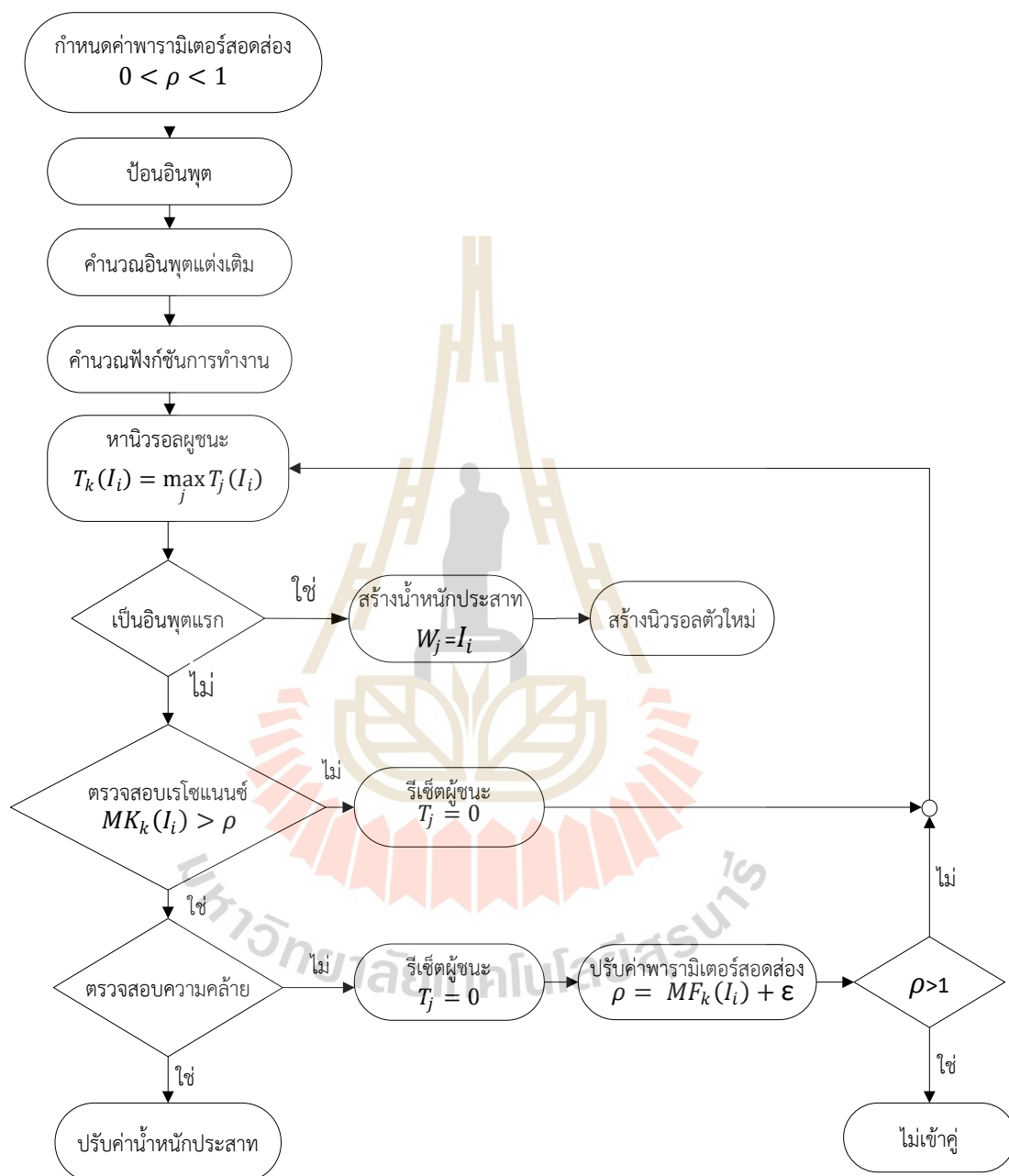
$$MF_k(I_i) = \frac{|I \wedge W_j|}{|I|} \quad 2.9$$

ในกระบวนการตรวจสอบเงื่อนไขการเรโซแนนซ์ ถ้า $MF_k(I_i) > \rho$ และประเภทของอินพุต C_i เป็นประเภทเดียวกับ C_k ซึ่งได้มาจากการสอนโครงข่าย โครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทโดยสมการในการปรับค่าน้ำหนักประสาท สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.10 แต่ถ้าไม่ผ่านเงื่อนไขการเรโซแนนซ์โครงข่ายจะทำการรีเซ็ตเพื่อหานิวรอลผู้ชนะตัวถัดไป ในกรณีที่ $MF_k(I_i) > \rho$ แต่ประเภทของอินพุต C_i ไม่เป็นประเภทเดียวกับ C_k โครงข่ายจะไม่เชื่อมโยงกับค่าน้ำหนักประสาทและจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเพิ่มขึ้น โดยใช้สมการที่ 2.11

$$W_j^{new} = \beta(I \wedge W_j^{old}) + (1 - \beta)(W_j^{old}) \quad \text{โดยที่ } 0 < \beta < 1 \quad 2.10$$

$$\rho = MF_k(I_i) + \varepsilon \quad 2.11$$

เมื่อ ϵ มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ โดยแผนภาพการฝึกสอนของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายสามารถอธิบายได้ดังรูปที่ 2.6

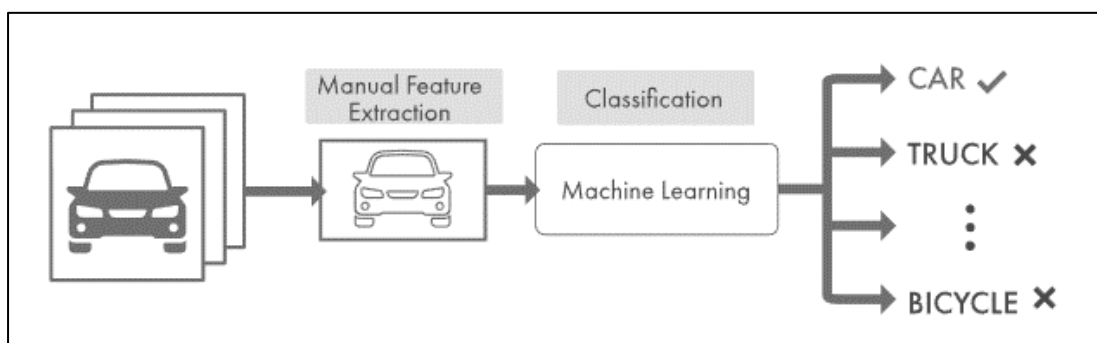


รูปที่ 2.6 โครงสร้างการทำงานของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย

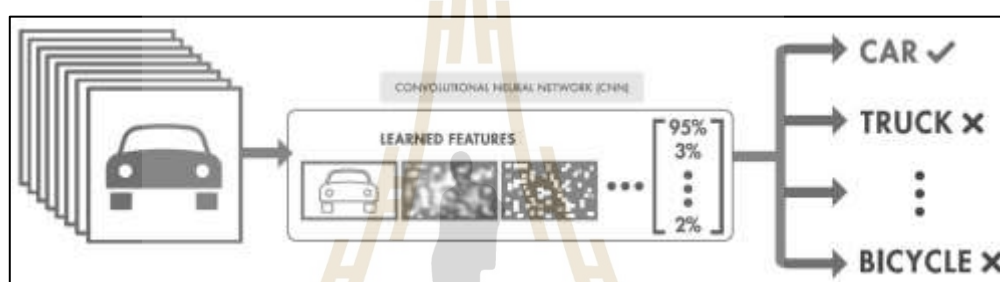
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks)

ในปัจจุบันคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทในชีวิตประจำวันของมนุษย์ ทั้งในด้านการศึกษ การเดินทาง และการพาณิชย์ แต่คอมพิวเตอร์ไม่สามารถเรียนรู้ หรือตัดสินใจเองได้ แนวคิด กระบวนการ Deep Learning Network ถูกนำมาใช้พัฒนาความสามารถของคอมพิวเตอร์ให้สามารถ เรียนรู้และตัดสินใจได้ใกล้เคียงมนุษย์ Deep Learning เป็นชุดคำสั่ง (algorithm) ที่ถูกสร้างขึ้น มาเพื่อให้เครื่องจักรหรือเครื่องคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้และเข้าใจได้เหมือนกับมนุษย์ และมีการ จำลองโครงข่ายประสาทแบบเดียวกับในสมองของมนุษย์ เช่น รูปภาพ ชุดคำสั่งจะทำให้รูปภาพ เปลี่ยนเป็นเวกเตอร์ของความสว่างต่อจุดพิกเซล หรือมองในระดับสูงขึ้นไปเป็นเซตของขอบของวัตถุ ต่างๆ หรือมองว่าเป็นพื้นที่ของรูปร่างใด ๆ ก็ได้ การแทนความหมายดังกล่าวจะทำให้การเรียนรู้ที่ จะทำงานต่าง ๆ ทำได้ง่ายขึ้นไม่ว่าจะเป็นการเรียนรู้จดจำใบหน้าหรือการรู้จำการแสดงออกทางสี หน้า จะเห็นได้ว่าการพัฒนาเทคโนโลยี Deep Learning นั้นสามารถนำไปพัฒนาได้อย่างหลากหลาย Deep Learning คือ Machine Learning รูปแบบหนึ่งที่ไม่จำกัดการทำงานแต่กับรูปภาพเท่านั้น แต่จะ ทำงานกับข้อมูลเสียงหรือข้อมูลตัวเลขอื่น ๆ ก็ได้ ซึ่งลักษณะของ Deep Learning ที่ใช้เป็นมาตรฐาน ในปัจจุบันนั้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลประเภทรูปภาพที่แต่ละพิกเซลมีความหมายเชื่อมโยงกัน ทำให้ Deep Learning มีประโยชน์ ในการช่วยลดความยุ่งยากในกระบวนการทำ Machine Learning สำหรับข้อมูลรูปภาพลงอย่างมีนัยสำคัญได้ เพราะการสร้างแบบจำลอง Machine Learning ที่เรียนรู้ ข้อมูลจากรูปภาพนั้นจะไม่ใช้ลักษณะของการใส่รูปเข้าไปในแบบจำลองโดยตรง แต่รูปภาพจะต้อง ผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะออกมาก่อน แล้วจึงนำคุณลักษณะที่สกัดมาได้ส่งต่อไปยัง แบบจำลอง Machine Learning เรียนรู้ต่อไป

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน หรือ CNN นั้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิด หนึ่งที่ภายในประกอบไปด้วยชั้นคอนโวลูชัน หรือ Convolution layers โดยโครงข่ายชนิดนี้นิยมใช้ กันอย่างแพร่หลายในงาน Deep learning เช่น การจดจำวัตถุ จาก ภาพ หรือใช้ในการตรวจจับและ แบ่งส่วนภาพ ข้อดีของ CNN คือ โครงข่ายสามารถเรียนรู้จากภาพอินพุตได้โดยตรง โดยผู้ออกแบบ ไม่ต้องทำการเลือกคุณลักษณะเด่นของภาพเองในการสอน ซึ่งช่วยลดความคลาดเคลื่อนจากการใช้ ค่าคุณลักษณะเด่นที่ไม่มีผลต่อการจดจำของโครงข่าย โดยปัจจัยที่ทำให้ CNN เป็นที่นิยมในปัจจุบัน คือ 1. ไม่จำเป็นต้องทำการสกัดคุณลักษณะเด่นด้วยตนเอง 2. CNN ถือว่าเป็นสถาปัตยกรรมที่ดีที่สุดใน ปัจจุบันสำหรับงานทางด้านการรู้จำ และ 3. CNN สามารถทำการเรียนรู้ใหม่ได้โดยใช้โครงข่ายที่ ถูกสร้างไว้ก่อนแล้ว



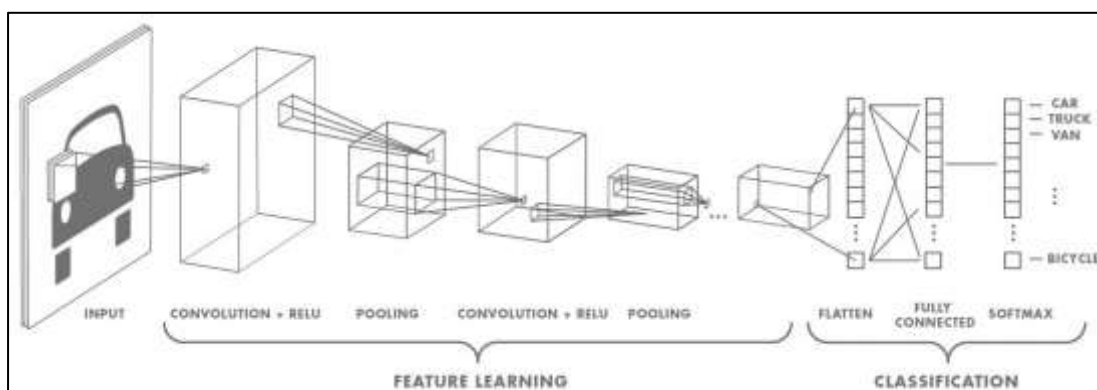
รูปที่ 2.7 ลักษณะขั้นตอนการทำงานของ Machine learning



รูปที่ 2.8 ลักษณะขั้นตอนการทำงานของ CNN

จากรูปที่ 2.7 และ 2.8 อธิบายความแตกต่างในการทำงานของ Machine Learning และ Deep Learning สำหรับ Machine Learning ภาพอินพุตที่ถูกป้อนเข้ามาจะถูกดำเนินการสกัดคุณลักษณะเด่น และเลือกค่าที่เหมาะสมโดนผู้ออกแบบ ซึ่งไม่สามารถบอกได้ว่าค่าใดเหมาะสมที่สุดโดยความต้องการของระบบจะได้จากการทดสอบทั้งหมด ซึ่งต่างจาก Deep Learning ภาพทั้งหมดจะถูกเลือกคุณลักษณะเด่นโดยอัตโนมัติจากตัวอัลกอริทึมเองซึ่งสามารถลดระยะเวลาในการคำนวณและการใช้ตัวแปรที่ซ้ำซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนั้นสามารถมีชั้นเลเยอร์เป็นร้อยหรือพันเลเยอร์ก็ได้ โดยแต่ละชั้นจะทำการตรวจจับคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกันของภาพ ตัวกรองที่ทำการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพจากการทำคอนโวลูชันจะมีความละเอียดที่ต่างกันออกไปโดยชั้นคอนโวลูชันที่อยู่ติดกันจะทำงานโดยการนำเอาที่พุดของชั้นก่อนหน้ามาเป็นอินพุตของชั้นถัดไป ซึ่งสามารถเริ่มประมวลผลจากตัวกรองอย่างง่าย เช่น ความสว่าง หรือตัวกรองขอบภาพ และเพิ่มความซับซ้อนมากขึ้นสำหรับคุณลักษณะเด่นเฉพาะในชั้นต่อไป

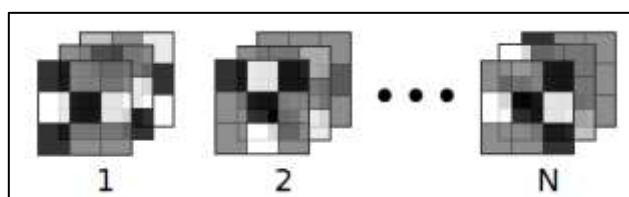


รูปที่ 2.9 ตัวอย่างของ CNN ที่มีชั้นคอนโวลูชันหลายชั้น

จากรูปที่ 2.9 แสดงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของ CNN ที่มีชั้นคอนโวลูชันหลายชั้น ซึ่งเอาต์พุตของชั้นก่อนหน้าจะถูกนำมาเป็นอินพุตของชั้นต่อไป โดยการทำ Pooling ถูกนำมาใช้เพื่อลดค่าสัมประสิทธิ์ที่อาจทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนจากจากทำคอนโวลูชันให้เหลือเพียงค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยยะสำคัญ และช่วยลดขนาดของเมทริกที่ใช้ในการประมวลผลเพื่อลดระยะเวลาในการคำนวณอีกด้วย เมื่อ CNN ได้รับการเรียนรู้ที่มากพอ จะสามารถทำงานได้แบบเรียลไทม์ทั้งในงานทางด้านการตรวจจับ ระบบนำทาง ระบบช่วยเหลือผู้พิการทางสายตา หรือการคัดแยกผลิตภัณฑ์ โดยโครงข่ายการประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนั้นมีการคำนวณที่สำคัญอยู่ 2 ส่วน คือ การทำ Convolution และ การทำ Max pooling

2.5.1 การทำคอนโวลูชัน

ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน กระบวนการทำคอนโวลูชันเป็นกระบวนการหลักที่ใช้ในการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพผ่านตัวกรองแบบต่าง ๆ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สำคัญของภาพ โดยแต่ละตัวกรองจะมีคุณสมบัติที่แตกต่างกัน ลักษณะของเอาต์พุตที่ได้จากแต่ละตัวกรองจึงมีความแตกต่างกัน แต่ในกระบวนการสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้นไม่สามารถที่จะนำข้อมูลทั้งหมดจากตัวกรองทุกค่ามาใช้ได้ จึงจำเป็นต้องทำการลดจำนวนของค่าคุณลักษณะเด่นที่ได้โดยยังคงเหลือค่าที่โดดเด่นและมีความสำคัญของแต่ละภาพเอาไว้ โดยในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงวิธีการคำนวณการทำคอนโวลูชัน และตัวอย่างของภาพหลังจากการทำคอนโวลูชันในชั้นต่าง ๆ โดยข้อมูลที่สำคัญในการทำคอนโวลูชันคือชุดตัวกรองที่ใช้ในการวิเคราะห์ โดยตัวกรองที่ใช้ในการวิเคราะห์สามารถมีกี่ตัวกรองก็ได้ ซึ่งโดยทั่วไปตัวกรองที่ใช้ในโครงข่ายแบบคอนโวลูชันมีขนาด $X \times Y \times D \times N$ เมื่อ X และ Y คือขนาดของตัวกรอง, D คือ dimension หรือจำนวนมิติของตัวกรอง และ N คือจำนวนชั้นของตัวกรอง



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างของตัวกรองที่มีขนาด $3 \times 3 \times N$

ตัวอย่างในการทำคอนโวลูชันระหว่างรูปภาพอินพุตกับตัวกรอง กำหนดให้ใช้ตัวกรองขนาด 3×3 โดยตัวกรองที่ใช้ในตัวอย่างการคำนวณเป็นชนิด sharpening

Image Matrix, I					Filter, h			
105	102	100	97	96		-1	0	1
103	99	103	101	102	-1	0	-1	0
101	98	104	102	100	0	-1	5	-1
99	101	106	104	99	1	0	-1	0
104	104	104	100	98				

รูปที่ 2.11 ตัวอย่างค่าสัมประสิทธิ์ที่ใช้ในการคำนวณ



รูปที่ 2.12 ตัวอย่างการทำคอนโวลูชันโดยใช้ sharpen filter

กระบวนการทำคอนโวลูชันมีขั้นตอนการดำเนินงานอยู่ 5 ขั้นตอน คือ

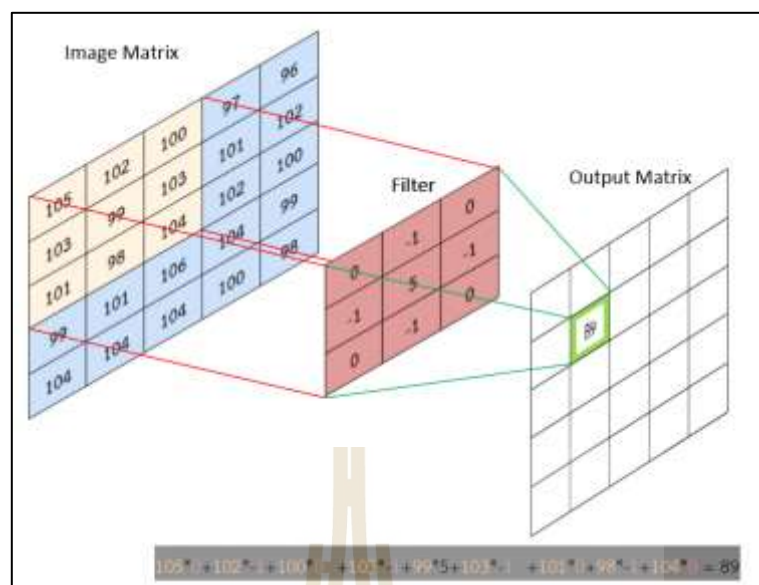
1. ทำการวางตัวกรองบนตำแหน่งของรูปภาพอินพุต
2. ทำการคำนวณโดยใช้สมการที่ 2.12 ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะมีตำแหน่งเป็นจุดกึ่งกลางของตัวชุดข้อมูล

$$(I * h)[i, j] = \sum_{u, v} h(u, v) \cdot I(i + u, j + v) \quad 2.12$$

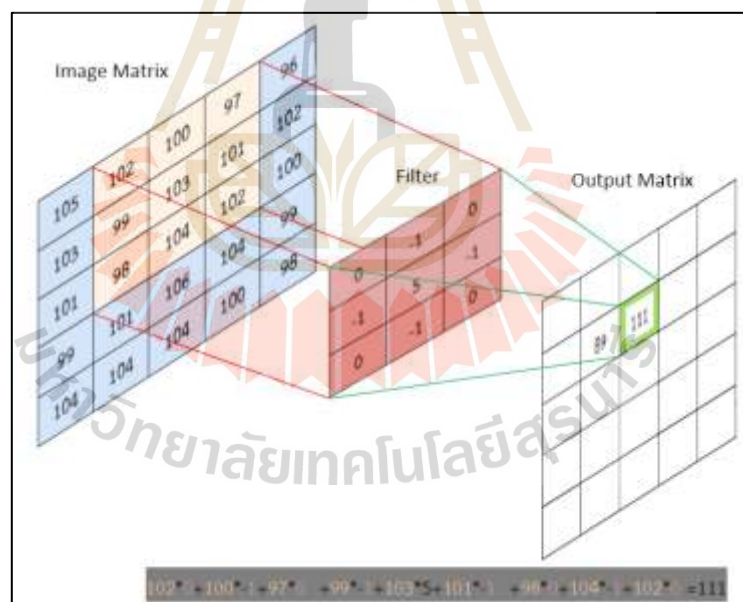
เมื่อ I คือ ชุดเมทริกอินพุตที่มีขนาดเท่ากับขนาดของตัวกรอง
 h คือ ชุดเมทริกของตัวกรอง โดยในตัวอย่างที่นำเสนอมีขนาดเท่ากับ 3×3
 i และ j คือ ตำแหน่งที่กำลังพิจารณา โดยเป็นตำแหน่งกึ่งกลางของเมทริกอินพุต ในตัวอย่างที่นำเสนอคือ $I(2,2)$
 u และ v คือ ตำแหน่งของตัวกรองที่ใช้ในการคำนวณ โดยในตัวอย่างในรูปที่ 2.14 $u(-1,0,1)$, $v(-1,0,1)$

3. เลื่อนตัวกรองไปยังตำแหน่งต่าง ๆ บนรูปภาพอินพุต
4. ทำซ้ำ 2) – 4)

ตัวอย่างในการคำนวณการทำคอนโวลูชัน แสดงไว้ในรูปที่ 2.13 และรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.13 แผนภาพอธิบายวิธีการทำคอนโวลูชัน

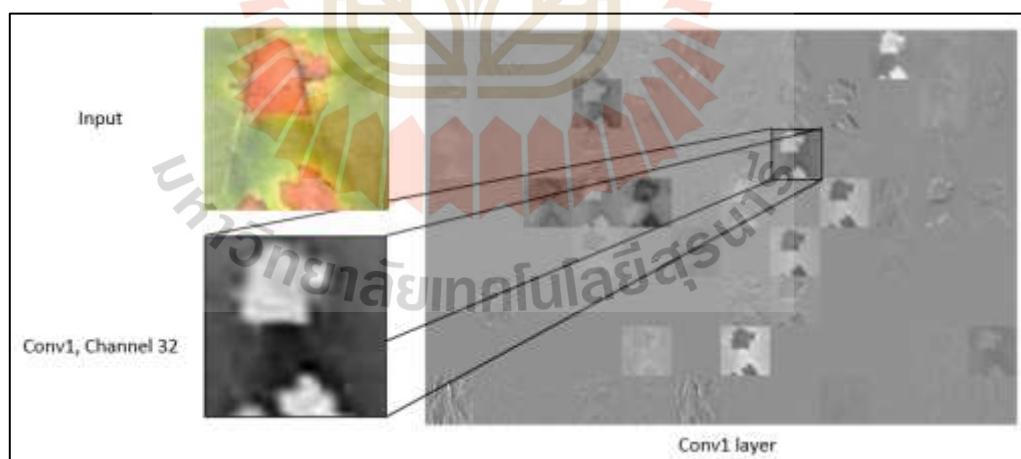


รูปที่ 2.14 แผนภาพอธิบายวิธีการทำคอนโวลูชันและเลื่อนตำแหน่ง

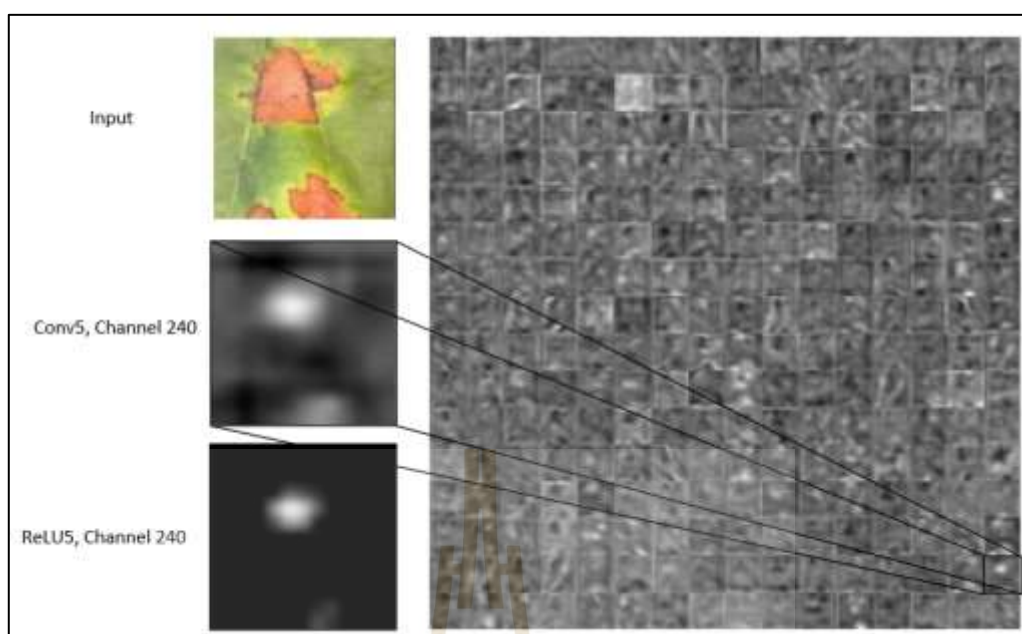
โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่การวิเคราะห์ชั้นเริ่มแรก (lower levels) จะเหมาะสำหรับการดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลพื้นฐานที่เกี่ยวกับมุมภาพ ขอบภาพ และองค์ประกอบสี และในระดับที่สูงขึ้น (higher levels) จะเหมาะทำการวิเคราะห์และคัดเลือกลักษณะคุณลักษณะเด่นที่สำคัญเฉพาะของรูปภาพ



รูปที่ 2.15 ตัวอย่างตัวกรองที่อยู่ในชั้นคอนโวลูชันชั้นแรกของ Alex'snet



รูปที่ 2.16 ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันของตัวกรองในชั้นแรกกับไบองุ่นที่เป็นโรค Downey



รูปที่ 2.17 ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันของตัวกรองในชั้นที่ 5

จากรูปที่ 2.16 และ 2.17 สังเกตได้ว่าการทำคอนโวลูชันในชั้นเริ่มแรกนั้นสามารถสร้างเอาต์พุตที่ให้คุณลักษณะที่เกี่ยวกับมุมมอง ขอบภาพ และลักษณะของสีได้ดี ในขณะที่ชั้นคอนโวลูชันที่สูงขึ้น (higher levels) จะให้องค์ประกอบเกี่ยวกับลักษณะเด่นเฉพาะของภาพได้ดี เช่น รูปทรง หรือลักษณะที่เด่นชัดในภาพนั้น ๆ

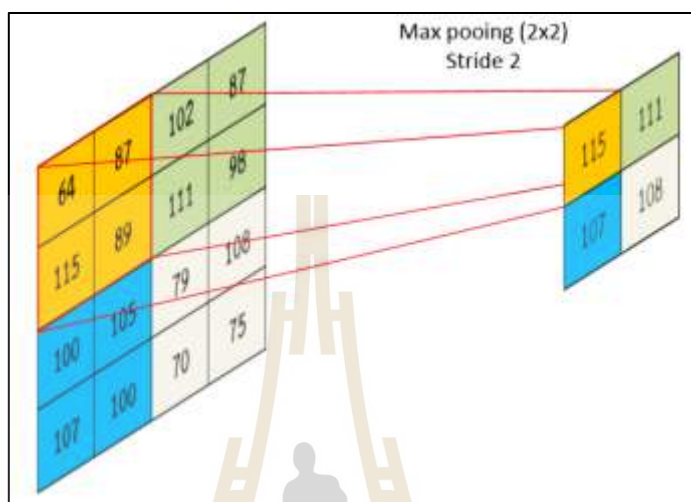
2.5.2 การทำ Max pooling

การทำ Max pooling เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการลดความแปรปรวนของข้อมูลหลังจากการทำคอนโวลูชัน ปัจจุบันนิยมใช้เพื่อการลดจำนวนของตัวแปรที่มีมากเกินไปจนอาจเป็นหรือลดขนาดของเมทริกซ์ที่ได้จากการคำนวณและเหลือไว้เฉพาะค่าที่มีความสำคัญของรูปภาพ เนื่องจากในการทำคอนโวลูชันยังระบบมีชั้นคอนโวลูชันมากเท่าไรจำนวนของตัวแปรที่ถูกนำมาคำนวณจะยิ่งสูงขึ้นจึงทำให้ต้องใช้ระยะเวลาในการคำนวณที่สูง ซึ่งการทำ Max pooling ถูกนำมาใช้เพื่อลดปัญหาเหล่านั้น การทำ Max pooling เป็นการเก็บค่าที่มากที่สุดของชุดเมทริกซ์ที่กำลังพิจารณาไว้เพียงค่าเดียว โดยขนาดของเมทริกซ์จะขึ้นอยู่กับขนาดของหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณ ซึ่งต้องกำหนดเป็นขนาดจตุรัส เช่น 2×2 3×3 หรือ 5×5 และกำหนดระยะในการเลื่อนของหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณ(stride) โดยการทำ Max pooling สามารถคำนวณโดยใช้สมการที่ 2.13

$$\text{Max pooling} = \max(W)$$

2.13

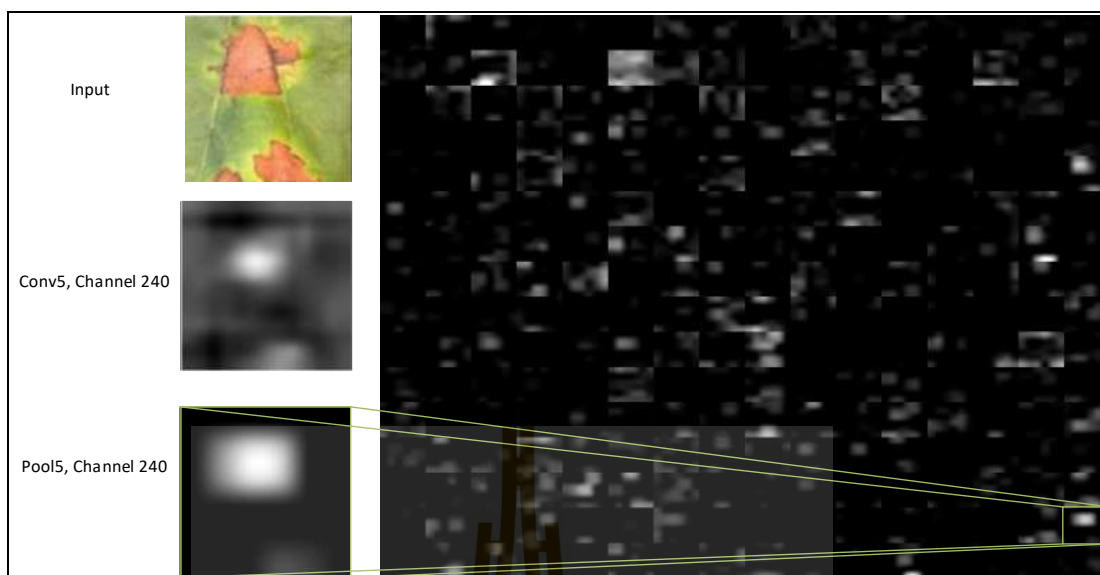
เมื่อ W คือ ชุดเมทริกอินพุทจตุรัส



รูปที่ 2.18 ตัวอย่างการทำ Max pooling โดยใช้หน้าต่างขนาด 2x2 และระยะในการเลื่อน 2



รูปที่ 2.19 ตัวอย่างการทำ Max pooling กับชั้น Conv1 โดยใช้หน้าต่างขนาด 3x3



รูปที่ 2.20 ตัวอย่างการทำ Max pooling กับชั้น Conv5 โดยใช้หน้าต่างขนาด 3x3

2.6 สรุป

เนื้อหาในบทที่ 2 เป็นการกล่าวถึงปรัชญาวิศวกรรม และลักษณะการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนในรูปแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง พร้อมตัวอย่างการทำงาน โดยทดสอบกับตัวอย่างการแยกกลุ่มสีของใบองุ่นเพื่อใช้ในการสกัดโรคจากใบองุ่น โดยใช้หลักการทำงานแบบไม่อาศัยผู้ฝึกสอนที่สามารถปรับค่าน้ำหนักประสาทได้เอง ในหัวข้อสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบดั้งเดิม กล่าวถึงการทำงานของโครงข่ายกระบวนการฝึกสอน และสมการที่เกี่ยวข้อง ซึ่งมีลักษณะการเรียนรู้แบบ 1 ระดับ โครงข่ายชนิดนี้มีความสามารถในการเรียนรู้แบบต่อเนื่องโดยไม่ต้องทำการสอนให้กับระบบใหม่ทั้งหมดเมื่อมีข้อมูลชุดใหม่เข้ามา อีกทั้งการคำนวณที่ใช้เวลาน้อยเนื่องจากการนำทฤษฎีพีชชีลอจิกเข้ามาใช้ในการคำนวณของโครงข่าย และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ใช้รูปแบบการเลือกค่าคุณลักษณะเด่นด้วยตัวโครงข่ายเอง โดยผู้ใช้งานไม่ต้องทำการเลือกเพื่อหลีกเลี่ยงข้อผิดพลาดในการเลือกค่าคุณลักษณะเด่นที่ไม่ชัดเจน ซึ่งอาจส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพลดลง แต่ข้อเสียของโครงข่ายชนิดนี้คือการสอนในกรณีที่มีอินพุตชนิดใหม่เข้ามาในโครงข่ายนั้นยังจำเป็นต้องทำการสอนใหม่ทั้งหมด และการทำงานของโครงข่ายที่ช้าซึ่งต้องใช้เวลาในการคำนวณมาก แต่ด้วยความสามารถในการสกัดคุณลักษณะเด่นที่มีความแม่นยำสูงจึงเหมาะสมที่จะใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาระบบรู้จำในอนาคต

บทที่ 3

การออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว อย่างง่าย 2 ระดับ

3.1 บทนำ

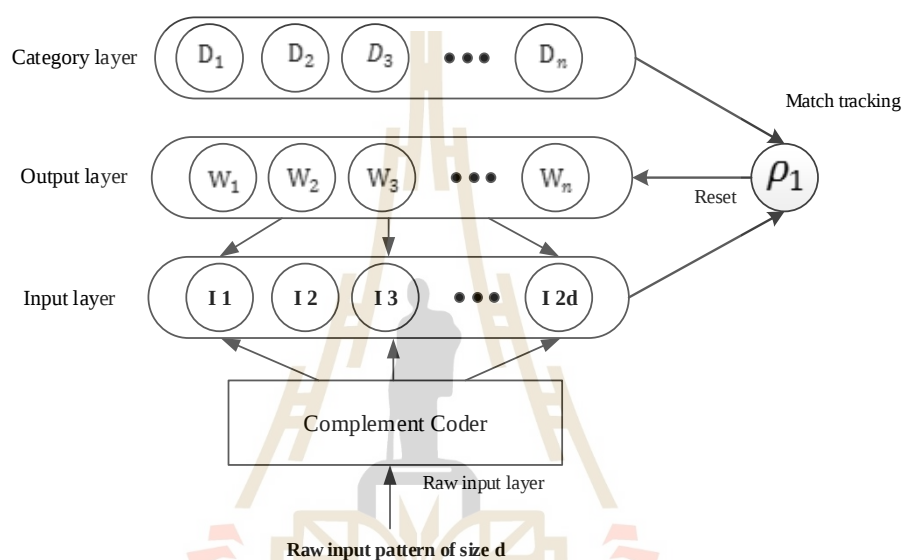
ในบทนี้เป็นการนำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทแบบทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายให้สามารถทำงานได้ 2 ระดับซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ละเอียดมากกว่าแบบดั้งเดิม และใช้รูปแบบการสร้างค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้น

3.2 การออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว อย่างง่าย 2 ระดับ

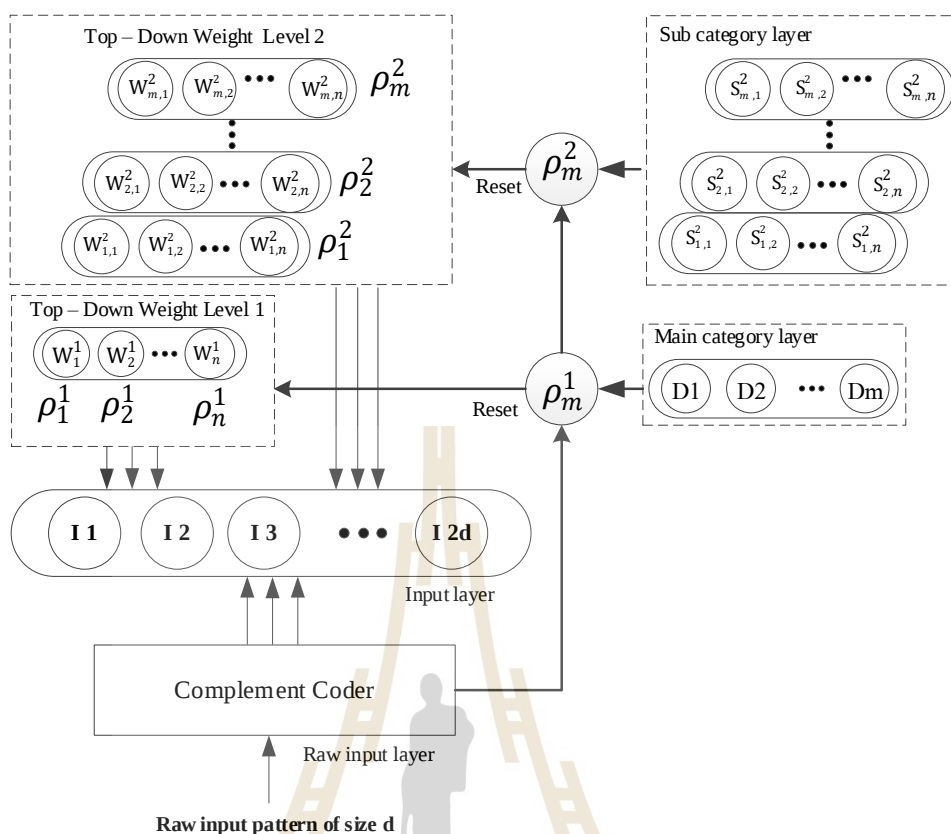
เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมที่สามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้เพียงกลุ่มใหญ่กลุ่มเดียว ทำให้เกิดข้อจำกัดเมื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวมาใช้กับระบบที่ต้องการทราบรายละเอียดที่มากขึ้น เช่น ในงานระบบวินิจฉัยโรคพืชที่ต้องการทราบทั้งชนิดของโรคและระยะความรุนแรงของโรคที่เกิดขึ้น จึงทำให้เกิดแนวคิดที่จะพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ละเอียดมากขึ้น การนำข้อดีของโครงข่ายทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายมาเป็นโมเดลในการพัฒนาโดยปรับการทำงานของโครงข่ายให้มีความซับซ้อนมากขึ้น ใช้หลักการการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่า และการสร้างชั้นประสาทเทียมย่อยต่อจากชั้นหลัก ทำให้การสร้างชั้นของกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทมีความละเอียดขึ้น แต่ต้องอาศัยการทำงานที่สอดคล้องกันของตัวแปรที่ใช้ในการตรวจสอบความคล้ายของข้อมูลอินพุต โดยใช้การแบ่งกลุ่มชั้นของค่าน้ำหนักประสาทออกเป็นสองกลุ่มใหญ่ คือ กลุ่มชั้นหลักซึ่งทำหน้าที่เหมือนกันกับโครงข่ายทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย และกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทในชั้นย่อยเป็นกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มใหญ่ที่มีการทำงานของเรโซแนนซ์ การปรับค่าน้ำหนักประสาท และทำงานเชื่อมต่อกับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของกลุ่มหลัก

โดยหลักการการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าถูกนำมาใช้เพื่อเป็นเงื่อนไขในการเชื่อมโยงระหว่างชั้นค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มหลักกับชั้นค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มย่อยซึ่งทำให้โครงข่าย

สามารถจดจำข้อมูลแบบเชิงลึกได้ โดยน้ำหนักประสาทแต่ละชุดจะถูกกำหนดให้มีค่าพารามิเตอร์ สอดคล้องของตัวเอง พารามิเตอร์สอดคล้องแต่ละค่าจะสามารถปรับค่าของตัวเองไปตามรูปแบบการ เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อมีอินพุตชุดเดิมถูกสอนเข้ามาเรื่อย ๆ ค่าพารามิเตอร์ สอดคล้องของนิวรอนผู้ชนะจะทำการลดค่าลงเพื่อให้เงื่อนไขในการตรวจสอบความคล้ายน้อยลง และในกรณีที่มีการสร้างนิวรอนชุดใหม่ ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของนิวรอนที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ทั้งหมดจะถูกปรับเพิ่มขึ้นเพื่อให้เงื่อนไขในการเปรียบเทียบความคล้ายสูงขึ้นด้วย



รูปที่ 3.1 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบดั้งเดิม



รูปที่ 3.2 สถาปัตยกรรมทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

จากรูปที่ 3.1 และ 3.2 แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างสถาปัตยกรรมทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย และสถาปัตยกรรมทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับซึ่งมีความซับซ้อนมากกว่าโดยชั้นอินพุตของรูปที่ 3.2 นั้นเชื่อมโยงกับชั้นค่าน้ำหนักประสาทหลัก (Level 1) และชั้นของค่าน้ำหนักประสาทย่อย (Level 2) การทำงานของแต่ละชั้นจะถูกดำเนินการผ่านพารามิเตอร์สอดคล้องประจำตัวของนิวรอนแต่ละชุด ซึ่งจะเห็นว่ากลุ่มของค่าน้ำหนักประสาทในชั้นย่อยมีหลายกลุ่ม เนื่องจากความละเอียดในการจัดกลุ่มของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถนำโครงข่ายนี้ไปพัฒนาและประยุกต์ใช้ได้กับงานอื่น ๆ ที่ต้องการการจัดกลุ่มข้อมูลหรือการเรียนรู้กลุ่มข้อมูลที่มีความละเอียดมากกว่าโครงข่ายแบบดั้งเดิม

3.2.1 หลักการทำงานของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

การทำงานของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับนั้นจะดำเนินการเป็นลำดับขั้น เริ่มจากชั้นระดับที่หนึ่ง คือกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มหลัก เมื่อข้อมูลกลุ่มใหญ่ทำงานเสร็จชั้นระดับที่ 2 หรือกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทย่อยจึงจะถูกเรียกใช้งาน โดยเริ่ม

จากการทำอินพุตให้เป็นมาตรฐาน โดยใช้สมการที่ 3.1 จากนั้นคำนวณหาฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) ของค่าน้ำหนักประสาทในกลุ่มหลัก โดยใช้สมการที่ 3.2

$$I_i = (\bar{a}, \bar{a}^c) = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_d, 1 - a_1, 1 - a_2, 1 - a_3, \dots, 1 - a_d) \quad 3.1$$

$$T_j(I_i) = \frac{|I \wedge W_j^1|}{\alpha + |W_j^1|} \quad 3.2$$

เมื่อ W_j^1 คือ คิวฟังก์ชันค่าน้ำหนักประสาทจำนวน j ตัว ของชั้นหลัก (ชั้นที่ 1)

I คือ อินพุต

α คือ ค่าคงที่ที่ค่าเข้าใกล้ศูนย์

$T_j(I_i)$ คือ ฟังก์ชันการกระตุ้นของชั้นหลัก

จากนั้นทำการหาปริมาตรผู้ชนะโดยใช้สมการที่ 3.3

$$T_{k1}(I_i) = \max_j T_j(I_i) \quad 3.3$$

ทำการคำนวณค่า match function โดยใช้สมการที่ 3.4

$$MF_1(I_i) = \frac{|I_i \wedge W_j^1|}{|I_i|} \quad 3.4$$

ตรวจสอบเงื่อนไขเรโซแนนซ์โดยใช้สมการที่ 3.5 ซึ่งหากเกิดกรณีที่เรโซแนนซ์ไม่ผ่านเงื่อนไข โครงข่ายจะทำการรีเซ็ตเพื่อหาปริมาตรผู้ชนะตัวใหม่และกลับมาทำการเช็คเงื่อนไขอีกครั้ง จากนั้นจะทำการอัปเดตค่าน้ำหนักประสาทในชั้นหลักโดยใช้สมการที่ 3.6

$$MF_1(I_i) > \rho_n^1 \quad 3.5$$

$$W_j^{new} = \beta(I \wedge W_j^{old}) + (1 - \beta)W_j^{old} \quad 3.6$$

เมื่อ w_j^{new} คือ ค่าน้ำหนักประสาทที่ทำการอัปเดต
 w_j^{old} คือ ค่าน้ำหนักประสาทเดิม
 β คือ ค่าคงที่

เมื่อทำการอัปเดตค่าน้ำหนักประสาทแล้วค่าพารามิเตอร์สอดคล้องจะทำการปรับปรุงตัวเองโดยใช้เงื่อนไขจากสมการ 3.7

$$\rho^{new} = (1 - \Delta)\rho^{old} \quad 3.7$$

เมื่อ Δ คือ ค่าคงที่มีค่าเข้าใกล้ศูนย์

ในกรณีที่ค่าน้ำหนักประสาทไม่มีการอัปเดตค่าพารามิเตอร์สอดคล้องจะมีค่าเท่าเดิม และในกรณีที่ระบบมีการสร้างน้ำหนักประสาทชุดใหม่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของนิวรอลกลุ่มนั้นจะถูกปรับค่าสูงขึ้นตามสมการ 3.8

$$\rho^{new} = (1 + \Delta)\rho^{old} \quad 3.8$$

เพื่อให้เงื่อนไขในการแบ่งกลุ่มละเอียดขึ้นแต่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของนิวรอลชุดใหม่จะมีค่าเป็นค่าเริ่มต้น และเมื่อทำการอัปเดตค่าน้ำหนักประสาทแล้ว อินพุตจะถูกส่งไปดำเนินการที่กลุ่มของฟังก์ชันค่าน้ำหนักประสาทย่อย โดยการเลือกกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทย่อยนั้นมาจากชั้นกลุ่มหลักที่มีความสอดคล้องกัน ซึ่งกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทหลักแต่ละกลุ่มจะมีกลุ่มย่อยเฉพาะของตัวเองเมื่อผ่านเงื่อนไขความคล้ายในกลุ่มหลักแล้วค่าน้ำหนักประสาทในกลุ่มย่อยจะถูกนำมาคำนวณโดยใช้หลักการคล้ายกัน

คำนวณหาค่าฟังก์ชันการทำงานของค่าน้ำหนักประสาทในกลุ่มย่อย

$$T_{j,n}(I_i) = \frac{|I \wedge w_{j,n}^2|}{\alpha + |w_{j,n}^2|} \quad 3.7$$

เมื่อ $W_{j,n}^2$ คือ ฟังก์ชันค่าน้ำหนักประสาทจำนวน n ตัว ของชั้นย่อย

$T_{j,n}(I_i)$ คือ ฟังก์ชันการกระตุ้นของชั้นย่อย

จากนั้นทำการหาวิรอลผู้ชนะของชั้นย่อย โดยใช้สมการที่ 3.8

$$T_2(I_i) = \max_n T_{j,n}(I_i) \quad 3.8$$

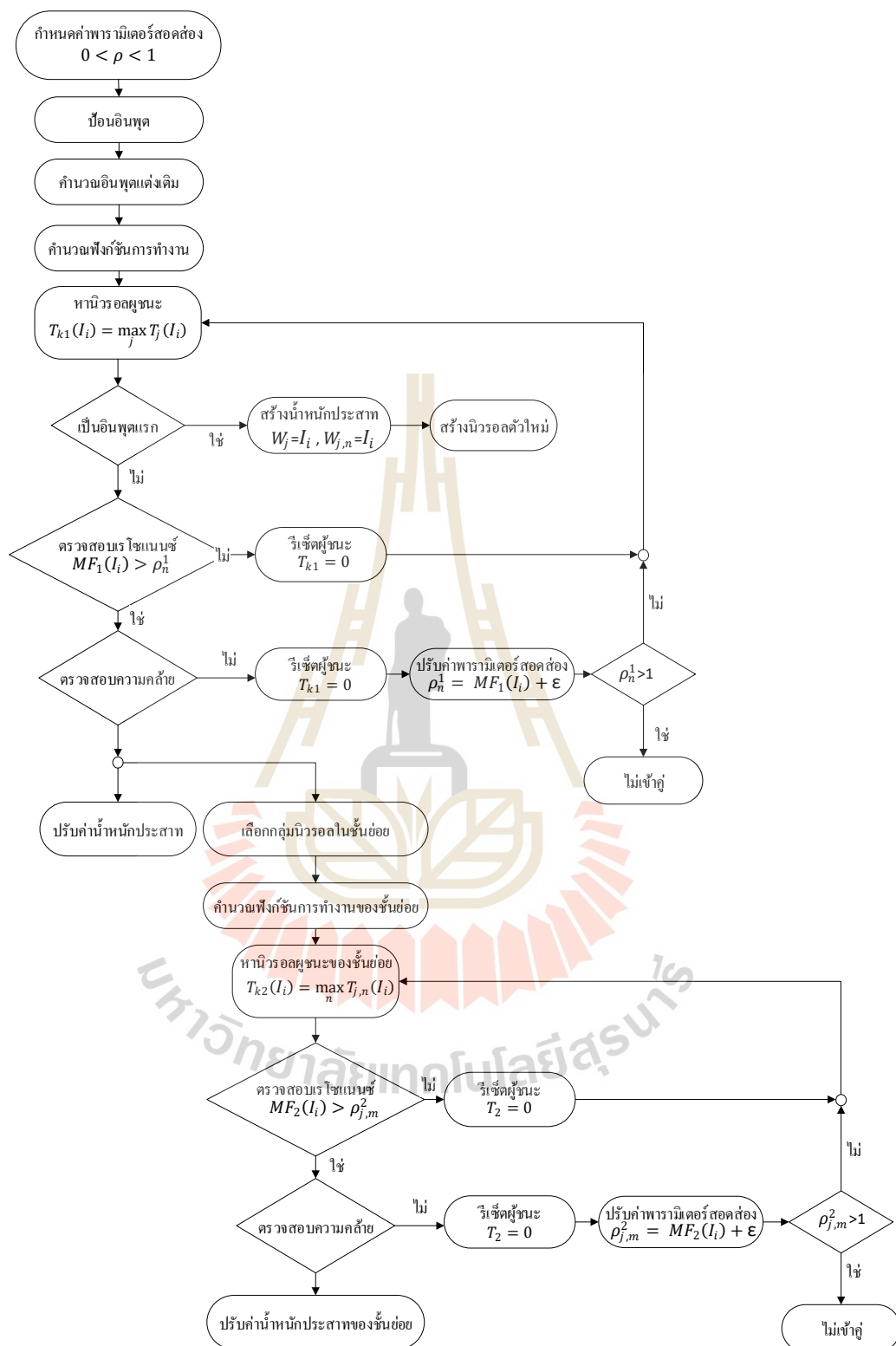
เมื่อ n คือ จำนวนของกลุ่มค่าน้ำหนักประสาทในชั้นย่อย

การคำนวณค่า match function โดยใช้สมการที่ 3.9

$$MF_2(I_i) = \frac{|I_i \wedge W_{j,n}^2|}{|I_i|} \quad 3.9$$

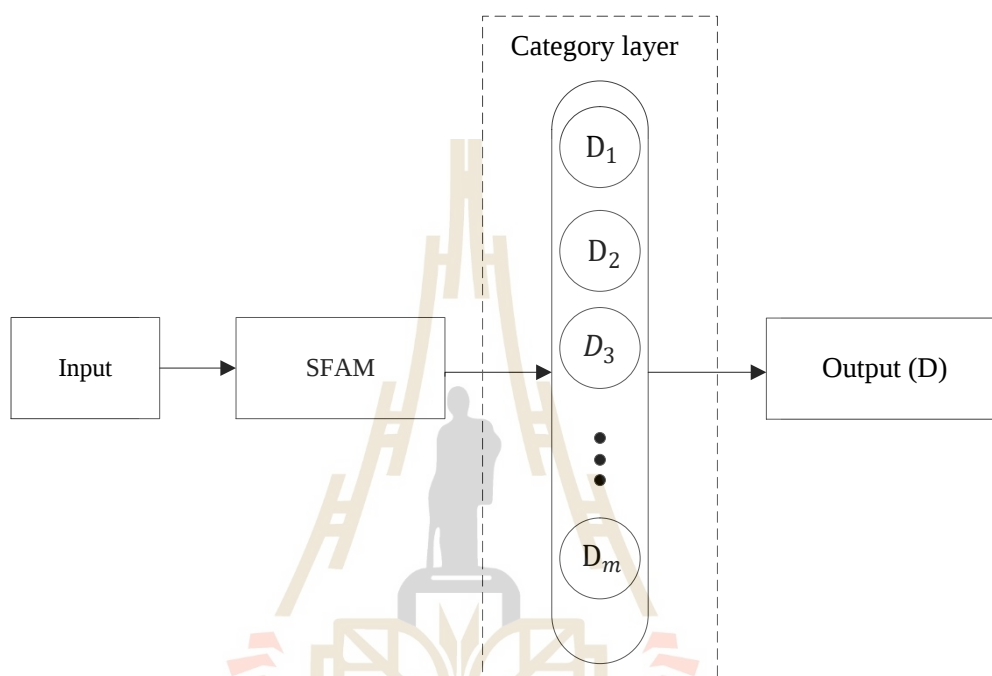
ตรวจสอบเงื่อนไขเรโซแนนซ์โดยใช้สมการที่ 3.10 ซึ่งหากเกิดกรณีที่เรโซแนนซ์ไม่ผ่านเงื่อนไข โครงข่ายจะทำการรีเซ็ตเพื่อหาวิรอลผู้ชนะตัวใหม่และกลับมาทำการเช็คเงื่อนไขอีกครั้ง จากนั้นจะทำการอัปเดตค่าน้ำหนักประสาทในชั้นน้ำหนักรประสาทย่อยโดยใช้สมการเดียวกับชั้นน้ำหนักรประสาทหลักคือสมการที่ 3.6

$$MF_2(I_i) > \rho_n^2 \quad 3.10$$

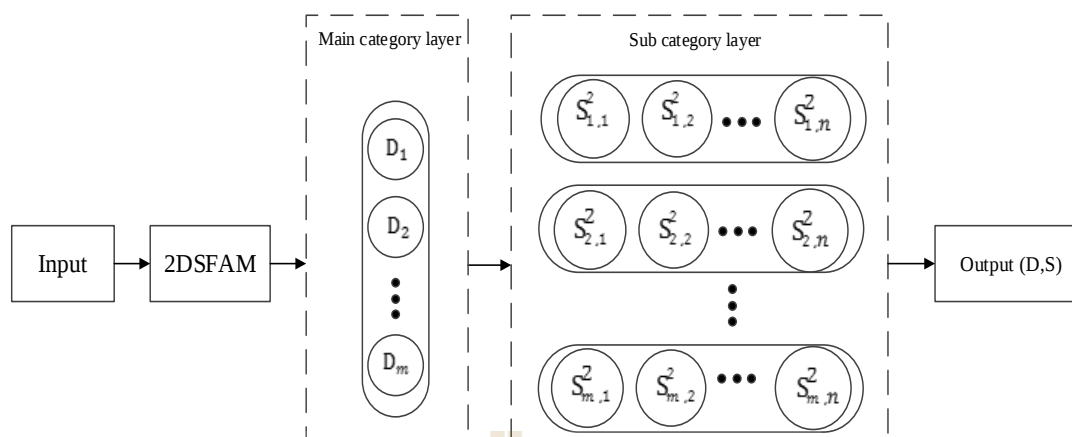


รูปที่ 3.3 โครงสร้างการทำงานของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

ในรูปที่ 3.3 เป็นระบบการทำงานของของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับซึ่งมีการทำงานที่ซับซ้อนกว่าระบบดั้งเดิมมากเพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ 2 ระดับ ซึ่งรูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบสามารถสรุปได้ตามแผนภาพในรูปที่ 3.4 และ 3.5



รูปที่ 3.4 แผนภาพทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย



รูปที่ 3.5 แผนภาพทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

จากแผนภาพในรูปที่ 3.4 และ 3.5 แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างเอาต์พุตของทั้งสองโครงข่าย ทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับให้อาต์พุตที่มีความละเอียดกว่าซึ่งมาจากการทำงานของฟังก์ชันน้ำหนักประสาทของกลุ่มย่อย ที่มีการสร้างค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเฉพาะของตัวเองที่สามารถปรับค่าให้เหมาะสมกับลักษณะการเรียนรู้ของระบบได้

3.3 สรุป

ในบทที่ 3 นี้แนะนำการออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ โดยอธิบายสมการและกระบวนการในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้เห็นถึงความเชื่อมโยงกันระหว่างชั้นค่าน้ำหนักประสาทหลักกับชั้นค่าน้ำหนักประสาทย่อย ซึ่งต้องสามารถทำงานร่วมกันได้อย่างถูกต้องและเป็นระบบ โดยเพิ่มความสามารถในการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบอัตโนมัติเพื่อให้การตรวจสอบเงื่อนไขเรโซแนนซ์ของนิวรอลแต่ละชุดมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

บทที่ 4

กรณีศึกษาการทำงานของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

4.1 บทนำ

ในบทนี้เป็นการนำเสนอผลการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการพัฒนา โดยการทดสอบแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ 1. การป้อนชุดข้อมูลอินพุตแบบง่ายโดยระบุชนิดของกลุ่มเพื่อให้โครงข่ายทำการเรียนรู้ 2. การทดสอบโดยใช้ชุดข้อมูล Iris Dataset ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่นิยมใช้ในการทดสอบระบบจำแนกข้อมูล และ 3. การทดสอบโดยให้โครงข่ายเรียนรู้โรคใบองุ่น โดยทำการทดสอบกับอินพุตเดิมที่เคยสอน และอินพุตใหม่ที่ไม่เคยสอน เพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการเรียนรู้ 2 ระดับอย่างต่อเนื่อง และความสามารถในการจดจำของโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้จากทฤษฎีการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบอัตโนมัติ

4.2 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้อินพุตอย่างง่าย

ในหัวข้อนี้เป็นการทดสอบความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยกำหนดอินพุตที่ใช้ทดสอบมีจำนวน 12 ชุด มีค่า 0 และ 1 จำนวน 10 ค่า ดังแสดงในตารางที่ 4.1 โดยเป็นการกำหนดอินพุตแบบอย่างง่าย และทำการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการทำงานและผลการตอบสนองของโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมหลังจากพัฒนารูปแบบการปรับตัวของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องอัตโนมัติและเปรียบเทียบผลการทดสอบทั้งสองแบบ โดยการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ระดับต้องทำการกำหนดกลุ่มของชั้นหลักและชั้นย่อยเพื่อให้โครงข่ายทำการเรียนรู้

ตารางที่ 4.1 อินพุตที่ทำการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียม

ลำดับที่	อินพุต										กลุ่มชั้นหลัก	กลุ่มชั้นย่อย
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1
2	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1
3	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	2
4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
5	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	1
6	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	1
7	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2
9	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	1
10	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	1
11	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	3	2
12	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3	2

4.2.1 ทดสอบกับข้อมูลที่เคยสอน

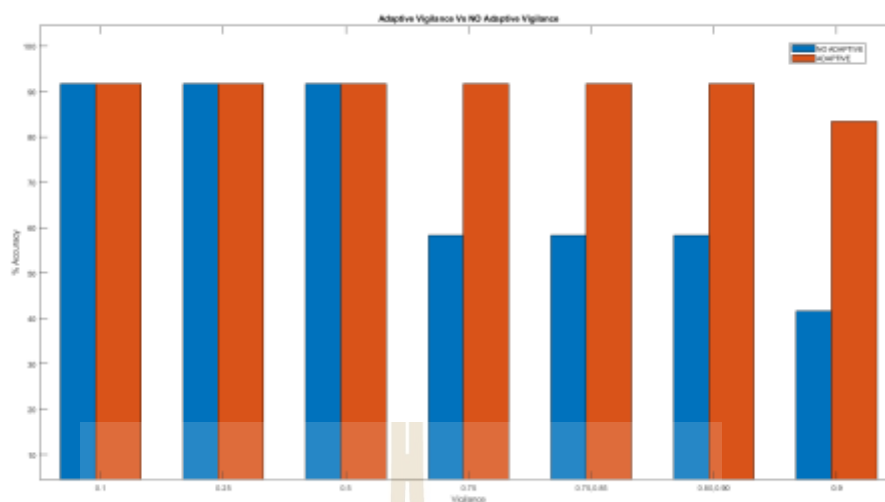
ใช้ชุดข้อมูลจากตารางที่ 4.1 ทำการทดสอบ โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจดจำข้อมูลที่เคยสอนมาแล้วได้อย่างดีเยี่ยม ตามตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ผลการทดสอบกับอินพุตที่เคยสอนมาแล้ว

พารามิเตอร์				2LSFAM			2LSFAM Adaptive Vigilance		
ρ_1	ρ_2	n_1	n_2	ความถูกต้อง (%)	อินพุตที่ผิด	ไม่สามารถระบุ	ความถูกต้อง (%)	อินพุตที่ผิด	ไม่สามารถระบุ
0.10	0.10	1	1	100	-	-	100	-	-
0.10	0.10	10	10	100	-	-	100	-	-
0.10	0.10	100	100	100	-	-	100	-	-
0.25	0.25	1	1	100	-	-	100	-	-
0.25	0.25	10	10	100	-	-	100	-	-
0.25	0.25	100	100	100	-	-	100	-	-
0.50	0.50	1	1	100	-	-	100	-	-
0.50	0.50	10	10	100	-	-	100	-	-
0.50	0.50	100	100	100	-	-	100	-	-
0.75	0.75	1	1	100	-	-	100	-	-
0.75	0.75	10	10	100	-	-	100	-	-
0.75	0.75	100	100	100	-	-	100	-	-
0.90	0.90	1	1	100	-	-	100	-	-
0.90	0.90	10	10	100	-	-	100	-	-
0.90	0.90	100	100	100	-	-	100	-	-
0.70	0.80	1	1	100	-	-	100	-	-
0.70	0.80	10	10	100	-	-	100	-	-
0.70	0.80	100	100	100	-	-	100	-	-
0.80	0.90	1	1	100	-	-	100	-	-
0.80	0.90	10	10	100	-	-	100	-	-
0.80	0.90	100	100	100	-	-	100	-	-

ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบกับอินพุตใหม่

พารามิเตอร์				2LSFAM			2LSFAM Adaptive Vigilance		
ρ_1	ρ_2	n_1	n_2	ความถูกต้อง (%)	อินพุตที่ผิด	ไม่สามารถระบุ	ความถูกต้อง (%)	อินพุตที่ผิด	ไม่สามารถระบุ
0.10	0.10	1	1	91.66	10	-	91.66	10	-
0.10	0.10	10	10	91.66	10	-	91.66	10	-
0.10	0.10	100	100	91.66	10	-	91.66	10	-
0.25	0.25	1	1	91.66	10	-	91.66	10	-
0.25	0.25	10	10	91.66	10	-	91.66	10	-
0.25	0.25	100	100	91.66	10	-	91.66	10	-
0.50	0.50	1	1	91.66	10	-	91.66	10	-
0.50	0.50	10	10	91.66	10	-	91.66	10	-
0.50	0.50	100	100	91.66	10	-	91.66	10	-
0.75	0.75	1	1	58.33	12	1,5,9,10	91.66	10	-
0.75	0.75	10	10	58.33	12	1,5,9,10	91.66	10	-
0.75	0.75	100	100	58.33	12	1,5,9,10	91.66	10	-
0.90	0.90	1	1	41.66	-	1,2,5,6,9,10,12	83.33	10,12	-
0.90	0.90	10	10	41.66	-	1,2,5,6,9,10,12	83.33	10,12	-
0.90	0.90	100	100	41.66	-	1,2,5,6,9,10,12	83.33	10,12	-
0.75	0.85	1	1	58.33	12	1,5,9,10	91.66	10	-
0.75	0.85	10	10	58.33	12	1,5,9,10	91.66	10	-
0.75	0.85	100	100	58.33	12	1,5,9,10	91.66	10	-
0.80	0.90	1	1	58.33	-	1,5,6,9,10	91.66	10	-
0.80	0.90	10	10	58.33	-	1,5,6,9,10	91.66	10	-
0.80	0.90	100	100	58.33	-	1,5,6,9,10	91.66	10	-



รูปที่ 4.1 ผลการทดสอบระหว่าง Adaptive Vigilance กับ NO Adaptive Vigilance
ในกรณีที่ยังไม่มีการสอนอินพุตเพิ่มเติม

จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.2 แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจดจำข้อมูลได้ในระดับที่น่าพอใจ มีความแม่นยำสูง โดยการทดสอบกับชุดข้อมูลที่เคยสอนแล้วมีความถูกต้อง 100% ทั้งกลุ่มหลักและกลุ่มย่อยในทุกค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง และจากตารางที่ 4.4 ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.1 – 0.50 นั้นมีความถูกต้องสูงที่สุดที่ 91.66% โดย ข้อมูลชุดที่ 10 คือชุดที่โครงข่ายประสาทเทียมจดจำผิดพลาด ซึ่งสังเกตได้จากตัวอย่างในการสอนจากตารางที่ 4.1 นั้นกลุ่มที่ 3 ของแต่ละชั้นย่อยมีการสอนเพียงกลุ่มละ 2 ชุดข้อมูล ซึ่งแตกต่างจากกลุ่มที่ 1 และ 2 ที่มี 4 ชุดข้อมูล การเพิ่มความสามารถในการจดจำของระบบจึงต้องอาศัยจำนวนของตัวอย่างอินพุตที่ใช้สอนที่มากพอจึงจะทำให้การเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายมีประสิทธิภาพ โดยนำเสนอไว้ในหัวข้อที่ 4.2.3 ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีค่าเท่ากับ 0.75 มีความถูกต้อง 58.33% โครงข่ายประสาทเทียมตอบผิด 1 ชุดข้อมูล และไม่สามารถระบุกลุ่มได้ 4 ชุดข้อมูล ในกรณีที่การทดสอบมีความถูกต้องน้อยที่สุดคือที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีค่าเท่ากับ 0.90 ซึ่งมีความถูกต้อง 41.66% ตอบถูก 5 ชุดข้อมูล และไม่สามารถระบุได้ 7 ชุดข้อมูล โดยในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องนี้มีค่าสูงจะทำให้การทำงานของโครงข่ายมีความละเอียดสูง หมายถึงจำนวนค่าน้ำหนักประสาทจะมีจำนวนมากขึ้น และเงื่อนไขในการตรวจสอบความคล้ายจะสูงขึ้นตามค่าพารามิเตอร์สอดคล้องซึ่งในกรณีนี้อินพุตจึงต้องมีความคล้ายกับข้อมูลที่ใช้สอน โครงข่ายเป็นอย่างมากจึงจะสามารถผ่านเงื่อนไขและทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเหมาะสำหรับระบบชุดข้อมูลที่มีความละเอียดสูง แต่เมื่อทำการพัฒนาให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องอัตโนมัติทำให้ค่าพารามิเตอร์

สื่อดสอรงมการเปลยนเปลงทุกรรงที่น้ำนกประสาทมการเปลยนเปลงหรอมการสร้งนวรอลตัวใหม่ ทำใหัครงข่ายประสาทยมสามารถปรบความละเอยดของเงอนงความคล้ายไดัอย่งมนัยยะซึ่งผลการทดสอบที่ไดัแสดงใหัเห็นว่าการใชัหลักการปรบค่าพารามเอรส์สวดสอรงอัดโนมติสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของครงข่ายประสาทยมใหัดีขึ้น โดยจากผลการทดสอบในตาราง 4.4 อิกทั้งผลการทดสอบแสดงใหัเห็นว่จำนวนรอบไม่ส่งผลต่อการทำงานของครงข่าย จำนวนนวรอลในครงข่ายไม่เปลยนเปลงตามจำนวนรอบ ในตัวอย่างที่นำเสนอในหัวข้อนี้เป้นชุดข้อมูลแบบอย่งง่ายซึ่งชุดข้อมูลมีค่าเพียง 0 และ 1 โดยตองการนำเสนอใหัเห็นถึงหลักการและความสามารถในการทำงานของครงข่ายประสาทยมเท่านั้น

4.2.3 การสอนอินพุตเพิ่มเติมใหักับครงข่ายประสาทยม

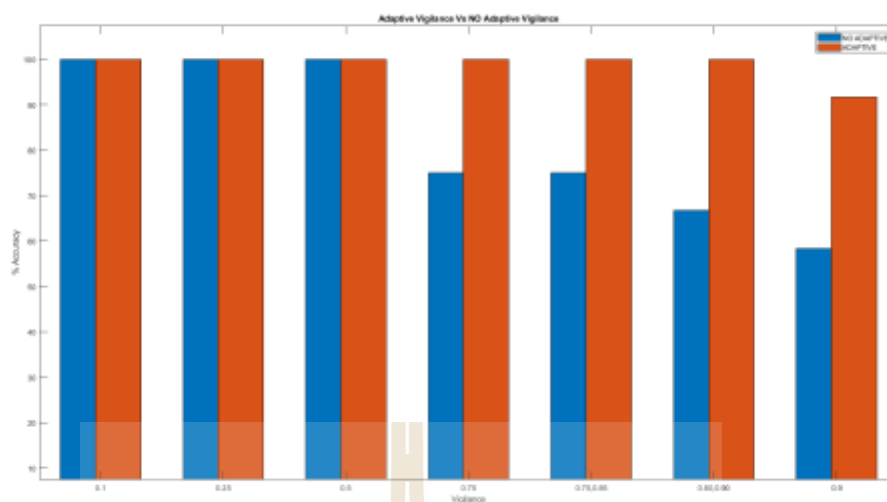
จากหัวข้อที่ 4.2.2 ทำการทดสอบโดยใชัอินพุตที่ไม่เคยสอนใหักับระบบซึ่งแสดงใหัเห็นถึงความสำคัญในการกำหนดพารามเอรส์สวดสอรงของครงข่ายประสาทยมและจำนวนชุดข้อมูลในการสอนใหักับระบบ ในหัวข้อนี้จึงนำเสนอการสอนเพิ่มเติมโดยการป้อนชุดข้อมูลเพิ่มใหักับครงข่าย โดยชุดข้อมูลที่สอนเพิ่มนี้เป้นชุดข้อมูลที่ไม่เหมือนกับในตารางที่ 4.3 ซึ่งจากข้อดีของสถาปัตยกรรมครงข่ายประสาทยมชนิดนี้ทำให้สามารถสอนข้อมูลเพิ่มเติมโดยใชักลุ่มค่าน้ำนกประสาทกลุ่มเดิมได้โดยตรง โดยไม่ต้องทำการสอนใหม่ทั้งหมด เนื่องจากในระบบที่มีชุดข้อมูลจำนวนมากจะใช้เวลาในการคำนวณมากและสิ้นเปลืองทรัพยากรซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อระบบ โดยทำการเพิ่มชุดข้อมูลซึ่งอ้างอิงจากตารางที่ 4.1 เพิ่ม 1 ชุด ดังแสดงในตารางที่ 4.5 และผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.5 อินพุตที่ทำการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียม (เพิ่ม)

ลำดับที่	อินพุต										กลุ่มชั้นหลัก	กลุ่มชั้นย่อย
1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1
2	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
5	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	2	1
6	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	2	1
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	2
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	2
9	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	3	1
10	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	1
11	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	2
12	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	3	2
13	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	3	1

ตารางที่ 4.6 ผลการทดสอบหลังจากสอนข้อมูลเพิ่ม

พารามิเตอร์				2LSFAM			2LSFAM Adaptive Vigilance		
ρ_1	ρ_2	n_1	n_2	ความถูกต้อง (%)	อินพุตที่ผิด	ไม่สามารถระบุ	ความถูกต้อง (%)	อินพุตที่ผิด	ไม่สามารถระบุ
0.10	0.10	1	1	100	-	-	100	-	-
0.10	0.10	10	10	100	-	-	100	-	-
0.10	0.10	100	100	100	-	-	100	-	-
0.25	0.25	1	1	100	-	-	100	-	-
0.25	0.25	10	10	100	-	-	100	-	-
0.25	0.25	100	100	100	-	-	100	-	-
0.50	0.50	1	1	100	-	-	100	-	-
0.50	0.50	10	10	100	-	-	100	-	-
0.50	0.50	100	100	100	-	-	100	-	-
0.75	0.75	1	1	75	12	1,5	100	-	-
0.75	0.75	10	10	75	12	1,5	100	-	-
0.75	0.75	100	100	75	12	1,5	100	-	-
0.90	0.90	1	1	58.33	-	1,2,5,6,12	91.66	12	-
0.90	0.90	10	10	58.33	-	1,2,5,6,12	91.66	12	-
0.90	0.90	100	100	58.33	-	1,2,5,6,12	91.66	12	-
0.75	0.85	1	1	75	12	1,5	100	-	-
0.75	0.85	10	10	75	12	1,5	100	-	-
0.75	0.85	100	100	75	12	1,5	100	-	-
0.80	0.90	1	1	66.66	-	1,2,5,6	100	-	-
0.80	0.90	10	10	66.66	-	1,2,5,6	100	-	-
0.80	0.90	100	100	66.66	-	1,2,5,6	100	-	-



รูปที่ 4.2 ผลการทดสอบระหว่าง Adaptive Vigilance กับ NO Adaptive Vigilance
ในกรณีที่ทำการสอนอินพุตเพิ่มเติมแล้ว

จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.6 ความแม่นยำในการเรียนรู้และจดจำของระบบเพิ่มมากขึ้น ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบเป็นข้อมูลที่ไม่เคยสอนให้กับระบบ โดยการเพิ่มชุดข้อมูลสอนให้กับระบบ 1 ชุดทำให้ประสิทธิภาพในการจดจำของระบบเพิ่มมากขึ้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมหลังจากพัฒนารูปแบบการเรียนรู้โดยให้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีการปรับตัวอัตโนมัติสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่ายได้อย่างชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับรูปแบบเดิม

4.2.4 ลักษณะการทำงานของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบปรับตัว

วิทยานิพนธ์นี้ทำการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบผสมที่ตัวโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการปรับตัวเพื่อให้มีความเหมาะสมกับอินพุตที่กำลังเรียนรู้ ทำให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น โดยนำเสนอหลักการปรับตัวของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องซึ่งพารามิเตอร์นี้เป็นเงื่อนไขหลักที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้สามารถทำงานได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพ จากสมการที่ 4.1

$$\rho^{new} = (1 \pm \Delta)\rho^{old} \quad 4.1$$

เมื่อ Δ คือ ค่าคงที่มีค่าเข้าใกล้ศูนย์

ตารางที่ 4.9 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 3

อินพุต										จำนวนน้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]

ตารางที่ 4.10 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 4

อินพุต										จำนวนน้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]

ตารางที่ 4.11 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 5

อินพุต										จำนวนน้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]

ตารางที่ 4.12 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 6

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]

ตารางที่ 4.13 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 7

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5613, 0.567]

ตารางที่ 4.14 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 8

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5613, 0.567]
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	[0.5613, 0.5103]

ตารางที่ 4.15 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 9

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5613, 0.567]
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	[0.5613, 0.5103]
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.700]

ตารางที่ 4.16 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 10

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5613, 0.567]
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	[0.5613, 0.5103]
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.700]
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.630]

ตารางที่ 4.17 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 11

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5613, 0.567]
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	[0.5613, 0.5103]
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.700]
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.630]
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	4	[0.7417, 0.6792, 0.7623, 0.700]

ตารางที่ 4.18 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 12

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5613, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5613, 0.567]
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	[0.5613, 0.5103]
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.700]
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	[0.6175, 0.5613, 0.630]
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	4	[0.7417, 0.6792, 0.7623, 0.700]
1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	4	[0.7417, 0.6792, 0.7623, 0.630]

ตารางที่ 4.19 พารามิเตอร์หลังจากสอนด้วยอินพุตที่ 13

อินพุต										จำนวน น้ำหนัก ประสาท	ρ
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	[0.700]
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	[0.630]
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.567]
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[0.5103]
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	[0.5103, 0.7]
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	[0.5103, 0.630]
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	[0.5103, 0.567]
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	[0.5103, 0.5103]
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	[0.5103, 0.5103, 0.700]
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	[0.5103, 0.5103, 0.630]
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	4	[0.5103, 0.5103, 0.693, 0.700]
1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	4	[0.5103, 0.5103, 0.693, 0.630]
0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	5	[0.5103, 0.5103, 0.762, 0.693, 0.700]

จากข้อมูลในตารางที่ 6.7 ถึง ตารางที่ 6.17 แสดงการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ สอดส่องเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ จะเห็นได้ว่าในกรณีที่โครงข่ายเกิดการปรับปรุงค่า น้ำหนักประสาท โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับลดค่าพารามิเตอร์ สอดส่องโดยใช้สมการที่ 4.1 และเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมมีการสร้างนิวรอลชุดใหม่ค่าพารามิเตอร์ สอดส่องของกลุ่มอื่น ๆ จะถูกปรับสูงขึ้นเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมทำงานละเอียดขึ้น ซึ่งจากผลการทดสอบที่แสดงใน ตารางที่ 4.6 แสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่าหลักการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ สอดส่องและกำหนด พารามิเตอร์ สอดส่องหลายค่าสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการ ออกแบบให้ดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัด

ตารางที่ 4.20 ผลการทดสอบระหว่าง 2LSFAM และ 2LSFAM ที่ $\rho_1, \rho_2 = 0.7$

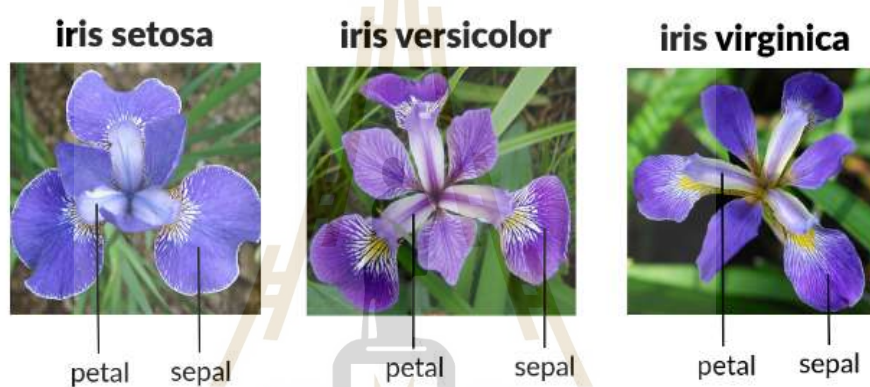
พารามิเตอร์				2LSFAM			2LSFAM Adaptive Vigilance		
ρ_1	ρ_2	n_1	n_2	ความ ถูกต้อง (%)	อินพุตที่ ผิด	ไม่สามารถระบุ	ความ ถูกต้อง (%)	อินพุตที่ ผิด	ไม่สามารถระบุ
0.70	0.70	1	1	83.33	11,12	-	100	-	-

4.3 การทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ชุดข้อมูล Iris Dataset

ในหัวข้อนี้นำเสนอการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการพัฒนาขึ้นกับชุดข้อมูล Iris Dataset ที่เป็นชุดข้อมูลที่นิยมใช้ในการทดสอบการจำแนกกลุ่มข้อมูล โดยชุดข้อมูล Iris Dataset นั้นเป็นชุดข้อมูลเกี่ยวกับสายพันธุ์ดอกไม้อันประกอบด้วยข้อมูล 4 อย่าง คือ ความยาวกลีบเลี้ยง ความกว้างกลีบเลี้ยง ความยาวกลีบดอก และความกว้างกลีบดอก ที่เรียกว่า Sepal และ Petal (มีหน่วยเป็นเซนติเมตร cm.) ในชุดข้อมูลนี้ประกอบไปด้วยทั้งหมด 3 สายพันธุ์ คือ 1. Iris Versicolor 2. Iris Setosa และ 3. Iris Virginica โดยมีข้อมูลสายพันธุ์ละ 50 ชุดข้อมูล รวมทั้งหมด 150 ชุดข้อมูล



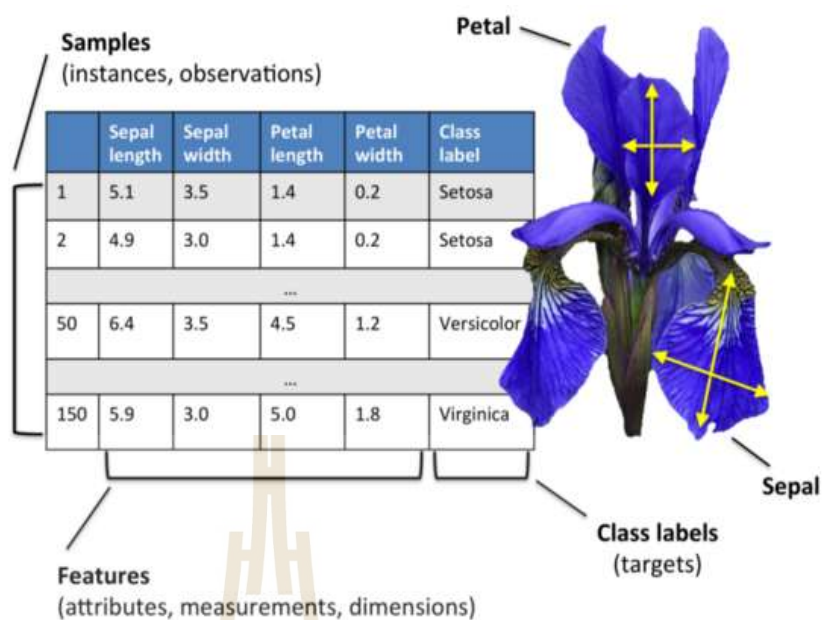
รูปที่ 4.3 ตัวอย่างสายพันธุ์ดอกไม้ที่ใช้ในการทดสอบ



รูปที่ 4.4 ตัวอย่างพื้นที่ส่วนที่ใช้ในการระบุลักษณะเด่นของสายพันธุ์ดอกไม้ที่ใช้ในการทดสอบ

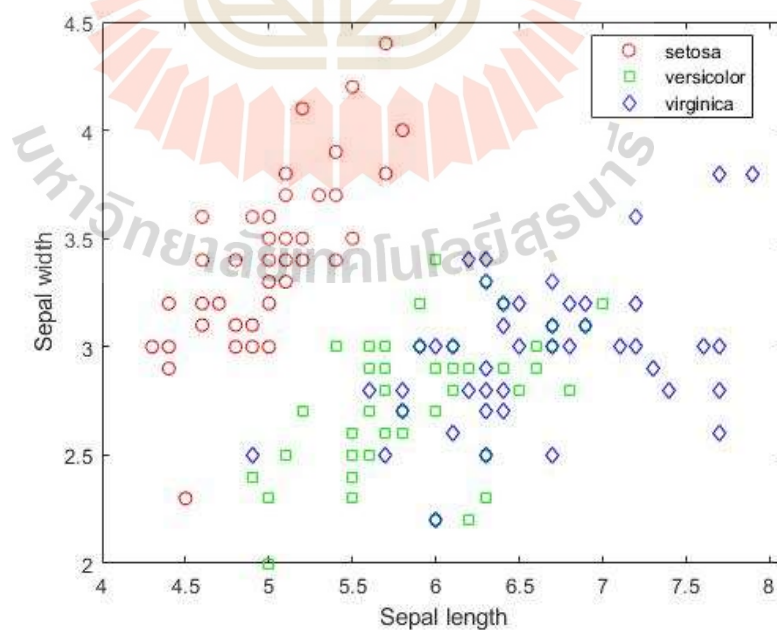
โดยตัวอย่างค่าพารามิเตอร์ในชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบในกรณี Iris Dataset แสดงในรูป

ที่ 4.5

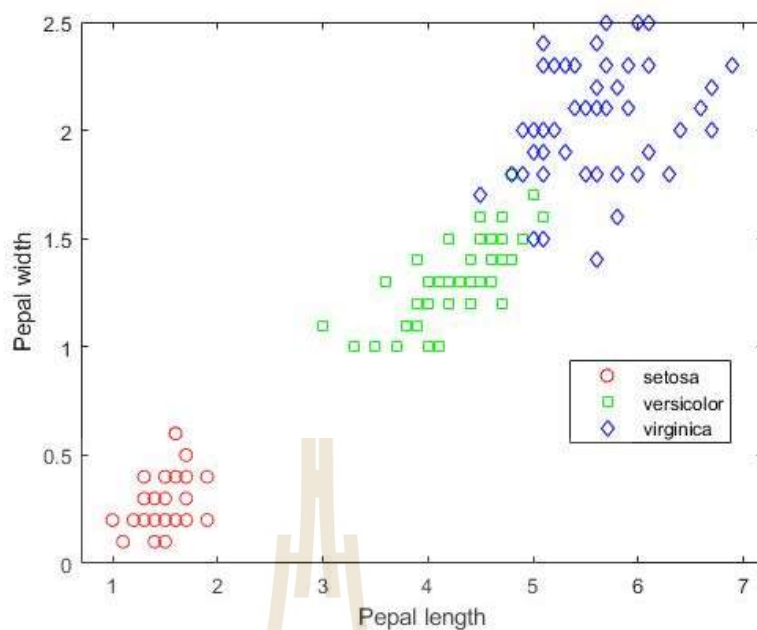


รูปที่ 4.5 ตัวอย่างชุดข้อมูล Iris Dataset ที่ใช้ในการทดสอบ

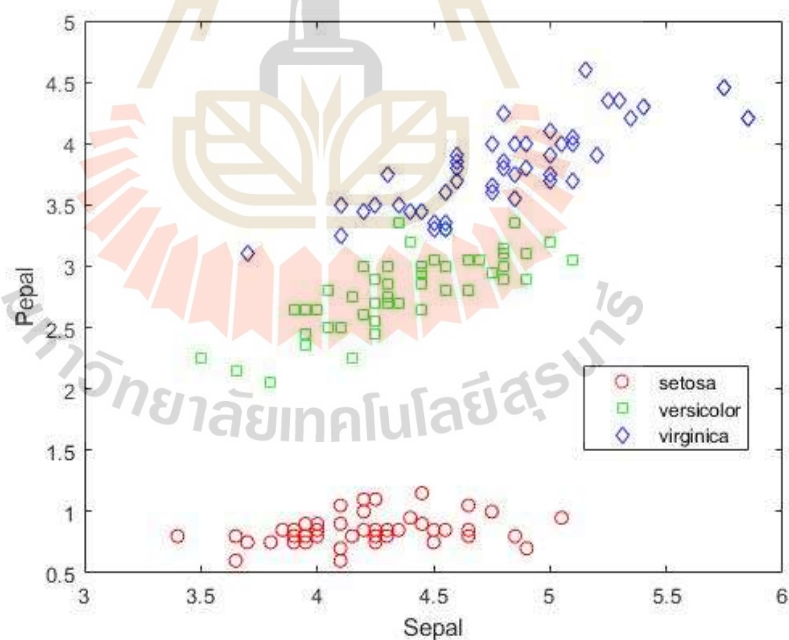
โดยเมื่อทำการพล็อตกราฟเปรียบเทียบความยาวกับความกว้างของกลีบดอกและกลีบเลี้ยง สามารถแบ่งกลุ่มของชุดข้อมูลคร่าว ๆ ดังรูปภาพที่ 4.6 และ รูปภาพที่ 4.7



รูปที่ 4.6 กราฟเปรียบเทียบความยาวกับความกว้างของกลีบดอก



รูปที่ 4.7 กราฟเปรียบเทียบความยาวกับความกว้างของกลีบเลี้ยง



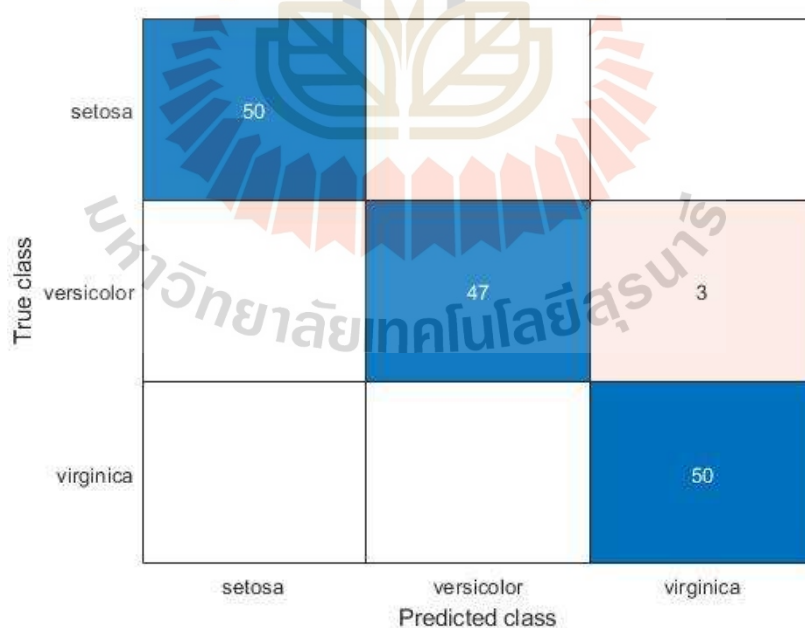
รูปที่ 4.8 กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าเฉลี่ยความยาวกับค่าเฉลี่ยความกว้างของกลีบเลี้ยงและกลีบดอก

ในรูปภาพที่ 4.8 เป็นค่าเฉลี่ยความยาวกับค่าเฉลี่ยความกว้างของกลีบเลี้ยงและกลีบดอก ซึ่งชุดข้อมูลในรูปภาพที่ 4.8 นี้จะถูกนำมาใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมและเปรียบเทียบผลที่ได้จากการทดสอบ

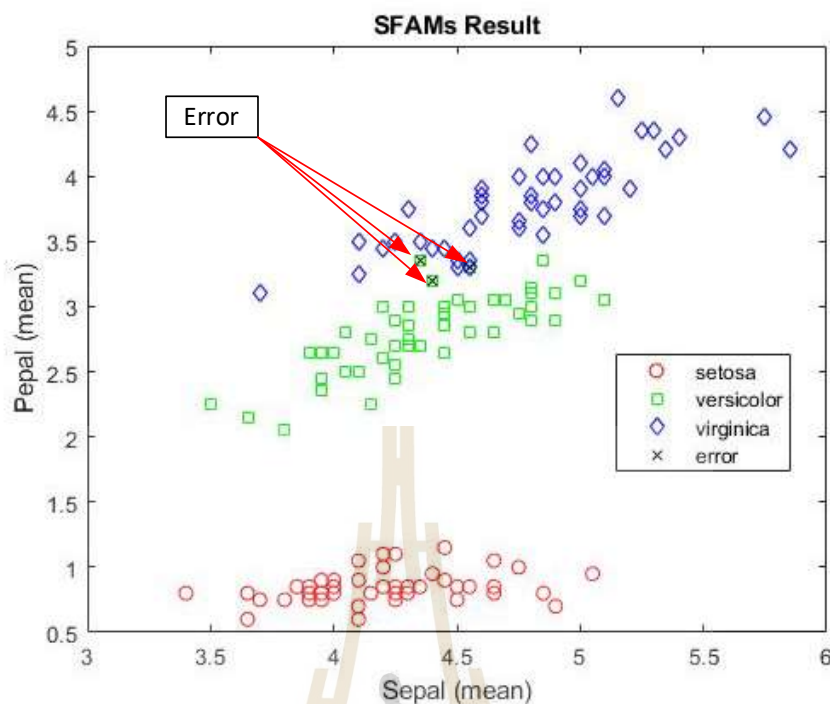
ตารางที่ 4.21 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมกับชุดข้อมูล Iris Dataset

รูปแบบการทดสอบ	ผลการทดสอบ		
	ความถูกต้อง	จำนวนชุดข้อมูลที่ผิด	ชุดข้อมูลที่ผิด
2LSFAM	98.00%	3	71, 73, 84

ผลการทดสอบในตารางที่ 4.21 แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอในงานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลได้อย่างแม่นยำ โดยมีความถูกต้องอยู่ที่ 98.00% จำแนกผิด 3 ชุดข้อมูลคือ 71, 73, 84 โดยกราฟแสดงรายละเอียดผลการทดสอบแสดงไว้ในรูปที่ 4.9-4.10



รูปที่ 4.9 ผลการจำแนกข้อมูลด้วย 2LSFAM



รูปที่ 4.10 กราฟแสดงผลการจำแนกข้อมูลด้วย 2LSFAM

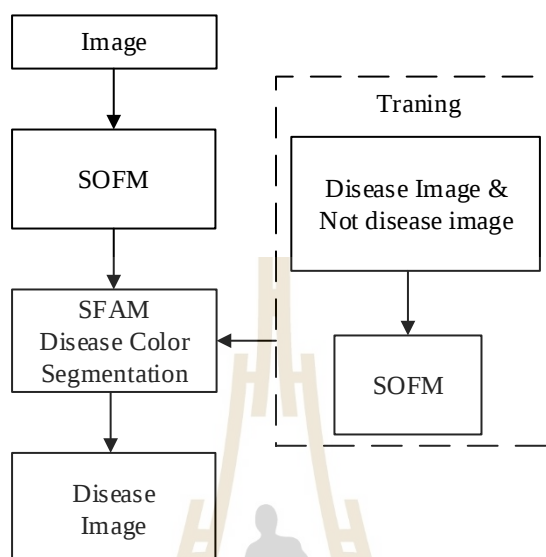
4.4 การทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในการจดจำโรคใบองุ่น

ในหัวข้อนี้ทำการทดสอบโดยการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้โรคที่เกิดบนใบองุ่น 3 กลุ่ม คือ 1.กลุ่มที่เป็นโรค Downy 2. กลุ่มที่เป็นโรค Rust และ 3. กลุ่มที่เป็นโรค Scab โดยแบ่งเป็น 2 กรณีในการสอน คือ 1. การสอนโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลแบบเต็มใบ และ 2. การสอนโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลแบบแบ่งส่วนย่อย เพื่อวิเคราะห์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองกรณี เนื่องจากข้อจำกัดในการเก็บตัวอย่างข้อมูลโรคใบองุ่นและการพิจารณาความรุนแรงของโรค ซึ่งต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญทางด้านโรคองุ่นในการกำหนดระยะของโรค ผู้วิจัยจึงทำการกำหนดระดับความรุนแรงของโรคด้วยตนเองแบบอย่างง่าย โดยความรุนแรงของโรคที่เกิดขึ้น แบ่งเป็น 2 ระดับ คือ 1.ระดับเริ่มต้น และ 2.ระดับรุนแรง ซึ่งตัวอย่างของกลุ่มย่อยมีเพียงโรค Downy และ Rust โดยโรค Scab นั้นยังไม่มีตัวอย่างที่สามารถแบ่งแยกระดับความรุนแรงของโรคได้ โดยชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนให้กับระบบคือกลุ่มค่าปริภูมิสี และกลุ่มค่าทางสถิติของภาพ

4.4.1 การเตรียมข้อมูลในการทดสอบ

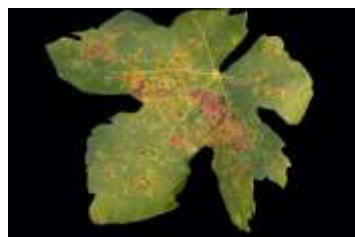
ในการเตรียมชุดข้อมูลในการทดสอบนั้น ใช้รูปภาพใบองุ่นที่เป็นโรคหลังจากสกัดพื้นที่ส่วนที่เป็นโรคแล้ว โดยใช้ทฤษฎีการแบ่งกลุ่มแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-organizing feature map) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นข้อมูลภาพจะถูกสกัด

คุณลักษณะเด่นของภาพ โดยใช้การประมวลผลภาพและการวิเคราะห์ภาพเชิงสถิติในการดำเนินงาน



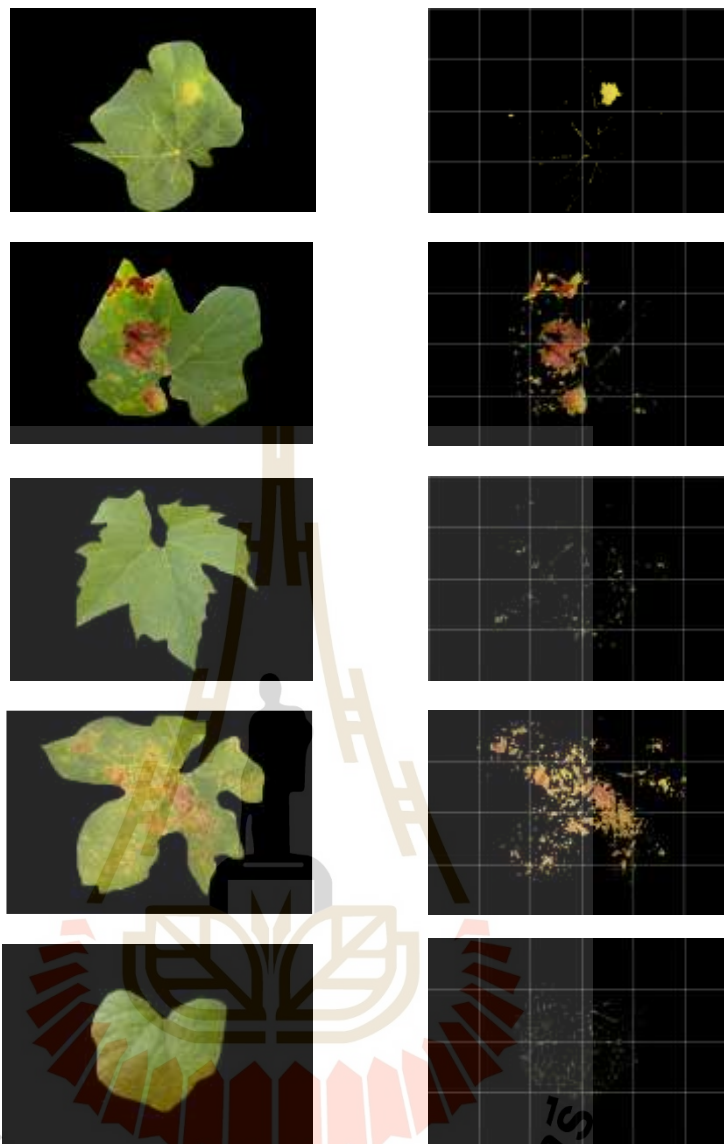
รูปที่ 4.11 กระบวนการสกัดพื้นที่โรค

จากรูปที่ 4.11 แสดงกระบวนการสกัดพื้นที่ส่วนที่เป็นโรคและใบออกจากกัน โดยใช้ SFAM ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบและคุณลักษณะของส่วนที่เป็นโรคและใบเพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรคในขั้นตอนต่อไป

Rust**Downy****Scab**

รูปที่ 4.12 ตัวอย่างการเลือกพื้นที่ไปออกจากพื้นหลังของภาพ





(ก) ใบองุ่นต้นฉบับ

(ข) ใบองุ่นหลังจากสกัดส่วนที่เป็นโรค

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างผลการสกัดพื้นที่โรคใบองุ่น

โดยข้อมูลในแต่ละส่วนจะถูกนำมาสกัดคุณลักษณะเด่นทางสีและทางสถิติเพื่อใช้เป็นข้อมูลในการสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยอินพุตที่ใช้ในการสอนคือ

$$I_i = [\text{Color} \quad \text{Glcm}]$$

โดย I_i คือ ชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่าย
Color คือค่าเฉลี่ยในปริภูมิสี Lab และ Hsv

$$\text{Color} = [\text{mean}(a) \text{ mean}(b) \text{ mean}(H) \text{ mean}(s) \text{ mean}(v)]$$

โดย a คือ ปริภูมีย่อย a ของปริภูมิสี Lab
 b คือ ปริภูมีย่อย b ของปริภูมิสี Lab
 H คือ ปริภูมีย่อย H ของปริภูมิสี Hsv
 s คือ ปริภูมีย่อย s ของปริภูมิสี Hsv
 v คือ ปริภูมีย่อย v ของปริภูมิสี Hsv

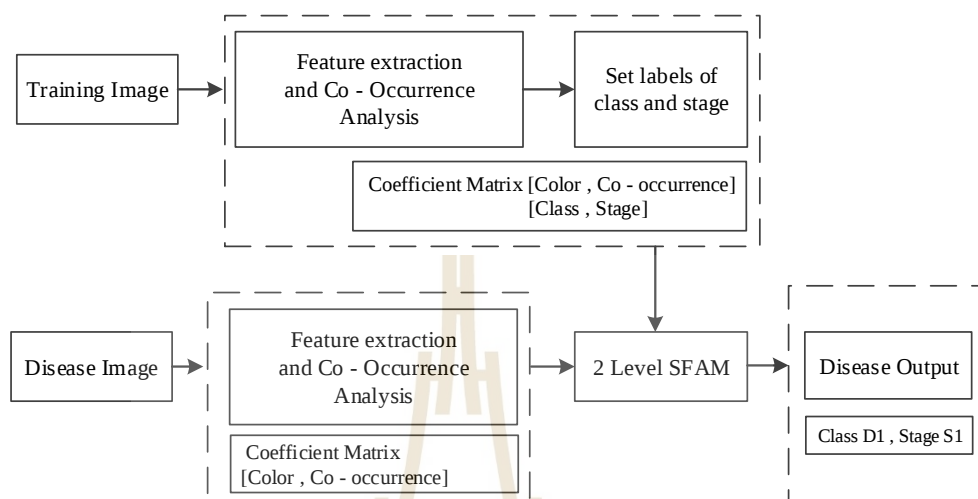
Glcм คือ ทฤษฎีที่ใช้ในการคำนวณค่าทางสถิติของรูปภาพจากการใช้ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพระดับสีเทาในการคำนวณ โดยค่าพารามิเตอร์ที่นำมาใช้ในการทดสอบมีทั้งหมด 9 ค่า

$$\text{Glcм} = [\text{cprom} \text{ cshad} \text{ contr} \text{ corrm} \text{ sosvh} \text{ energ} \text{ entro} \text{ autoc} \text{ homom}]$$

โดย cprom คือค่า Cluster Prominence
 cshad คือค่า Cluster Shade
 contr คือค่า Contrast
 corrm คือค่า Correlation
 sosvh คือค่า Variance
 energ คือค่า Energy
 entro คือค่า Entropy
 autoc คือค่า Autocorrelation
 homom คือค่า Homogeneity

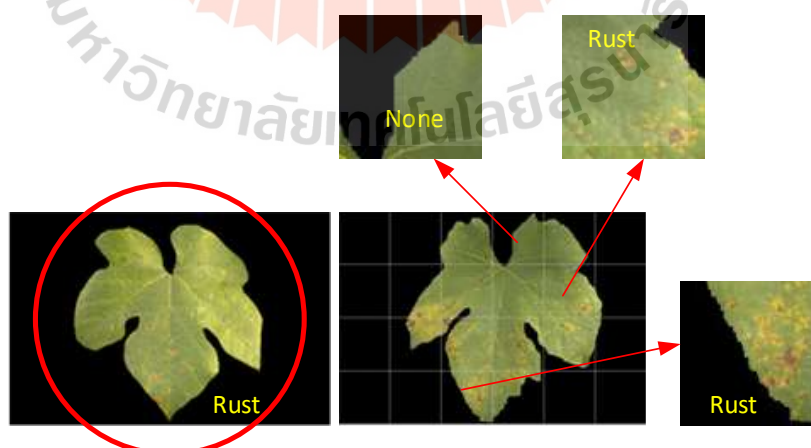
การเตรียมข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้นภาพที่ถูกแบ่งย่อยจะถูกทำการกำหนดกลุ่มหลักและกลุ่มย่อยของภาพ คือ โรค และระยะของโรค จากนั้นให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้ โดยกำหนดพารามิเตอร์สอดคล้อง $\rho_1 = 0.80$ และ $\rho_2 = 0.85$ ทำการสอนระบบ

โดยใช้กลุ่มตัวอย่างละ 20 ภาพ รวม 60 ภาพ และทดสอบกับตัวอย่างใหม่กลุ่มละ 20 ภาพ รวม 60 ภาพ แสดงรายละเอียดตัวอย่างใน ตารางที่ 4.21 - 4.22



รูปที่ 4.14 กระบวนการทำงานของการวินิจฉัยโรคใบองุ่นโดยใช้ 2LSFAM

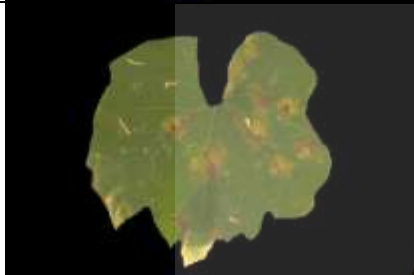
จากรูปที่ 4.14 แสดงกระบวนการทำงานของระบบวินิจฉัยโรคใบองุ่น โดยรูปภาพส่วนที่เป็นโรคจะถูกส่งเข้ามาสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่น โดยต้องทำการระบุโรค และระดับความรุนแรงของโรคเพื่อให้ 2LSFAM เรียนรู้และจดจำ



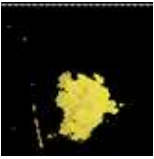
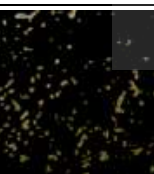
(ก) ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สอนทั้งใบ (ข) ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สอนแบบแบ่งส่วน

รูปที่ 4.15 ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้สอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 4.22 ตัวอย่างข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลแบบเต็มใบ

ตัวอย่าง	โรค	ความรุนแรง	ตัวเลขที่ใช้สอน
	<i>Downy</i>	เริ่มต้น	[1,1]
	<i>Downy</i>	รุนแรง	[1,2]
	<i>Rust</i>	เริ่มต้น	[2,1]
	<i>Rust</i>	รุนแรง	[2,2]
	<i>Scab</i>	เริ่มต้น	[3,1]

ตารางที่ 4.23 ตัวอย่างข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลแบบแบ่งส่วนย่อย

ตัวอย่าง	โรค	ความรุนแรง	ตัวเลขที่ใช้สอน
	<i>Downy</i>	เริ่มต้น	[1,1]
	<i>Downy</i>	รุนแรง	[1,2]
	<i>Rust</i>	เริ่มต้น	[2,1]
	<i>Rust</i>	เริ่มต้น	[2,1]
	<i>Rust</i>	รุนแรง	[2,2]
	<i>Rust</i>	รุนแรง	[2,2]
	<i>Scab</i>	เริ่มต้น	[3,1]
	<i>Scab</i>	เริ่มต้น	[3,1]

4.4.2 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในการจดจำโรคใบอ่อน

ในหัวข้อนี้แสดงผลการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลที่เคยสอนและข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยสอน โดยผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 4.24 และตารางที่ 4.25

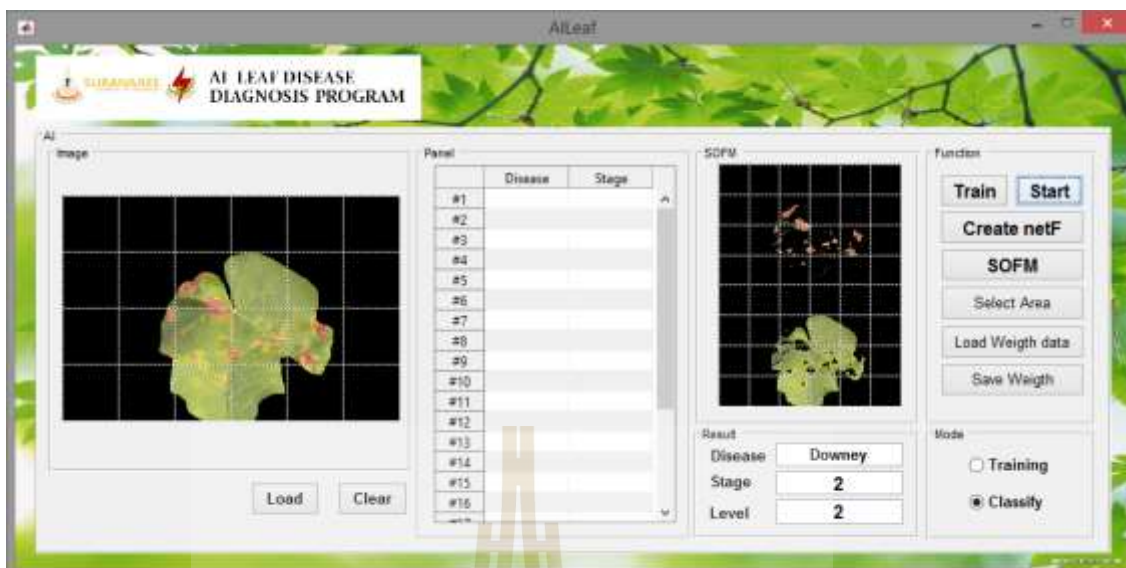
ตารางที่ 4.24 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้รูปแบบการสอนแบบเต็มใบ

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	Vigilance	
			Normal ความถูกต้อง (%)	Adaptive ความถูกต้อง (%)
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
		รุนแรง	80	85
	ใหม่	เริ่มต้น	75	80
		รุนแรง	75	80
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
		รุนแรง	90	90
	ใหม่	เริ่มต้น	75	75
		รุนแรง	70	75
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	80	80
	ใหม่	เริ่มต้น	65	70

ตารางที่ 4.25 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้รูปแบบการสอนแบบแบ่งส่วนย่อย

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	Vigilance	
			Normal ความถูกต้อง (%)	Adaptive ความถูกต้อง (%)
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
		รุนแรง	85	85
	ใหม่	เริ่มต้น	85	85
		รุนแรง	75	80
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
		รุนแรง	90	90
	ใหม่	เริ่มต้น	85	85
		รุนแรง	85	85
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	80	85
	ใหม่	เริ่มต้น	75	80

ในตารางที่ 4.24 และ 4.25 แสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในการจดจำโรคใบองุ่น โดยเปรียบเทียบระหว่าง 2LSFAM แบบปกติ และแบบปรับปรุงค่าพารามิเตอร์สอดส่องแบบอัตโนมัติ โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการจดจำและวินิจฉัยโรคใบองุ่นได้ 2 ระดับ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถระบุโรคใบองุ่นและระยะของโรคได้โดยมีระดับความถูกต้องในระดับที่น่าพอใจ เปอร์เซนต์ความถูกต้องโดยรวมในกรณี Adaptive Vigilance มีค่าสูงกว่าเล็กน้อยทั้งในกรณีสอนแบบเต็มใบและแบบแบ่งส่วนย่อย แสดงให้เห็นว่าหลักการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์สอดส่องแบบอัตโนมัติสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมได้ กรณีของ Adaptive vigilance มีความถูกต้องมากกว่าเล็กน้อย ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการวินิจฉัยโรคส่วนหนึ่งเกิดจากจำนวนตัวอย่างที่ใช้สอนมีจำนวนน้อย และการกำหนดค่าพารามิเตอร์คุณลักษณะเด่นที่ยังไม่เหมาะสมกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าคุณลักษณะเด่นนี้หาได้จากการทดสอบเท่านั้นจึงจะสามารถระบุได้ว่าค่าใดเหมาะสม ซึ่งใช้เวลาในการทดสอบค่อนข้างนานต่างจากโครงข่ายแบบ CNN ที่ค่าคุณลักษณะเด่นจะถูกเลือกให้เหมาะสมจากตัวโครงข่ายเอง



รูปที่ 4.16 ตัวอย่างโปรแกรมที่ใช้ทำการทดสอบ

4.5 เปรียบเทียบผลการทดสอบระหว่าง CNN, 2LSFAM และ 2LSFAM (Adaptive vigilance)

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ CNN, 2LSFAM และ 2LSFAM(Adaptive Vigilance) โดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกันในการทดสอบ แสดงในตารางที่ 4.26 และ 4.27

ตารางที่ 4.26 เปรียบเทียบผลการทดสอบระหว่าง CNN, 2LSFAM และ 2LCSFAM ในกรณีการสอนแบบเต็มใบ

ชนิดโรค	Downy			Rust			Scab		
	เคยสอน	ใหม่	เฉลี่ย	เคยสอน	ใหม่	เฉลี่ย	เคยสอน	ใหม่	เฉลี่ย
2LSFAM	90%	75%	82.5%	95%	75%	85%	80%	65%	72.5%
2LSFAM (Adaptive Vigilance)	90%	80%	85%	95%	75%	85%	80%	70%	75%
CNN	100%	70%	85%	100%	70%	85%	100%	65%	82.5%

ตารางที่ 4.27 เปรียบเทียบผลการทดสอบระหว่าง CNN, 2LSFAM และ 2LCSFAM ในกรณีการ
สอนแบบแบ่งส่วนย่อย

ชนิดโรค	Downy			Rust			Scab		
กลุ่มข้อมูล	เคยสอน	ใหม่	เฉลี่ย	เคยสอน	ใหม่	เฉลี่ย	เคยสอน	ใหม่	เฉลี่ย
2LSFAM	90%	80%	85%	95%	85%	90%	80%	75%	77.5%
2LSFAM (Adaptive Vigilance)	90%	85%	87.5%	95%	85%	90%	85%	80%	82.5%
CNN	100%	85%	92.5%	100%	80%	90%	100%	75%	87.5%

จากตารางที่ 4.26 และตารางที่ 4.27 แสดงผลเปรียบเทียบในการทดสอบการจดจำโรคใบ
องุ่นโดยใช้รูปแบบการสอนแบบเต็มใบและแบบแบ่งส่วนย่อยของโครงข่าย CNN, 2LSFAM และ
2LSFAM(Adaptive Vigilance) โดยจากผลการทดสอบที่ได้นั้นแสดงให้เห็นว่า CNN มีความถูกต้อง
มากกว่าทั้งสองกรณี ซึ่งเป็นผลเนื่องจากการสกัดคุณลักษณะเด่นที่ดีกว่า โดยไม่มีความผิดพลาดที่
เกิดจากการปรับฐานสีของภาพ และการสกัดส่วนพื้นที่ที่เป็นโรค และไม่เสียเวลาในการหา
ค่าพารามิเตอร์คุณลักษณะเด่นของระบบ โดย CNN สามารถตัดกระบวนการเหล่านี้ได้โดยยังคง
ประสิทธิภาพการทำงานที่สูงไว้ ซึ่งเป็นจุดแข็งของ CNN แต่จุดอ่อนของ CNN คือ ทุกครั้งที่มีการ
ป้อนอินพุตใหม่เข้ามาระบบจะต้องทำการสอนใหม่ทั้งหมดซึ่งเป็นการเสียเวลาเป็นอย่างมาก และ
ไม่สามารถเรียนรู้ได้ 2 ระดับ แต่ 2LSFAM สามารถทำได้ โดยสามารถนำอินพุตชนิดใหม่เข้ามาเพิ่ม
ในระบบโดยไม่ต้องทำการสอนระบบใหม่ทั้งหมด มีความยืดหยุ่นสูง และสามารถจดจำระดับ
ความรุนแรงของโรคได้จากการออกแบบสถาปัตยกรรมการเรียนรู้แบบ 2 ระดับ อีกทั้งการพัฒนา
รูปแบบการปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบอัตโนมัติทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพ
ในการเรียนรู้ได้ดีขึ้นกว่ารูปแบบเดิม

4.6 สรุป

เนื้อหาในบทที่ 4 เป็นการนำเสนอการทดสอบการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาท
เทียมที่ได้ทำการพัฒนาขึ้น โดยมีการทดสอบกับข้อมูล 3 กลุ่ม คือการทดสอบกับชุดตัวเลข
แบบอย่างง่าย การทดสอบกับชุดข้อมูล Iris Dataset ซึ่งนิยมใช้เป็นตัวอย่างในการทดสอบระบบรู้จำ

และแบ่งกลุ่มข้อมูล และการทดสอบที่สาม คือ การทดสอบจดจำโรคใบงุ่นซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความละเอียดและซับซ้อน พร้อมเปรียบเทียบกับผลการทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) โดยผลการทดสอบนั้นสามารถยืนยันว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ทำการพัฒนา (2LSFAM Adaptive Vigilance) นั้นมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้สองระดับ มีความถูกต้อง สามารถจดจำกลุ่มหลักและกลุ่มย่อยได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยทำการทดสอบในกรณีที่อินพุตเป็นข้อมูลแบบอย่างง่ายเพื่อให้มองเห็นภาพที่ชัดเจน เมื่อค่าพารามิเตอร์สอดส่องมีค่าน้อยโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานแบบหยาบ ระบบสามารถบอกกลุ่มของข้อมูลแต่ไม่สามารถการันตีความถูกต้องได้เนื่องจากขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย แต่ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์สอดส่องมีค่าสูงโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานแบบละเอียด โดยเมื่อเพิ่มหลักการการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์สอดส่องแบบอัตโนมัติทำให้ความยืดหยุ่นในการเรียนรู้มีสูงขึ้น การพิจารณาเงื่อนไขการเรโซแนนซ์สามารถปรับตัวตามจำนวนของชุดข้อมูลที่ทำกรเรียนรู้ โครงข่ายจะมีความคุ้นเคยกับชุดข้อมูลที่เคยเรียนรู้ซ้ำ ๆ ทำให้ค่าพารามิเตอร์สอดส่องของนิวรอลมีค่าน้อยและผ่านเงื่อนไขการเรโซแนนซ์ ในกรณีที่มินิวรอลตัวใหม่ถูกสร้างขึ้น โครงข่ายจะจดจำแบบไม่คุ้นเคย ค่าพารามิเตอร์สอดส่องจะมีค่าสูงสำหรับนิวรอลชุดใหม่ แต่เมื่อมีการสอนอย่างต่อเนื่องโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการสร้างความคุ้นเคยกับชุดข้อมูลโดยการปรับลดค่าพารามิเตอร์สอดส่องดังกล่าว ในกรณีที่ความแม่นยำมีค่าลดลงเนื่องจากระบบไม่สามารถระบุกลุ่มของข้อมูลได้เนื่องจากข้อมูลที่ใช้สอนมีจำนวนน้อยซึ่งแตกต่างจากการระบุกลุ่มผิด กลุ่มข้อมูลที่ไม่สามารถระบุได้นี้เกิดจากค่าความคล้ายที่มีค่าน้อยไม่ผ่านเงื่อนไขในการตรวจสอบซึ่งสามารถแก้ไขโดยการสอนเพิ่มเติมที่ซึ่งเป็นข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ จากนั้นทำการทดสอบกับชุดข้อมูล Iris Dataset ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่นิยมใช้ในการทดสอบระบบรู้จำและจำแนกกลุ่มข้อมูล โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถทำงานได้ดีซึ่งแสดงผลไว้ในตารางที่ 4.21 และการทดสอบที่ 3 ในกรณีโรคใบงุ่นเนื่องจากปัญหาในการระบุระยะของโรคซึ่งต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในการระบุระยะของโรคจึงทำให้ตัวอย่างในการทดสอบมีจำนวนน้อย ระดับความถูกต้องที่แสดงในตารางที่ 4.24 และ 4.25 จึงยังมีความน่าเชื่อถือน้อย เมื่อเปรียบเทียบระดับความถูกต้องระหว่าง 2LSFAM กับ CNN เห็นได้ว่า CNN มีความถูกต้องสูงกว่าเล็กน้อย โดยจุดเด่นของ CNN คือการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นของภาพโดยผู้ออกแบบไม่ต้องทำการกำหนดพารามิเตอร์ ไม่ต้องทำการทดสอบเพื่อหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม แต่ CNN จะทำการเลือกและสกัดค่าดังกล่าวให้เอง ซึ่งแตกต่างจากวิธีการของ 2LSFAM เนื่องจากความผิดพลาดนั้นเริ่มจากกระบวนการสกัดพื้นที่ส่วนที่เป็นโรค และการเลือกค่าพารามิเตอร์คุณลักษณะเด่นเพื่อใช้ในการสอนให้กับโครงข่าย การเลือกค่าดังกล่าวจำเป็นต้องได้จากผลการทดสอบเพียงอย่างเดียว ซึ่งต้องใช้เวลาในการทดสอบ

มากจึงจะได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยเนื้อหาในบทที่ 4 นี้ มุ่งเน้นในการทดสอบความสามารถในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลแบบ 2 ระดับ และเปรียบเทียบกับผลการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งจากการทดสอบแสดงให้เห็นถึงแนวคิดในการนำรูปแบบการสกัดคุณลักษณะเด่นของ CNN มาปรับใช้กับการเรียนรู้และจดจำของ 2LSFAM จะทำให้ได้ระบบรู้จำแบบสองติที่ ไม่จำเป็นต้องใช้การสกัดพื้นที่โรคและการสุ่มหาค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้เป็นค่าคุณลักษณะเด่นในการสอนโครงข่าย ทำให้ได้โครงข่ายที่มีประสิทธิภาพในการจดจำสูง ตัดการคำนวณที่ไม่จำเป็นและลดค่าความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นจากการสุ่มทดสอบเพื่อหาค่าคุณลักษณะเด่น และยังเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถรู้จำได้แบบ 2 ระดับ



บทที่ 5

การออกแบบโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว อย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน

5.1 บทนำ

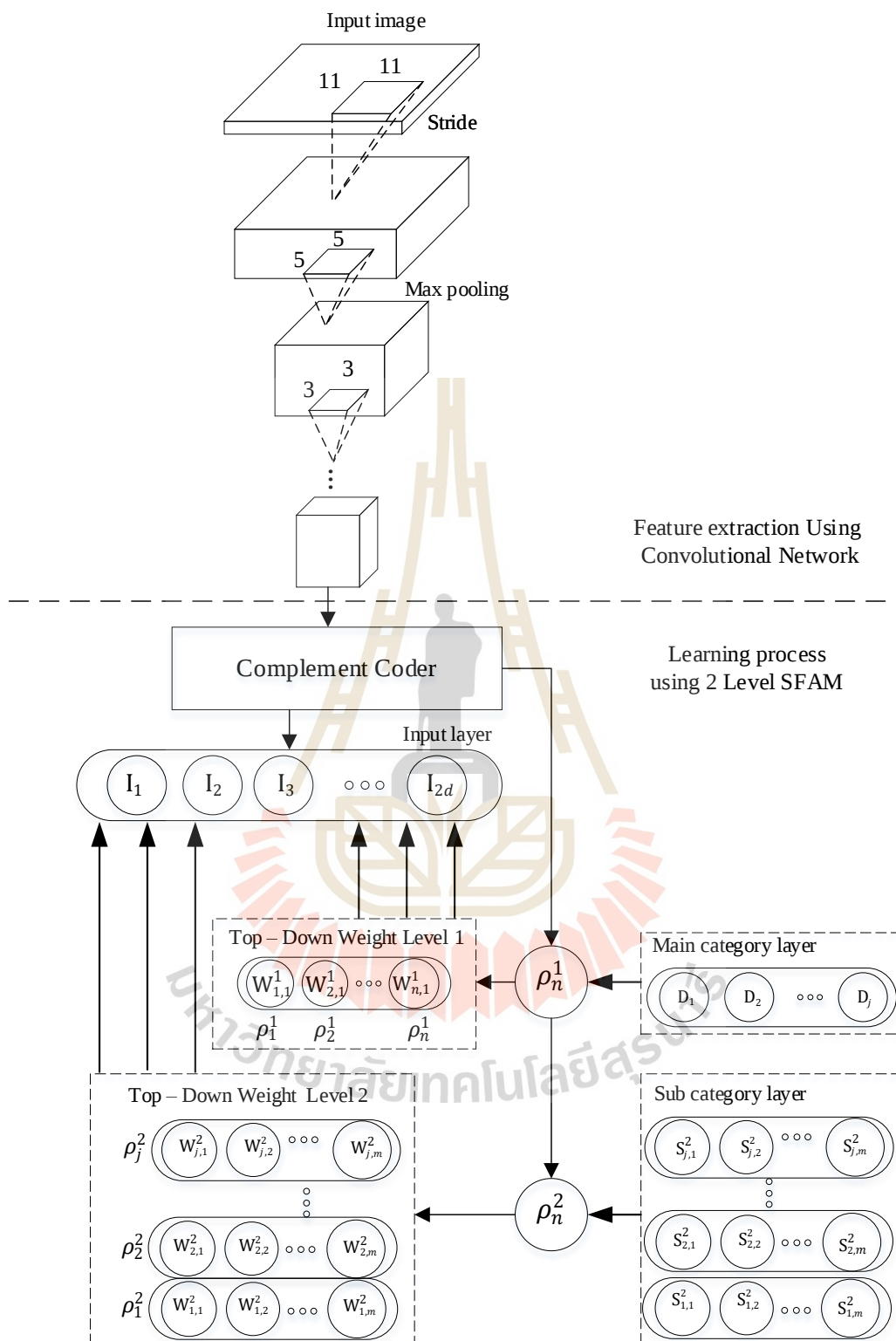
ในบทนี้เป็นการนำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบ 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน (2LCSFAM) โดยมีมุ่งหมายให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นโดยอัตโนมัติ ซึ่งนำหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาใช้ในการออกแบบและพัฒนา ร่วมกับทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

5.2 การออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว อย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน (2LCSFAM)

จากการพัฒนาให้โครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวสามารถทำการเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ 2 ระดับนั้น การนำโครงข่ายที่พัฒนามาประยุกต์ใช้ในงานวินิจฉัยโรคพืชยังมีข้อจำกัดที่ทำให้โครงข่ายไม่สามารถทำงานได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ คือ การทำการทดสอบเพื่อหาค่าคุณลักษณะเด่นซึ่งนำมาใช้ในกระบวนการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากค่าคุณลักษณะเด่นที่ถูกนำมาทำการสอนนั้นได้มาจากการสุ่มทดสอบค่าเพื่อหาตัวแปรที่มีความเหมาะสมสำหรับระบบนั้น ๆ จึงใช้ระยะเวลานานและมีความยุ่งยากซับซ้อนในการกำหนดและเลือกค่าคุณลักษณะเด่น จึงเกิดแนวคิดในการพัฒนาโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับให้สามารถทำการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นโดยอัตโนมัติ ซึ่งลดระยะเวลาในการทดสอบเพื่อหาค่าคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสม และช่วยเลี่ยงปัญหาในกรณีที่เกิดการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่มีค่าซ้ำซ้อนกัน โดยหลักการที่นำไปใช้ในการพัฒนา คือ การใช้รูปแบบฟิลเตอร์ภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่มาสาธิตสกัดและเลือกเฉพาะค่าพารามิเตอร์คุณลักษณะเด่นที่มีนัยยะสำคัญสำหรับรูปภาพนั้น ๆ เพื่อใช้ในการสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งทำให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพและเสถียรภาพมากขึ้นกว่ารูปแบบเก่า

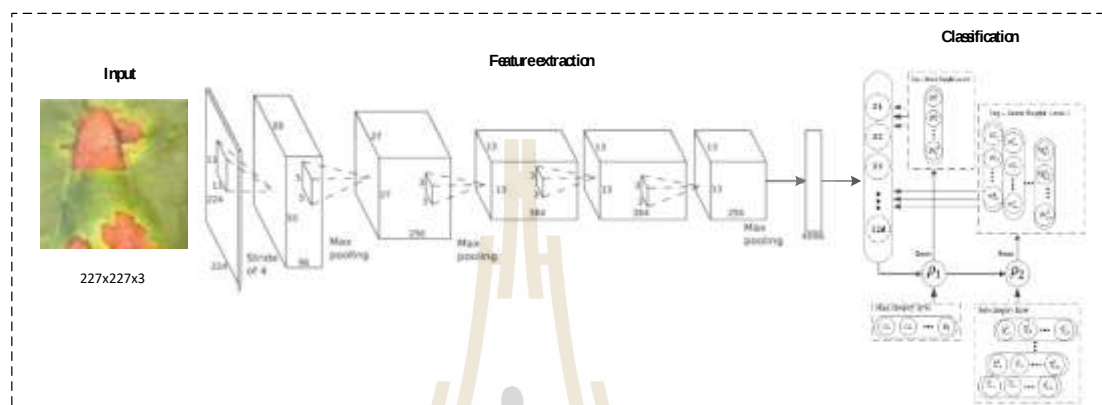
ในการออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชันนั้นใช้จุดเด่นในความสามารถทางด้านการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นของโครงข่ายแบบดั้งเดิมมาใช้ในการพัฒนา โดยมีการสร้างชั้นเลเยอร์ในรูปแบบตัวกรองแบบต่าง ๆ หลายชั้นเพื่อทำการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ โดยแต่ละชั้นจะทำการตรวจจับคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกัน ตัวกรองที่ทำการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพจากการทำคอนโวลูชันจะมีความละเอียดที่ต่างกันออกไป โดยชั้นคอนโวลูชันที่อยู่ติดกันจะทำงานโดยการนำเอาที่พุดของชั้นก่อนหน้ามาเป็นอินพุตของชั้นถัดไป จากนั้นเมื่อผ่านตัวกรองครบทุกชั้นเอาที่พุดที่ได้จะถูกส่งไปยังโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ทำการพัฒนาไว้เพื่อทำการเรียนรู้และสร้างชั้นน้ำหนักระบบ





รูปที่ 5.1 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีฟิชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชัน

ในรูปที่ 5.1 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชันถูกออกแบบให้ทำงานอย่างต่อเนื่องเป็นลำดับชั้น โดยแบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก คือ การสกัดคุณลักษณะเด่นโดยใช้รูปแบบการทำคอนโวลูชัน และส่วนที่สองคือการเรียนรู้ซึ่งเป็นรูปแบบของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบ 2 ระดับ

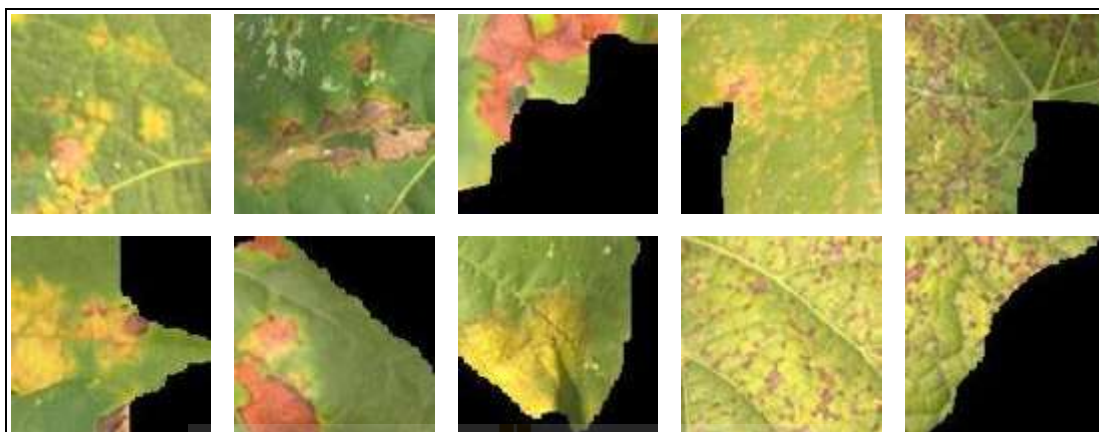


รูปที่ 5.2 ตัวอย่างโครงสร้างของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 5.2 แสดงโครงสร้างสถาปัตยกรรมที่ทำการออกแบบให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2LSFAM มีชั้นการทำงานในกระบวนการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นของภาพอินพุต โดยใช้รูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งในรูปที่ 5.1 อ้างอิงจากโครงข่ายของ Alex's net ซึ่งประกอบด้วยชั้นคอนโวลูชันทั้งหมด 5 ชั้น แต่ละชั้นจะมีจำนวนตัวกรองที่มีลักษณะและคุณสมบัติที่แตกต่างกัน เมื่อผ่านการทำคอนโวลูชันและเลือกเฉพาะข้อมูลที่มีความสำคัญแล้ว ชุดข้อมูลที่ได้จะถูกส่งต่อไปยังส่วนที่ใช้ในการระบุกลุ่มข้อมูล โดยหลักการทำงานของโครงข่ายถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน 1. การเตรียมรูปภาพอินพุต 2.การหาคุณลักษณะเด่นของภาพ และ 3. การเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม

5.2.1 การเตรียมข้อมูลในการทดสอบ

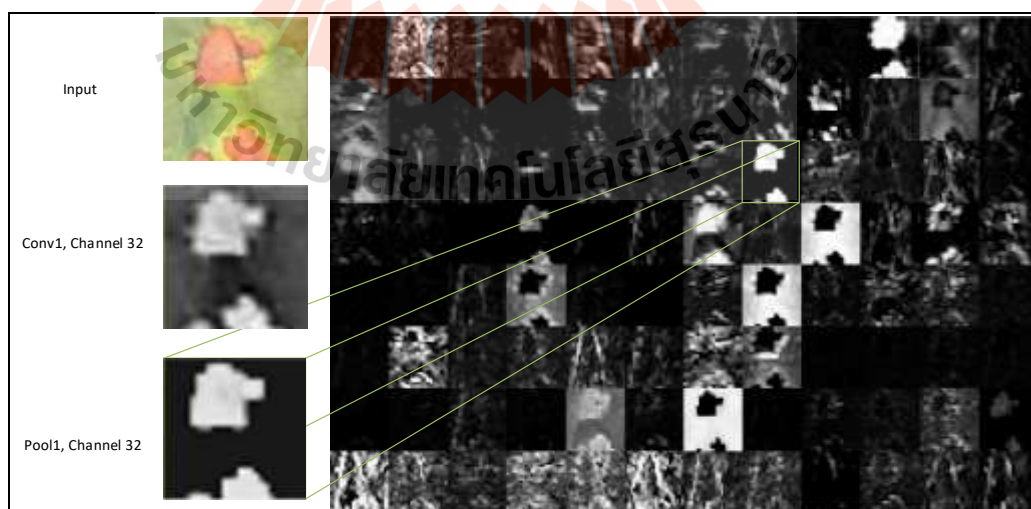
ในขั้นตอนการเตรียมรูปภาพอินพุตนั้น รูปภาพที่นำเข้ามาจะถูกดำเนินการตัดพื้นหลังของภาพเพื่อลบข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องและอาจก่อให้เกิดความผิดพลาดกับโครงข่ายออก และทำการแบ่งเป็นส่วนย่อยโดยปรับขนาดให้แต่ละส่วนย่อยมีขนาดเท่ากับ 227x227 พิกเซล เพื่อใช้ในการสกัดค่าคุณลักษณะเด่น



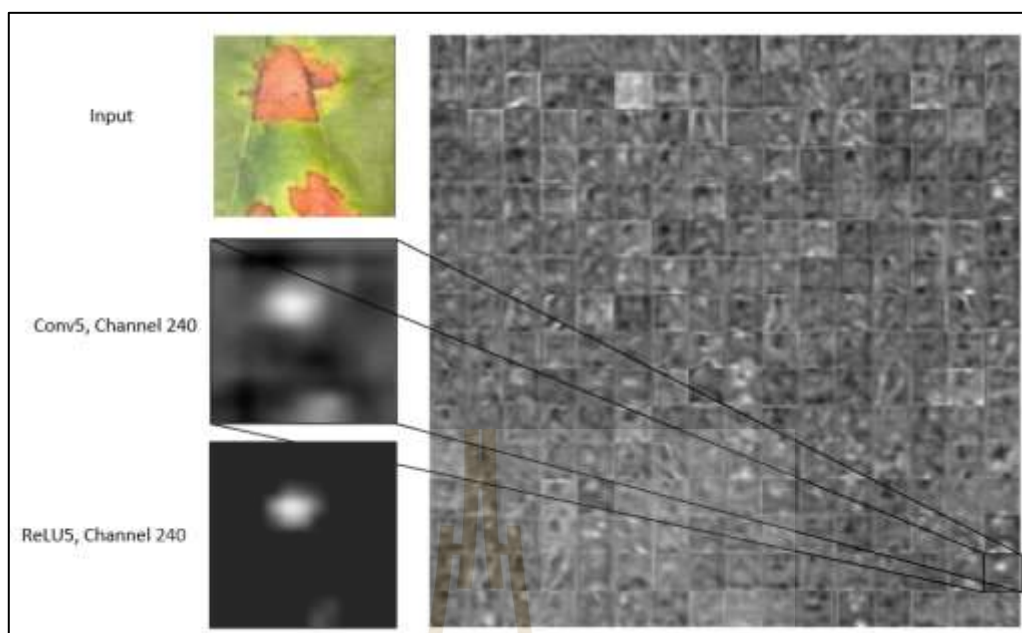
รูปที่ 5.3 ตัวอย่างภาพที่ใช้ในการทดสอบ

5.2.2 การสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ

การสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพในโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนั้น มีรูปแบบการคำนวณแสดงไว้ในบทที่ 2 โดยเป็นการประมวลผลรูปภาพผ่านตัวกรองแบบต่าง ๆ จากนั้น โครงข่ายจะทำการลดจำนวนของข้อมูลและเก็บไว้เฉพาะส่วนที่มีนัยยะสำคัญ เพื่อลดเวลาในการประมวลผลและปริมาณของข้อมูลที่มีมากเกินไปจนความจำเป็น โดยในรูปที่ 5.4 และ 5.5 คือ รูปแบบของเอาต์พุตที่ได้จากคอนโวลูชันในตัวกรองของชั้นที่ 1 และตัวกรองในชั้นที่ 5



รูปที่ 5.4 ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันกับตัวกรองในชั้นที่ 1

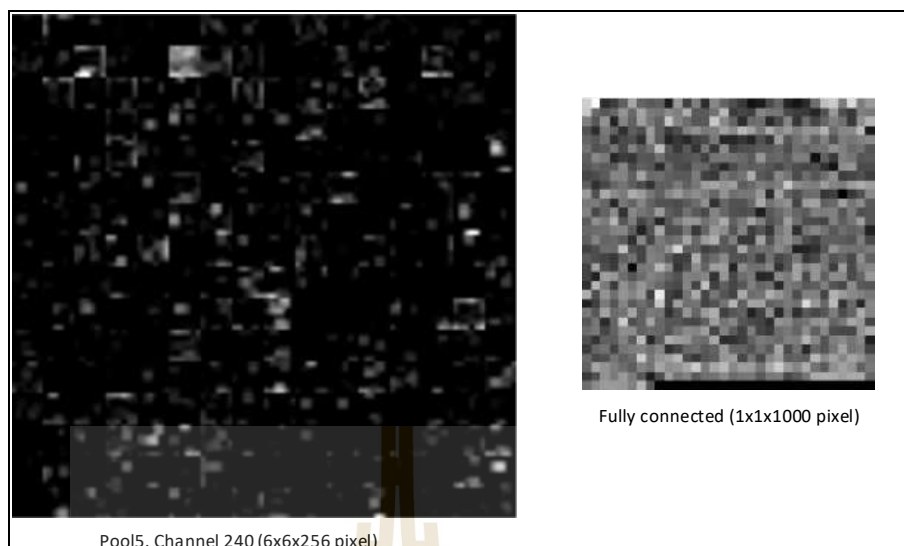


รูปที่ 5.5 ตัวอย่างผลการทำคอนโวลูชันกับตัวกรองในชั้นที่ 5

จากรูปที่ 5.5 ในตัวกรองที่ 240 สังเกตได้ว่าเอาต์พุตที่ได้แสดงขอบภาพและลักษณะของสีได้ชัดเจน โดยที่ขนาดของเอาต์พุตที่ได้ลดลงอย่างมากเมื่อเทียบกับอินพุต โดยเอาต์พุตจากตัวกรองในชั้นเริ่มต้นสามารถสร้างเอาต์พุตที่ให้คุณลักษณะที่เกี่ยวกับมุมมองขอบภาพและลักษณะของสีได้ดี ในขณะที่ชั้นคอนโวลูชันที่สูงขึ้น (higher levels) จะให้องค์ประกอบเกี่ยวกับลักษณะเด่นของภาพได้ดี เช่น รูปทรง หรือลักษณะที่เด่นชัดในภาพนั้น ๆ

5.2.3 สถาปัตยกรรมในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม

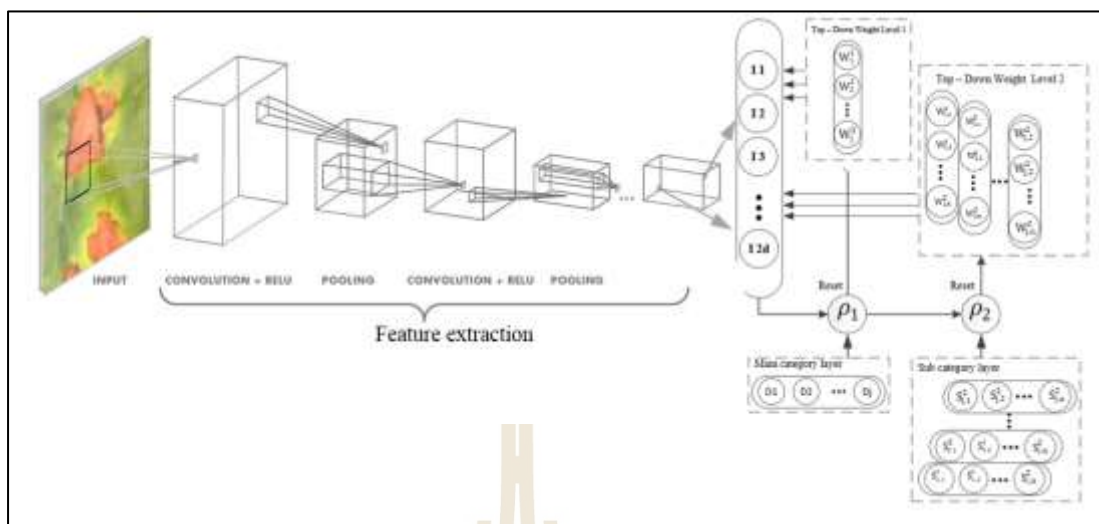
เมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการสกัดคุณลักษณะของภาพโดยใช้ตัวกรองและผ่านการทำ Max pooling แล้ว เอาต์พุตจะอยู่ในรูปของชุดข้อมูลที่ยังไม่สามารถนำไปให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ จึงต้องผ่านการทำการเตรียมชุดข้อมูลโดยทำการจัดเรียงใหม่ ให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ 1 มิติ จากโครงสร้างสถาปัตยกรรมของ Alex's net นั้นได้ทำการสร้างชั้นการประมวลผลขึ้นมาอีก 2 ชั้นเพื่อทำการลดจำนวนของชุดข้อมูลเพื่อให้เหมาะสมกับการใช้งานกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการตั้งชื่อชั้นของการประมวลผลนี้ว่า Fully connected layer



รูปที่ 5.6 ภาพแสดงชุดข้อมูลของชั้น Max pooling5 และ Fully connected

จากรูปที่ 5.6 จะเห็นได้ว่าเอาต์พุตที่ได้หลังจากการทำ Max pooling นั้นอยู่ในรูปของ เมทริกขนาด 6×6 จำนวน 256 ชุด โดยมีจำนวนตัวแปรทั้งหมด 9246 ตัวแปร ซึ่งจำเป็นต้องแปลงให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ขนาด $1 \times n$ เพื่อส่งให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้

ในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายนั้นข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายคือข้อมูลที่ได้มาจากชั้น Fully connected layer ซึ่งจากกระบวนการนี้จะทำให้ค่าคุณลักษณะเด่นเหลือจำนวนตัวแปร 1000 ตัวแปร ซึ่งสามารถส่งให้โครงข่าย 2LSFAM ที่ได้ทำการพัฒนาเรียนรู้ได้ โดยรูปแบบในการสอนและป้อนข้อมูลอินพุตนำเสนอไว้ในรูปที่ 5.7 ซึ่งเรียกระบบทั้งหมดว่าโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน



รูปที่ 5.7 แผนภาพแสดงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

5.3 สรุป

ในบทที่ 5 นี้ได้นำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชัน โดยทำการเพิ่มรูปแบบการสกัดคุณลักษณะเด่นของรูปภาพจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งเป็นการสกัดคุณลักษณะเด่นโดยอาศัยการทำคอนโวลูชันระหว่างรูปภาพอินพุตกับตัวกรองแบบต่าง ๆ เพื่อให้ได้คุณลักษณะที่เด่นชัดของภาพในจุดที่สำคัญ จากนั้นจึงทำการลดจำนวนของตัวแปรและความคลาดเคลื่อนของตัวกรองในชั้นต่าง ๆ โดยรักษาคูณลักษณะเด่นของรูปภาพเอาไว้โดยใช้กระบวนการ Max pooling ซึ่งเป็นการเก็บค่าที่มากที่สุดเอาไว้ โดยในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมผู้วิจัยได้ทำการอ้างอิงรูปแบบสถาปัตยกรรมของ Alex's net ซึ่งถือว่าเป็นสถาปัตยกรรมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดรูปแบบหนึ่งในการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ เพื่อนำค่าคุณลักษณะเด่นที่ได้มาใช้ในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ทำการออกแบบไว้ในบทที่ 3

บทที่ 6

ผลการทดสอบการทำงานของทฤษฎีพืชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย

2 ระดับแบบคอนโวลูชัน

6.1 บทนำ

ในบทนี้เป็นการนำเสนอผลการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมทฤษฎีพืชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชัน โดยใช้รูปแบบโปรแกรม GUI ที่พัฒนาขึ้นเพื่อทดสอบระบบ โดยสามารถทำการฝึกสอนให้ระบบเรียนรู้โรคใบอ่อนและวินิจัยได้ในโปรแกรมเดียว สามารถเพิ่มกลุ่มโรคใหม่ให้กับระบบได้โดยไม่ต้องทำการสอนใหม่ทั้งหมด

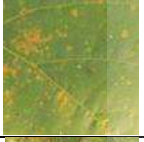
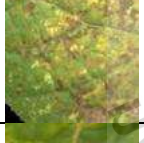
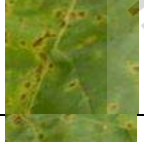
6.2 การทดสอบจดจำโรคใบอ่อน

ในหัวข้อนี้ทำการทดสอบโดยให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้โรคที่เกิดบนใบอ่อน 3 กลุ่ม คือ 1. กลุ่มโรค Downy 2. กลุ่มโรค Rust 3. กลุ่มโรค Scab โดยใช้รูปแบบการสอนแบบแบ่งส่วนย่อย ความรุนแรงของโรคที่เกิดขึ้น แบ่งเป็น 2 ระดับ คือ 1. ระดับเริ่มต้น และ 2. ระดับรุนแรง ผลการทดสอบแบ่งเป็น 2 กลุ่มตามจำนวนของตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกสอน คือ 1. ผลการทดสอบ โดยโดยใช้รูปภาพในการสอนจำนวนกลุ่มละ 10 รูปภาพ รวม 50 รูปภาพ และ 2. ผลการทดสอบ โดยโดยใช้รูปภาพในการสอนจำนวนกลุ่มละ 25 ภาพ รวม 125 รูปภาพ โดยผลการทดสอบประกอบไปด้วยการทดสอบกับชุดข้อมูลที่ใช้สอน และการทดสอบกับชุดข้อมูลกลุ่มใหม่ที่ไม่เคยสอน โดยแสดงผลตามค่าพารามิเตอร์สอดส่องของโครงข่ายและค่าปรับตัวพารามิเตอร์สอดส่อง

6.2.1 การเตรียมข้อมูลในการทดสอบ

สถาปัตยกรรมที่ทำการออกแบบและพัฒนาขึ้นจากทฤษฎีพืชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ทำให้กระบวนการเตรียมข้อมูลเหลือเพียงแค่การตัดส่วนที่เป็นใบออกจากพื้นหลังของภาพเพื่อลดส่วนที่ไม่ต้องการออกจากภาพซึ่งอาจทำให้กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเกิดข้อผิดพลาดได้

ตารางที่ 6.1 ตัวอย่างข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลแบบแบ่งส่วนย่อย

ตัวอย่าง	โรค	ความรุนแรง	ตัวเลขที่ใช้สอน
	ไม่เป็นโรค	-	[0,0]
	<i>Downy</i>	เริ่มต้น	[1,1]
	<i>Downy</i>	รุนแรง	[1,2]
	<i>Rust</i>	เริ่มต้น	[2,1]
	<i>Rust</i>	เริ่มต้น	[2,1]
	<i>Rust</i>	รุนแรง	[2,2]
	<i>Rust</i>	รุนแรง	[2,2]
	<i>Scab</i>	เริ่มต้น	[3,1]
	<i>Scab</i>	เริ่มต้น	[3,1]

6.2.2 ผลการทดสอบโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชันในการจดจำโรคใบองุ่น

ในหัวข้อนี้แสดงผลการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลที่เคยสอนและข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยสอน ผลการทดสอบเมื่อสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูล 10 รูปภาพต่อชนิดโรคแสดงผลในตารางที่ 6.2 - 6.5 และผลการทดสอบเมื่อสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูล 25 รูปภาพต่อชนิดโรค แสดงในตารางที่ 6.6 - 6.9

ตารางที่ 6.2 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดส่อง 0.5

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	82	82	82	82	82	82
		รุนแรง	87	87	87	87	87	87
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	87	87	87	87	87	87
		รุนแรง	90	90	90	90	90	90
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	25	28	28	28	28	28
เฉลี่ย (%)			87.1	87.4	87.4	87.4	87.4	87.4

ตารางที่ 6.3 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดส่อง 0.7

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	68	70	70	70	76	76
		รุนแรง	78	84	84	84	84	84
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	78	74	74	74	78	78
		รุนแรง	80	76	76	76	74	74
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	44	44	44	44	46	46
เฉลี่ย (%)			84.8	84.8	84.8	84.8	85.8	85.8

ตารางที่ 6.4 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.8

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	78	78	78	78	78	70
		รุนแรง	72	72	72	72	72	56
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	60	60	60	66	66	64
		รุนแรง	78	78	78	78	78	76
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	46	46	46	46	46	56
เฉลี่ย (%)			83.4	83.4	83.4	84	84	82.2

ตารางที่ 6.5 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.9

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	76	76	76	76	78	78
		รุนแรง	72	72	72	72	72	72
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	74	74	74	74	66	66
		รุนแรง	82	82	82	82	80	80
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	50	50	50	50	50	50
เฉลี่ย (%)			85.4	85.4	85.4	85.4	84.6	84.6



ตารางที่ 6.6 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.5

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	92	92	92	92	92	92
		รุนแรง	94	94	94	94	94	94
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	92	92	92	92	92	92
		รุนแรง	94	94	94	94	94	94
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	60	60	60	60	60	60
เฉลี่ย (%)			93.2	93.2	93.2	93.2	93.2	93.2

ตารางที่ 6.7 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.7

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	80	80	80	80	78	84
		รุนแรง	90	90	90	90	88	90
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	80	86	86	84	88	90
		รุนแรง	82	88	88	84	92	92
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	76	74	76	76	82	76
เฉลี่ย (%)			90.8	91.8	91.8	91.4	92.8	93.2



ตารางที่ 6.8 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.8

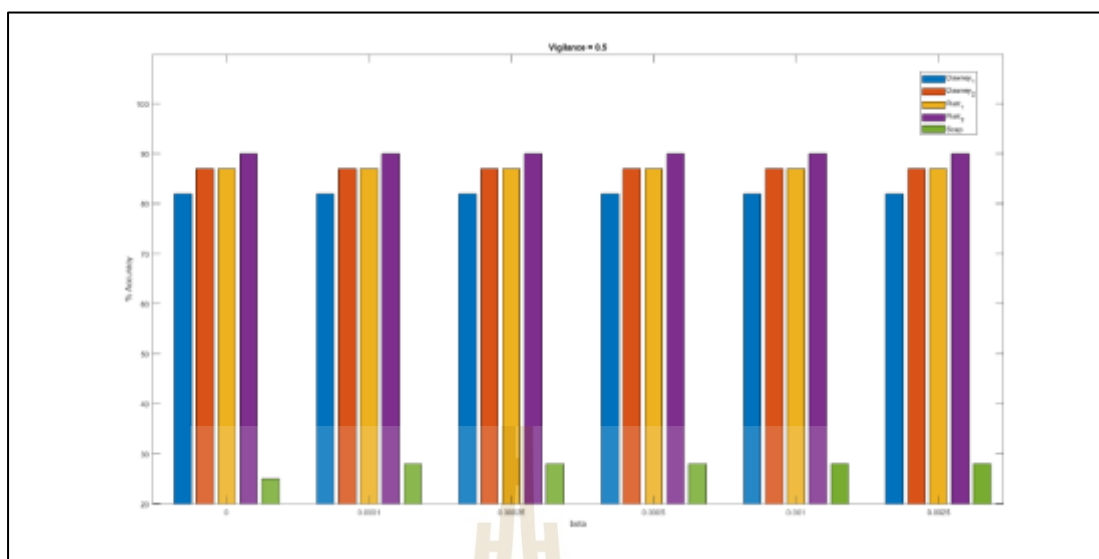
โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	82	82	82	82	82	80
		รุนแรง	90	90	90	92	92	90
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	84	84	84	78	78	80
		รุนแรง	88	88	88	84	84	88
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	74	74	72	70	70	70
เฉลี่ย (%)			91.8	91.8	91.6	90.6	90.6	90.8



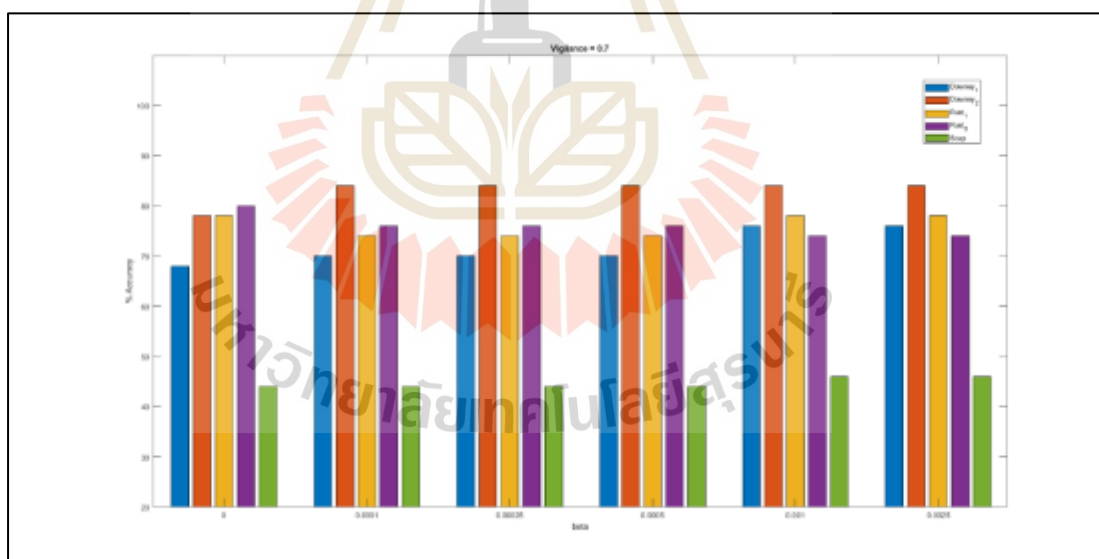
ตารางที่ 6.9 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวนกลุ่มละ 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง 0.9

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)					
			Adaptive vigilance					
			0	0.0001	0.00025	0.0005	0.001	0.0025
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	84	84	84	84	84	88
		รุนแรง	84	84	84	84	86	84
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
		รุนแรง	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	68	68	68	68	70	74
		รุนแรง	80	80	80	80	82	80
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100	100	100	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	78	78	78	78	78	80
เฉลี่ย (%)			89.4	89.4	89.4	89.4	90	90.6

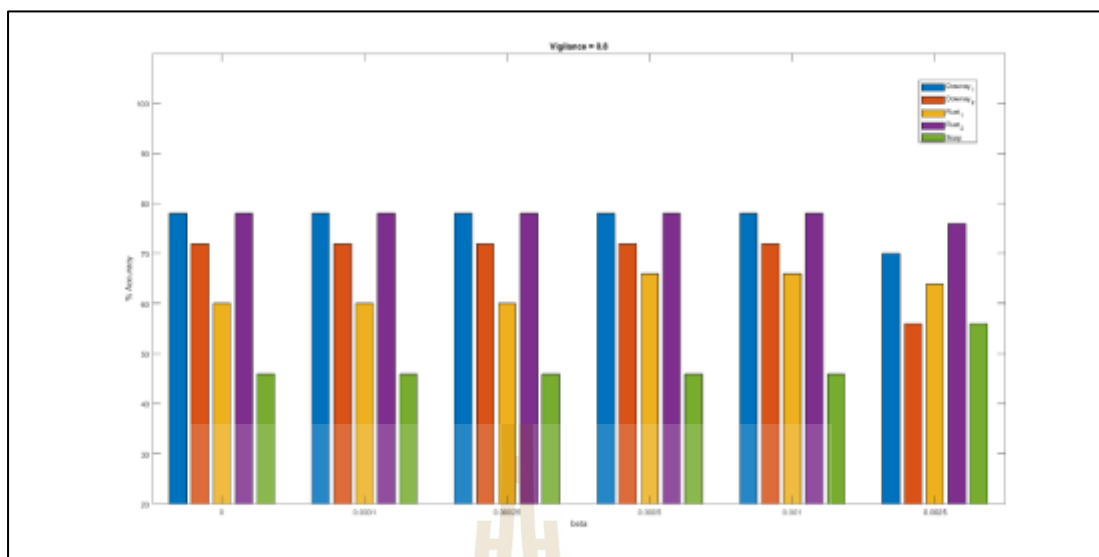




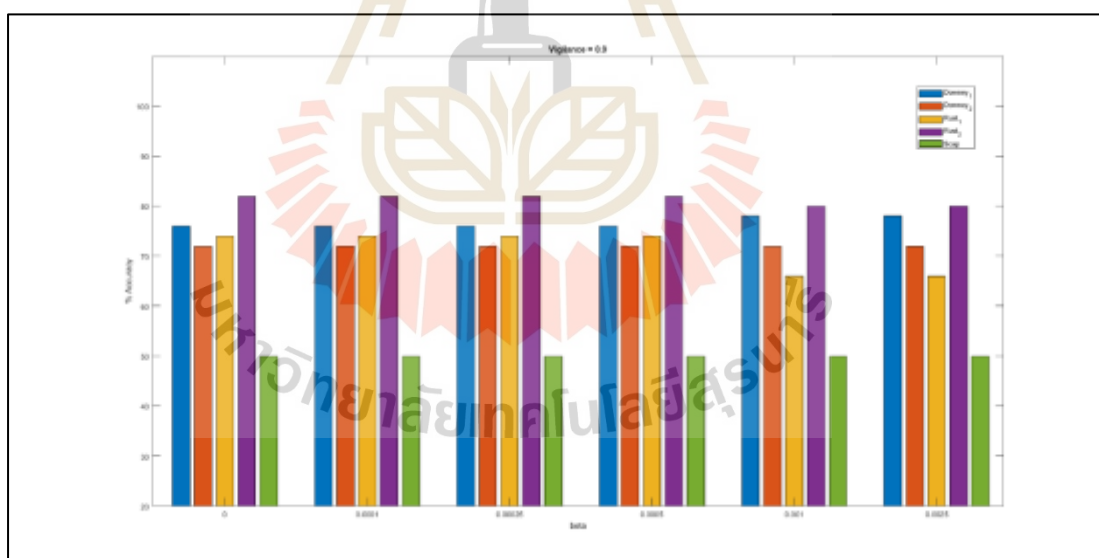
รูปที่ 6.1 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.5



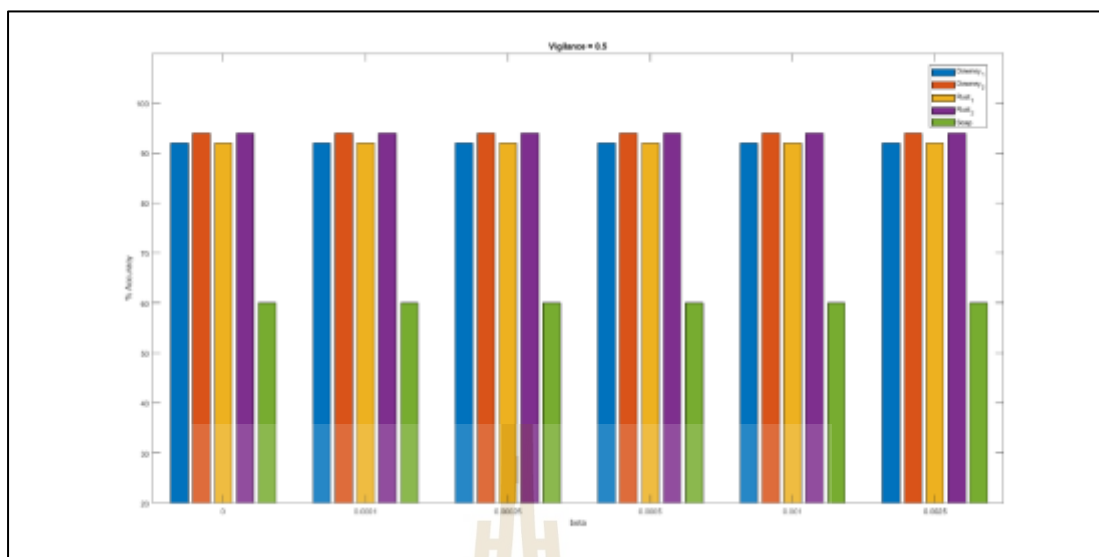
รูปที่ 6.2 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7



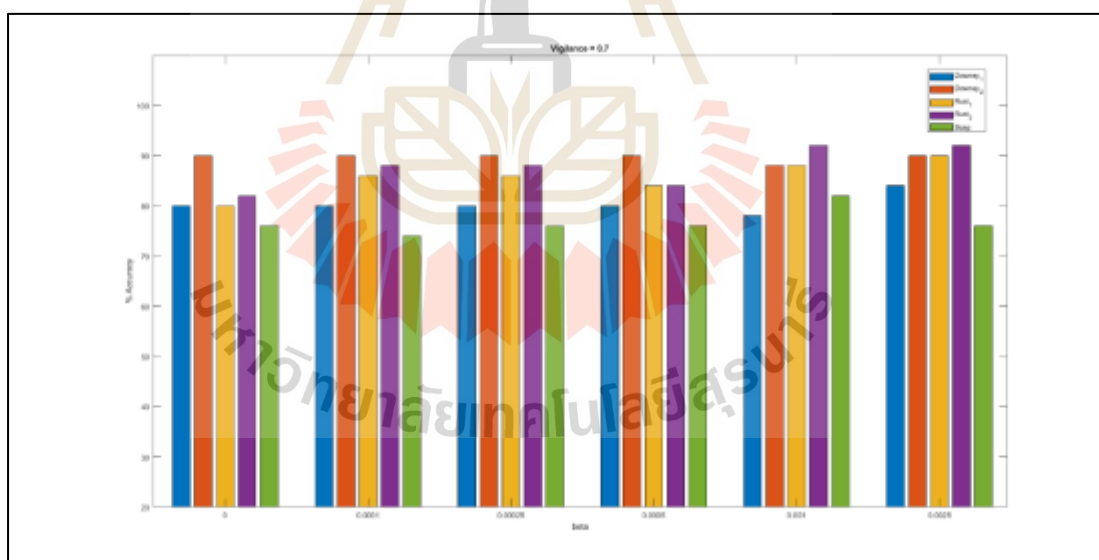
รูปที่ 6.3 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.8



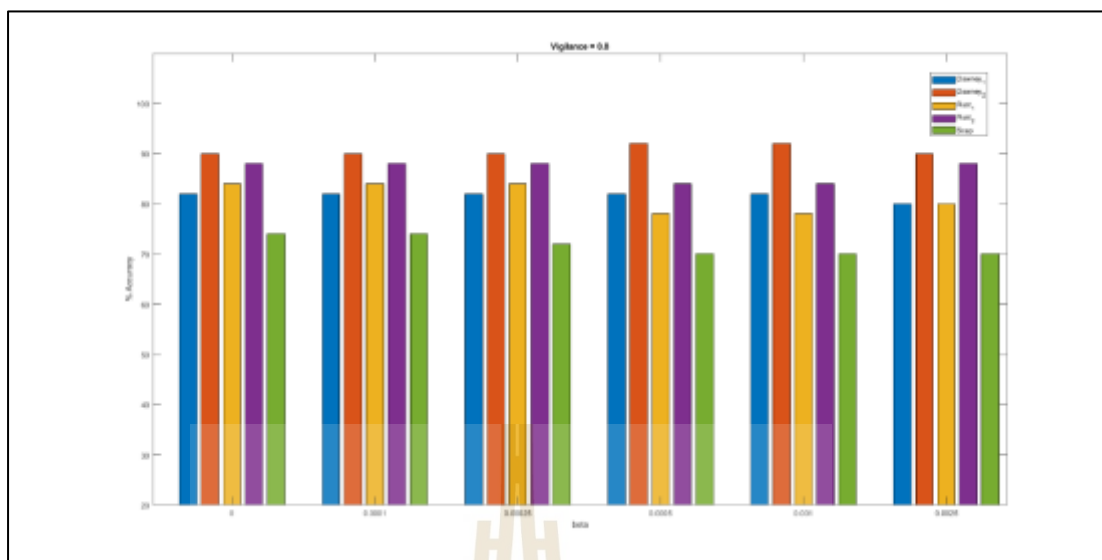
รูปที่ 6.4 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 10 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.9



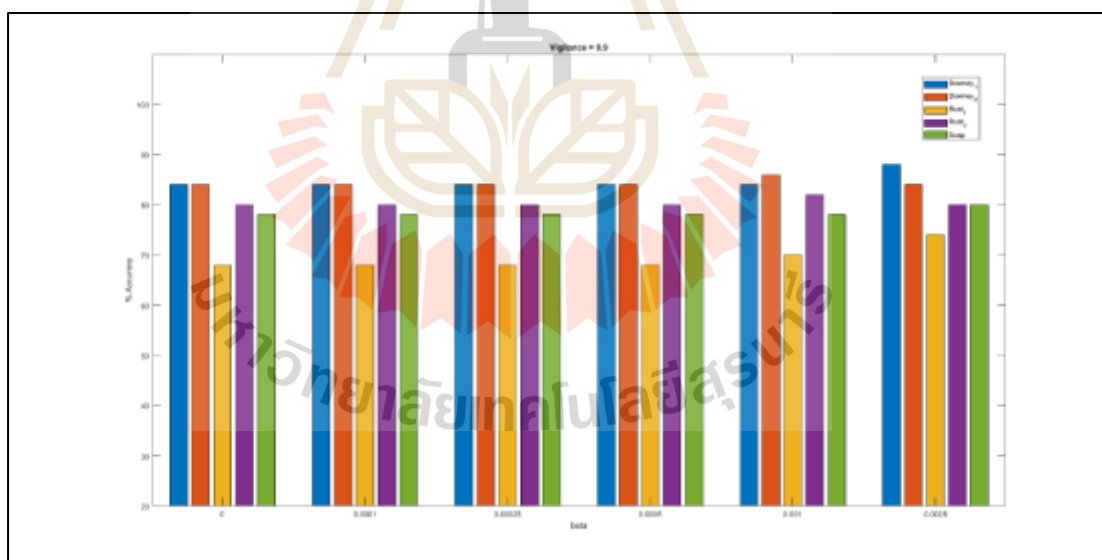
รูปที่ 6.5 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.5



รูปที่ 6.6 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7



รูปที่ 6.7 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.8



รูปที่ 6.8 กราฟแสดงผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการสอน 25 รูปภาพ
ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.9

ในตารางที่ 6.2 ถึงตารางที่ 6.9 เป็นการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมกับชุดข้อมูลโรคใบองุ่นโดยทำการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดส่องตั้งแต่ 0.5 - 0.9 เพื่อทำการวิเคราะห์หาค่าที่เหมาะสมในการใช้งาน พร้อมทั้งทำการทดสอบด้วยการกำหนดค่าปรับตัวพารามิเตอร์สอดส่องเพื่อวิเคราะห์ลักษณะการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจากผลทำการทดสอบในกรณีที่ทำการสอนโดยใช้อินพุตจำนวน 10 รูปภาพ ในตารางที่ 6.2 - 6.5 แสดงให้เห็นว่าในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์สอดส่องมีค่าน้อยประสิทธิภาพในการเรียนรู้โดยรวมของระบบทำได้ดี แต่ความถูกต้องของแต่ละชนิดโรคมีความแตกต่างกันอย่างชัดเจนซึ่งอาจทำให้เกิดความผิดพลาดเมื่อนำมาใช้งานจริง แสดงในรูป 6.1-6.4 เห็นได้ชัดว่าค่าความถูกต้องของโรค Downy และ Rust มีค่าสูงทั้งระยะเริ่มต้นและระยะรุนแรง ในขณะที่โรค Scab มีความถูกต้องต่ำที่สุดและมีความแตกต่างมากเมื่อเทียบกับโรคชนิดอื่น ซึ่งอาจเกิดจากรูปแบบของอินพุตที่ส่งผลกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจำเป็นต้องใช้จำนวนอินพุตที่เพิ่มขึ้นเพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม จึงทำการทดสอบโดยเพิ่มจำนวนรูปภาพในการสอนเป็น 25 รูปภาพ โดยทดสอบกับชุดข้อมูลเดิมซึ่งจากผลการทดสอบในตารางที่ 6.6 - 6.9 แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนอินพุตที่ใช้ในการสอนให้กับโครงข่ายทำให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นและมีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคแต่ละโรคเป็นที่พอใจ

6.3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการชี้วัดประสิทธิภาพของระบบ

จากผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับแบบคอนโวลูชันในการวินิจฉัยโรคจากภาพใบองุ่น ในวิทยานิพนธ์นี้มีการกำหนดใช้พารามิเตอร์ที่มีความสำคัญในการชี้วัดประสิทธิภาพของระบบดังต่อไปนี้

6.3.1 ความแม่นยำ (precision, *PRE*)

เป็นการเปรียบเทียบการทำนายที่ถูกต้องว่า จริง และเกิดขึ้นจริง (*TP*) กับการทำนายว่าจริงแต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ ไม่จริง (*FP*) ค่า *PRE* นั้นมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 หมายถึงมีความแม่นยำในการทำงาน 100 เปอร์เซ็นต์ ยิ่งค่า *PRE* เข้าใกล้ 1 มากเท่าใดยิ่งหมายถึงประสิทธิภาพความแม่นยำของระบบมีมากตามไปด้วย โดยการคำนวณหาค่าใช้สมการที่ 6.1

$$Precision(PRE) = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad 6.1$$

6.3.2 ค่าอัตราการวินิจฉัยโรคของระบบที่ถูกต้อง (recall, *REC*)

อัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้อง หรือ *REC* เป็นค่าที่ใช้แสดงประสิทธิภาพในการจำแนกรูปแบบที่ถูกต้องหรือการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้องตามกลุ่มข้อมูลที่ทำทดสอบเทียบกับจำนวนครั้งที่ทำการทดสอบ ซึ่งมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 หมายถึงการจำแนกรูปภาพหรือวินิจฉัยโรคใบองุ่นในแต่ละกลุ่มโรคมีค่าสูงสุด 100 เปอร์เซ็นต์ เมื่อ *FN* หมายถึง สถานะจริงเป็นภาพโรคพืชจริง แต่จำแนกได้ว่าไม่เป็นโรคพืชตามจริง สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 6.2

$$Recall(REC) = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad 6.2$$

6.3.3 ค่าคะแนนเอฟ (F-score)

เป็นค่าที่ใช้บอกค่าเฉลี่ยความแม่นยำของระบบกับอัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้อง โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 6.3

$$F \text{ score} = 2 \frac{PRE \times REC}{(PRE+REC)} \quad 6.3$$

6.4 วิเคราะห์ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2LCSFAM ในการวินิจฉัยโรคใบองุ่น

จากผลการทดสอบการจดจำโรคใบองุ่นของ 2LCSFAM ในบทที่ 6 โดยจากผลการทดสอบทั้งหมดจะเห็นได้ว่าผลการทดสอบในตารางที่ 6.7 มีความถูกต้องในการวินิจฉัยโรคที่สูงและในแต่ละโรคมีความถูกต้องใกล้เคียงกัน ดังแสดงในรูปภาพที่ 6.5 จึงทำการเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7 และค่าปรับตัวพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.001 ในการวิเคราะห์ผลความถูกต้องการวินิจฉัยโรคใบองุ่นของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการพัฒนาขึ้นในวิทยานิพนธ์นี้ โดยแสดงผลการทดสอบเป็นจำนวนรูปภาพในตารางที่ 6.11

ตารางที่ 6.10 ผลการทดสอบ 2LCSFAM ที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7 และค่าปรับตัวพารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.001

โรค	กลุ่มตัวอย่าง	ระยะของโรค	ความถูกต้อง (%)	เฉลี่ย
Downy	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
		รุนแรง	100	
	ใหม่	เริ่มต้น	78	83
		รุนแรง	88	
Rust	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
		รุนแรง	100	
	ใหม่	เริ่มต้น	88	90
		รุนแรง	92	
Scab	เคยสอน	เริ่มต้น	100	100
	ใหม่	เริ่มต้น	82	82
				92.5

จากตารางที่ 6.10 แสดงผลเปรียบเทียบการทดสอบการจดจำโรคใบองุ่นโดยใช้รูปแบบการสอนแบบแบ่งส่วนย่อยของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2LCSFAM โดยจากการทดสอบที่ได้แสดงให้เห็นว่า 2LCSFAM มีความถูกต้องเป็นที่น่าพอใจ ซึ่งเป็นผลเนื่องจากการพัฒนารูปแบบการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่ช่วยลดความผิดพลาดที่เกิดจากกระบวนการปรับจูนสีของภาพ กระบวนการเลือกค่าคุณลักษณะเด่น และการสกัดส่วนพื้นที่ที่เป็นโรคทำให้ทุกรูปภาพที่ถูกป้อนเข้ามาถูกดำเนินการโดยตัวกรองในรูปแบบเดียวกันทั้งหมด โดยไม่เสียเวลาในการทดสอบหาค่าพารามิเตอร์คุณลักษณะเด่นของระบบ อีกทั้ง 2LCSFAM ยังสามารถจดจำข้อมูลได้ 2 ระดับซึ่งให้ประเภทของเอาต์พุตที่ละเอียดยิ่งขึ้น โดย 2LCSFAM สามารถนำอินพุตชนิดใหม่เข้ามาเพิ่มในระบบโดยไม่ต้องทำการสอนระบบใหม่ทั้งหมดและเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายจากการพัฒนารูปแบบการปรับตัวของค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ทำให้โครงข่ายมีความยืดหยุ่นสูงและมีประสิทธิภาพมากขึ้น

ในวิทยานิพนธ์นี้มีการกำหนดพารามิเตอร์สำหรับการคำนวณค่าที่ใช้บอกระดับความถูกต้องและประสิทธิภาพของระบบดังนี้ 1. ค่าความแม่นยำของระบบ (precision, PRE) ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ในการแสดงถึงประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มหรือการวินิจฉัยโรคของระบบได้ตรงกับโรคจริง ซึ่งคำนวณได้จากอัตราส่วนของค่าการวินิจฉัยที่ตรงกับโรคจริงและจำนวนโรคที่ไม่ตรงกับชนิด

ของโรคจริง โดยมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 หรือระบบสามารถวินิจฉัยได้ถูกต้อง 100% 2. ค่าการวินิจฉัยโรคของระบบที่ถูกต้อง (REC) โดยคำนวณได้จากอัตราส่วนระหว่างรูปภาพที่วินิจฉัยตรงกับโรคจริงกับรูปภาพทั้งหมด และ 3. ค่าคะแนน F-score เป็นค่าเฉลี่ยความแม่นยำต่ออัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้อง

ตารางที่ 6.11 ตารางแสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบแสดงผลเป็นจำนวนรูปภาพ

Diagnosis		Disease type				
		Downy		Rust		Scab
		LL	HL	LL	HL	LL
Downy	LL	39	2	3	-	-
	HL	4	44	1	2	-
Rust	LL	2	2	44	1	7
	HL	5	2	1	46	2
Scab	LL	-	-	1	1	41
Correction (%)		78	88	88	92	82
Average (%)		85.6				

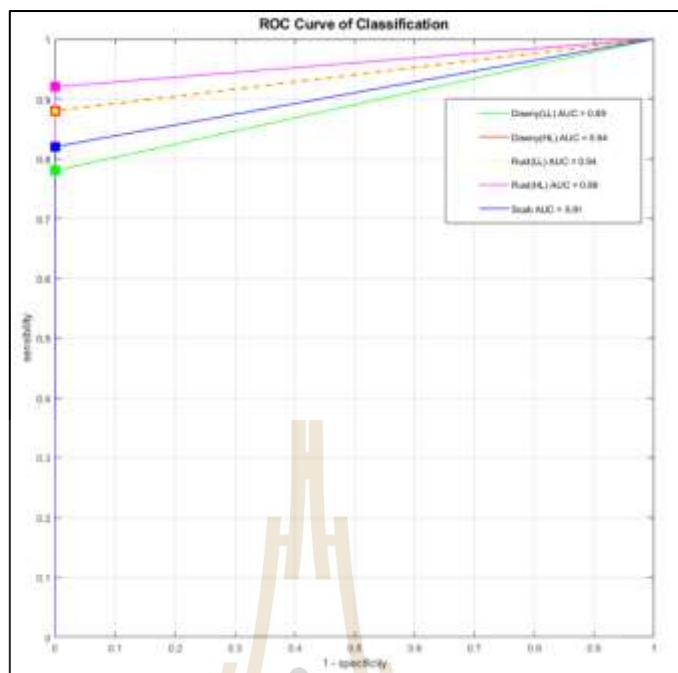
ตารางที่ 6.12 ตารางแสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของระบบ

Disease	Level	PRE	REC	F-Score
Downy	LL	88.64	78.00	82.98
	HL	88.00	88.00	87.13
Rust	LL	86.27	88.00	83.02
	HL	80.70	92.00	86.79
Scab	LL	95.35	82.00	88.17

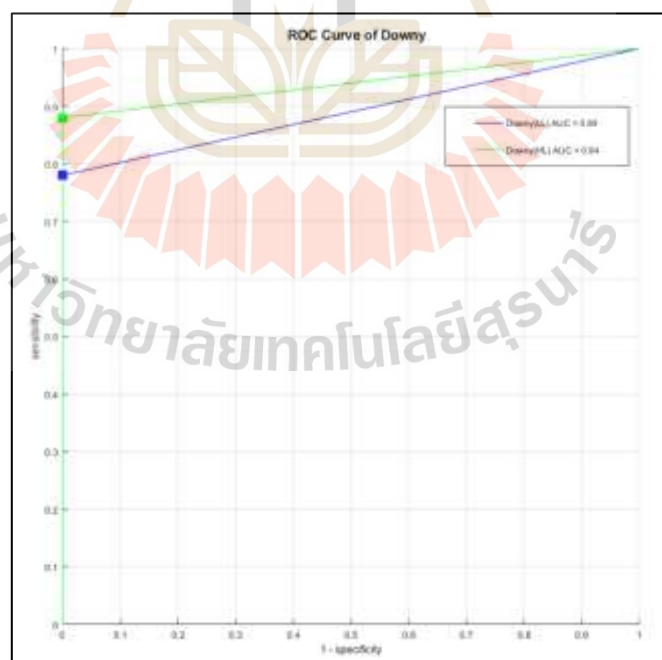
ตารางที่ 6.13 ตารางแสดงค่าเฉลี่ยผลการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของระบบ

Disease	PRE	REC	F-Score
Downy	88.36	83.00	85.05
Rust	83.48	90.00	84.90
Scab	95.35	82.00	88.17

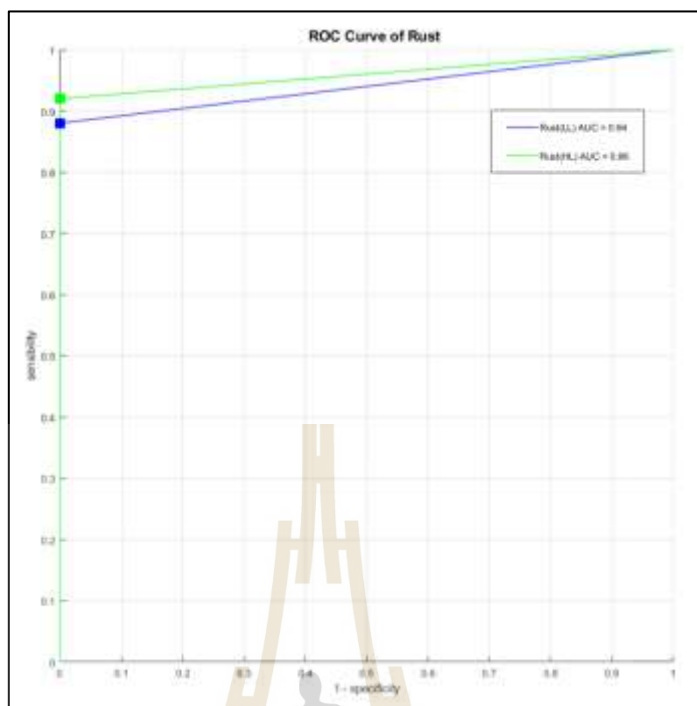
จากตารางที่ 6.13 แสดงค่าเฉลี่ยผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบ โดยค่าความแม่นยำของโรค Scab มีค่าสูงที่สุดที่ 95.35% เนื่องจากอินพุตที่ทำการวินิจฉัยผิดว่าเป็นโรค Scab มีจำนวนน้อยเมื่อเทียบกับโรคอื่น ดังแสดงในตารางที่ 6.11 ทำให้ความแม่นยำของโรค Scab มีค่าสูงที่สุด โดยที่ โรค Downy และ Rust มีค่าความแม่นยำเท่ากับ 88.36% และ 83.48% ตามลำดับ ในขณะที่โรค Rust มีค่าการวินิจฉัยโรคของระบบที่ถูกต้อง (REC) สูงที่สุด คือ 90.00% โดยที่โรค Downy และ Scab มีค่าการวินิจฉัยโรคของระบบที่ถูกต้องอยู่ที่ 83.00% และ 82.00% ตามลำดับ หมายถึงเมื่อทำการเปรียบเทียบจำนวนของอินพุตที่ระบบวินิจฉัยถูกต้อง โดยไม่สนใจกรณีอื่น โรค Rust มีความถูกต้องมากที่สุด จากนั้นทำการคำนวณหา F-Score ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยความแม่นยำต่ออัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้อง โดยค่าที่ได้มีความใกล้เคียงกัน โรค Downy โรค Rust และโรค Scab มีค่า F-Score อยู่ที่ 85.05%, 84.90% และ 88.17% ตามลำดับ จากนั้นทำการพล็อตกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้องกับอัตราการวินิจฉัยโรคที่ไม่ถูกต้อง โดยเปรียบเทียบชนิดของโรคและระยะความรุนแรง พร้อมทั้งทำการคำนวณหาพื้นที่ใต้กราฟเพื่อเปรียบเทียบอัตราความถูกต้องของระบบ แสดงในรูปที่ 6.9 - 6.12



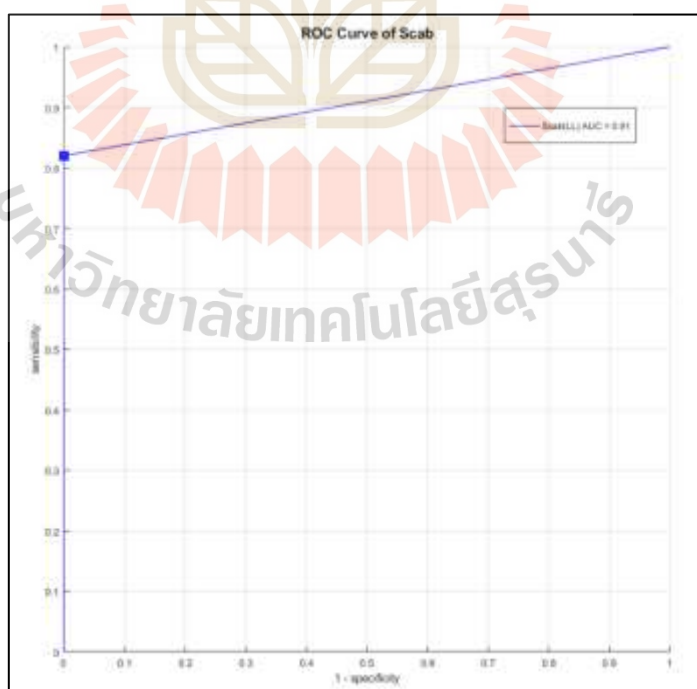
รูปที่ 6.9 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรคทั้งหมด



รูปที่ 6.10 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรค Downy



รูปที่ 6.11 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรค Rust

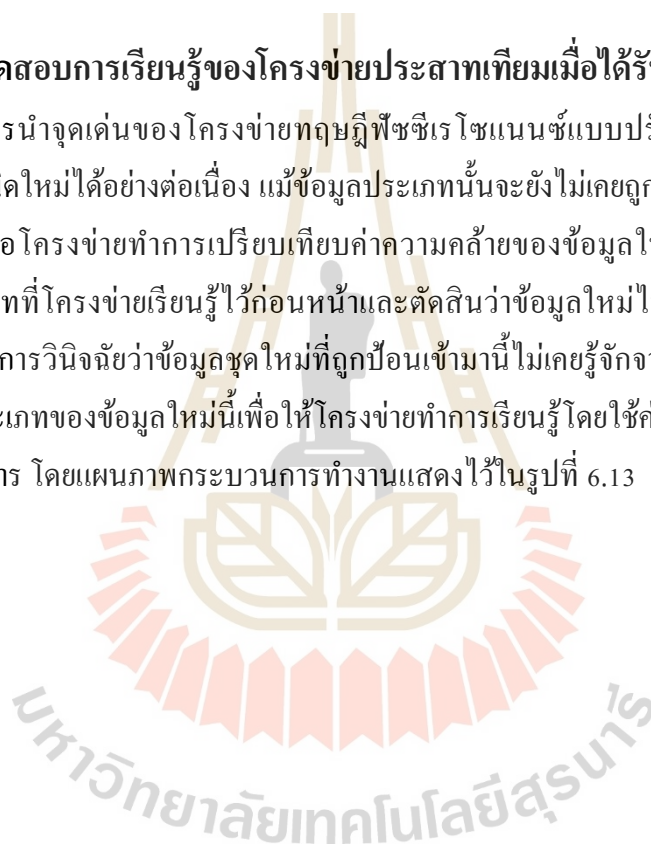


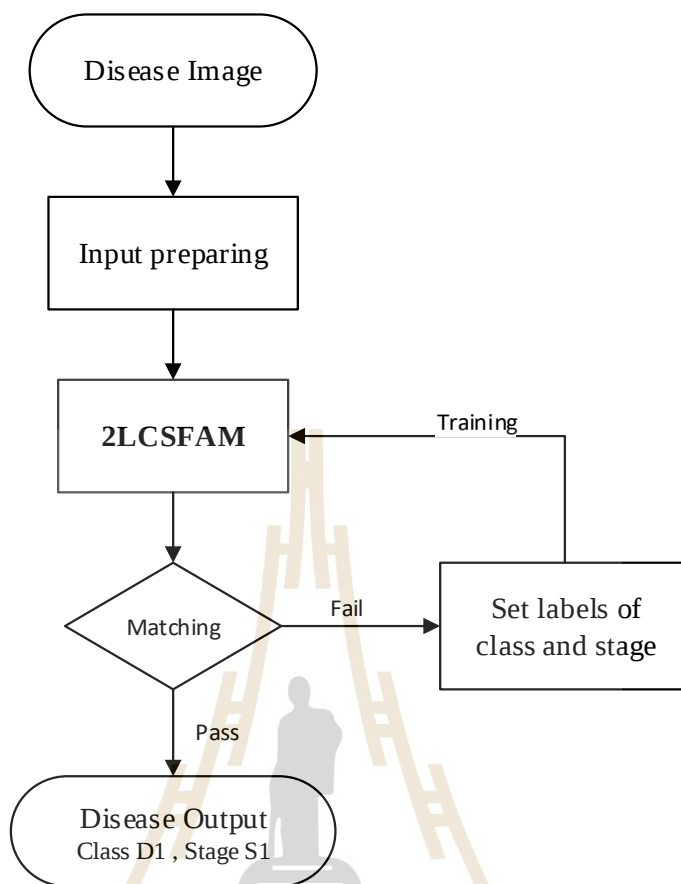
รูปที่ 6.12 ROC Curve จากการวินิจฉัยโรค Scab

จากรูปที่ 6.9 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้องกับอัตราการวินิจฉัยโรคที่ไม่ถูกต้องของอินพุตที่ทำการทดสอบแต่ละชนิดโรคและระยะความรุนแรง โดยผลการคำนวณแสดงให้เห็นว่าเมื่อเปรียบเทียบอัตราการวินิจฉัยโรคที่ถูกต้องโดยแบ่งระดับความรุนแรงของโรค โรค Rust ที่ระดับรุนแรง มีความถูกต้องมากที่สุดมีค่าพื้นที่ใต้กราฟ(AUC) เท่ากับ 0.96 ในขณะที่ โรค Rust ระยะเริ่มต้นมีค่า AUC เท่ากับ 0.94 เท่ากันกับโรค Downy ระยะรุนแรง รองลงมาเป็นโรค Scab มีค่า AUC เท่ากับ 0.91 และ โรค Downy ระยะเริ่มต้นมีค่า AUC น้อยที่สุดเท่ากับ 0.89 โดยในรูปที่ 6.10 - 6.12แสดงรูปภาพ ROC Curve แบบแยกชนิดของโรค

6.5 การทดสอบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อได้รับข้อมูลใหม่

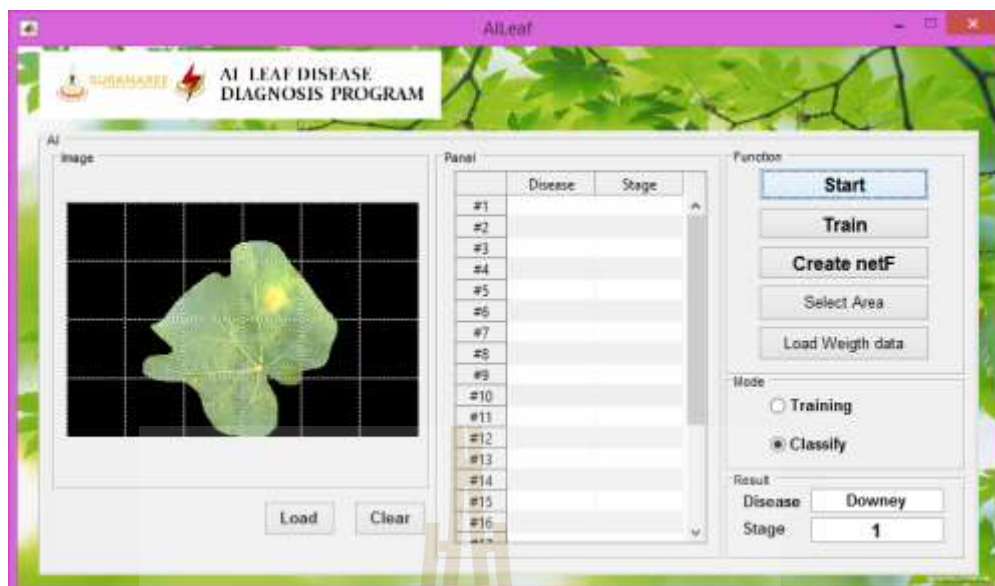
จากการนำจุดเด่นของโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายที่สามารถเรียนรู้ข้อมูลชนิดใหม่ได้อย่างต่อเนื่อง แม้ข้อมูลประเภทนั้นจะยังไม่เคยถูกส่งให้กับโครงข่ายเรียนรู้มาก่อน โดยเมื่อโครงข่ายทำการเปรียบเทียบค่าความคล้ายของข้อมูลใหม่กับค่าความคล้ายของน้ำหนักประสาทที่โครงข่ายเรียนรู้ไว้ก่อนหน้านี้และตัดสินใจว่าข้อมูลใหม่ไม่ผ่านเงื่อนไขความคล้ายโครงข่ายจะทำการวินิจฉัยว่าข้อมูลชุดใหม่ที่ถูกป้อนเข้ามานี้ไม่เคยรู้จักจากนั้นผู้ดำเนินการต้องทำการกำหนดประเภทของข้อมูลใหม่นี้เพื่อให้โครงข่ายทำการเรียนรู้โดยใช้ค่าน้ำหนักประสาทชุดเดิมในการดำเนินการ โดยแผนภาพกระบวนการทำงานแสดงไว้ในรูปที่ 6.13





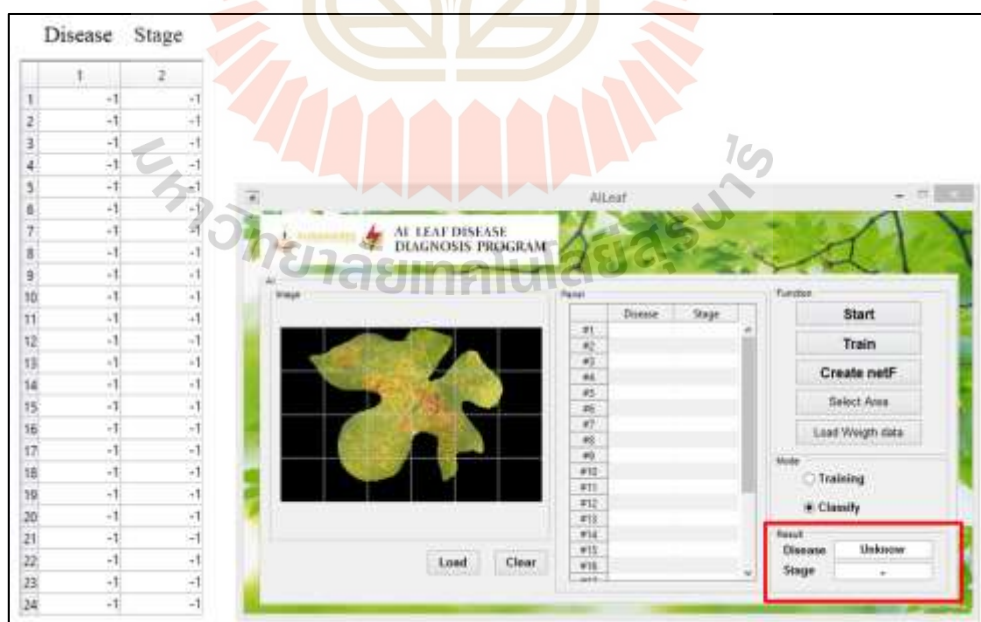
รูปที่ 6.13 แผนภาพแสดงกระบวนการทดสอบในกรณีที่มีการป้อนชุดข้อมูลใหม่

ทำการทดสอบโดยสอน โครงข่ายด้วยข้อมูลรูปภาพที่เป็น โรค Downy ซึ่งโครงข่ายสามารถวินิจฉัยได้อย่างถูกต้อง



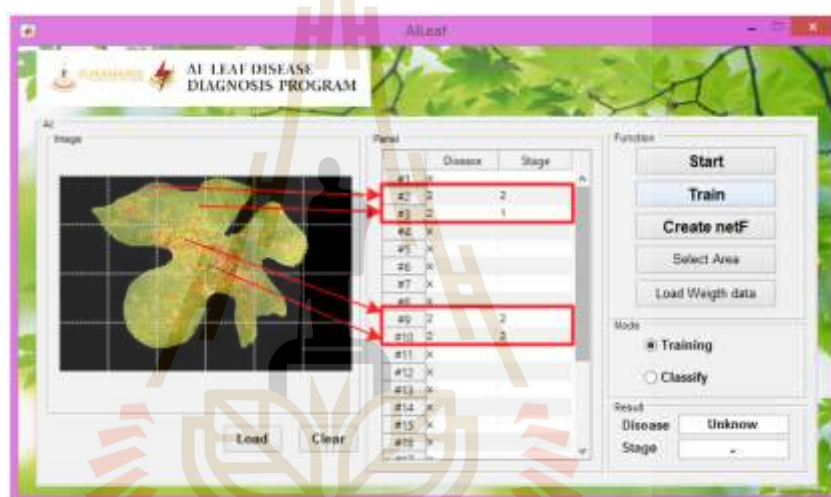
รูปที่ 6.14 ตัวอย่างการสอนโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลโรค Downey

จากนั้นทำการทดสอบโดยการป้อนชุดข้อมูลรูปภาพโรค Rust ซึ่งข้อมูลชนิดนี้ยังไม่เคยถูกสอนให้กับโครงข่าย



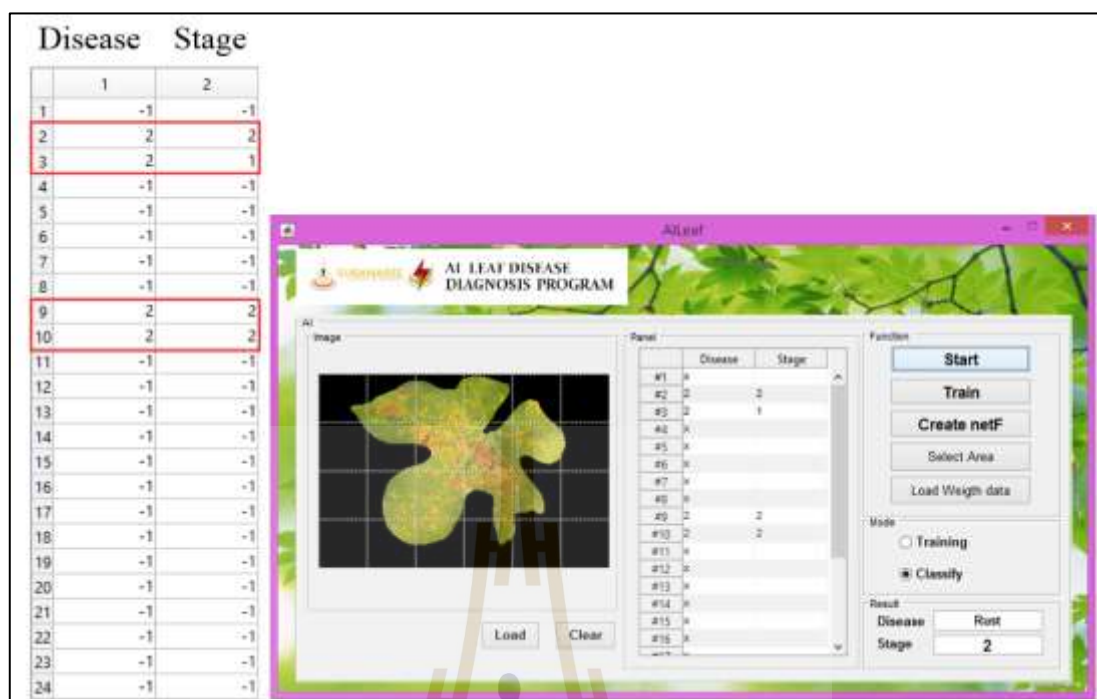
รูปที่ 6.15 ตัวอย่างการทดสอบโดยการป้อนข้อมูลอินพุตใหม่ด้วยข้อมูลโรค Rust

จากรูปที่ 6.15 แสดงให้เห็นว่าเมื่อมีการป้อนชุดข้อมูลชนิดใหม่ถูกป้อนเข้าสู่ระบบ โดยหากข้อมูลที่ป้อนเข้ามาไม่ผ่านเงื่อนไขเรโซแนนซ์ โครงข่ายจะทำการวินิจฉัยว่าข้อมูลชนิดนี้เป็นข้อมูลที่โมเดลไม่รู้จัก โดยตารางแสดงผลด้านซ้ายมือคือเอาต์พุตที่ส่งออกมาจากโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเกิดจากการคำนวณค่าพารามิเตอร์ความคล้ายของโครงข่ายประสาทเทียมและเมื่อเปรียบเทียบเงื่อนไขแล้วอินพุตไม่ผ่านเงื่อนไขความคล้ายเมื่อเปรียบเทียบกับค่าน้ำหนักประสาทที่เคยเรียนรู้โครงข่ายจึงระบุกลุ่มข้อมูลที่โมเดลไม่รู้จักนี้เป็น ‘-1’ แต่ด้วยข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ทำการพัฒนาขึ้น โครงข่ายชนิดนี้สามารถเรียนรู้ได้ทันทีเมื่อผู้ดำเนินการทำการกำหนดประเภทให้กับอินพุตชุดใหม่ และให้โครงข่ายทำการเรียนรู้โดยใช้กลุ่มของค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มเดิม



รูปที่ 6.16 แสดงวิธีการสอนข้อมูลกลุ่มใหม่ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

ในรูปที่ 6.16 เป็นการสอนข้อมูลกลุ่มใหม่ให้กับโครงข่าย โดยทำการเลือกเอาข้อมูลส่วนย่อย 4 ชุดในการสอน ซึ่งในความเป็นจริงสามารถสอนได้ทุกส่วนย่อย แต่ในกรณีนี้เพื่อความรวดเร็วในการคำนวณจึงเลือกมาเพียง 4 ส่วนย่อยที่มีความชัดเจน



รูปที่ 6.17 ทำการทดสอบโครงข่ายหลังจากสอนข้อมูลชุดใหม่

จากรูปที่ 6.17 ระบบทำการวินิจฉัยข้อมูลอินพุตว่าเป็นโรค Rust ใน Stage ที่ 2 (ระยะรุนแรง) ซึ่งสามารถยืนยันได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นนั้นสามารถเรียนรู้ และ สร้างชั้นน้ำหนักประสาทใหม่ได้อย่างต่อเนื่อง โดยรูปแบบการเรียนรู้ดังกล่าวสามารถใช้ได้ทั้ง ประเภทที่เคยสอนไว้แล้วแต่ข้อมูลรูปภาพหรือลักษณะของโรคมีความแตกต่างจากเดิมหรือกับ ข้อมูลกลุ่มใหม่ โดยทุกกระบวนการใช้ค่าน้ำหนักประสาทชุดเดิมทั้งหมด และเมื่อโครงข่าย ประสาทเทียมมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ โครงข่ายสามารถทำงานในรูปแบบให้ระบบปรับปรุงค่า น้ำหนักประสาทแบบอัตโนมัติสำหรับกลุ่มประเภทที่เคยสอนไว้แล้ว แต่สำหรับกลุ่มใหม่ หรือกลุ่ม เดิมที่ลักษณะของโรคมีความแตกต่างมาก ยังคงต้องใช้ผู้ดูแลระบบในการกำหนดประเภทให้กับชุด ข้อมูลเพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้อย่างถูกต้อง

6.6 สรุป

เนื้อหาในบทที่ 6 เป็นการนำเสนอการทดสอบการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียมแบบทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชันที่ได้ทำการพัฒนาขึ้น โดยการทดสอบจดจำโรคใบองุ่นซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความละเอียดและซับซ้อน ผลการทดสอบนั้นสามารถยืนยันว่าโครงข่ายประสาทเทียมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชัน (2LCSFAM) นั้นมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้สองระดับ สามารถเรียนรู้ได้อย่างต่อเนื่องเมื่อมีข้อมูลประเภทใหม่เข้ามา มีความถูกต้องในการจดจำกลุ่มหลักและกลุ่มย่อยได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถสกัดคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมเองโดยอัตโนมัติจากการนำเอารูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาใช้ในการพัฒนา ซึ่งผลจากการแทนที่กระบวนการสกัดพื้นที่โรคแบบเดิมด้วยการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นแบบคอนโวลูชันทำให้ช่วยลดระยะเวลาในการประมวลผลได้รวดเร็วขึ้น ทำให้กระบวนการทดสอบสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็วและสะดวก โดยเนื้อหาในบทที่ 6 นี้ มุ่งเน้นในการทดสอบและวิเคราะห์ความสามารถในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมของทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ แบบคอนโวลูชัน



บทที่ 7

สรุปผลการดำเนินงานและแนวทางการวิจัย

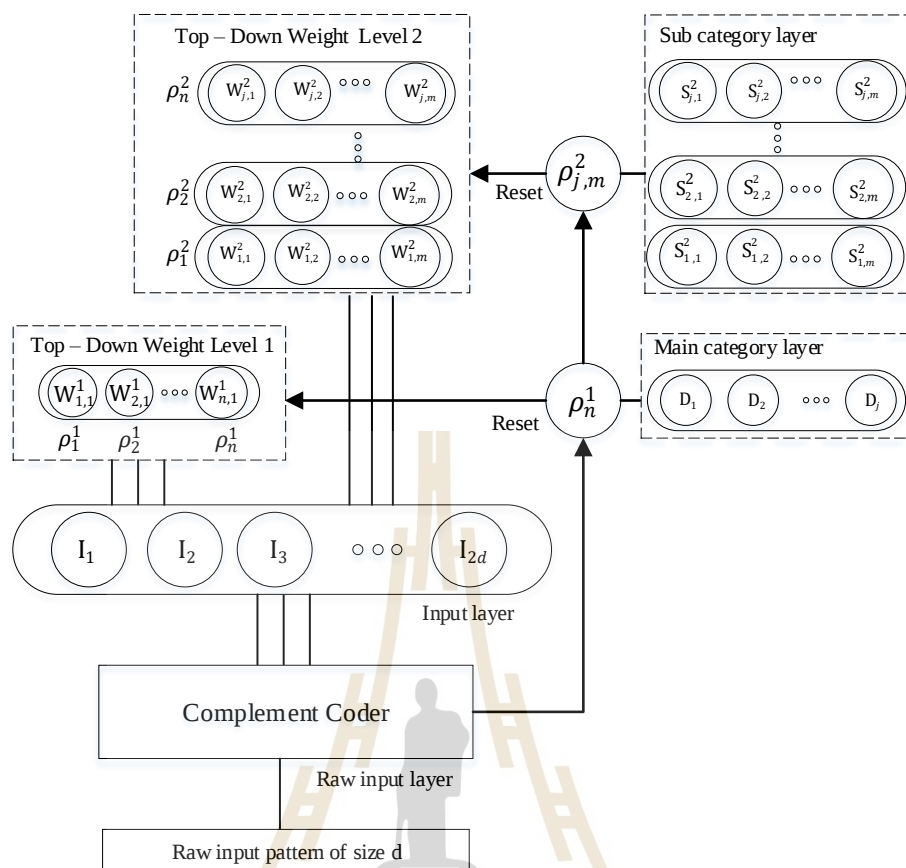
7.1 สรุป

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบผสมระหว่างทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับวินิจฉัยโรคจากภาพใบองุ่น โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นสามารถทำการเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ 2 ระดับ แบ่งเป็นกลุ่มหลักและกลุ่มย่อย โดยอาศัยพื้นฐานของการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนและทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายในการพัฒนาเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้รูปแบบการปรับตัวของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบอัตโนมัติ และเพิ่มความสามารถในการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงข่ายประสาทเทียมสามารถสกัดค่าคุณลักษณะเด่นของภาพได้เองโดยผู้ดำเนินการ ไม่ต้องทำการทดสอบเพื่อคัดเลือกพารามิเตอร์เอง ผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบมีความถูกต้องเป็นที่พอใจ มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องของแต่ละโรคโดยรวมผลการทดสอบกับชุดข้อมูลที่เคยสอนแล้วคือ โรค Downy มีความถูกต้อง 91.5% โรค Rust มีความถูกต้องที่ 95% และ โรค Scab มีความถูกต้องที่ 91% ซึ่งสูงกว่า 2LSFAM และ CNN โดยการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถเรียนรู้ได้ 2 ระดับนั้น มีแนวคิดมาจากจุดเด่นของทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย คือการเรียนรู้แบบต่อเนื่องโดยไม่ต้องทำการสอนให้กับโครงข่ายใหม่ทั้งหมด และเมื่อระบบมีการเรียนรู้ที่มากพอโครงข่ายชนิดนี้จะสามารถประมวลผลและเรียนรู้ได้แบบไม่มีผู้สอน โดยทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทเองอัตโนมัติจึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้มีความฉลาดและมีประสิทธิภาพสูงขึ้นทุกครั้งที่มีการเพิ่มข้อมูลใหม่เข้ามา และลดระยะเวลาในการคำนวณได้เป็นอย่างมาก เนื่องจากจำนวนรอบในการสอนไม่มีผลต่อค่าน้ำหนักประสาทของโครงข่าย การใช้รูปแบบการสร้างกลุ่มชั้นค่าน้ำหนักประสาทย่อยเพื่อจดจำกลุ่มข้อมูลในระดับที่ 2 ร่วมกับการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าเพื่อทำให้น้ำหนักประสาทหลักและชั้นน้ำหนักประสาทย่อยสามารถทำงานเชื่อมโยงกันได้อย่างถูกต้อง จากผลการทดสอบในบทที่ 6 ในการจดจำโรคใบองุ่นแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโครงข่ายที่พัฒนาขึ้นนั้นสามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้ 2 ระดับ และสามารถสกัดค่าคุณลักษณะเด่นโดยอัตโนมัติ สามารถระบุกลุ่มของข้อมูลที่ไม่เคยทำการสอนได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีความถูกต้องสูง สามารถระบุกลุ่มข้อมูลที่ไม่มั่นใจเพื่อให้

ผู้ใช้งานตรวจสอบและทำการสอนให้กับระบบเพิ่มเติมได้ อีกทั้งยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบอื่น ๆ ที่ต้องการความละเอียดในการเรียนรู้ซับซ้อนกว่าปกติได้ ซึ่งขึ้นอยู่กับข้อกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องให้เหมาะสมและจำนวนของข้อมูลที่ใช้สอนให้กับระบบด้วย โดยจากผลการทดสอบการทดสอบของ 2LSFAM, CNN และ 2LCSFAM ในการวินิจฉัยโรคใบอ่อนแสดงให้เห็นถึงการนำจุดเด่นของทั้งสองทฤษฎีมาออกแบบและพัฒนา จากความสามารถในการปรับค่าน้ำหนักประสาทแบบต่อเนื่องและจดจำข้อมูลแบบ 2 ระดับของ 2LSFAM และความสามารถในการสกัดค่าคุณลักษณะเด่นของ CNN โดยผู้ใช้ไม่ต้องทำการทดสอบเองซึ่งช่วยลดระยะเวลาในการดำเนินการเป็นอย่างมาก

7.2 องค์ความรู้ทางวิชาการ

จากการดำเนินงานวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลการทดสอบระบบก่อให้เกิดองค์ความรู้ทางวิชาการใหม่ โดยเป็นการออกแบบและพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้สองระดับ ซึ่งพัฒนาจากทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายที่สามารถทำงานได้ระดับเดียว โดยการทำงานจะถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มหลักและกลุ่มย่อยซึ่งเชื่อมโยงกันผ่านชั้นจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อมีการปรับค่าน้ำหนักประสาทในชั้นหลัก ค่าน้ำหนักประสาทในชั้นย่อยก็จะทำการตรวจสอบเงื่อนไขเพื่อปรับปรุงตัวเองเช่นกัน และเพิ่มรูปแบบการปรับตัวของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องแบบอัตโนมัติที่มีเงื่อนไขการปรับค่าในรูปแบบของความคุ้นชินเมื่อระบบถูกสอนด้วยข้อมูลกลุ่มเดิมและผ่านเงื่อนไขในการปรับค่าน้ำหนักประสาทค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของนิวรอลชุดนั้นจะทำการปรับลดลงเพื่อลดเงื่อนไขในการตรวจสอบความคล้าย และในกรณีที่ระบบมีการสร้างค่าน้ำหนักประสาทชุดใหม่ขึ้นค่าพารามิเตอร์สอดคล้องของนิวรอลตัวอื่นจะถูกปรับเพิ่มขึ้นเพื่อเพิ่มความละเอียดในการตรวจสอบเงื่อนไขความคล้ายและทำการจำแนกข้อมูลได้อย่างถูกต้อง



รูปที่ 7.1 สถาปัตยกรรมทฤษฎีพีชซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย 2 ระดับ

7.3 ข้อเสนอนี้

จากการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลการทดสอบระบบก่อให้เกิดแนวคิด
และข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

1. เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพและน่าเชื่อถือ จำนวนของชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนควรมีจำนวนที่เหมาะสม
2. การกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องที่เหมาะสมมีความสำคัญกับประสิทธิภาพและความเร็วในการเรียนรู้ของระบบ เนื่องจากในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีค่ามากเกินไปทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการตรวจสอบเงื่อนไขการเรโซแนนซ์อย่างละเอียด และมีการสร้างกลุ่มน้ำหนักประสาทจำนวนมากทำให้โครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้ช้า และอาจเกิดความผิดพลาดขึ้น หากกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องน้อยเกินไป โครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้รวดเร็วเนื่องจากจำนวนกลุ่มของค่าน้ำหนักประสาทที่น้อยแต่อาจต้องใช้เวลาในการสอนหรือจำนวนอินพุตที่มากขึ้นเพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพที่ดี

3. โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการจำแนกชุดข้อมูลอื่น ๆ ได้ โดยทำการปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องให้เหมาะสมกับข้อมูลประเภทนั้น ๆ

4. ในการนำโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นนี้ไปใช้ในงานจริงควรนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอนี้ไปพัฒนาในโปรแกรมที่มีความสามารถประมวลผลเร็ว เช่น ภาษาซี ภาษาไพทอน เป็นต้น อีกทั้งยังสามารถประมวลผลร่วมกับโมดูลใหม่ ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รายการอ้างอิง

อาทิตย์ศรีแก้ว (2551). 1. **ปัญญาเชิงคำนวณ**. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Amandeep, Bhattacharjee, A., Das, P., Basu, D., Roy, S., Ghosh, S., Saha ,S., Pain , S., and Dey, S. (2017) Smart Farming Using IOT. **8th IEEE Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)**., 278-280.

Prathibha, S.R., Hongal, A., and Jyothi, M.P. Jyothi. (2017) IOT BASED MONITORING SYSTEM IN SMART AGRICULTURE., **International Conference on Recent Advances in Electronics and Communication Technology (ICRAECT)**., 81-84.

Dwarkani, C. M., Ganesh, R.R., Jagannathan, S., Priyatharshini, R. (2015) Smart farming system using sensors for agricultural task automation., **IEEE Technological Innovation in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR)**., 49-53.

Sreeram , K., Kumar, R.S., Bhagavath, S.V., Muthumeenakshi, K., and Radha, S. (2017) Smart farming-A prototype for field monitoring and automation in agriculture., **International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)**., 2189-2193.

Ramya, R., Sandhya, C., and Shwetha, R. (2017) “Smart farming systems Using sensors”, **IEEE Technological Innovations in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR)**., 218-222.

Bauer, J., and Aschenbruck, N., (2018) Design and Implementation of an Agricultural Monitoring System for Smart Farming., **IoT Vertical and Topical Summit on Agriculture - Tuscany (IOT Tuscany)**.

Song, Y., Diao, Z., Wang ,Y., and Wang, H. (2012) Image Feature Extraction of Crop Disease.,**IEEE Symposium on Electrical & Electronics Engineering (EEESYM)**., 448-451.

- Burks, T.F., Shearer, S.A., and Payne, F.A. (2000) Classification of Weed Species using Color Texture Features and Discriminant Analysis., **American Society of Agricultural Engineers (ASAE)**., 441-448.
- Aitkenhead, M.J., Dalgetty, I.A., Mullins, C.E., McDonald, A.J.S., and Strachan ,N.J.C. (2003) Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods., **Computers and Electronics in Agriculture**., 39:157-171.
- Onyango, C. M., and Marchant, J.A., (2003) Segmentation of row crop plants from weeds using colour and morphology., **Computers and Electronics in Agriculture**., 39:141-155.
- Dong, G., and Xie, M., (2005) Color clustering and learning for image segmentation based on neural networks., **IEEE Transactions on Neural Networks**., 925-936.
- Huang, K.Y. (2007) Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seedling diseases using color and texture features., **Computers and Electronics in Agriculture**., 57:3-11.
- Meunkaewjinda, A., Kumsawat, P., Attakitmongcol, K., and Srikaew, A. (2008) Grape leaf disease detection from color imagery using hybrid intelligent system., **5th International Conference on Electrical Engineering /Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology**., 513-516.
- Cires, D.C., Meier, U., Masci, J., Gambardella, L.M., and Schmidhuber, J. (2011) Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification., **Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence**., 1237-1242.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G.E. (2013) ImageNet classification with deep convolutional neural networks., **Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012)**.
- Orillo, J.W., Cruz, J.D., Agapito, L., and Satimbre P.J. (2014) Identification of Diseases in Rice Plant (*Oryza Sativa*) using Back Propagation Artificial Neural Network., **International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)**.

- Long, J., Shelhamer, E., and Darrell, T. (2015) Fully convolutional networks for semantic segmentation., **IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**., 3431-3440.
- Gong, Y., Wang, L., Guo, R., and Lazebnik, S. (2014) Multi-scale Orderless Pooling of Deep Convolutional Activation Features., **European conference on computer vision**., 13:392-407.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2014) Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition., **European Conference on Computer Vision (ECCV)**., 346-361.
- Simonyan, K., and Zisserman, A., (2015) Very Deep Convolutional Networks for Large-scale Image Recognition., **International Conference on Learning Representations (ICLR)**.

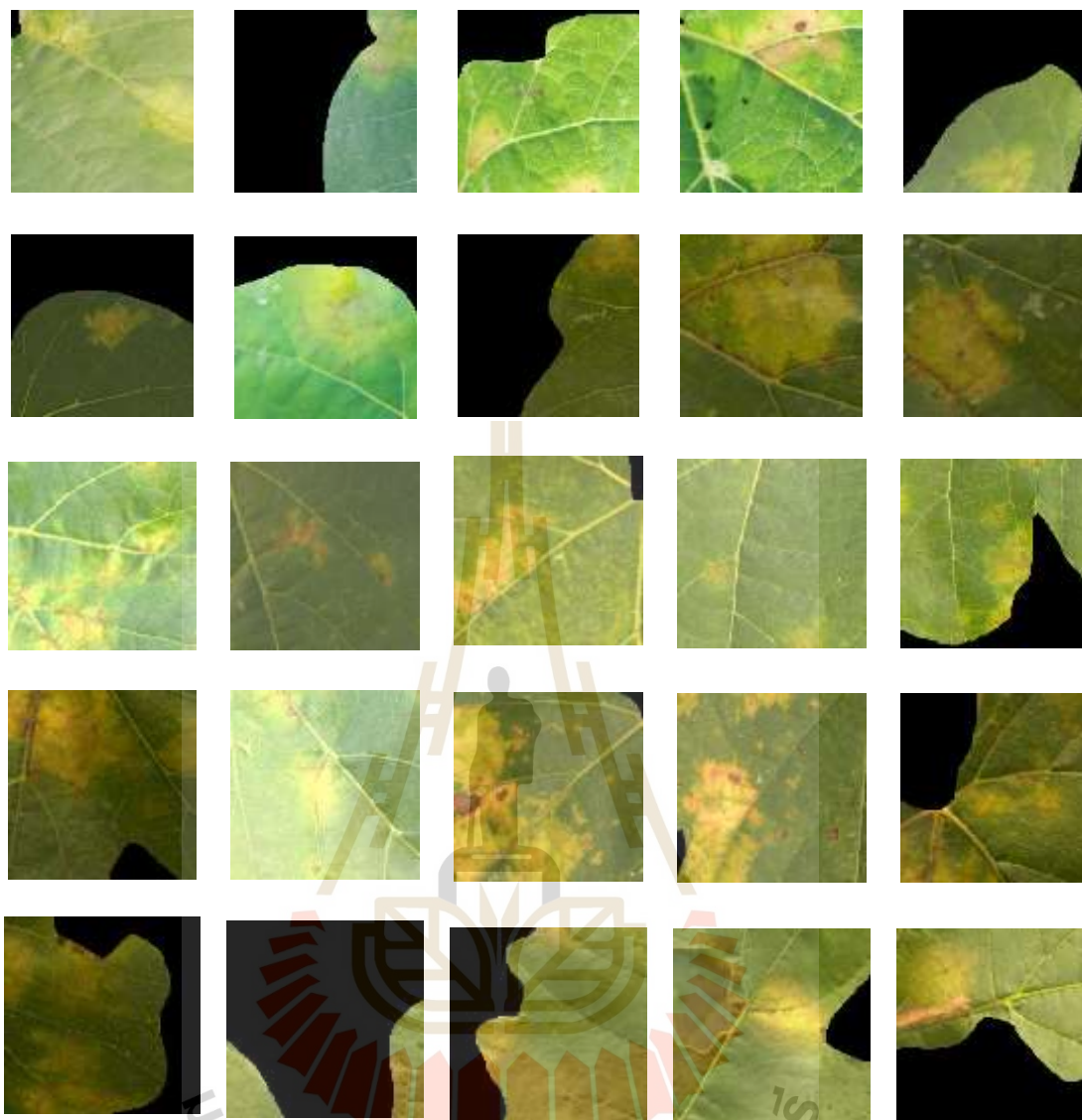


The logo of Sakon Nakhon Rajabhat University is a large, faint watermark in the background. It features a golden-yellow bell-shaped structure with a central figure of a person sitting on a throne. Below the figure is a circular emblem with a stylized 'S' and 'N' inside. The entire logo is surrounded by a red, sunburst-like border.

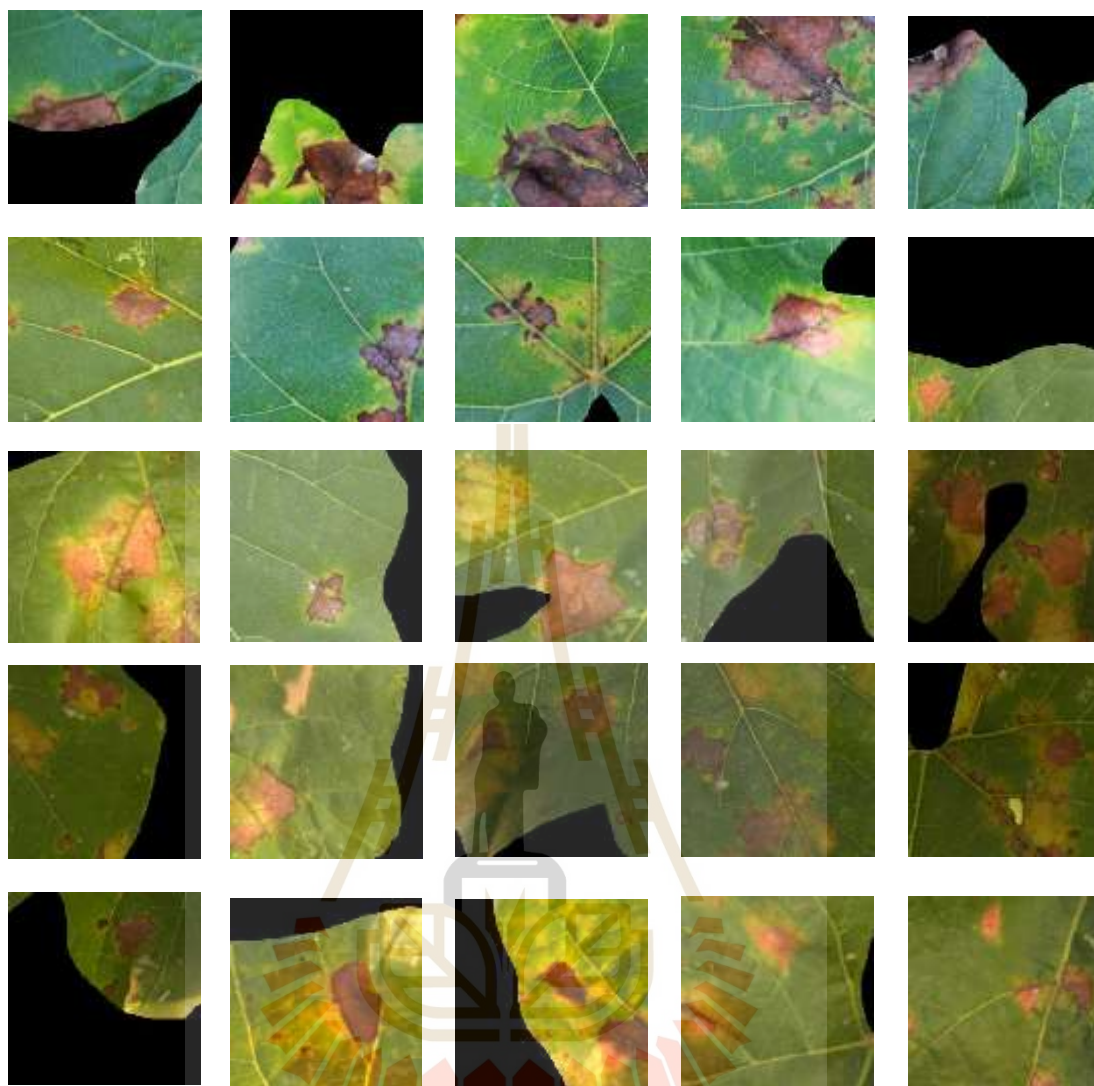
ภาคผนวก ก

รูปภาพหุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม

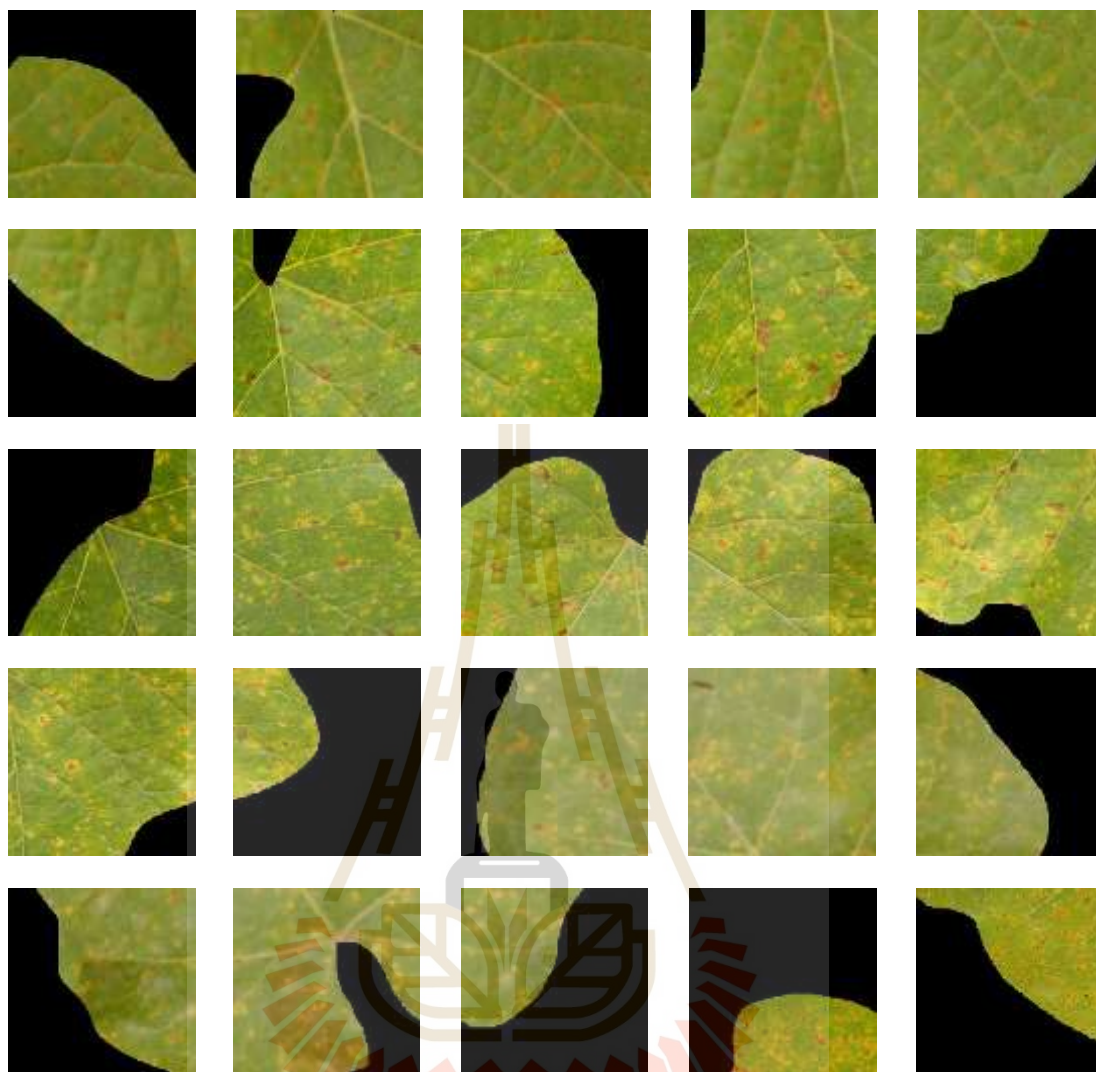
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



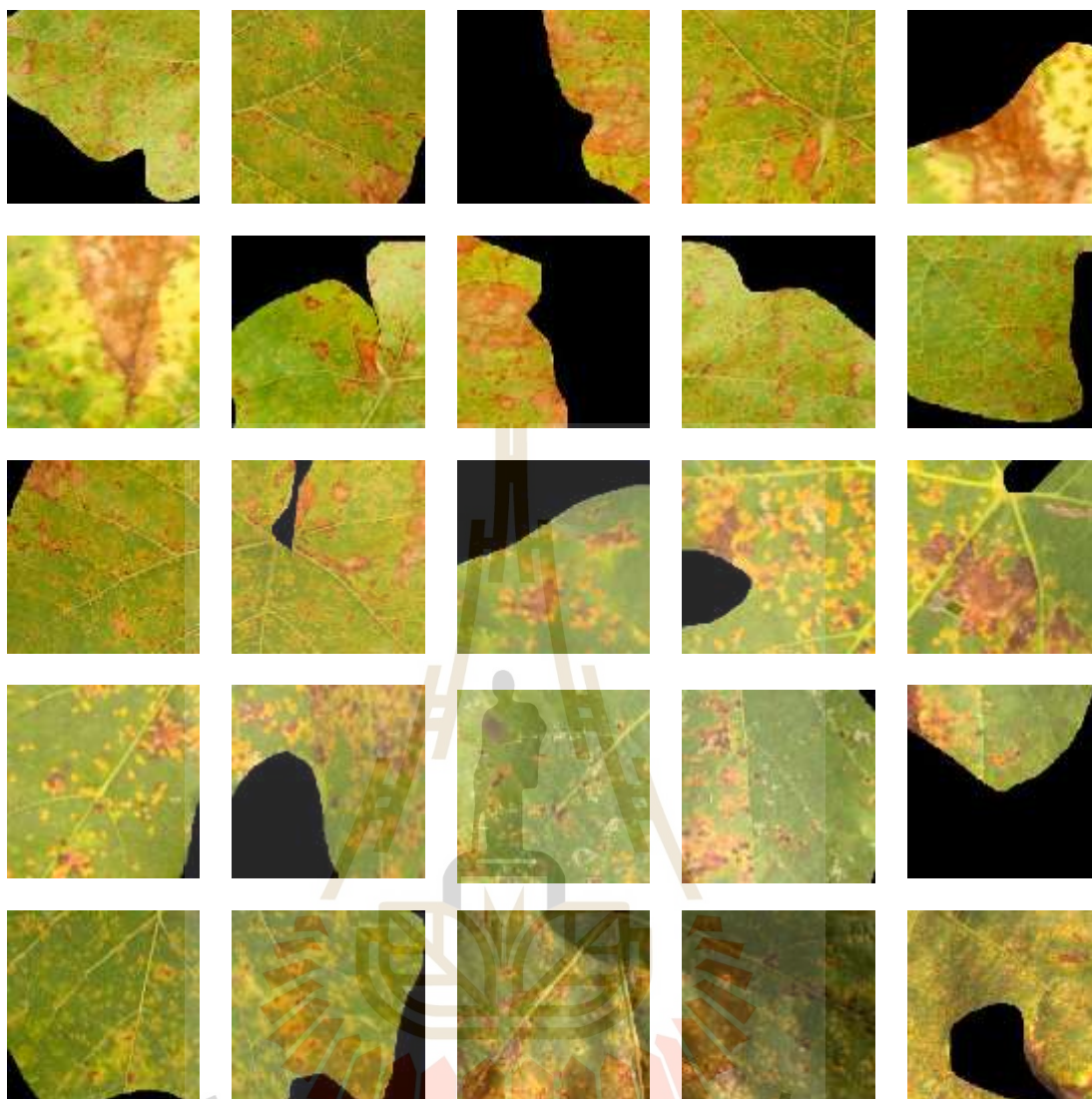
รูปที่ ก.1 ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Downy ระยะเริ่มต้น



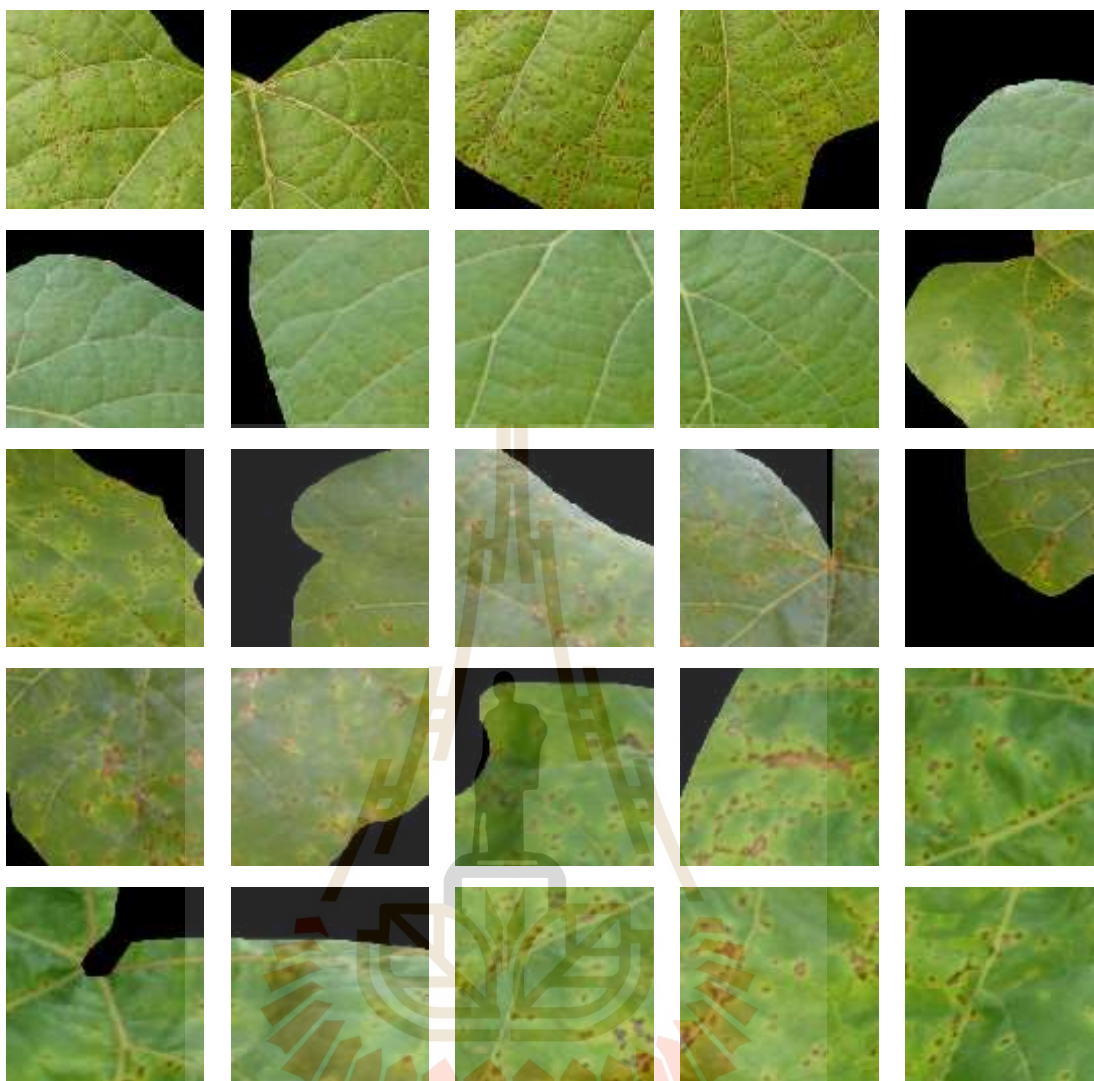
รูปที่ ก.2 ตัวอย่างรูปภาพใบอ่อนที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Downy ระยะรุนแรง



รูปที่ ก.3 ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Rust ระยะเริ่มต้น



รูปที่ ก.4 ตัวอย่างรูปภาพใบอ่อนที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Rust ระยะรุนแรง



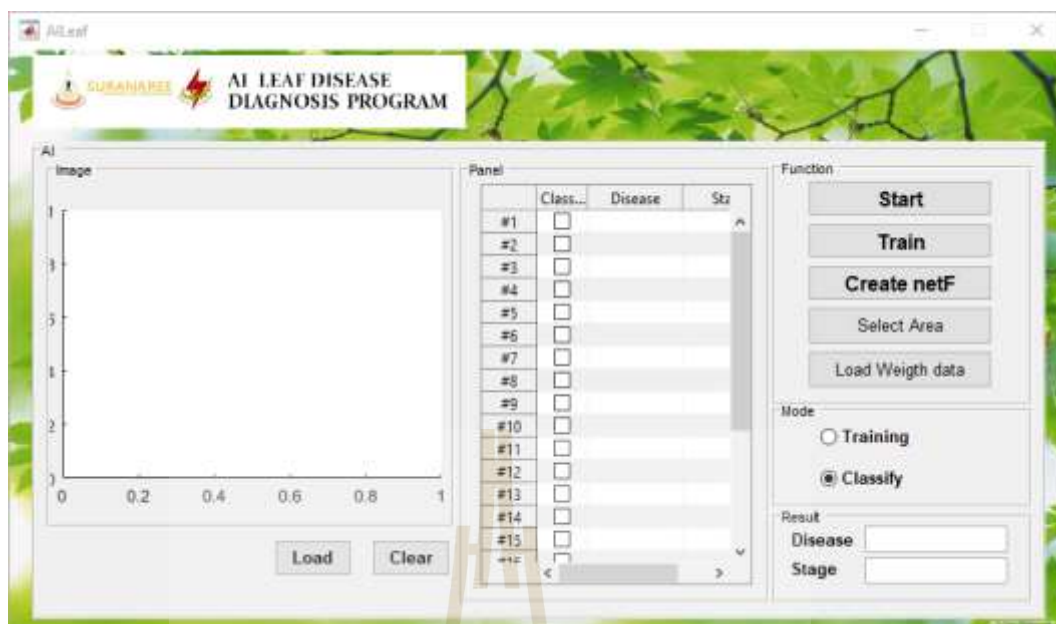
รูปที่ ก.5 ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับโรค Scab ระยะเริ่มต้น



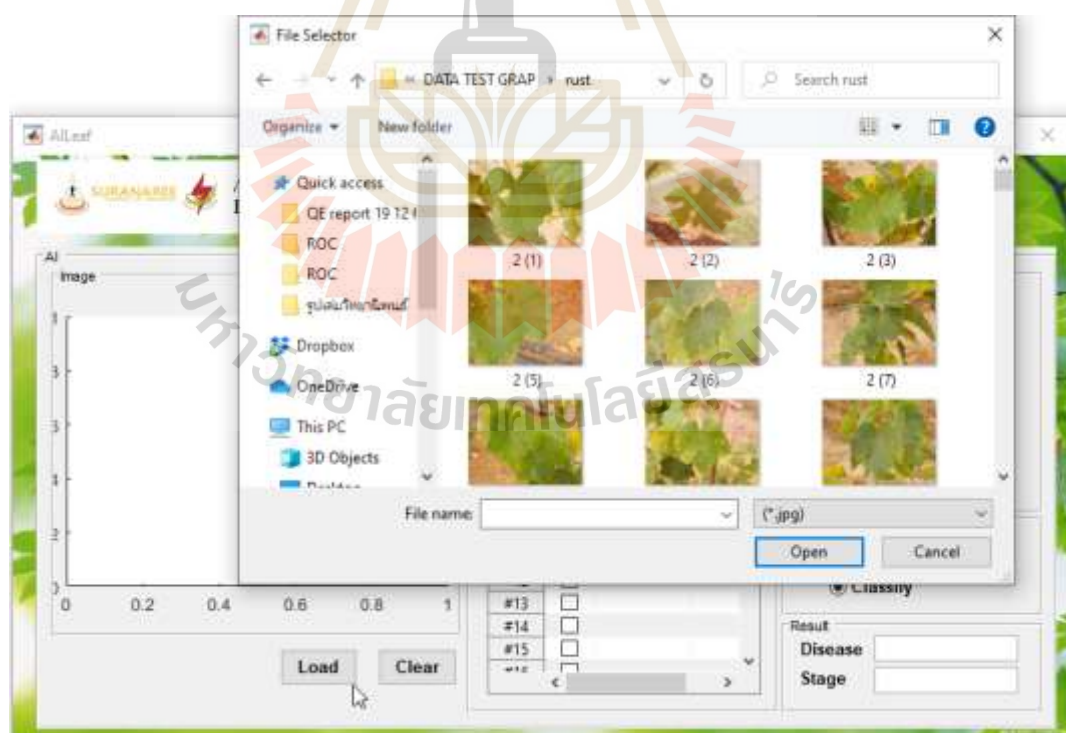
ภาคผนวก ข

ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่น ด้วย MATLAB

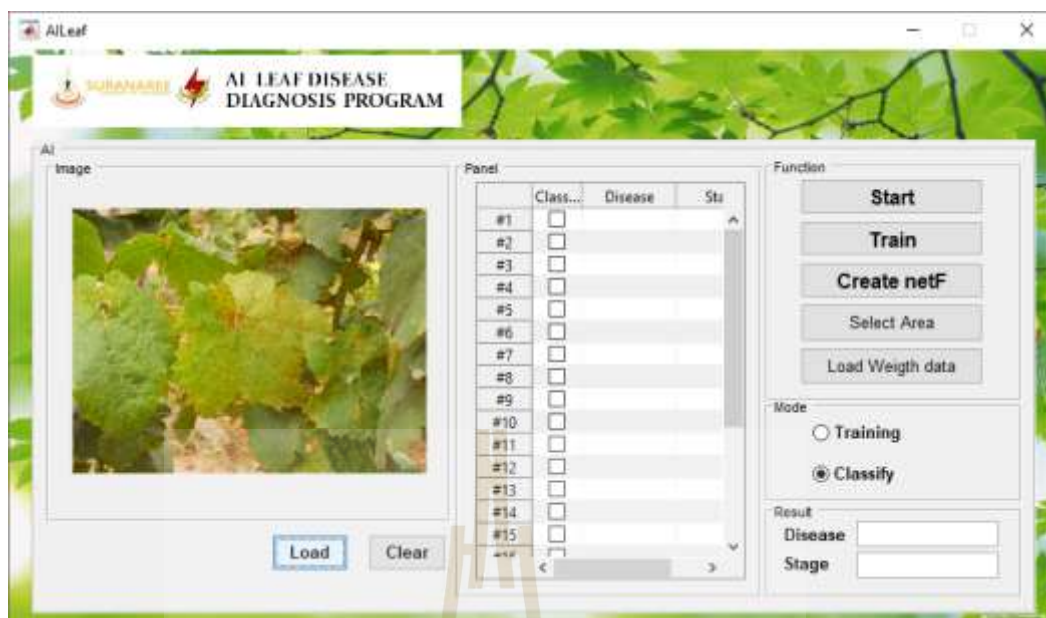
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



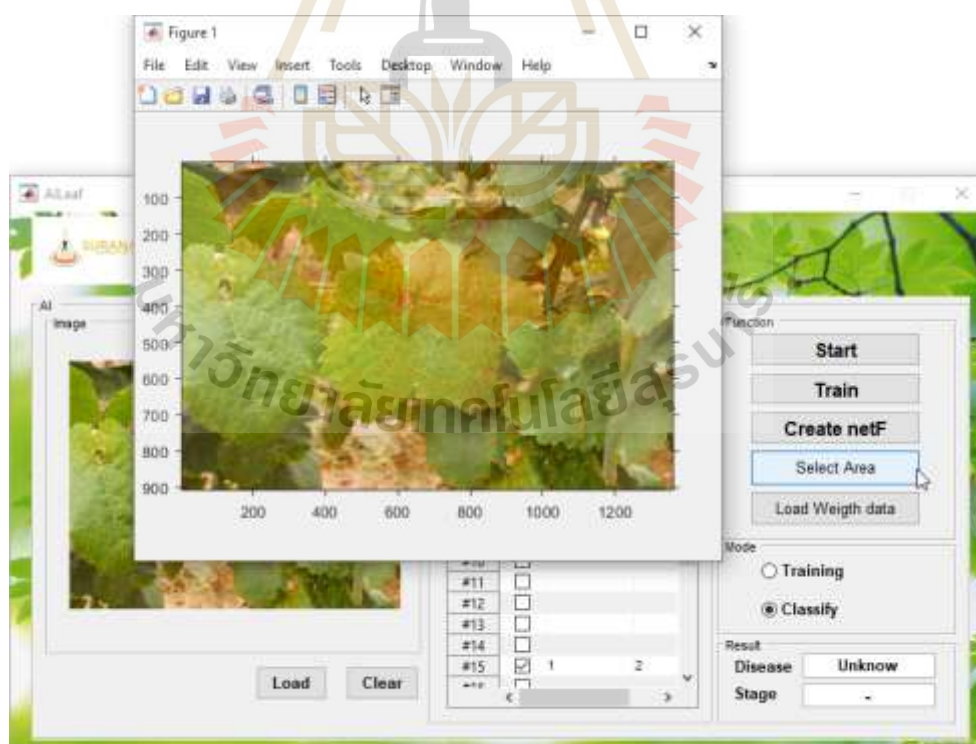
รูปที่ ข.1 ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่น



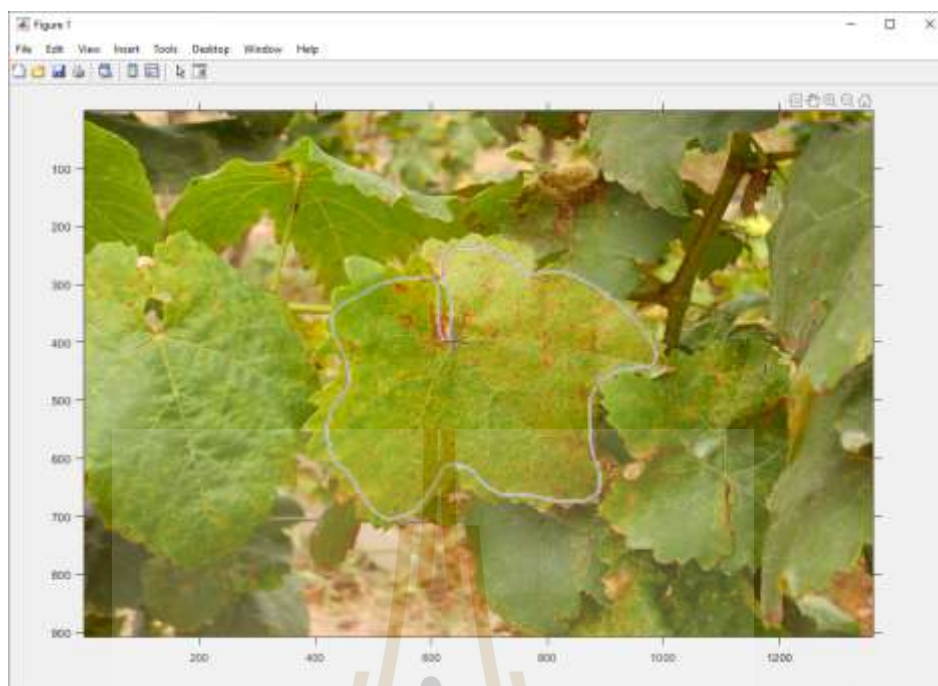
รูปที่ ข.2 ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นเมื่อทำการเลือกรูปภาพเพื่อทำการทดสอบ



รูปที่ ข.3 ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นหลังจากเลือกรูปภาพเพื่อทำการทดสอบ



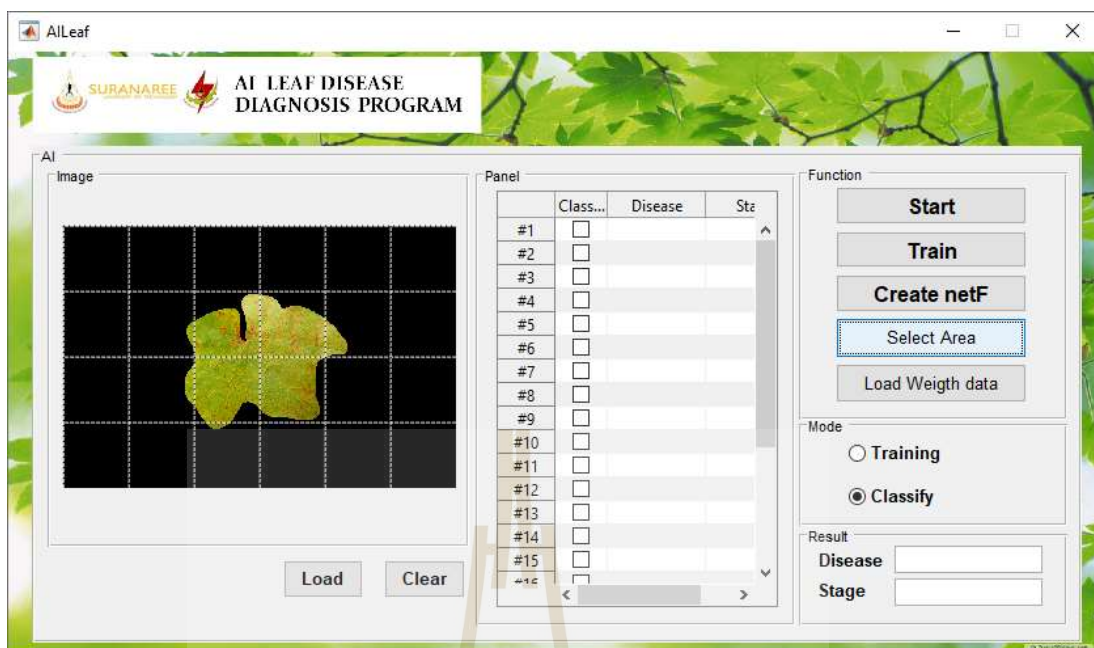
รูปที่ ข.4 ตัวอย่างหน้าจอโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบองุ่นในกระบวนการเลือกพื้นที่ใบองุ่น



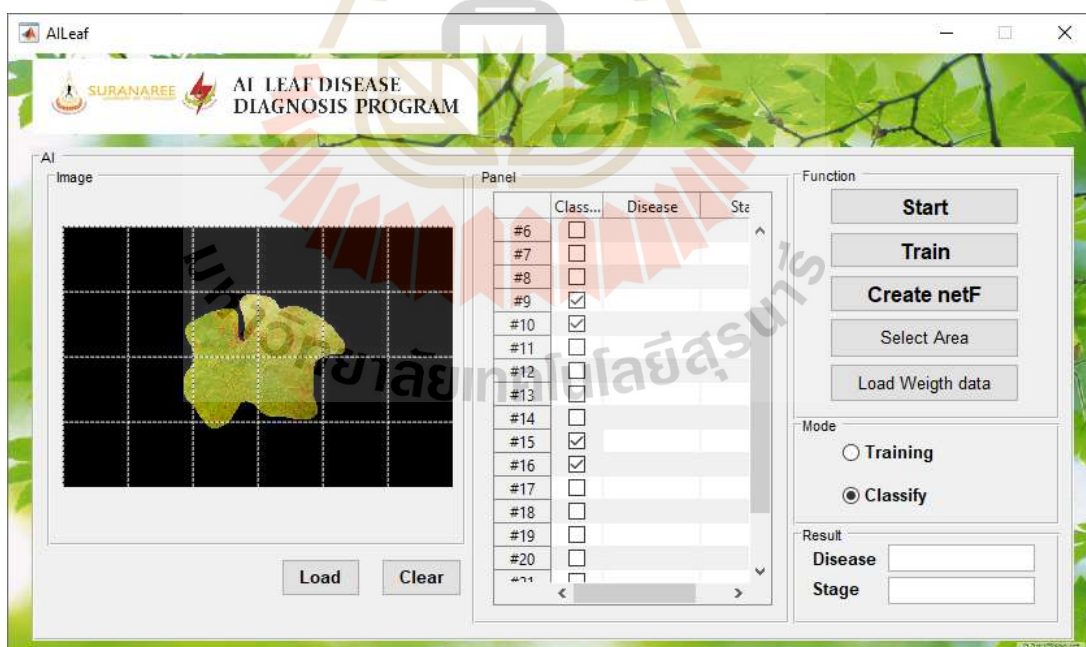
รูปที่ ข.5 ตัวอย่างการเลือกพื้นที่ใบองุ่นที่เป็นโรค



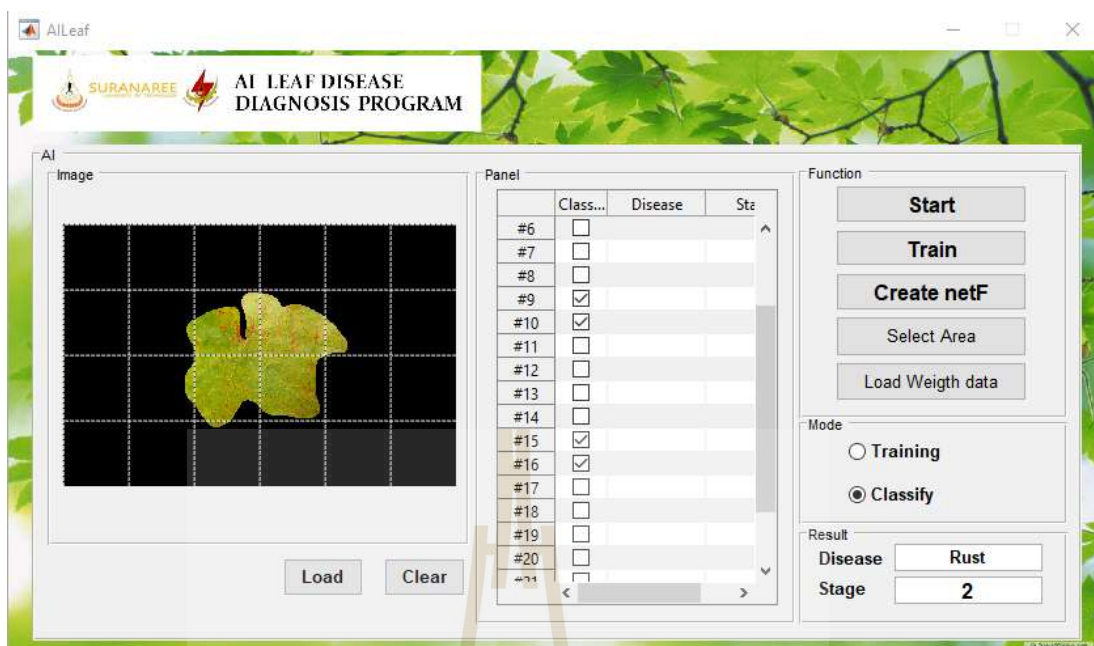
รูปที่ ข.6 ตัวอย่างรูปภาพใบองุ่นหลักจากการเลือกพื้นที่ที่เป็นโรค



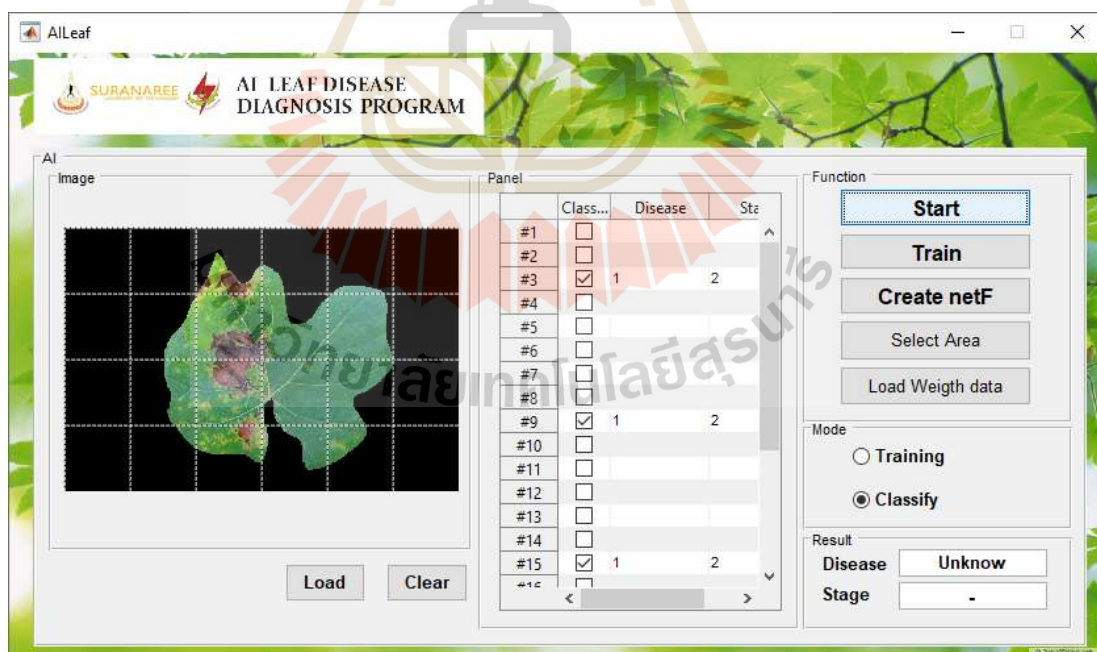
รูปที่ ข.7 ตัวอย่างรูปภาพโปรแกรมหลักจากการเลือกพื้นที่ที่เป็นโรค



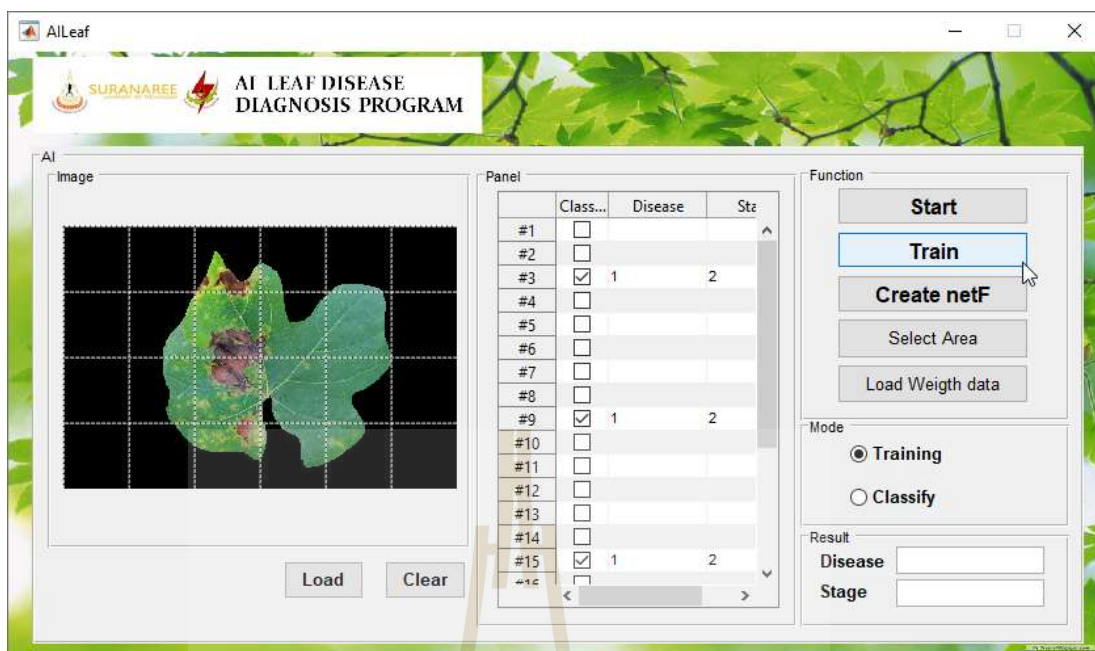
รูปที่ ข.8 ตัวอย่างการเลือกพื้นที่ส่วน โรคพืชเพื่อทำการทดสอบ



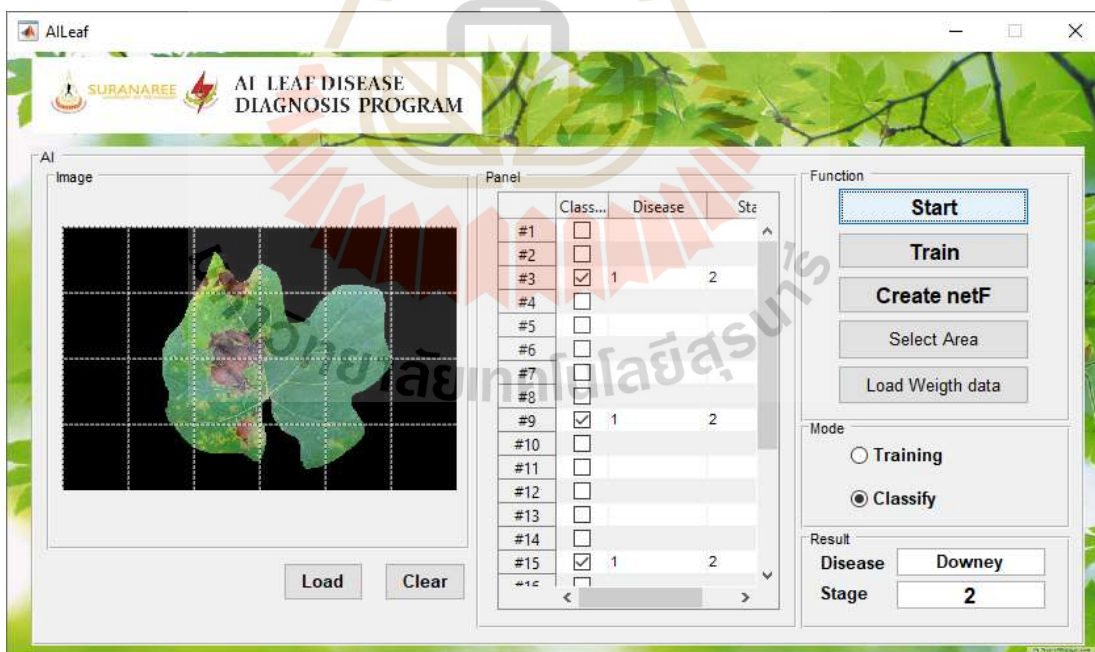
รูปที่ ข.9 ตัวอย่างโปรแกรมหลังจากทำการวินิจฉัยโรคใบองุ่น



รูปที่ ข.10 ตัวอย่างผลการทดสอบเมื่อระบบได้รับอินพุตใหม่ที่ไม่เคยเรียนรู้



รูปที่ ข.11 ตัวอย่างการฝึกสอนโปรแกรมวินิจฉัยโรคใบงุ่นโดยใช้รูปภาพโรคใหม่



รูปที่ ข.12 ตัวอย่างผลการทดสอบโปรแกรมหลังจากการฝึกสอนโดยใช้รูปภาพใหม่

ประวัติผู้เขียน

นายกรัณท์กมล ภูครองหิน เกิดเมื่อวันที่ 28 พฤษภาคม 2532 จบการศึกษาระดับชั้นประถมศึกษาจากโรงเรียนบ้านขามวิทยาคม จบการศึกษาระดับชั้นมัธยมศึกษาจากโรงเรียนยางตลาดวิทยาคาร จังหวัดกาฬสินธุ์ สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี เมื่อปี พ.ศ. 2553 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี เมื่อปี พ.ศ. 2556 เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาเอก ในปี พ.ศ. 2558 สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ขณะศึกษา ผู้วิจัยได้รับมอบหมายให้เป็นผู้สอนปฏิบัติการของสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ได้แก่ POWER SYSTEM LABORATORY 2, ELECTRICAL MACHINE LABORATORY 2, ELECTRICAL MACHINE POWER ELECTRONICS AND EMBEDDED SYSTEM, ENGINEERING ELECTRONICS LABORATORY, และ MATLAB PROGRAMMING

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี