

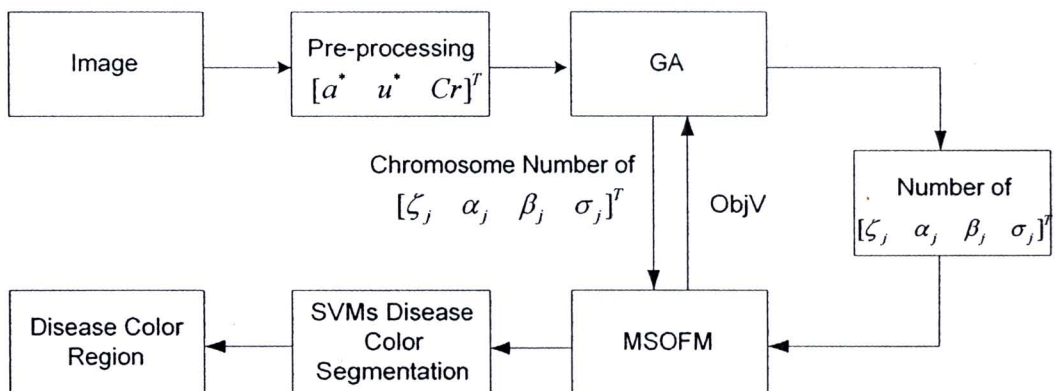
บทที่ 4

การคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น

4.1 กล่าวนำ

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

4.2 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น



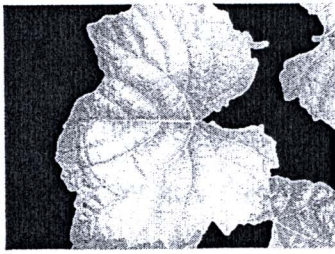
รูปที่ 4.1 โครงสร้างการคัดแยกสีโรคออกจากภาพใบองุ่น

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

4.3 กระบวนการประมวลผลก่อน

เนื่องจากในการคัดแยกสีโรคด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปรต้องการลดข้อผิดพลาดของข้อมูลส่วนที่เป็นขอบที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบขอบภาพ เพื่อให้คงเหลือข้อมูลที่เป็นจุดโรคสำหรับการวิเคราะห์โรคที่มีประสิทธิภาพ โดยนำภาพที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังมาทำการแปลงเป็นภาพขาวดำและจากนั้นจึงทำการแปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1 และทำการปรับปรุงภาพด้วยตัวกรองค่าผ่านแบบเกาส์เซียน (gaussian filter) โดยขอบของภาพที่ผ่านตัวกรองจะเบลอ ซึ่งส่วนที่เบลอนั้นจะเกินเข้าไปในบริเวณขอบภาพ จากนั้นจึงพิจารณาข้อมูลการลบขอบภาพด้วยขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 1 และถ้าข้อมูลที่พิจารณามีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนจะพิจารณาให้เป็น 0 และทำการแอนกับภาพที่ทำการคัดแยกสีใบองุ่นออกจากภาพพื้นหลังจึงเป็นผลให้บริเวณขอบภาพหายไป ดังแสดงในรูปที่ 4.2

และเนื่องจากในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีโรค โดยทำการลดผลกระทบของสภาวะการเปลี่ยนแปลงของแสงในการพิจารณาการคัดแยกสีโรค ดังนั้นหลังจากผ่านกระบวนการลบขอบใบองุ่นแล้วจึงพิจารณาใช้ปริภูมิสีแบบ CIE L^*a^*b CIE L^*u^*v และ YCbCr ในการดึงความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นระหว่างสีของโรคและสีของใบองุ่นให้มากที่สุด โดยเลือกค่า au และ Cr เนื่องจากให้ผลตอบสนองระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้ดีที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 4.3 จากนั้นจึงนำข้อมูลที่ได้นำไปทำการประมวลในระดับขั้นต่อไป



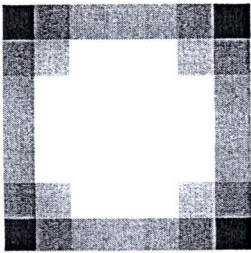
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแปลงเป็นภาพขาวดำ



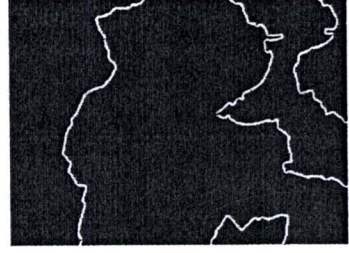
(ค) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0 ให้มีค่าเป็น 0 และ 1



(ง) ตัวกรองดำผ่านเกาส์เซียน



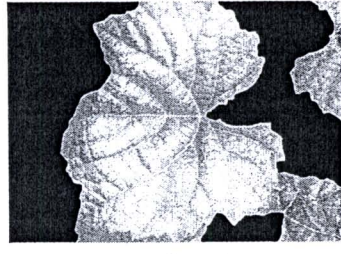
(จ) ภาพที่ผ่านตัวกรอง



(ฉ) ผลต่างของภาพ (ค) , (จ)

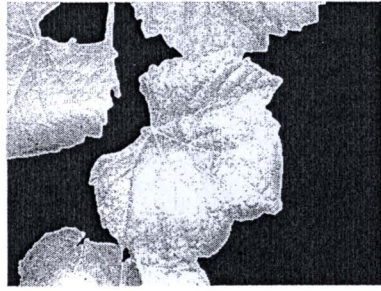


(ซ) การลบขอบภาพ

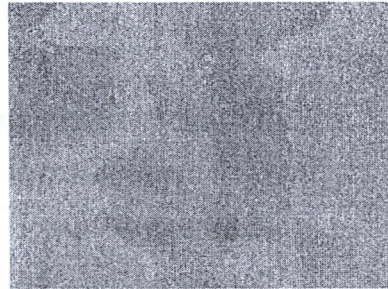
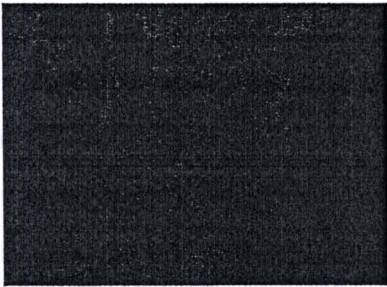
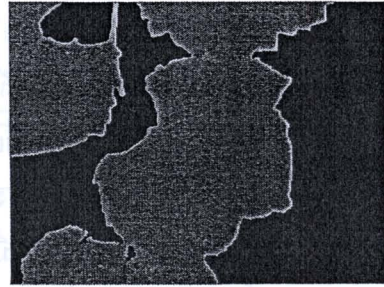


(ซ) ผลการลบขอบใบอ่อนอกจากภาพ

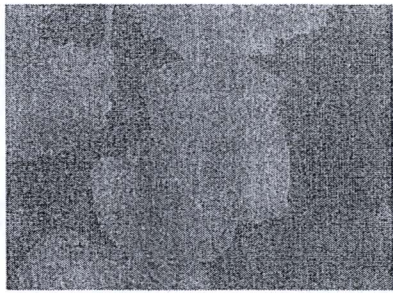
รูปที่ 4.2 การลบขอบใบอ่อนอกจากภาพ



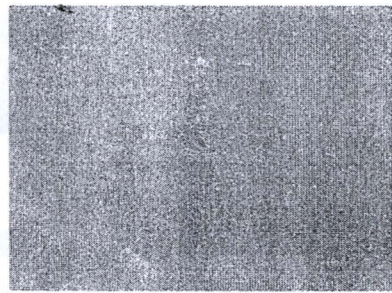
(ก) ภาพต้นแบบ

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

รูปที่ 4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น



(จ) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr



(ข) ช่อง Cr ของปริภูมิสี YCbCr

รูปที่ 4.3 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น (ต่อ)

4.4 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่น

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

กระบวนการทำงานของ MSOFM จะต้องทำการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น 1 คำนั่นคือ M , เมื่อโครงข่ายได้รับอินพุตชุดใหม่ระบบจะทำการเปรียบเทียบกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่มีอยู่ในระบบอยู่แล้ว ผลจากการเปรียบเทียบจะเป็นตัวตัดสินใจในการกระทำ 2 อย่าง ได้แก่

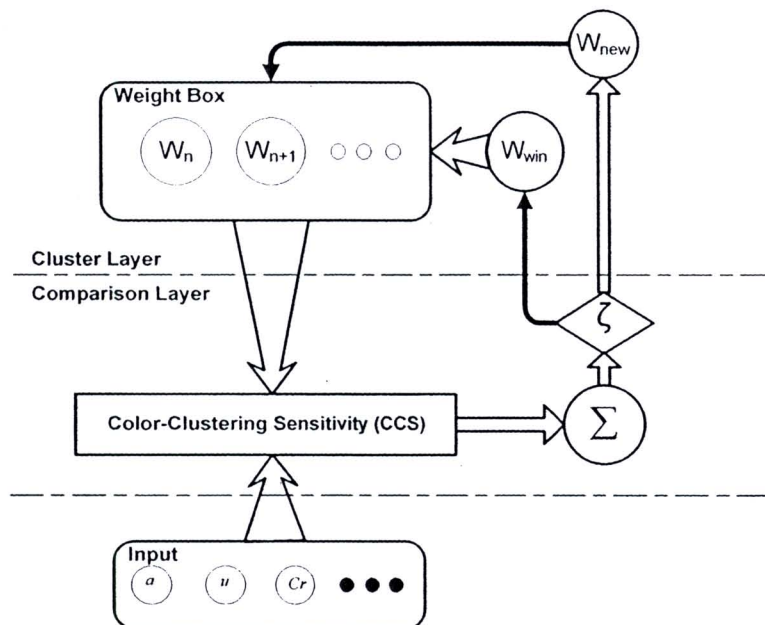
1) ถ้าอินพุตไม่มีความใกล้เคียงเพียงพอกับกลุ่มน้ำหนักประสาทที่มีอยู่ ระบบจะกำหนดให้มีน้ำหนักประสาทชุดใหม่สำหรับอินพุตนี้

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

พิจารณาโครงสร้างโครงข่ายในรูปที่ 4.4 ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (input layer) ซึ่งรูปแบบของอินพุตที่ใช้ในที่นี้คือ

$$\lambda = [a_j \quad u_j \quad Cr_j]^T \quad (0.1)$$

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



รูปที่ 4.4 โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบคัดแปร⁽¹⁾

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

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

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

$$\mu = |\hat{S}_{CS} \cdot (W_n - \lambda_j)| \quad (0.2)$$

$$\hat{S}_{CS} = [\alpha_j \quad \beta_j \quad \sigma_j]^T \quad (0.3)$$

โดยที่ α_j คือ ค่าความไวของช่องประมุขีสี a*

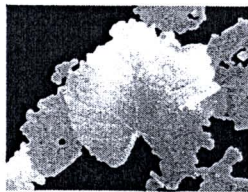
β_j คือ ค่าความไวของช่องประมุขีสี u*

σ_j คือ ค่าความไวของช่องประมุขีสี Cr

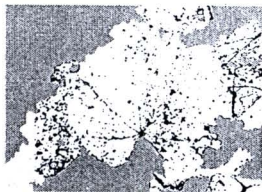
กำหนดให้น้ำหนักประสาทชุดที่ m เป็นน้ำหนักประสาทที่ชนะการเปรียบเทียบ โดยค่า μ ที่น้อยที่สุด และจะถูกนำไปใช้ในชั้นน้ำหนักประสาท (weight layer) ซึ่งทำการเปรียบเทียบค่า μ กับค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ζ โดยถ้าค่า $\mu > \zeta$ แสดงว่าอินพุตที่เข้ามาไม่ใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาท หรือกลุ่มอินพุตใด ๆ ที่มีอยู่ในระบบจึงทำการสร้างน้ำหนักประสาทใหม่ขึ้นมารองรับอินพุตดังกล่าว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

ในลำดับต่อมาพิจารณาผลของพารามิเตอร์ MSOFM ซึ่งประกอบด้วย $[\zeta \quad \alpha \quad \beta \quad \sigma]^T$ สำหรับการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน โดยทำการพิจารณาพารามิเตอร์ ζ ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสี ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ ζ ที่มีค่ามากเป็นผลให้ค่าความไวระยะห่างระหว่างกลุ่มสีกว้างมาก ทำให้ MSOFM ทำการแบ่งกลุ่มได้น้อยลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ข) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ ζ ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ความไวของระยะห่างระหว่างกลุ่มสีลดลง ทำให้ MSOFM ทำการแบ่งกลุ่มได้ละเอียดมากขึ้นหรือแบ่งกลุ่มได้มากขึ้นดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ค) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์ α ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของความไวในการแบ่งกลุ่มสี a* ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ α ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี a* มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ง) ใน

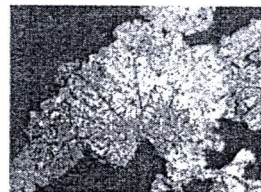
ขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ α ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี a^* ลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (จ) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์ β ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มสี u^* ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ β ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี u^* มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ข) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ β ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือความไวในการแบ่งกลุ่มสี u^* ลดลง ดังรูปที่ 4.5 (ข) และเมื่อทำการพิจารณาพารามิเตอร์ σ ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ความไวในการแบ่งกลุ่มสี Cr ซึ่งถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ σ ที่มีค่ามากเป็นผลให้ MSOFM สามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้มากขึ้นหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี Cr มากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ค) ในขณะเดียวกันถ้าทำการออกแบบค่าพารามิเตอร์ σ ที่มีค่าน้อยเป็นผลให้ MSOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีได้น้อยลงหรือมีความไวในการแบ่งกลุ่มสี Cr ลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 (ค) ซึ่งสีภายในภาพแสดงถึงการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละกลุ่ม



(ก) ภาพต้นแบบ



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

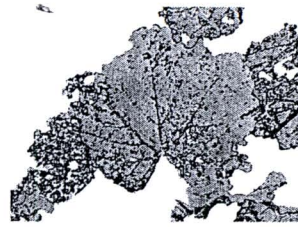


(ค) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 127
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.07, \alpha = 2, \beta = 2, \sigma = 2$

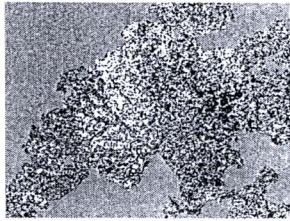
รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM



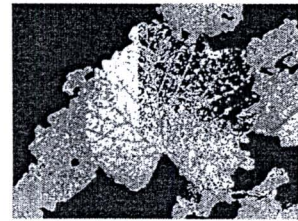
(ง) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 35
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 5, \beta = 2, \sigma = 2$



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



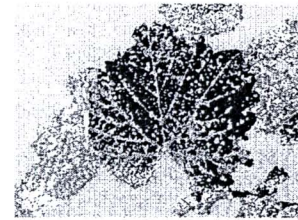
(ณ) ผลการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM จำนวน 31
กลุ่มสีที่ $\zeta = 0.2, \alpha = 2, \beta = 5, \sigma = 2$



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



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



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

รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนกลุ่มสีของ MSOFM (ต่อ)

4.4.1 การแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณ

ลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

จากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ MSOFM ที่กล่าวมาข้างต้น เพื่อให้กระบวนการแบ่งกลุ่มสีจากภาพด้วยวิธีการ MSOFM สามารถปรับตัวได้โดยอัตโนมัติและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งก็คือสามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของ MSOFM ให้เหมาะสมกับแต่ละภาพที่ป้อนให้กับระบบได้ งานวิจัยนี้จึงพิจารณาการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm หรือ

GA) ในการช่วยกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นสำหรับ MSOFM โดย GA ทำงานร่วมกับ MSOFM ในการหาค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพ ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

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

ขั้นตอนที่ 2 ทำการประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ สำหรับระบบนี้ในการประเมินค่าโครโมโซม GA จะทำการส่งค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรที่สร้างขึ้นให้กับ MSOFM เพื่อทำการคำนวณหาความเหมาะสมดังสมการที่ 4.4-4.6

$$d_{wx} = \frac{1}{N_w} \sum_{g=1}^{N_w} \frac{1}{N_g} \sum_{i=1}^{N_g} \sqrt{(x_{gi1} - w_{g1})^2 + (x_{gi2} - w_{g2})^2} \quad (0.4)$$

$$d_{ww} = \frac{1}{N_d} \sum_{j=1}^{N_d} \sum_{i=j+1}^{N_w} \sqrt{\sum_{k=1}^n (w_{ik} - w_{jk})^2} \quad (0.5)$$

$$ObjV = d_{wx} + \frac{N_w}{d_{ww}} \quad (0.6)$$

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

ขั้นตอนที่ 3 ใช้ค่าความเหมาะสม ($ObjV$) ทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อพิจารณาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ซึ่งใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป สำหรับระบบนี้พิจารณาใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบกระบวนการสุ่มครอบคลุมจักรวาล (stochastic universal sampling) ในการคัดเลือกสายพันธุ์ ซึ่งมีวิธีการคัดเลือกดังนี้ ถ้าต้องการคัดเลือก N โครโมโซมจะมีตัวชี้ทั้งหมด N ตัว โดยที่ตัวชี้แต่ละตัวมีระยะห่างเท่ากันและมีค่าเท่ากับ $\frac{P_{total}}{N}$ ดังแสดงในรูปที่ 4.6

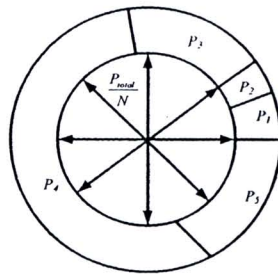
กระบวนการเริ่มจากการสุ่มสลัที่โครโมโซมบนวงล้อรูเล็ก ถัดมาตัวชี้เริ่มต้นจะถูกสุ่มขึ้นมาในช่วง 0 ถึง P_{total} ตัวชี้ที่เหลือจำนวน $N-1$ ตัว ถัดจากตัวชี้เริ่มต้นจะถูกคำนวณซึ่งมีระยะห่างระหว่างตัวชี้เท่ากับ $\frac{P_{total}}{N}$ โครโมโซมที่ถูกคัดเลือกมีโครโมโซมจำนวนทั้งสิ้น N โครโมโซมซึ่งถูกตัวชี้ N ตัวชี้อยู่

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

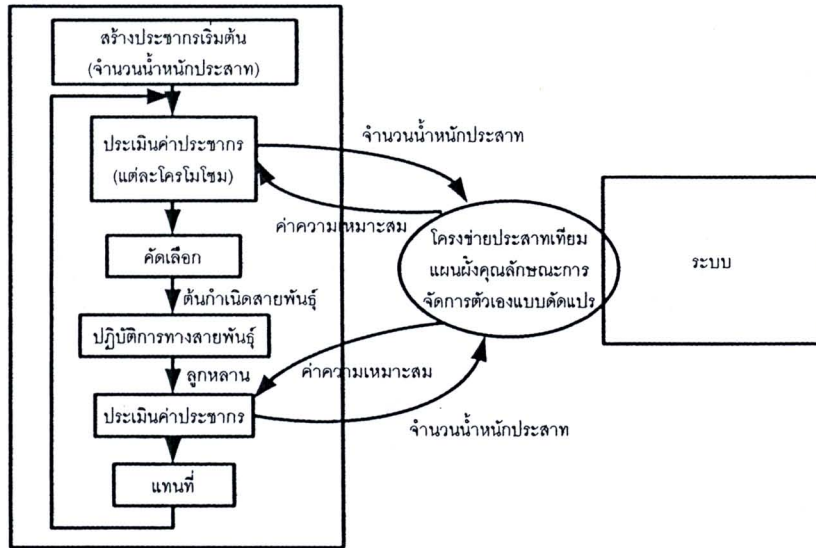
ขั้นตอนที่ 5 คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมลูกหลาน โดยใช้ขั้นตอนเดียวกับขั้นตอนที่ 2

ขั้นตอนที่ 6 โครโมโซมในประชากรเดิมจะถูกแทนที่ด้วยลูกหลานที่ได้จากขั้นตอนที่ 4 โดยการนำเอาประชากรลูกหลานไปแทนที่ประชากรเดิมเพียงบางส่วนเท่านั้น โดยพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

ขั้นตอนที่ 7 เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนที่ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการซึ่งได้มาจากโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มประชากร โดยใช้ค่าจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อประเมินว่าคำตอบที่ได้เป็นที่ต้องการแล้วหรือไม่



รูปที่ 4.6 วงล้อรูเล็กจากกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล



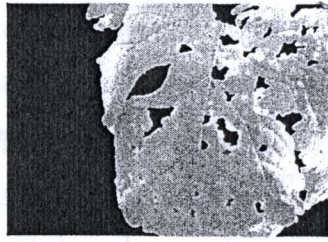
รูปที่ 4.7 ขั้นตอนการทำงานของจินเนติกอัลกอริทึม

เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ของ MSOFM ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพแล้ว ระบบจะทำการส่งค่าพารามิเตอร์นี้ไปให้กับ MSOFM อีกครั้ง เพื่อให้ระบบ โครงข่ายทำการปรับจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักระสาทที่จะเกิดขึ้นและตำแหน่งศูนย์กลางที่เหมาะสมที่สุดของเวกเตอร์น้ำหนักระสาทซึ่งเป็นตัวแทนของชุดข้อมูลสมาชิกในกลุ่มสีนั้น

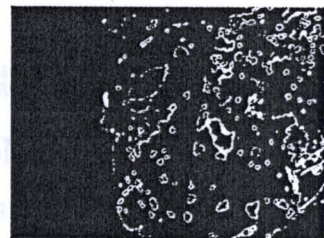
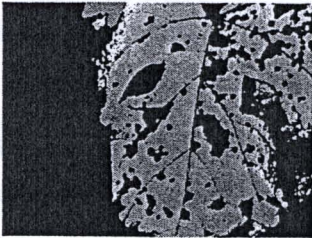
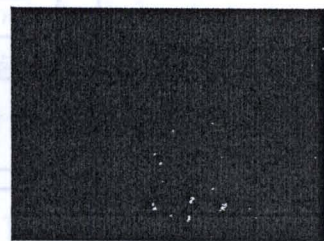
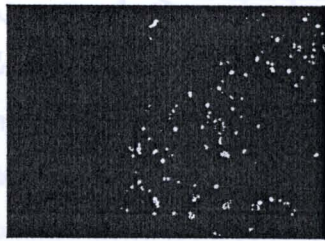
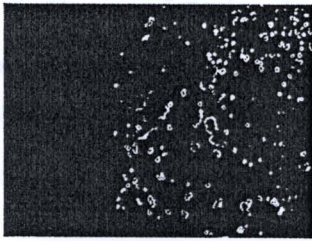
4.4.2 ผลการทดสอบการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

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

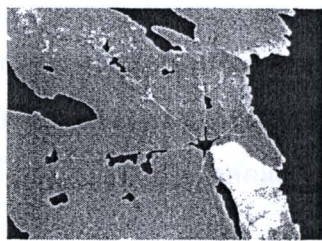


(ก) ภาพต้นแบบ



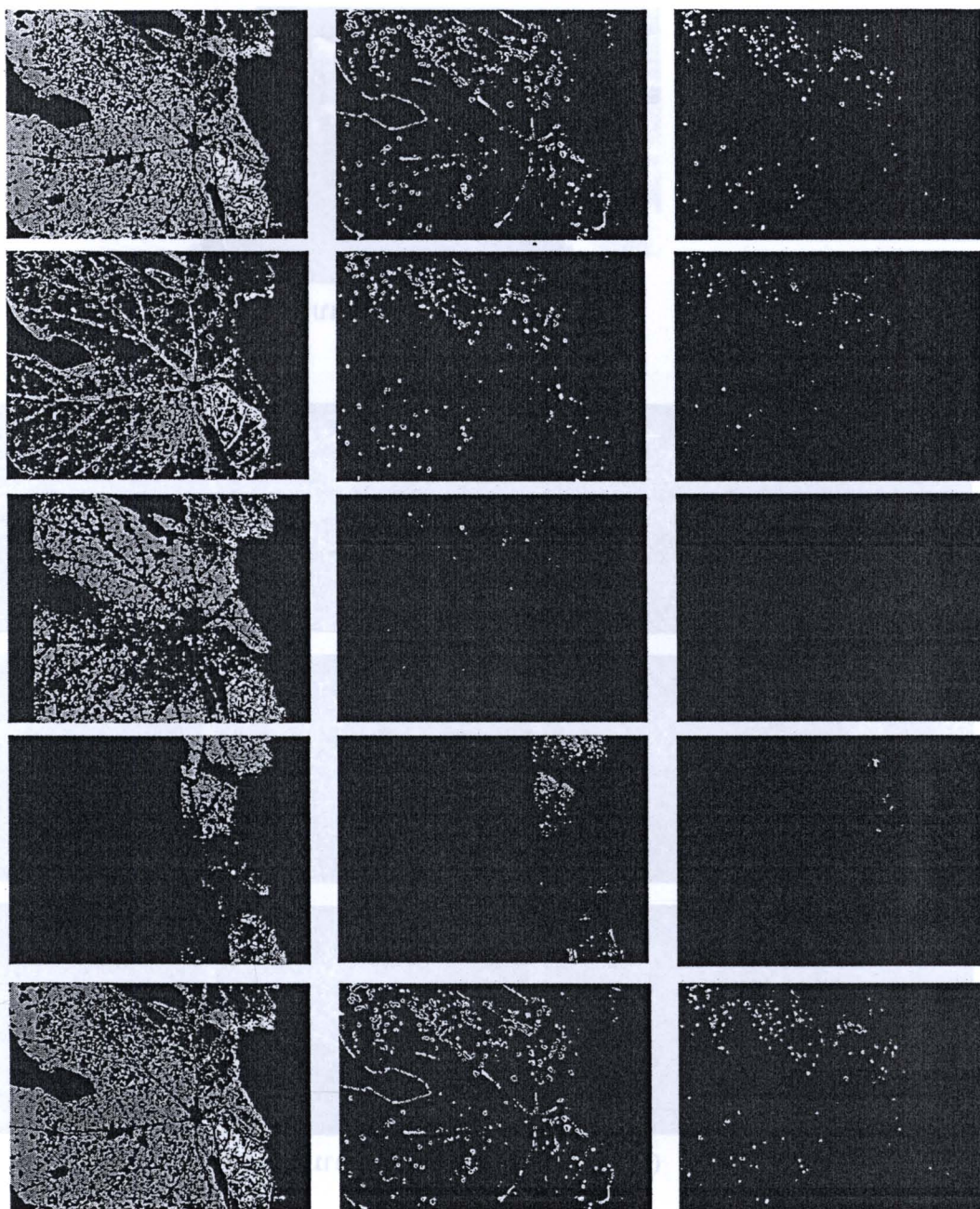
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 6 กลุ่มสี

รูปที่ 4.8 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นน้อย



(ก) ภาพต้นแบบ

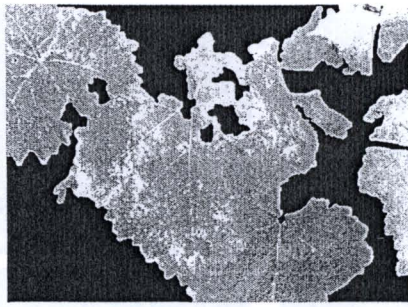
รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง



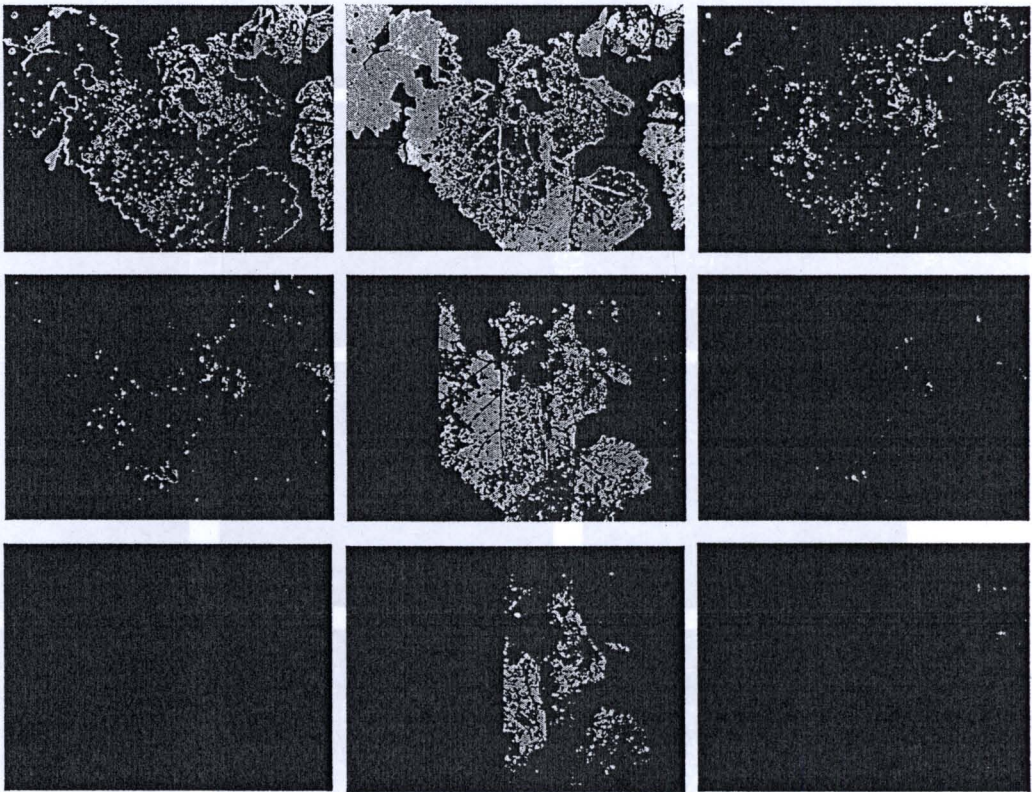
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนปานกลาง (ต่อ)





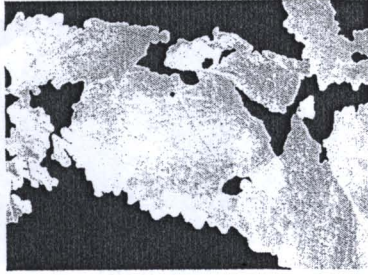
(ก) ภาพต้นแบบ



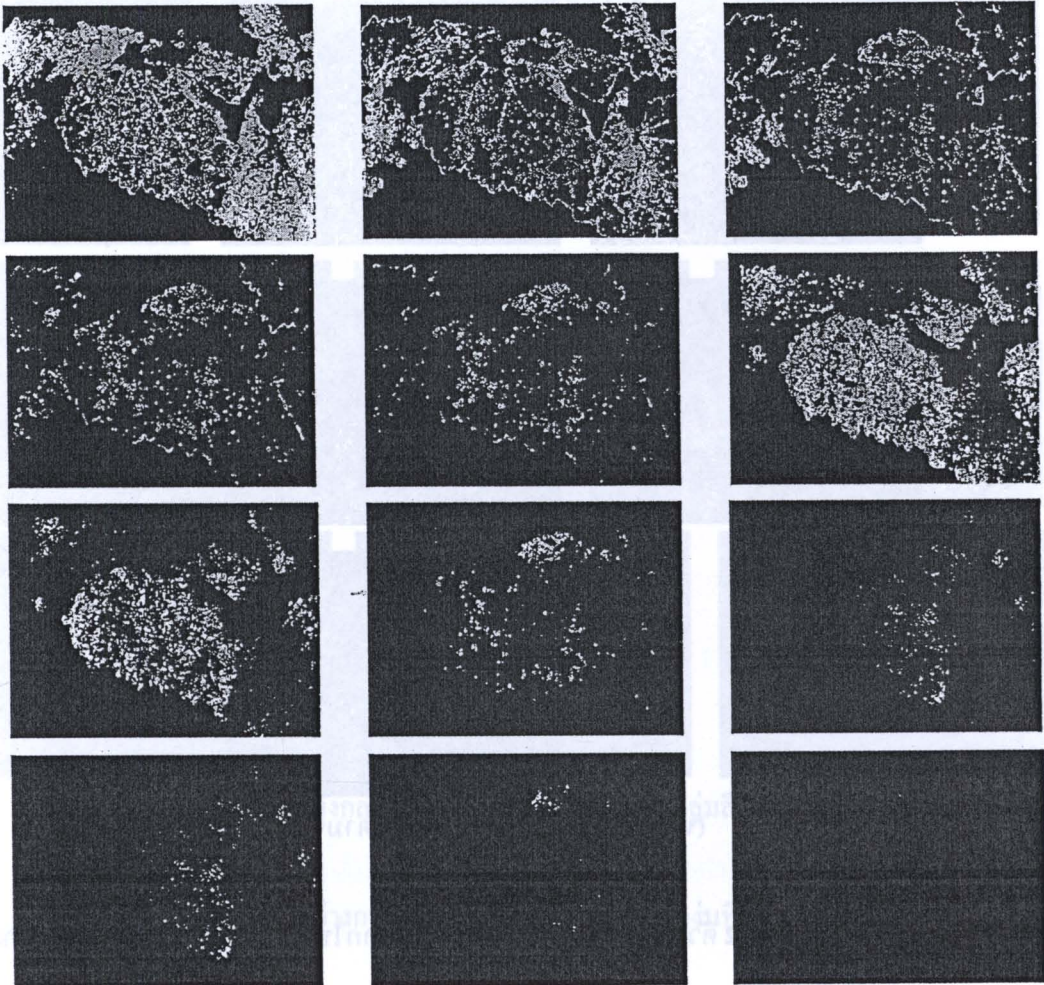
(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.10 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



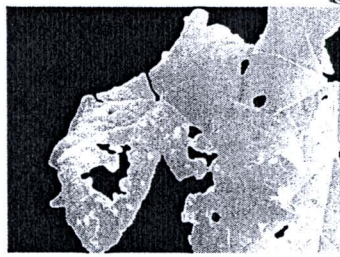


(ก) ภาพต้นแบบ

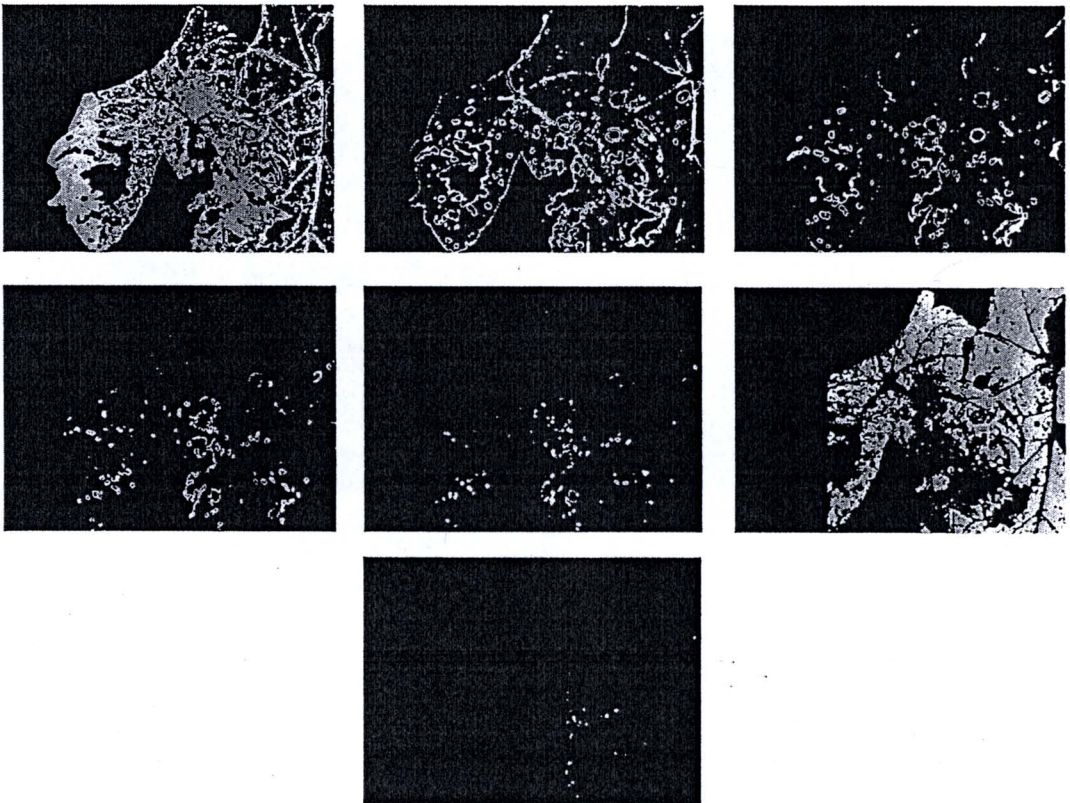


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 12 กลุ่มสี

รูปที่ 4.11 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก

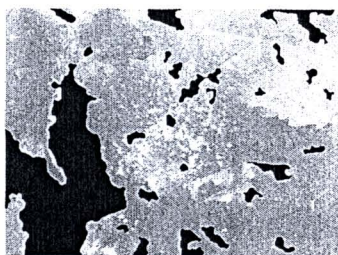


(ก) ภาพต้นแบบ

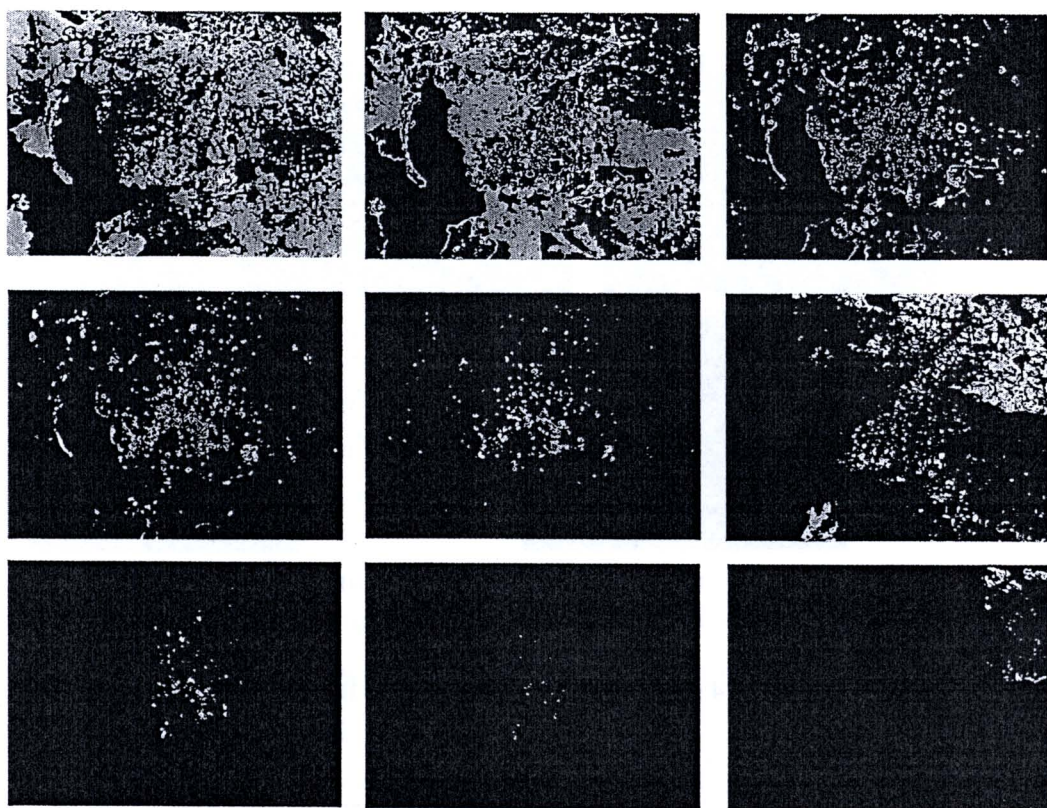


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 7 กลุ่มสี

รูปที่ 4.12 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบ

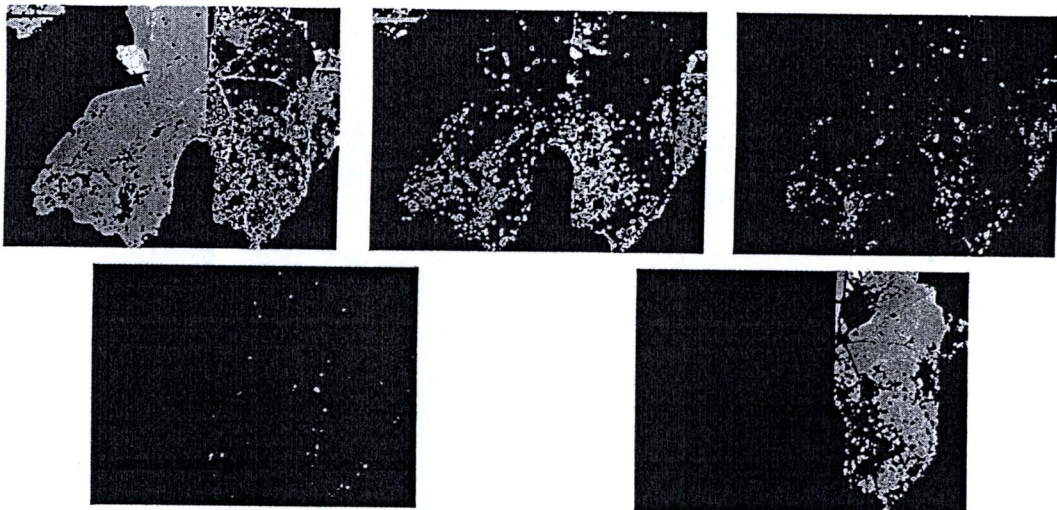


(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 9 กลุ่มสี

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีดครี



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การแบ่งกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี 5 กลุ่มสี

รูปที่ 4.14 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นจากรูปที่ 4.8–4.14 พบว่าการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ระบบสามารถทำการแบ่งแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นได้อย่างชัดเจนในสถานะที่แตกต่างกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ด้วย GA ให้เหมาะสมในแต่ละภาพเป็นผลให้ระบบสามารถทำการแบ่งกลุ่มสีได้โดยอัตโนมัติและยังช่วยลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลกลุ่มสีที่เกิดจากการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ MSOFM ด้วยผู้ใช้งานและเมื่อพิจารณาจำนวนการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแล้วนั้นจากรูปที่ 4.8–4.14 จะเห็นว่าผลการแบ่งกลุ่มสีจะให้ผลของจำนวนกลุ่มสีที่แตกต่างกันอันเนื่องมาจากสาเหตุหนึ่งก็คือความซับซ้อนของข้อมูลสีใบและโรค กล่าวคือ ระดับของสีใบองุ่นและสีโรคภายในภาพที่สถานะต่าง ๆ จะมีระดับของสีที่แตกต่างกันตามการสะท้อนแสงของวัตถุ

4.5 กระบวนการคัดแยกสีโรคออกจากสีใบองุ่น

กระบวนการคัดแยกสีโรคสำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีโรค ซึ่งเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นเป็นระบบที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและอาศัยหลักการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งระนาบเกินที่ดีที่สุด (optimal separating hyper plane) สำหรับแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของระบบ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

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

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

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

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

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

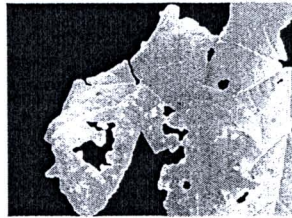
$$K(x_i, x_j) = (\Phi(x_i) \bullet \Phi(x_j)) = K(x_i \cdot x_j) \quad (4.8)$$

แก่นกลางที่นิยมใช้มีอยู่ 3 ชนิด ได้แก่ ฟังก์ชันแก่นกลางแบบพหุนาม (polynomial kernel) ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักรัศมี (Radial Basis Function kernel หรือ RBF kernel) และฟังก์ชันแก่น

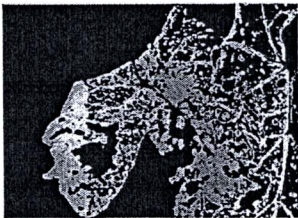
กลางแบบซิกมอยด์ (sigmoid kernel) ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแก่นกลางฐานหลักร์สมี่ เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่เหมาะสมกับภาพในงานวิจัยดังสมการที่ 4.9

ขั้นตอนที่ 3 ทำการฝึกสอนระบบที่ออกแบบไว้และนำข้อมูลภาพที่ต้องการทดสอบโดยใช้ค่าเวกเตอร์ a^* u^* และ Cr ของข้อมูลภาพทดสอบเป็นข้อมูลของระบบที่ต้องการทดสอบ มาทำการจำลอง (simulation) กับเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีใดเป็นกลุ่มสีใบองุ่นโครงข่ายจะให้เอาต์พุตเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใดไม่ใช่กลุ่มสีใบองุ่นโครงข่ายจะให้เอาต์พุตเป็น -1

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



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพกลุ่มสีใบองุ่น

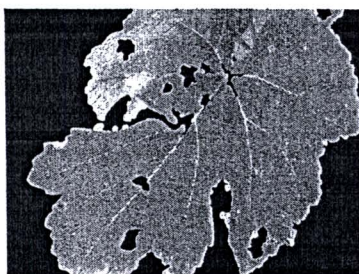
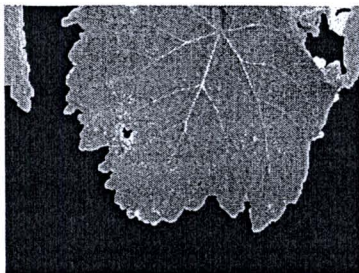
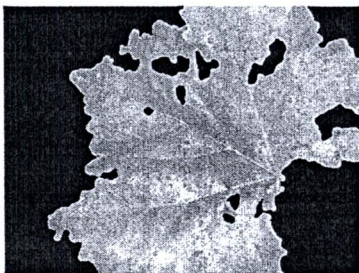
รูปที่ 4.15 ตัวอย่างกลุ่มสีใบองุ่นที่นำมาฝึกสอนระบบ

4.6 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่น

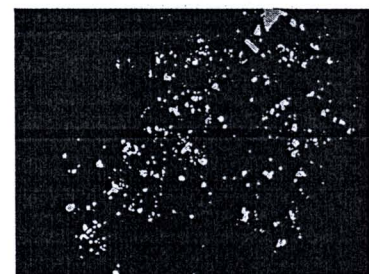
เป็นการทดสอบการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีโรคด้วย MSOFM ร่วมกับ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM ให้เหมาะสมสำหรับการแบ่งกลุ่มสีในแต่ละภาพ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.6.1 ผลการทดสอบการคัดแยกสีโรคโดยการแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ แผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรร่วมกับจินเนติกอัลกอริทึม

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

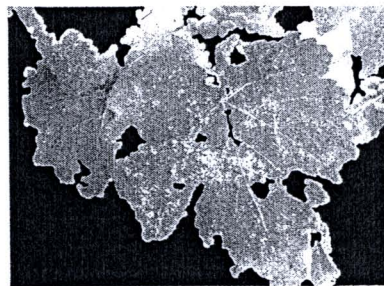
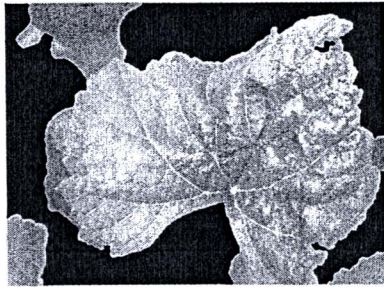
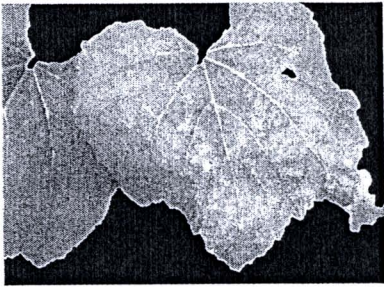


(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

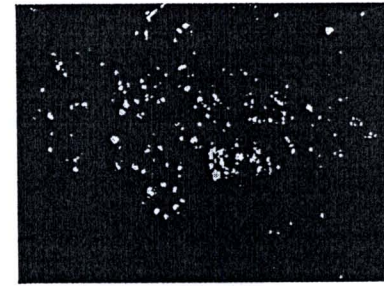


(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนน้อย

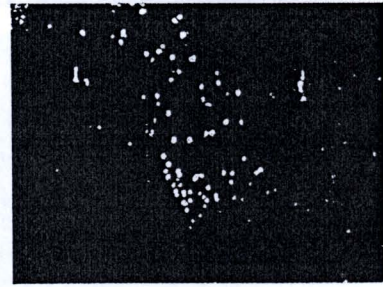
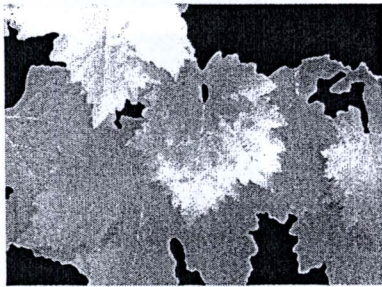
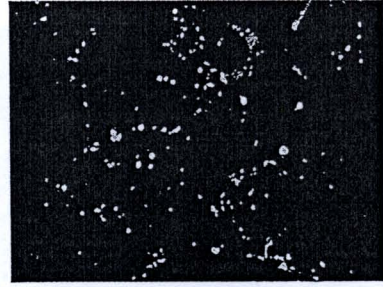
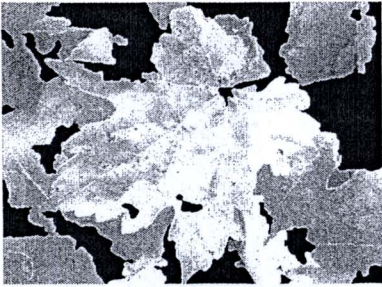
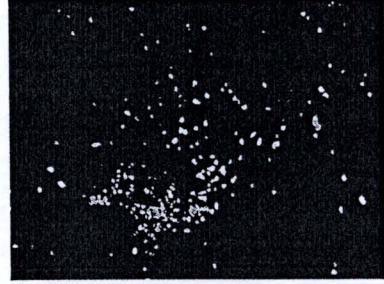
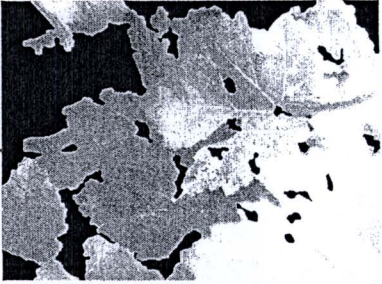
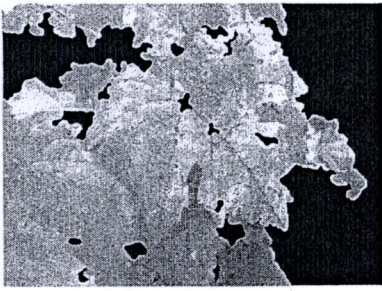


(ก) ภาพต้นแบบการกัดแกล้วของใบองุ่น



(ข) ภาพการกัดแกล้วของโรค

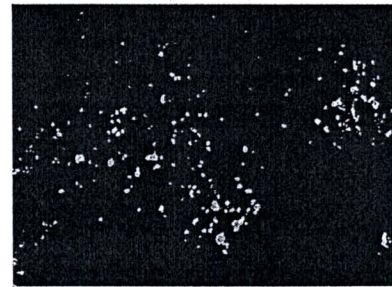
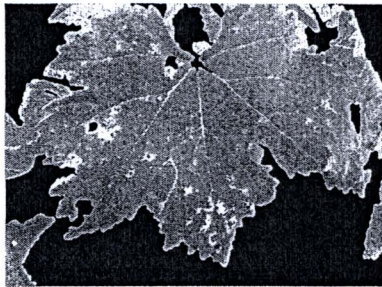
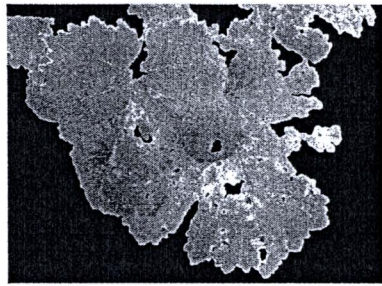
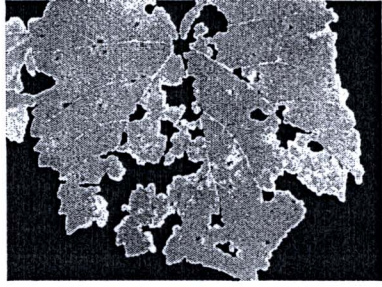
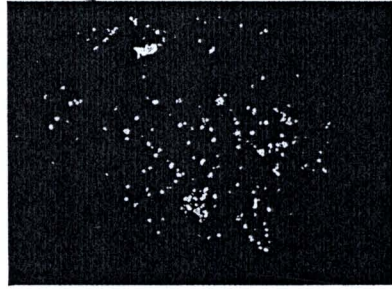
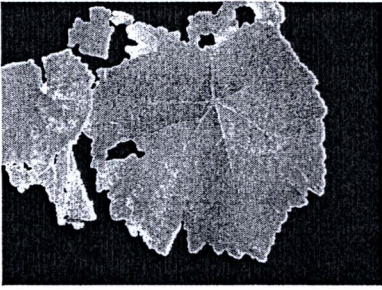
รูปที่ 4.16 ตัวอย่างการกัดแกล้วโรคออกจากใบองุ่นที่มีความชื้นปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่น

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

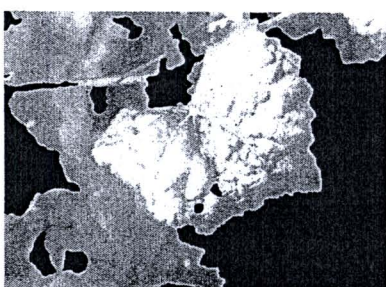
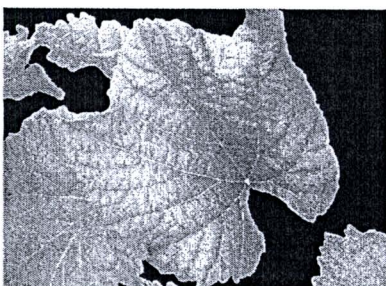
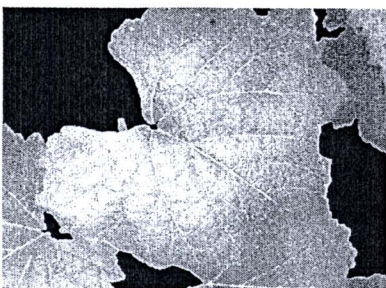
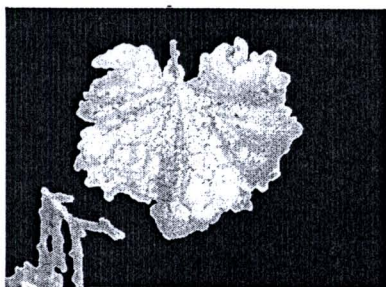
รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่มีความซับซ้อนมาก



(ก) ภาพต้นแบบการกัดแกลสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.15(ค)

(ข) ภาพการกัดแกลสีโรค

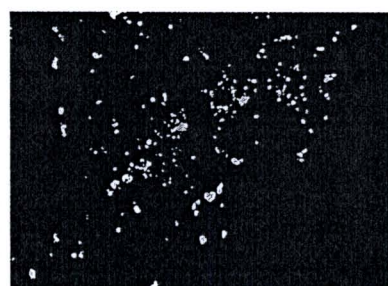
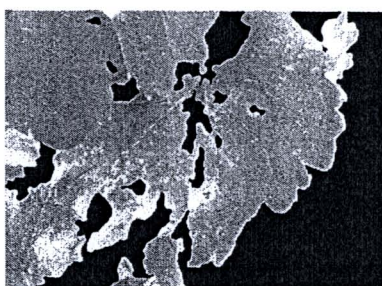
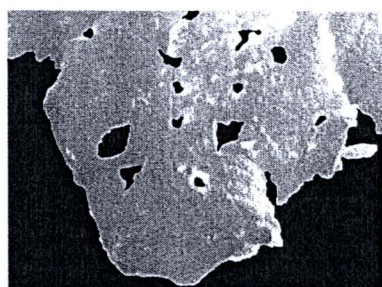
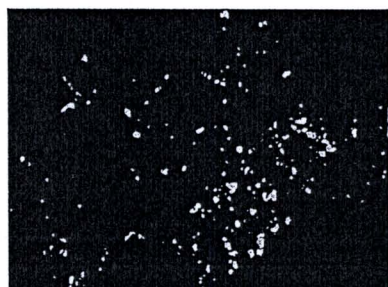
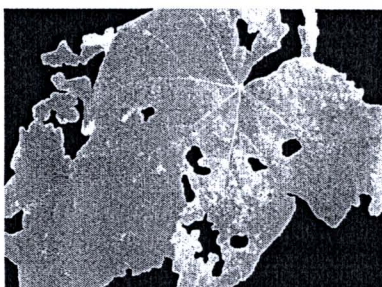
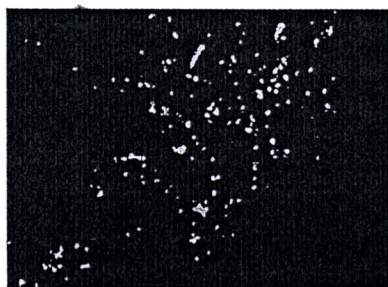
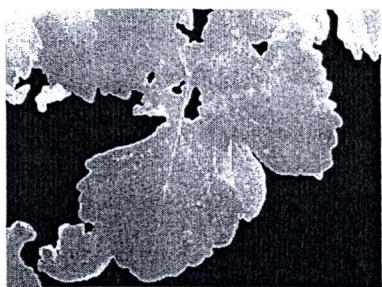
รูปที่ 4.18 ตัวอย่างการกัดแกลสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างมาก



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.16(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

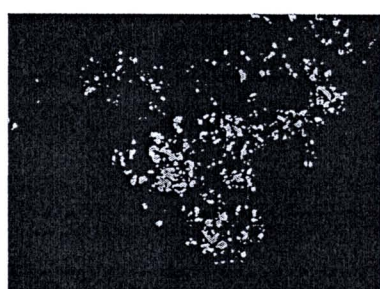
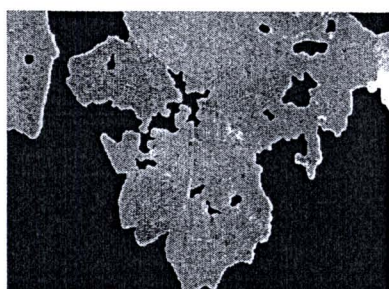
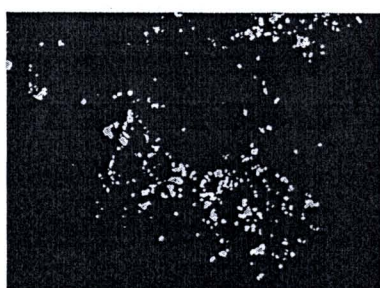
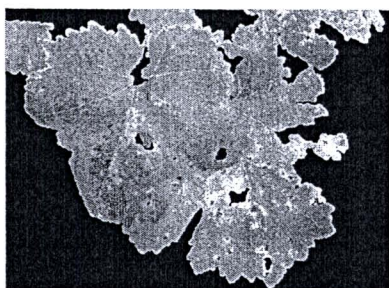
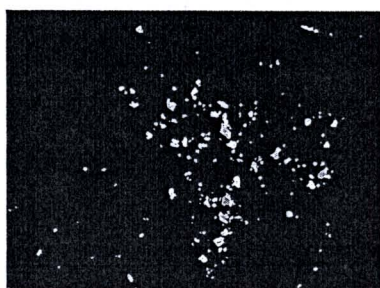
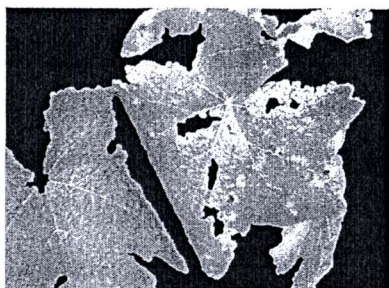
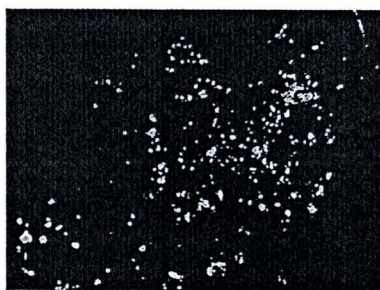
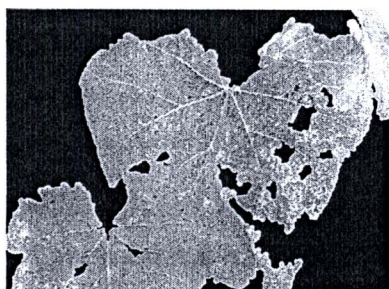
รูปที่ 4.19 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะแสงสว่างปานกลาง



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบองุ่นในตาราง
ที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.20 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่สภาวะมีคกรับ



(ก) ภาพต้นแบบการคัดแยกสีใบอ่อนใน
ตารางที่ 3.17(ค)

(ข) ภาพการคัดแยกสีโรค

รูปที่ 4.21 ตัวอย่างการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนสถานะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ

เมื่อพิจารณารูปที่ 4.16 เป็นการพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนที่มีความชื้นช่อนน้อยมีจำนวนใบอ่อนเพียงหนึ่งใบ จะเห็นว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.17 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนที่มีความ

ซับซ้อนปานกลางมีจำนวนใบอ่อน 2-5 ใบ มีลักษณะการวางตัว รูปลักษณะใบอ่อนและขนาดของใบที่หลากหลาย พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.18 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนที่มีความซับซ้อนมากมีจำนวนใบมากกว่า 5 ใบ มีลักษณะข้อมูลของใบรวมกันเป็นกลุ่ม มีลักษณะการวางตัว รูปแบบของใบและขนาดของใบที่หลากหลายและข้อมูลที่มีสีกลายสีใบอ่อน เช่น กลุ่มหุ้มและกลุ่มใบ เป็นต้น พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้เป็นอย่างดี แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีกลุ่มหุ้มและกลุ่มใบภายในภาพเมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนจะปรากฏส่วนช่องว่างเล็ก ๆ ระหว่างกลุ่มใบและกลุ่มหุ้มซึ่งมีสีกลายสีโรค เมื่อพิจารณารูปที่ 4.19 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนที่สภาวะแสงสว่างมากพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 4.20 เป็นการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนที่สภาวะแสงสว่างปานกลางพบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่นเดียวกับที่สภาวะแสงสว่างมาก เมื่อพิจารณารูปที่ 4.21 เป็นการพิจารณาคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนที่สภาวะมืดครึ้มพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิง ดังนั้นข้อมูลในสภาวะมืดครึ้มเมื่อทำการปรับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้เป็นอย่างดีและเมื่อพิจารณารูปที่ 4.22 เป็นการพิจารณาคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนสภาวะที่มีหยคน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยคน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบต่อ กับการคัดแยกสีโรคของใบอ่อน

ดังนั้นจะเห็นว่าการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนจากการแบ่งกลุ่มสีโรคอ่อนด้วย MSOFM ร่วมกับ GA พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนในสภาวะที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพทั้งนี้เนื่องจากกระบวนการแบ่งกลุ่มสีโรคใบอ่อนด้วย MSOFM ร่วมกับ GA นั้นสามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบอ่อนได้อย่างชัดเจน ซึ่งเป็นการจัดเตรียมข้อมูลในการฝึกสอน SVMs ที่มีประสิทธิภาพจึงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อนได้เป็นอย่างดี

4.7 สรุป

การคัดแยกสีโรคออกจากใบอ่อน โดยทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี CIE L^*a^*b และ CIE L^*u^*v และ YCbCr เพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงและสี ความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นระหว่างสีของโรคและสีของใบอ่อนให้มากที่สุด โดยพิจารณาช่องปริภูมิสี a^* u^* และ Cr เนื่องจากสามารถให้ลักษณะความแตกต่างและการกระจายตัวระหว่าง

ข้อมูลสีโรคและสีใบองุ่นที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนและเมื่อพิจารณาการแบ่งกลุ่มสีโรคออกจากใบองุ่นด้วย MSOFM ซึ่งเป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มที่ไม่จำเป็นต้องมีการฝึกสอนหรือกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นให้กับระบบ นอกจากนี้ยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกันได้ แต่จะต้องทำการกำหนดพารามิเตอร์ของ MSOFM ซึ่งพารามิเตอร์ของ MSOFM เป็นตัวกำหนดความสามารถในการปรับระดับความละเอียดในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลภาพสีที่มีระดับความแตกต่างของสีใกล้เคียงกัน ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงพิจารณาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วย GA ในการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ MSOFM เพื่อให้ระบบสามารถแบ่งกลุ่มแยกความแตกต่างระหว่างสีโรคและสีใบองุ่นให้เหมาะสมในแต่ละภาพได้โดยอัตโนมัติ เมื่อทำการพิจารณาผลการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นด้วยข้อมูลกลุ่มสีโรคและไม่ใช้สีโรคที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีด้วย MSOFM ร่วมกับ GA มาทำการฝึกสอนให้ SVMs เป็นตัวตัดสินใจคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นพบว่าระบบสามารถคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยพิจารณาตามลักษณะความซับซ้อนของใบองุ่น ได้แก่ ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะใบที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะใบที่มีความซับซ้อนมากพบว่า ระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ความซับซ้อนน้อยและปานกลางในลักษณะการวางตัวและขนาดของใบที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นที่ความซับซ้อนมากระบบสามารถทำการคัดแยกได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีในกรณีที่มีกลุ่มใบหรือกลุ่มหุ้มน้ำที่มีสีคล้ายใบองุ่นภายในภาพเป็นผลให้เมื่อทำการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นเป็นผลให้ปรากฏส่วนของช่องว่างเล็ก ๆ ที่อยู่ระหว่างกลุ่มใบ หรือ กลุ่มหุ้มน้ำ ซึ่งมีลักษณะสีคล้ายสีโรค นอกจากนี้ยังพิจารณาทำการทดสอบระบบการวินิจฉัยโรคใบองุ่นเมื่อมีสภาวะของแสงสว่างที่ต่างกัน ได้แก่ สภาวะแสงสว่างมาก สภาวะแสงสว่างปานกลาง และสภาวะมืดครึ้ม พบว่าระบบยังสามารถคัดแยกสีออกจากใบองุ่นที่สภาวะความแตกต่างของแสงสว่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งเมื่อทำการพิจารณาการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นสภาวะที่มีหยดน้ำบนพื้นผิวใบ พบว่าระบบมีความสามารถในการคัดแยกสีโรคออกจากใบองุ่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่หยดน้ำบนพื้นผิวไม่ส่งผลกระทบใด ๆ กับการคัดแยกสีโรคของใบองุ่น