

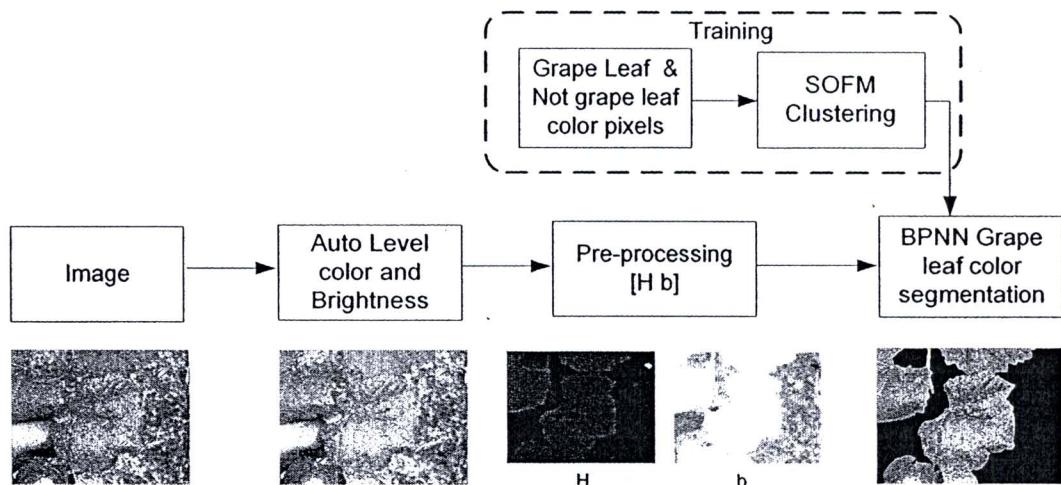
## บทที่ 3

### การคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง

#### 3.1 กล่าวนำ

สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง โดยทำการนำเสนอการคัดแยกสีในอุ่นจากการพัสดุที่สามารถลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างของภาพ ความแตกต่างของช่วงเวลาที่ทำการบันทึกข้อมูลภาพ เช่น ช่วงเช้า ช่วงกลางวัน ช่วงมืดครึ่ง เป็นต้น ข้อมูลภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลในรุ่นที่แตกต่างกัน ความซับซ้อนของภาพพื้นหลัง ลักษณะการวางตัวของใบอุ่นที่แตกต่างกัน ขนาดที่แตกต่างกันและจำนวนของข้อมูลในอุ่นในภาพเท่ากันหรือมากกว่านั้นในได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งทำการวิเคราะห์ข้อมูลจากการพากย์ในสถานที่จริงของไร่อุ่น โดยการทำงานหลักของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map หรือ SOFM) และการคัดแยกส่วนของสีในอุ่นออกจากการพื้นหลังด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network หรือ BPNN) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 3.2 โครงสร้างการคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง



รูปที่ 3.1 โครงสร้างการคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง

การทำงานหลักของกระบวนการนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนหลัก คือ การแบ่งกลุ่มสีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง โดยการกำหนดค่าเริ่มต้นเป็นจำนวนกลุ่มสีซึ่งก็คือจำนวนค่าน้ำหนักประสาทที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มสีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองเป็นการจัดกลุ่มสีลักษณะที่คล้ายกันให้รวมเป็นกลุ่มเดียวกันเพื่อใช้ในการแบ่งแยกสีที่เป็นสีในองุ่นและสีที่ไม่เป็นสีในองุ่นได้ง่ายขึ้นและการคัดแยกส่วนของสีในองุ่นออกจากภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้พร้อมกัน ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยกลุ่มที่เป็นสีในองุ่นและกลุ่มที่ไม่เป็นสีในองุ่นซึ่งผ่านการแบ่งกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 3.1

### 3.3 การปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ

การปรับระดับความหมายของสีและความสว่างภายในภาพถือได้ว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญสำหรับการคัดแยก โดยปกติแล้วการถ่ายภาพดิจิทัลจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในสภาวะแวดล้อมคงจะแจ้งที่ชัดเจน เช่น พื้นดิน วัชพืช กลุ่มใบไม้ ห้องฟ้า ฟางข้าว เสา ก้อนหิน เป็นต้น ซึ่งสภาวะดังกล่าวจะเป็นสภาวะแวดล้อมที่ไม่สามารถควบคุมได้ เป็นผลให้ข้อมูลของสีและแสงของวัตถุภายในภาพที่ได้จากการถ่ายภาพดิจิทัลแต่ละประเภทมีความแตกต่างกันตามประเภทของกล้องที่ใช้งาน นอกจากนี้ระดับความสว่างภายในภาพจากการบันทึกภาพในช่วงแสงแดดจ้า มีเมฆบางส่วน มีเมฆครึ่ง เป็นผลให้ลักษณะของแสงภายในภาพที่สะท้อนจากวัตถุแตกต่างกัน ซึ่งเมื่อต้องการคัดแยกข้อมูลที่ต้องการภายในภาพสีจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทก่อให้เกิดปัญหาของระดับสีและความสว่างของวัตถุที่แตกต่างกัน ในสภาวะแวดล้อมที่เหมือนกันทำให้การคัดแยกข้อมูลภายในภาพสีได้ผลไม่ดีนักเมื่อทำการเก็บข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาและเก็บข้อมูลภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภท ดังนี้เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจะนิยมใช้จัดการปรับระดับความหมายของสีและความสว่างภายในภาพที่ได้จากการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ และจะสามารถหาความสัมพันธ์ในการปรับระดับสีและความสว่างดังสมการที่ 3.1-3.3 เมื่อทำการการปรับระดับสีและความสว่างแล้ว นั้นจึงแปลงปริภูมิสีกลับจาก YIQ เป็น RGB

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

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

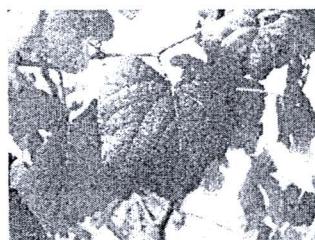


$$I_{new} = I(n) + \mu_{new} \quad (0.3)$$

โดยที่  $I(n)$  คือ ข้อมูลภาพระดับเทาของแต่ละระนาบปริภูมิสี YIQ

$\mu_{im}$  คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่ต้องการปรับระดับสีและความสว่าง

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



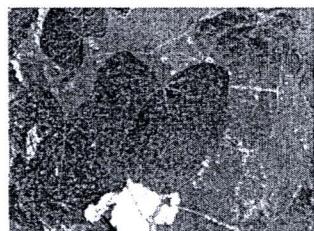
(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ



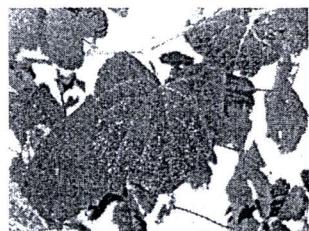
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YIQ



(ก) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5647



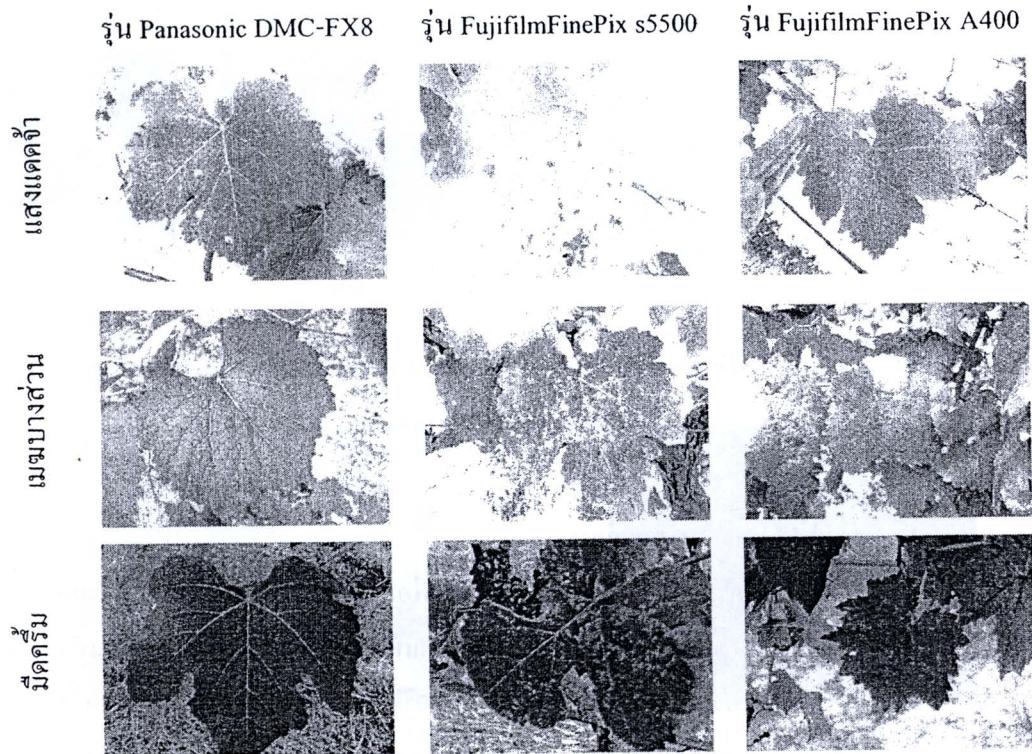
(จ) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.1212



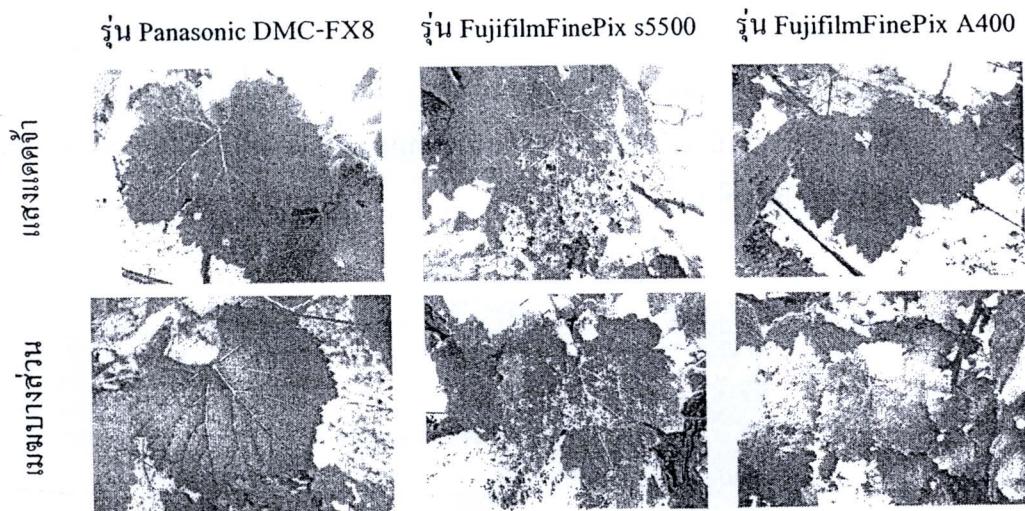
(ก) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ -0.1069

รูปที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับระดับสีและแสง

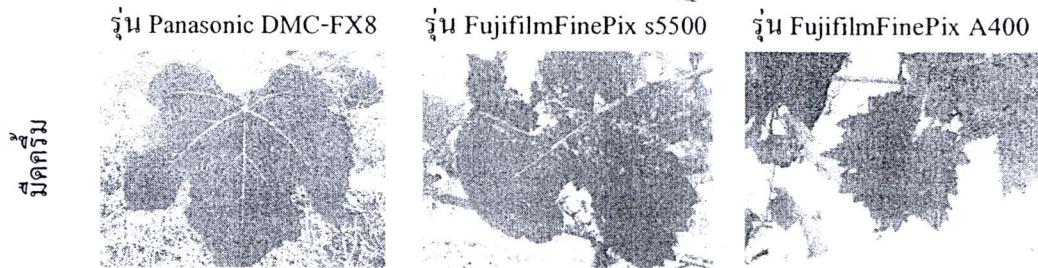




รูปที่ 3.3 ตัวอย่างภาพด้านบนแบบจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างการปรับระดับสีและความสว่างภายในภาพจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทในแต่ละช่วงเวลา (ต่อ)

### 3.4 กระบวนการประมวลผลก่อน

กระบวนการนี้จะทำการลดขนาดภาพเพื่อลดเวลาในการประมวลผล โดยปรับขนาดภาพให้มีขนาด  $426 \times 568$  จุดภาพ ซึ่งเป็นขนาดสามารถเห็นจุดโรคได้เพียงพอ จากนั้นทำการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก ซึ่งการทำให้ภาพเบลอโดยที่ขอบของใบอุ่นนี้ความผิดเพี้ยนน้อยและข้อมูลของจุดโรคจะถูกกลืนด้วยสีของใบอุ่นเพื่อรักษาข้อมูลของจุดโรค ก่อนที่จะทำการคัดแยกสีใบอุ่นออกจากภาพพื้นหลังดังแสดงในรูปที่ 3.5 และในงานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกส่วนที่เป็นสีใบอุ่น โดยมีจุดประสงค์ที่จะลดผลกระทบของสภาวะการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างในการพิจารณาการคัดแยกสีใบอุ่นและความแตกต่างทางด้านความเข้มของสีใบอุ่น จากนั้นจึงพิจารณาใช้ปริภูมิสี HSV และ CIE L\*a\*b แทนปริภูมิสี RGB ซึ่งสามารถกำจัดผลของความแตกต่างของความเข้มของสีใบอุ่นและลดข้อจำกัดของแสงสว่างได้ โดยจะเลือกค่า H และค่า b\* เนื่องจากสามารถแยกความแตกต่างระหว่างสีใบอุ่นและภาพพื้นหลังได้เป็นอย่างดี ดังแสดงในรูปที่ 3.6

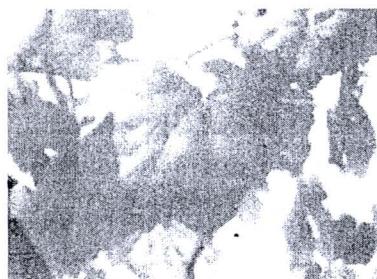


(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพที่ผ่านการปรับปรุงภาพ

รูปที่ 3.5 กระบวนการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบแอนนิโซทรอปิก



(ก) ภาพด้านบน



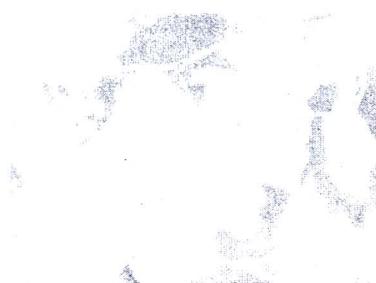
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น HSV



(ค) ช่อง H ของปริภูมิสี HSV



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



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

รูปที่ 3.6 การแปลงปริภูมิสีสำหรับการคัดแยกสีในองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

### 3.5 กระบวนการแบ่งกลุ่มสีในองุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

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

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

เมื่อได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้นแล้ว ทำการป้อนค่าอินพุตให้กับโครงข่ายประสาท เทิ่ม โดยค่าอินพุตที่ป้อนนี้เป็นค่า  $H$  และค่า  $b^*$  ของแต่ละจุดภาพนั้นเอง สมการที่ 3.5 แสดงค่า อินพุตของจุดภาพที่  $i$

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

ทำการคำนวณหาระยะทางยูคลิดเดียบระหว่างอินพุต  $i$  กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท ทั้ง  $M$  ค่าเพื่อหาเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่อยู่ใกล้กับอินพุตที่สุด สมการที่ 3.6 แสดงการหา ระยะทางยูคลิดเดียบระหว่างอินพุต  $i$  กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท  $j$

เมื่อได้ระยะทางยูคลิดเดียบระหว่างอินพุต  $i$  กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททุกค่า แล้ว โครงข่ายประสาทเทิ่มจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทที่  $j$  ดัง สมการที่ 3.7

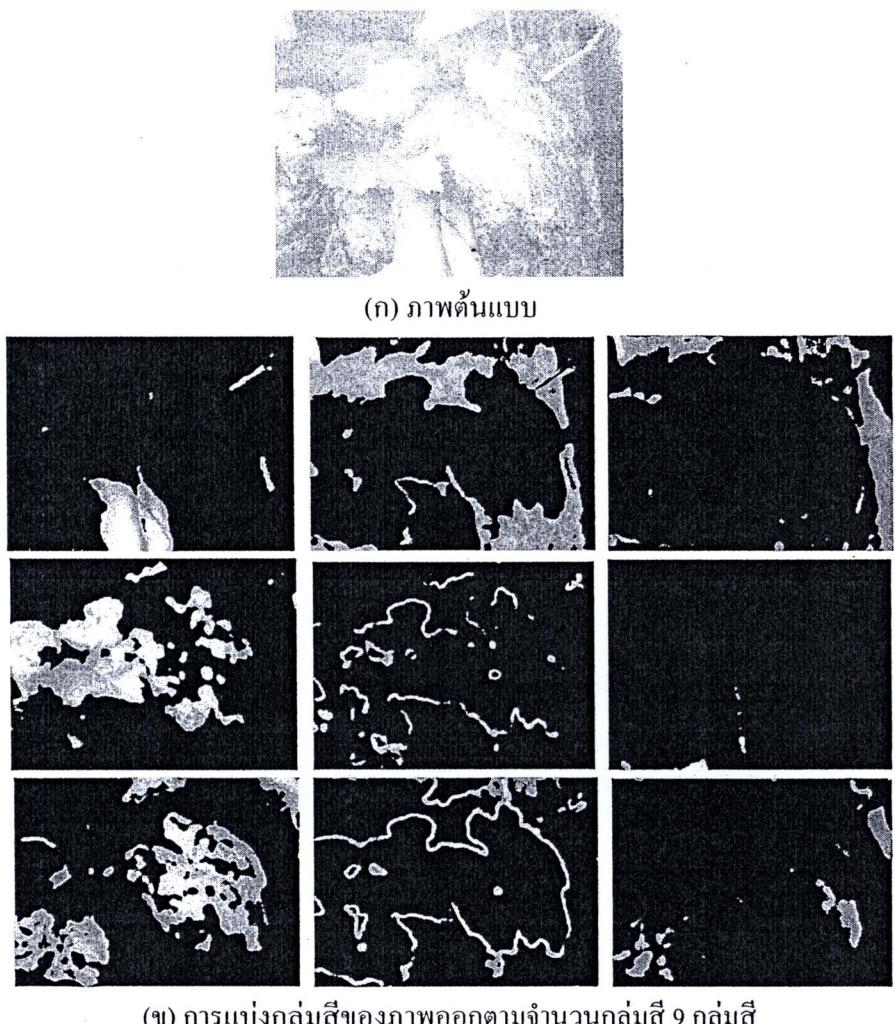
$$d_j = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j\| \quad (0.6)$$

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

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

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

เมื่อระบบได้จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ใช้แทนจำนวนกลุ่มสีแล้ว ภาพอินพุตจะถูก แยกส่วนภาพตามจำนวนกลุ่มสี ดังรูปที่ 3.7 ขั้นตอนต่อไปคือต้องทำการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีในอุ่น



รูปที่ 3.7 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มสีตามจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท

### 3.6 กระบวนการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

กระบวนการคัดแยกสีในอุ่นสำหรับงานวิจัยนี้พิจารณาใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีในอุ่น ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและมีหลักการทำงานคือ มีการนำเสนอกรอบกลุ่มตัวอย่างให้กับโครงข่ายในรูปของคู่อินพุตและเป้าหมาย (target) ที่ต้องการให้โครงข่ายตอบสนอง เมื่ออินพุตถูกป้อนให้กับระบบอาจได้พุทธของโครงข่ายจะถูกนำไปปรับปรุงเพื่อกับเป้าหมายของอินพุตแล้ว โครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและใบอัลตามกฎการเรียนรู้ เพื่อให้อาดัตพุทธของโครงข่ายถูกเข้าสู่เป้าหมายที่ต้องการซึ่งระบบการคัดแยกสีในอุ่นนี้ขึ้นตอนดังต่อไปนี้



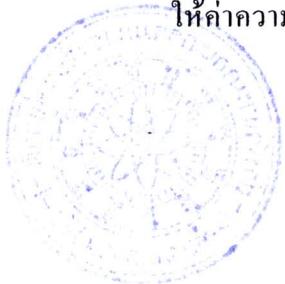
ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่าอินพุตของระบบ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ สิ่งที่สำคัญที่สุดคือ การกำหนดค่าอินพุตและเป้าหมายที่ชัดเจน เพื่อให้โครงข่ายสามารถทำงานได้ อย่างถูกต้องที่สุด ระบบของงานวิจัยนี้ใช้ค่า  $H$  และค่า  $b^*$  ของภาพในช่วงที่เป็นสีในอุ่น โดยระบุ เป้าหมายว่าเป็นสีในอุ่นและค่า  $H$  และค่า  $b^*$  ของภาพในช่วงที่ไม่เป็นสีในอุ่นระบุเป้าหมายว่า ไม่ใช่สีในอุ่นมาฝึกสอนโครงข่าย ดังสมการที่ 3.9

$$\begin{cases} P_{Grapelaf} = \begin{bmatrix} H_{Grapelaf} \\ b_{Grapelaf} \end{bmatrix}, & t_{Grapelaf} = 1 \\ P_{NotGrapelaf} = \begin{bmatrix} H_{NotGrapelaf} \\ b_{NotGrapelaf} \end{bmatrix}, & t_{NotGrapelaf} = 0 \end{cases} \quad (0.9)$$

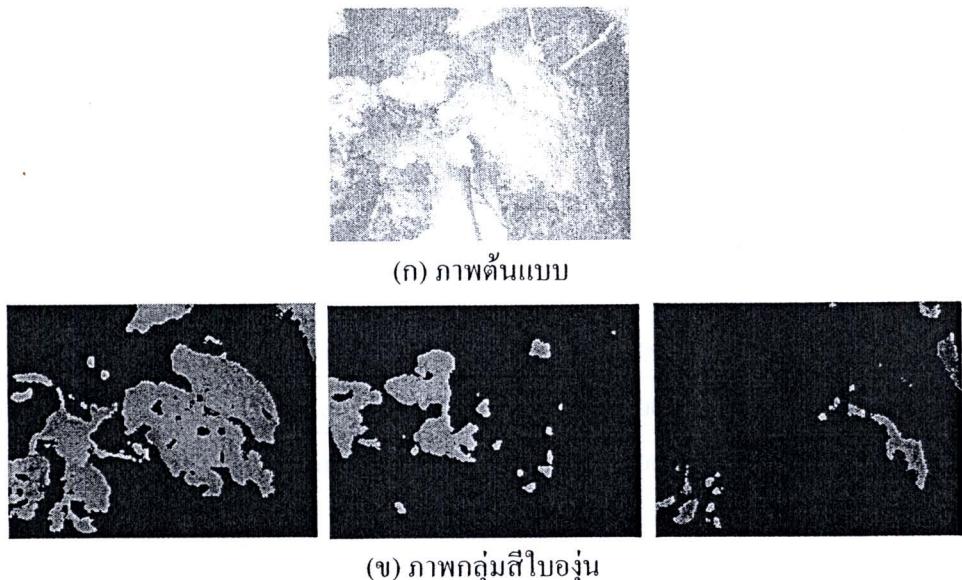
ซึ่งจำนวนตัวอย่างสีในอุ่นที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 200 ตัวอย่าง จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ และ ตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีในอุ่นจำนวน 210 ตัวอย่าง ตัวอย่างสีในอุ่นที่นำมาใช้ฝึกสอนระบบแสดงดัง รูปที่ 3.8 และค่า  $H-b^*$  ของสีในอุ่นดังแสดงในรูปที่ 3.9

ขั้นตอนที่ 2 ทำการกำหนดตัวชี้ประสิทธิภาพ (performance index) เมื่อระบบมีการนำเสนอ ค่าอินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ ทำการป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูก นำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย เพื่อให้คำว่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด ซึ่ง ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตและเป้าหมายนี้เองเป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ ดังนั้นเพื่อให้โครงข่ายมี ประสิทธิภาพมากที่สุดจึงจำเป็นต้องกำหนดตัวชี้ประสิทธิภาพที่เหมาะสม สำหรับงานวิจัยนี้ ได้เลือกใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย (mean-square error) เป็นตัวชี้ประสิทธิภาพ

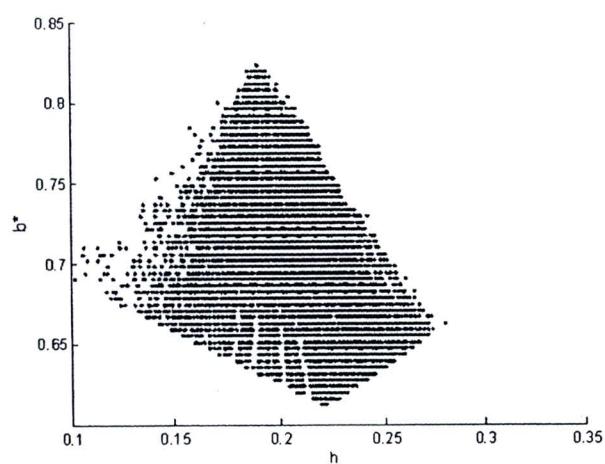
ขั้นตอนที่ 3 ออกแบบพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ พารามิเตอร์ ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่าย โอน เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากที่สุดจำเป็นต้องมีการออกแบบเลือกจำนวนชั้น จำนวนเซลล์ ประสาทเทียมและฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสม ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดสอบฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ โดยให้มี 2 อินพุต 1 เอาต์พุตและมีชั้นช่อนเร้นและฟังก์ชัน ถ่ายโอนดังแสดงในตารางที่ 3.1 และใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยเป็นตัวชี้ ประสิทธิภาพ จากผลการทดสอบโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด คือ โครงข่าย 2-5-10-1 (ชั้นอินพุตมีเซลล์ประสาทเทียม 2 เซลล์ มีชั้นช่อนเร้น 2 ชั้น มีเซลล์ประสาท เทียม 50 เซลล์ และชั้นาเอต์พุตมีเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์) ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลาร์ แทนเงื่อนคือ กที่ ทั้งสามชั้น ได้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย 0.0288479 และ โครงข่ายที่ ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยกว่าลงมาคือ โครงข่าย 2-5-10-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน



แบบไฮเปอร์โนบลาร์แทนเจนต์ซีกมอยด์ แบบลอการิทึมซีกมอยด์และแบบลอการิทึมซีกมอยด์ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่าย 2-5-10-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โนบลาร์แทนเจนต์ซีกมอยด์ ทั้งสามชั้น เนื่องจากให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีในอุ่นแสดงดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างกลุ่มสีในอุ่นที่นำมายกสอนระบบ

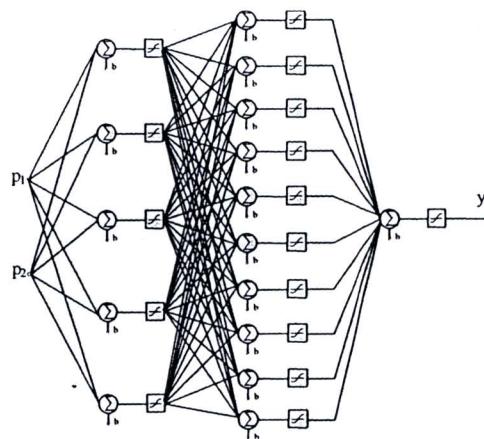


รูปที่ 3.9 ค่า  $H-b^*$  ของสีในอุ่นจากตัวอย่างภาพสีในอุ่น 200 ตัวอย่าง  
จากภาพทั้งหมด 41 ภาพ

ขั้นตอนที่ 4 ทำการฝึกสอนโครงข่ายที่ออกแบบไว้ รูปที่ 3.10 แสดงค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีในอุ่น

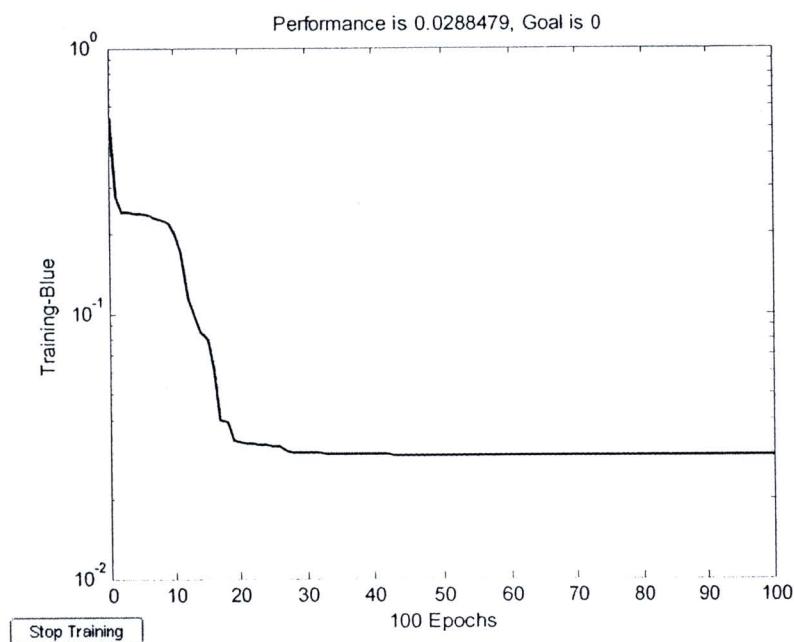
ตารางที่ 3.1 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ

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



รูปที่ 3.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการคัดแยกกลุ่มสีในอุ่น

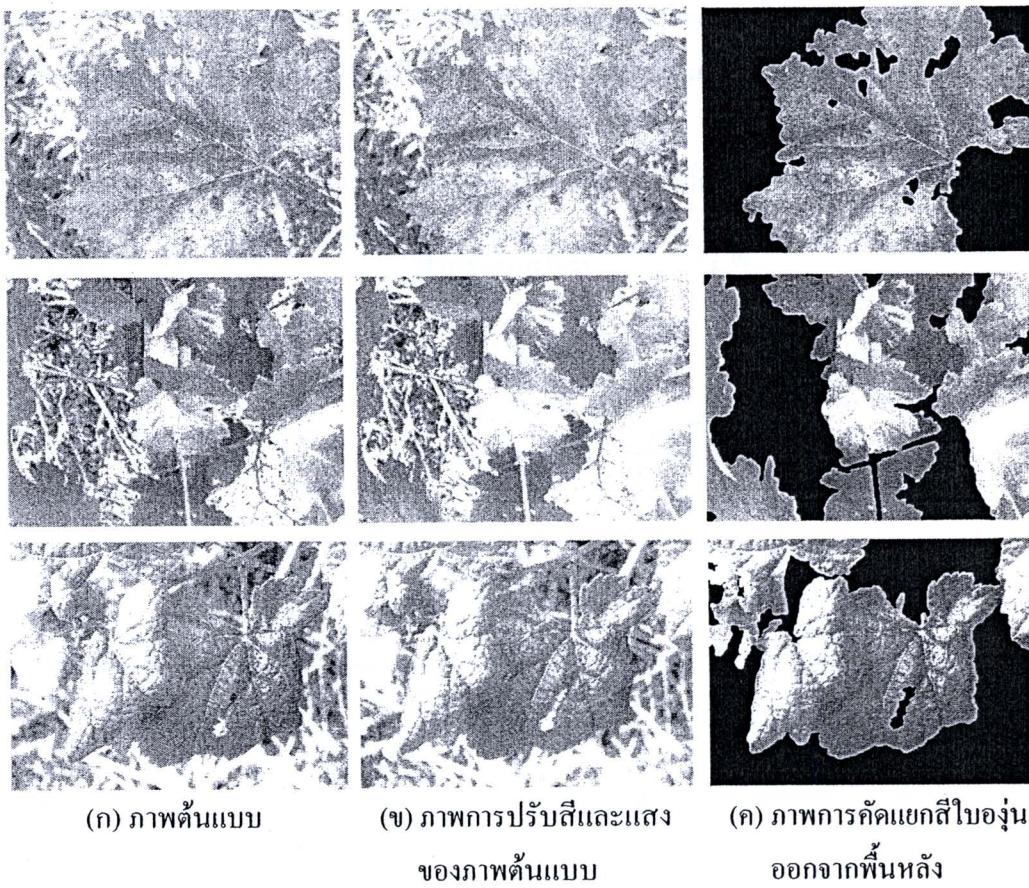
ขั้นตอนที่ 5 นำค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ได้จากการแยกกลุ่มสีจากภาพ มาทำการจำลอง (simulation) กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กันที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีได้เป็นกลุ่มสีในอุ่น โครงข่ายก็จะให้อาดัพต์พุดเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใดไม่ใช่กลุ่มสีในอุ่น โครงข่ายก็จะให้อาดัพต์พุดเป็น 0



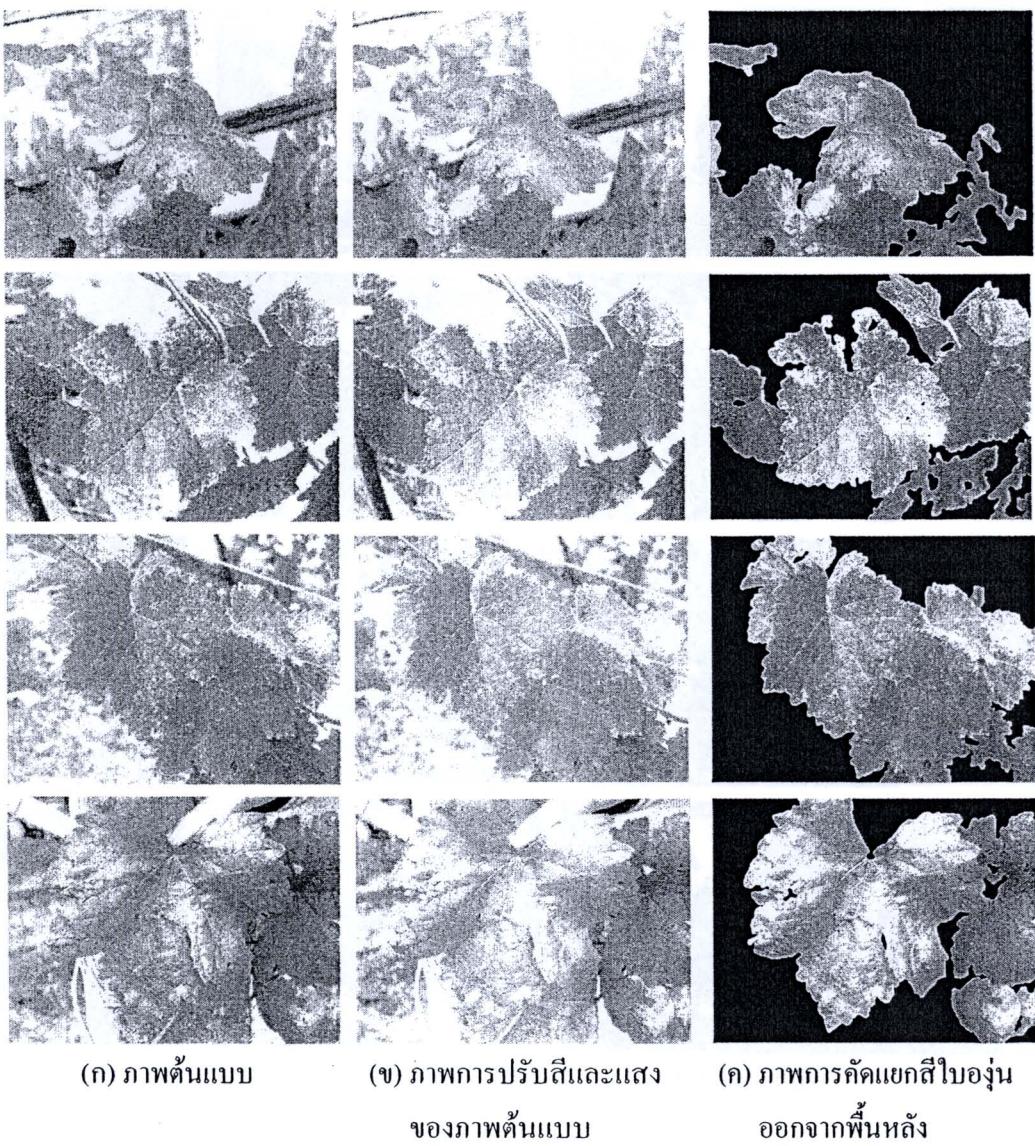
รูปที่ 3.11 ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยระหว่างการฝึกสอน

### 3.7 ผลการทดสอบการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลัง

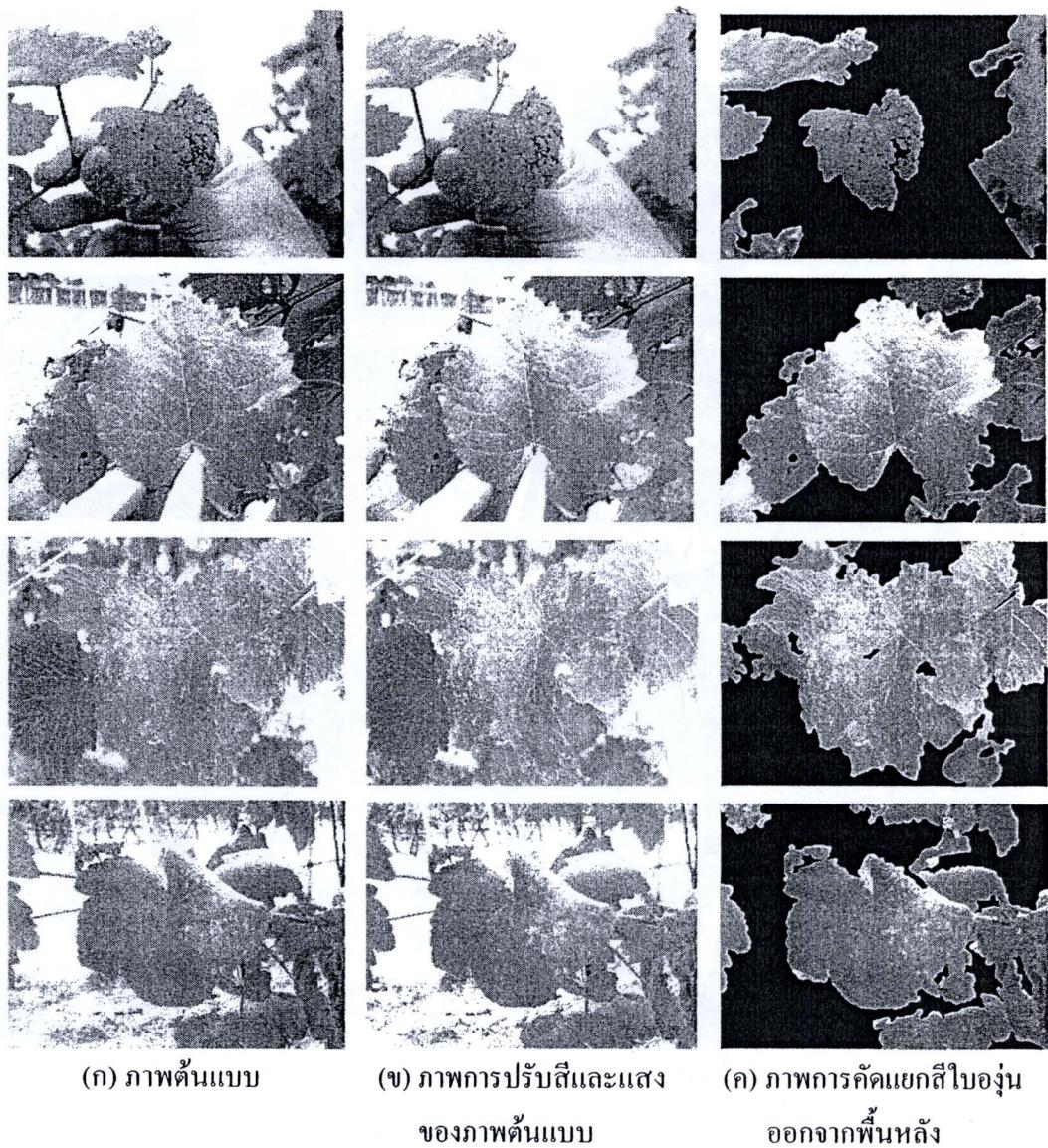
ด้วยการทดสอบภาพในอุ่นที่มีขนาดภาพเท่ากับ  $426 \times 568$  จุดภาพการคัดแยกสีในอุ่น ออกจากภาพพื้นหลังด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มสีของ SOFM โดยการกำหนดจำนวนกลุ่มสีในแต่ละภาพและใช้ BPNN ในการระบุกลุ่มที่เป็นสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังซึ่งทำการทดสอบภาพที่ไม่ผ่านการฝึกสอนจำนวน 1,088 ภาพ โดยพิจารณาแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ คือ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อน ปานกลาง และลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสภาวะแสงสว่างแตกต่างกัน ได้แก่ สภาวะแสงสว่างมาก สภาวะแสงสว่างปานกลาง และสภาวะมีครีน รวมถึงสภาวะที่มีיחดนำบันพื้นผิวใน เพื่อคุณภาพการทดสอบระบบการคัดแยกสีในอุ่น ตามลักษณะความซับซ้อนของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้



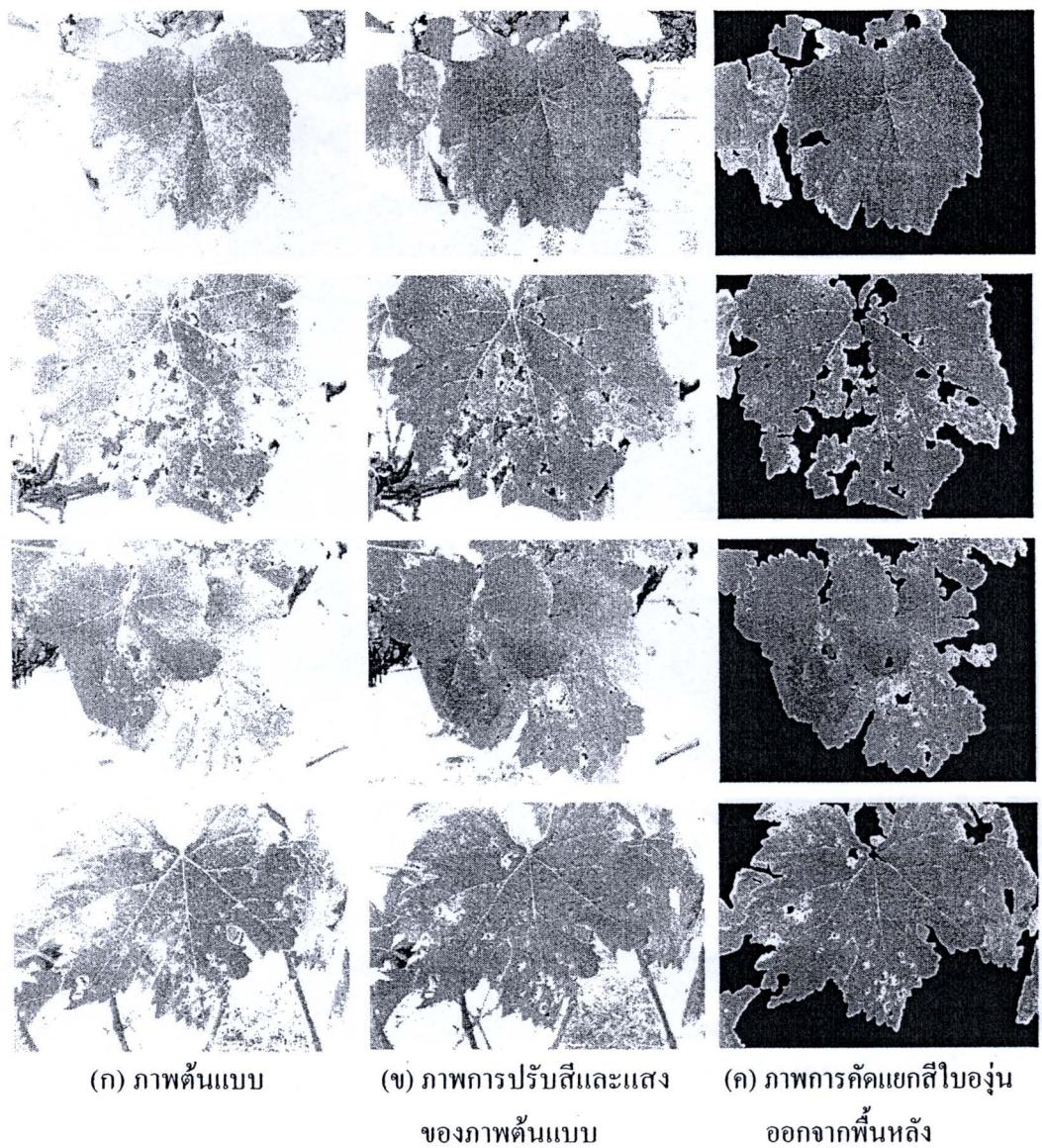
รูปที่ 3.12 ตัวอย่างการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย



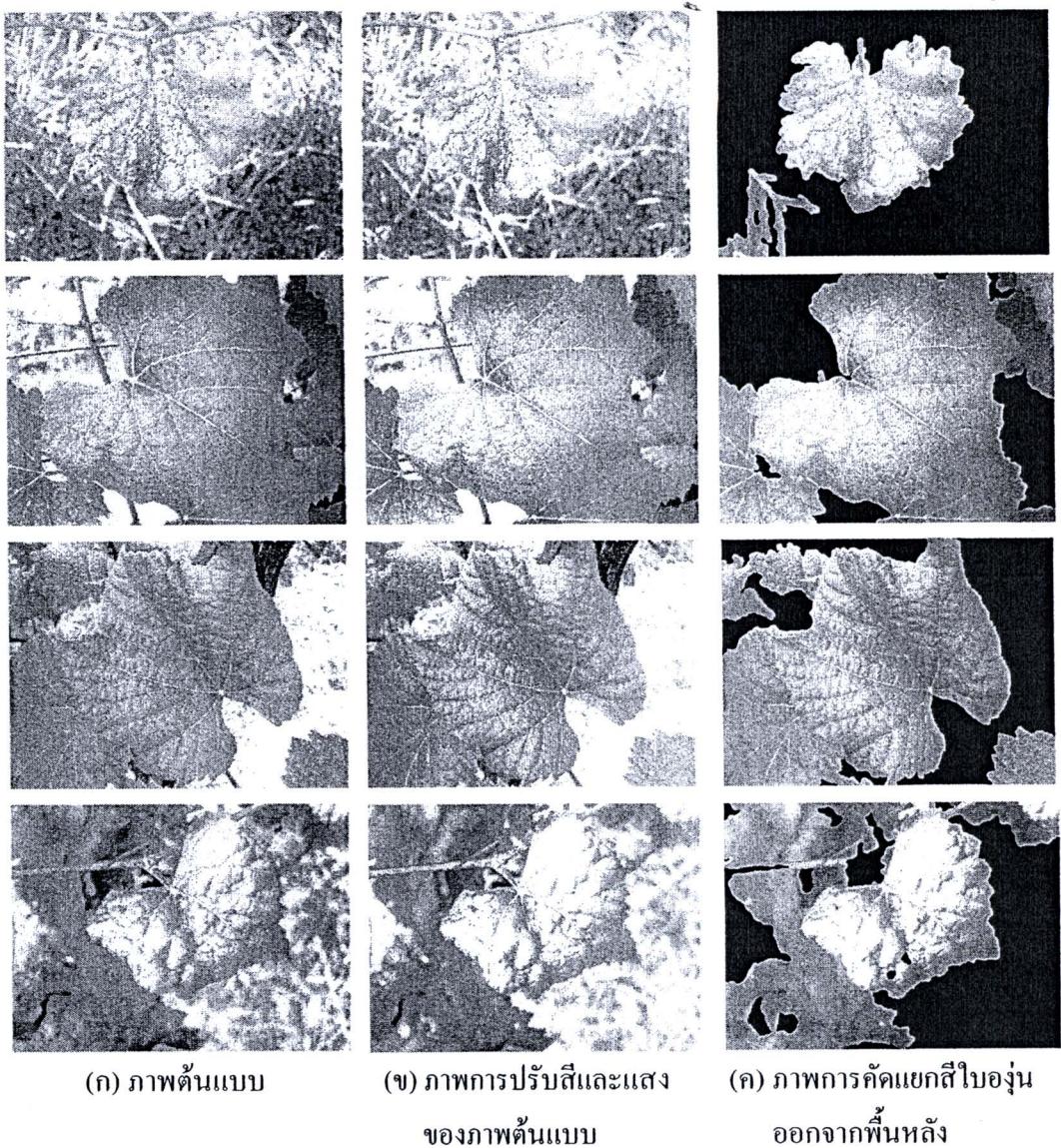
รูปที่ 3.13 ตัวอย่างการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง



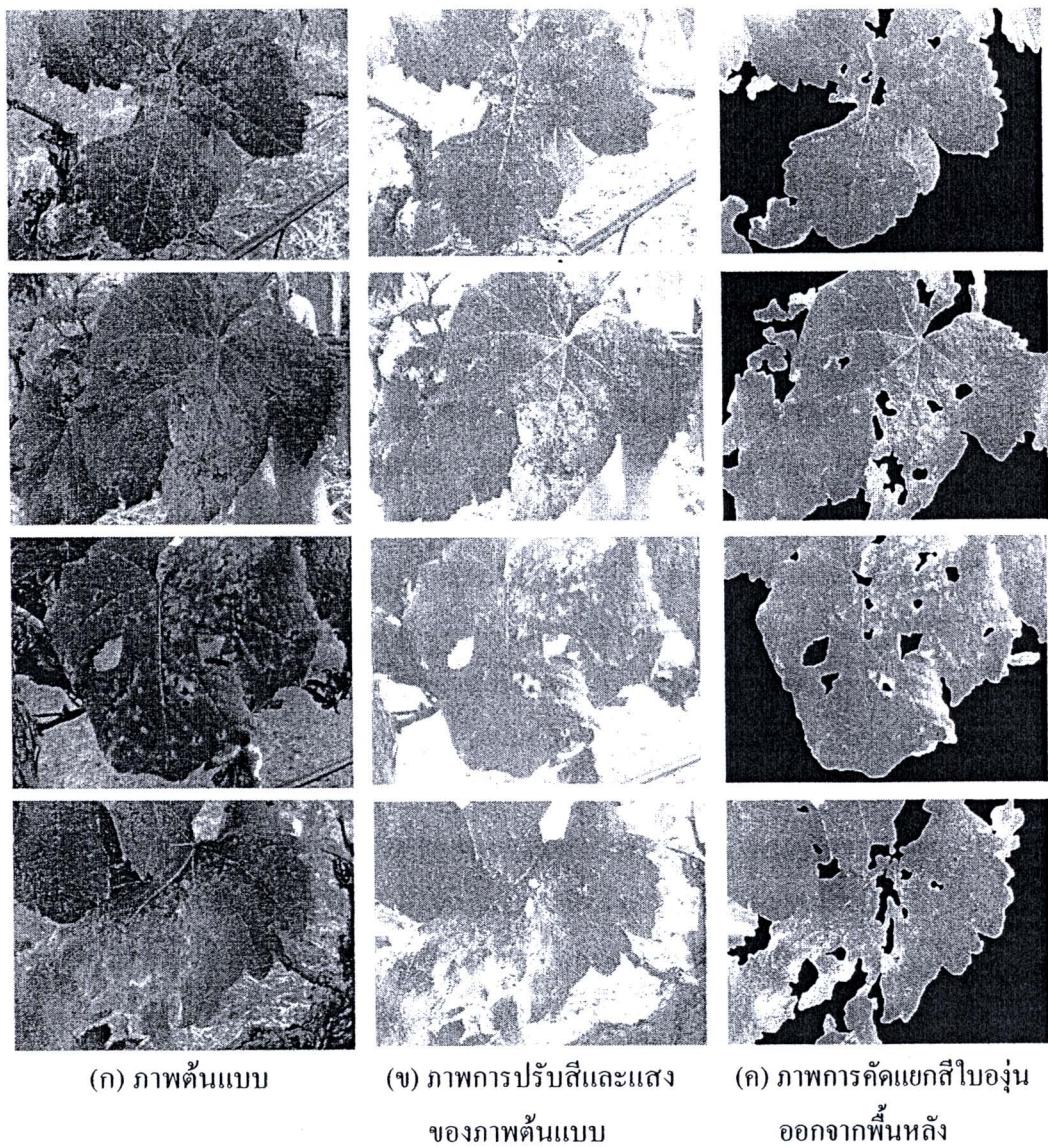
รูปที่ 3.14 ตัวอย่างการคัดแยกสีในองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก



รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมาก



รูปที่ 3.16 ตัวอย่างการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาพแวดล้อมกว้างปานกลาง



รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการคัดแยกสีในองุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมีคริ่ม

เมื่อพิจารณารูปที่ 3.12 เป็นการพิจารณาการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย อาทิ เช่น พื้นดิน ฟางข้าว เป็นต้น พบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ด้วยมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.13 เป็นการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง อาทิ เช่น พื้นดิน เสา ท่อ นำ ก้อนหิน จำนวนกลุ่มหลัก เล็กน้อย มีองค์ประกอบเป็นต้น พบว่าระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ด้วยมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณารูปที่ 3.14 เป็นการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก อาทิ เช่น ห้องฟ้า จำนวนกลุ่มหลักขนาดใหญ่ จำนวนกลุ่มใบไม้บนต้นไม้ ใบไม้บนต้นไม้ เป็นต้น ระบบยังสามารถทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีสีแตกต่างจากสีในอุ่นได้ แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่มีจำนวนกลุ่มข้อมูลภายในภาพมีสีคล้ายสีในอุ่นจำนวนมากเป็นผลให้การคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ผลไม่ดีเท่าที่ควร เมื่อพิจารณารูปที่ 3.15 เป็นการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะแสงสว่างมากพบว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ด้วย แต่ยังคงมีข้อจำกัดในกรณีที่แสงตกกระทบบนพื้นผิววัสดุภายในภาพทำให้เกิดการสะท้อนแสงที่บริเวณพื้นผิววัสดุดังกล่าวเป็นผลให้ไม่สามารถทราบรายละเอียดในส่วนที่เกิดการสะท้อนแสงได้และทำให้การคัดแยกพื้นผิวดังกล่าวให้ผลได้ไม่ดีเท่าที่ควร เมื่อพิจารณารูปที่ 3.16 เป็นการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะสภาวะแสงสว่างปานกลางพบว่าระบบสามารถทำงานได้ด้วยมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณาที่ 3.17 เป็นการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากว่าระบบสามารถทำงานได้ด้วยมีประสิทธิภาพ เมื่อพิจารณาที่ 3.18 เป็นการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังที่สภาวะมีครึ่ง部分ว่าระบบสามารถทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้ด้วยมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการปรับระดับสีและแสงภายในภาพให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิงดังนั้นข้อมูลภาพในสภาวะมีครึ่งเนื้อที่ทำการปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิงเป็นผลให้ระบบสามารถทำการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลังได้เป็นอย่างดี

ดังนั้นจากที่กล่าวมาข้างต้นของกระบวนการคัดแยกสีในอุ่นออกจากภาพพื้นหลัง พบว่าในกรณีที่ข้อมูลภายในภาพมีการสะท้อนของแสงมากเกินไป เช่น พื้นดิน ส่วนของใบ เป็นต้น การพิจารณาส่วนของบริเวณนี้จะไม่สามารถพิจารณาโดยได้ดังนั้นในกระบวนการปรับปรุงภาพจึงต้องทำการลบข้อมูลภาพพื้นผิวที่สะท้อนแสงข้ออก โดยเริ่มจากการนำภาพต้นแบบมาทำการแปลงเป็นภาพระดับเทา แล้วจึงทำการพิจารณาการลบบริเวณที่ไม่ต้องการออกกับค่า-threshold ซึ่งบริเวณดังกล่าวจะมีค่าระดับเทาสูง ในการคัดแยกภาพพื้นหลังยังคงมีส่วนที่เป็นหลัก กลุ่ม ใน ภายนอก และข้อมูลจุดเล็ก ๆ ที่ไม่สามารถคัดแยกออกได้ด้วยกระบวนการคัดแยกทางสีเป็นผลให้การวิเคราะห์โฉมมีประสิทธิภาพลดลง ดังนั้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์โฉมในอุ่น ของระบบจึงจำเป็นต้องทำการกำจัดบริเวณดังกล่าวออกด้วยกระบวนการทางรูปร่าง (morphology) โดยทำการลดขอบภาพ แล้วจึงแปลงเป็นภาพขาวดำ (binary image) จากนั้นจึงพิจารณาทำการลบบริเวณที่ไม่ต้องการออกโดยใช้พื้นที่ภายในป้ายองค์ประกอบ (label) กับค่า-threshold

เปลี่ยน (threshold) แล้วทำการขยายขอบภาพและจึงแปลงจากภาพขาวดำเป็นภาพสี ดังแสดงในรูปที่ 3.18



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) การลับขอบภาพ



(ค) การแปลงการภาพสีเป็นภาพขาวดำ



(ง) แปลงภาพขาวดำที่มีค่าเป็น 1 และ 0

ให้มีค่าเป็น 0 และ 1



(จ) การขยายขอบภาพ



(ช) ผลการลับบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบอ่อน

รูปที่ 3.18 การลับบริเวณที่มีสีคล้ายสีใบอ่อน

### 3.8 สรุป

การคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง โดยเริ่มจากการปรับปรุงสีและแสงภายในภาพซึ่ง เป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งในการปรับระดับความแตกต่างของแสงสว่างในแต่ละช่วงเวลา ของข้อมูลภาพ รวมทั้งลดความแตกต่างของภาพสีจากกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทให้ข้อมูลสีและ แสงของภาพอยู่ในบรรทัดเดียวกันตามข้อมูลภาพอ้างอิง อีกทั้งยังทำการแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็นปริภูมิสี HSV และ CIE L\*a\*b เพื่อช่วยลดผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของแสงและเมื่อ พิจารณาการแบ่งกลุ่มสีในอุ่นและภาพพื้นหลังด้วย SOFM ซึ่งจะต้องทำการกำหนดจำนวนคำ เริ่มต้นของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทในการแทนจำนวนกลุ่มสีให้เพียงพอสำหรับการแบ่งแยกกลุ่มสี ที่เป็นสีในอุ่นและไม่ใช้สีในอุ่นเพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มสีในอุ่นและไม่ใช้สีในอุ่นมา ทำการฝึกสอนให้ BPNN เป็นตัวตัดสินคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลังซึ่งการแบ่งกลุ่มสีด้วย SOFM สามารถแบ่งกลุ่มสีแยกความแตกต่างระหว่างสีในอุ่นและไม่ใช้สีในอุ่นได้อย่างมี ประสิทธิภาพ อีกทั้งการคัดแยกสีในอุ่นด้วย BPNN สามารถคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง ได้อย่างมีประสิทธิภาพและเมื่อพิจารณาผลการทดสอบการคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลัง โดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ ได้แก่ ลักษณะพื้นหลังที่มีความ ซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลางและลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก พบว่า การคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อยและซับซ้อนปานกลางระบบ สามารถการคัดแยกสีในอุ่นออกจากการพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการคัดแยกสีใน อุ่นออกจากการพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากพบว่าบั้งมีข้อมูลภายในภาพที่มีสีคล้ายสีในอุ่นที่ไม่ สามารถคัดแยกออกได้ นอกจากนี้ยังได้พิจารณาทำการทดสอบระบบเมื่อมีสภาวะแสงสว่างแตกต่าง กัน ได้แก่ สภาวะแสงสว่างจำ สภาวะมีเมฆบางส่วน สภาวะมีเมฆรีม พนวาระบนบั้งสามารถคัดแยกสี ในอุ่นออกจากการพื้นหลังที่สภาวะมีเมฆบางส่วนและมีเมฆรีม ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจาก การปรับระดับสีและแสงตามข้อมูลภาพอ้างอิง