



การแบ่งส่วนรูปภาพดอกไม้ด้วยการใช้ชาเลียนซีแมปร่วมกับการประยุกต์ใช้ปริภูมิสี

เอชเอสวีและหน้ากากสี

Flower Image Segmentation using Saliency Map with the Application of HSV Color Space and Color Mask

ธนัญญ์ หงษ์ทอง* และ สุรณพีร์ ภูมิวิฒิสาร

Thananath Hongthong* and Suronapee Phoomvuthisarn

ภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Department of Statistics, Faculty of Commerce and Accountancy, Chulalongkorn University

Received: November 13, 2021; Revised: December 09, 2021; Accepted: December 23, 2021; Published: December 28, 2021

ABSTRACT – The classification of flowers is a challenging task, due to the similarity of flowers' physical characteristics. Image segmentation techniques can simplify such details within the image background, making it possible to classify flowers efficiently. In this paper, we purpose a technique for image segmentation based on saliency map to select interested region within the image. The use of saliency map combining with the HSV color space with color mask can reduce insignificant details within the image background. Experimental results have shown that our method can select interested region and can reduce the background detail considerably. Our method can achieve 54% mean IoU (up to 13% higher than previous works), while achieving accuracy, precision, recall and F1 values at 87% when it integrates efficiency with the VGG-16 pre-trained model.

KEYWORDS: Saliency map, HSV, Color mask

บทคัดย่อ -- การจำแนกประเภทรูปภาพดอกไม้เป็นสิ่งที่ท้าทาย เนื่องจากความคล้ายคลึงกันทางกายภาพของดอกไม้ เทคนิคการแบ่งส่วนรูปภาพ (Image segmentation) สามารถลดความซับซ้อนขององค์ประกอบภายในพื้นหลังภาพ ทำให้การจำแนกประเภทรูปภาพดอกไม้มีประสิทธิภาพมากขึ้น งานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเสนอแนวคิดการแบ่งส่วนรูปภาพ โดยอิงการใช้ประโยชน์จากชาเลียนซีแมป (Saliency map) ในการเลือกบริเวณที่สนใจภายในภาพ และการใช้ปริภูมิสีเอชเอสวี (HSV) ผสมกับการใช้หน้ากากสี (Color mask) ในการช่วยลดรายละเอียดที่ไม่สำคัญภายในพื้นหลังของรูปภาพ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอให้ผลลัพธ์การแบ่งส่วนรูปภาพโดยวัดจากค่าเฉลี่ย IoU เท่ากับ 54% (ซึ่งมากกว่างานวิจัยก่อนหน้า 13 %) ในขณะที่ค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ ค่าความครบถ้วน และค่า F1 เมื่อจำแนกประเภทดอกไม้ด้วยแบบจำลอง VGG16 ที่ผ่านการปรับโครงสร้างเท่ากับ 87 %

คำสำคัญ: ชาเลียนซีแมป, ปริภูมิสีเอชเอสวี, หน้ากากสี

*Corresponding Author: Thananath.h@gmail.com

1. บทนำ

การจำแนกรูปภาพดอกไม้เป็นสิ่งที่ท้าทาย เนื่องจากดอกไม้บางชนิดมีความคล้ายคลึงกันมาก อีกทั้งดอกไม้บางชนิดแม้จะมีสายพันธุ์ต่างกันแต่ก็มีลักษณะทางกายภาพที่คล้ายคลึงกันทั้งสี รูปร่าง และลักษณะภายนอก มากกว่านั้นภายในรูปภาพมักจะมีองค์ประกอบอื่นรวมอยู่ด้วย เช่น ใบไม้ หญ้า หิ้งฟ้า ฯลฯ ซึ่งโดยทั่วไปการจำแนกพืชมักจะทำโดยผู้เชี่ยวชาญด้านพฤกษศาสตร์โดยจะทำการวัดคุณลักษณะของพืชด้วยตนเอง แต่ข้อเสียของวิธีการนี้คือค่อนข้างใช้เวลานาน ยิ่งไปกว่านั้นถ้าหากรูปภาพที่ใช้มีจำนวนมาก อาจเกิดข้อผิดพลาดได้เนื่องจากพื้นหลังของรูปภาพมีความซับซ้อน เพื่อลดความซับซ้อนของภาพ เทคนิคการแบ่งส่วนรูปภาพสามารถแบ่งรูปภาพออกเป็นพื้นที่ที่มีรายละเอียดต่างกันได้อย่างชัดเจน ทำให้สามารถเลือกพื้นที่ที่สนใจภายในภาพสำหรับนำไปจำแนกประเภทดอกไม้ได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

โดยทั่วไปแนวคิดเกี่ยวกับการแบ่งส่วนรูปภาพจะประกอบไปด้วยวิธีพื้นฐาน 3 แบบ ได้แก่ (1) การปรับค่า Threshold (2) การสร้างโครงร่าง (Structure) ของดอกไม้เพื่อเก็บบริเวณที่สนใจ และ (3) การเปลี่ยนปริภูมิสี (Color space) ของรูปภาพ ซึ่งการเลือกใช้เพียงวิธีการใดวิธีการหนึ่งในการแยกพื้นหน้า (Foreground) และพื้นหลัง (Background) ออกจากกันจะทำให้แบ่งส่วนรูปภาพได้ไม่แม่นยำ ถ้าหากพื้นหลังของภาพมีความซับซ้อนมาก จะทำให้แยกบริเวณที่สนใจออกจากพื้นหลังรูปภาพได้ยากมากยิ่งขึ้น ด้วยเหตุนี้จึงมีงานวิจัยที่นำเอาข้อดีของวิธีการทั้ง 3 วิธีมาผนวกกัน ด้วยการนำข้อดีของการใช้การระบุตำแหน่งวัตถุมาใช้ระบุตำแหน่งสำคัญของวัตถุภายในภาพ จากนั้นทำการลบภาพพื้นหลังที่ไม่เกี่ยวข้องด้วยการปรับความเข้มของสีภายในภาพ [1] หรือการเปลี่ยนปริภูมิสีของภาพ [2] ซึ่งงานวิจัยเหล่านี้แสดงให้เห็นว่าการที่จะระบุตำแหน่งของวัตถุให้แม่นยำจำเป็นต้องมีโครงร่างของดอกไม้ที่ชัดเจน จึงมีงานวิจัยที่เสนอวิธีการหาโครงร่างของดอกไม้เพื่อหาบริเวณที่สนใจในรูปภาพ ซึ่งมีทั้งการใช้ K-means clustering [3] และการใช้ Saliency map โดยเฉพาะการใช้ Saliency map เป็นสิ่งที่น่าสนใจเป็นอย่างมาก เนื่องจาก Saliency map

สามารถแสดงรายละเอียดของบริเวณที่สนใจภายในรูปภาพได้ค่อนข้างชัดเจน อีกทั้งยังช่วยลดรายละเอียดที่ไม่สำคัญภายในภาพลงได้ [4] แต่ถึงอย่างไรการใช้เพียง Saliency map เพียงอย่างเดียวยังไม่สามารถแบ่งรูปภาพได้ดีเท่าที่ควร เนื่องจากภายในรูปภาพที่ถูกครอบตัดจะยังคงเหลือบริเวณที่ไม่เกี่ยวข้องหลงเหลืออยู่ค่อนข้างมาก หากต้องการครอบตัดรูปภาพให้เหลือเพียงบริเวณที่สนใจเพื่อนำภาพไปใช้ในการจำแนกประเภทของดอกไม้จำเป็นต้องลดรายละเอียดพื้นหลังของภาพให้น้อยลง

เพื่อที่จะแก้ไขปัญหานี้ ในงานวิจัยชิ้นนี้จึงได้นำเสนอแนวคิดการแบ่งส่วนรูปภาพ โดยอิงการใช้ประโยชน์จาก Saliency map ในการเก็บรายละเอียดของบริเวณที่สนใจภายในภาพ และการใช้ประโยชน์จากปริภูมิสี HSV ผสมกับการประยุกต์ใช้ Color mask ในการช่วยลดรายละเอียดที่ไม่สำคัญภายในพื้นหลังของรูปภาพออกไป โดยงานวิจัยชิ้นนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกจะเป็นขั้นตอนการแบ่งส่วนรูปภาพของดอกไม้ และในขั้นตอนที่สองจะเป็นการนำรูปภาพที่ได้มาจากขั้นตอนแรกมาใช้จำแนกประเภทของดอกไม้

จากการทดลองพบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถเก็บบริเวณที่สนใจและลดรายละเอียดของพื้นหลังได้ค่อนข้างมาก ทำให้สามารถเลือกบริเวณที่สำคัญภายในภาพได้ดี โดยผลลัพธ์การแบ่งส่วนรูปภาพจากการวัดค่าเฉลี่ย IoU เท่ากับ 54% ซึ่งมากกว่าวิธีการที่นำเสนอโดย Yanyang ที่ให้ค่าเฉลี่ย IoU เท่ากับ 41% นอกจากนี้เมื่อนำชุดข้อมูลที่ได้นำไปจำแนกประเภทดอกไม้ด้วยแบบจำลอง VGG16 ที่ผ่านการปรับโครงสร้างพบว่าให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ ความครบถ้วน และ F1 มากที่สุดคือ 87%

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

Saliency map คือ รูปภาพที่ความสว่างของพิกเซลจะแสดงความเด่นของพิกเซล ซึ่งความสว่างของพิกเซลจะส่งผลโดยตรงต่อความเด่นของรูปภาพ โดย Saliency map จะได้มาจากวิธีการจำแนกความต่างในรูปภาพที่ชื่อว่า RC (Regional contrast) ซึ่งเป็นการผนวกทั้งการเปรียบเทียบความต่างทั้งหมดภายในรูปภาพ (Global contrast) และความสอดคล้องเชิงพื้นที่ (Spatial coherence) โดย Histogram based contrast หรือ HC จะเป็นตัวกำหนดค่าความโดดเด่นของพิกเซลโดยพิจารณาจากความต่างของสีของแต่ละพิกเซลในภาพ [5] ในที่นี้ค่าความเด่นของพิกเซลในรูปภาพ (Saliency value) สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (1) และ (2) เนื่องจากพิกเซลมีสีใกล้เคียงกันจะมีค่านัยสำคัญเหมือนกัน จึงมีการจัดรูปสมการใหม่โดยการจัดกลุ่มให้สีที่คล้ายกันมาอยู่ด้วยกัน ด้วยวิธีนี้จะทำให้มองเห็นค่าความเด่นของแต่ละสีได้ดียิ่งขึ้น ดังแสดงในสมการที่ (3)

$$S(I_k) = \sum_{I_i \in I} D(I_k, I_i) \quad (1)$$

$$S(I_k) = D(I_k, I_1) + D(I_k, I_2) + \dots + D(I_k, I_N) \quad (2)$$

$$S(I_k) = S(c_l) = \sum_{j=1}^n f_j D(c_l, c_j) \quad (3)$$

โดยที่ I แทน รูปภาพ
 I_k แทน ค่าความเด่นของพิกเซลภายในภาพ
 D แทน ระยะสีระหว่างพิกเซลภายในรูปภาพ (Color distance matrix)
 c_l แทน สีของพิกเซลที่ I_k
 n แทน จำนวนสีของพิกเซลที่แตกต่างกัน
 N แทน จำนวนพิกเซลในรูปภาพ I
 f_j แทน ความน่าจะเป็นที่ c_j ปรากฏอยู่ในรูปภาพ
 $S(I_k)$ แทน ค่าความเด่นของพิกเซลในรูปภาพ

ถึงแม้ว่าจะมีการจัดกลุ่มสีที่คล้ายกันแล้ว แต่ยังมีโอกาสที่บางเฉดสียังไม่ถูกจัดกลุ่ม จึงทำให้ยังมีค่าความเด่นสุมกระจายภายในภาพ ด้วยเหตุนี้จึงมีการนิยามค่าความเด่นของสีด้วยค่าเฉลี่ยน้ำหนักของค่าความเด่นของสีที่คล้ายกัน เรียกวิธีการนี้ว่าการปรับสีพื้นที่ให้เรียบ (Color space smoothing) จากนั้น

ให้ค่าของน้ำหนักที่มากกว่าเป็นตัวแทนของค่าเฉลี่ยในแต่ละกลุ่ม ดังแสดงในสมการที่ (4)

$$S'(c) = \frac{1}{(m-1)T} \sum_{i=1}^m (T - D(c, c_i)) S(c_i) \quad (4)$$

โดยที่ $S'(c)$ แทน ค่าความเด่นของพิกเซลในรูปภาพที่มีการปรับสีพื้นที่ให้เรียบ

T แทน $\sum_{i=1}^m D(c, c_i)$

m แทน $\frac{n}{4}$

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการอธิบายวิธีการคำนวณหาค่าความเด่นในแต่ละพื้นที่ สำหรับพื้นที่ r_k ค่าความเด่นสามารถคำนวณได้จากการวัดความต่างของสีจากพื้นที่ r_k ไปยังพื้นที่ใด ๆ ในรูปภาพ ดังแสดงในสมการที่ (5) และ (6)

$$S(r_k) = \sum_{r_i \neq r_k} w(r_i) D_r(r_k, r_i) \quad (5)$$

$$D_r(r_1, r_2) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} f(c_{1,i}) f(c_{2,j}) D(c_{1,i}, c_{2,j}) \quad (6)$$

โดยที่ r_k แทน พื้นที่
 $w(r_i)$ แทน น้ำหนักของพื้นที่ r_i
 $f(c_{k,j})$ แทน ความน่าจะเป็นของสีที่ $c_{k,j}$ ทั่วกลางสีทั้งหมด n_k ในพื้นที่ r_k
 $S(r_k)$ แทน ค่าความเด่นของพื้นที่ในรูปภาพ
 $D_r(r_1, r_2)$ แทน ระยะห่างของเมตริกซ์สีระหว่างพื้นที่ r_1 และ พื้นที่ r_2

เพื่อที่จะเพิ่มผลกระทบเชิงพื้นที่ จึงได้มีการเพิ่มพจน์การถ่วงน้ำหนักเชิงพื้นที่ เพื่อใช้ในการคำนวณค่าความเด่นเชิงพื้นที่ โดยพจน์น้ำหนักจะคำนวณได้จากค่าเฉลี่ยระยะทางระหว่างพิกเซลในพื้นที่ r_k กับจุดศูนย์กลางของรูปภาพ ดังนั้นพื้นที่ที่มีระยะทางใกล้กับจุดศูนย์กลางของรูปภาพจะให้ค่าความเด่นที่สูง ดังแสดงในสมการที่ (7)

$$S(r_k) = w_s(r_k) \sum_{r_i \neq r_k} e^{\frac{D_s(r_k, r_i)}{-\sigma_s^2}} w(r_i) D_r(r_k, r_i) \quad (7)$$

โดยที่ $S(r_k)$ แทน ค่าความเด่นของพื้นที่ในรูปภาพ

$w_s(r_k)$ แทน พจน์การถ่วงน้ำหนักเชิงพื้นที่
 $D_s(r_k, r_i)$ แทน ระยะทางเชิงพื้นที่ระหว่างพื้นที่ r_k
 และ พื้นที่ r_i
 σ_s แทน พารามิเตอร์ (Parameter) ควบคุม
 จุดเด่นของระยะทางเชิงพื้นที่ถ่วงน้ำหนัก
 $w(r_i)$ แทน น้ำหนักของพื้นที่ r_i

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการแบ่งส่วนรูปภาพโดยทั่วไปจะใช้วิธีพื้นฐาน 3 แบบ ได้แก่ การปรับค่า Threshold การสร้างโครงร่างของคอกไม้เพื่อเก็บบริเวณที่สนใจ และการเปลี่ยนปริภูมิสี แต่งานวิจัยส่วนใหญ่มักจะใช้วิธีเหล่านี้ร่วมกันเพื่อเก็บตำแหน่งของวัตถุที่สนใจและลดรายละเอียดพื้นหลังของภาพ

การแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีการปรับค่า Threshold เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก [6] [7] [8] เนื่องจากเป็นวิธีที่ไม่ซับซ้อนและใช้เวลาน้อย แต่วิธีนี้ไม่เหมาะกับการแบ่งส่วนชุดข้อมูลรูปภาพขนาดใหญ่ เพราะการปรับค่า Threshold ให้มีค่าพอคักกับชุดข้อมูลรูปภาพเป็นเรื่องที่ทำหายมาก จึงมีโอกาสเกิดข้อผิดพลาดได้ ด้วยเหตุนี้งานวิจัยที่ใช้วิธีนี้ [9] จึงนิยมใช้วิธีการนี้ร่วมกับการเปลี่ยนปริภูมิสี เช่น Lab เพื่อลดข้อผิดพลาดที่จะเกิดขึ้น

นอกจากการปรับค่า Threshold การแบ่งส่วนรูปภาพโดยการใช้ K-mean clustering นั้นเป็นอีกหนึ่งวิธีที่ได้รับความนิยมเช่นกัน [10] [11] [12] เนื่องจากมีอัลกอริทึมที่เข้าใจง่ายและทำงานได้เร็ว แต่การใช้วิธีนี้เพียงอย่างเดียวไม่สามารถลดรายละเอียดของพื้นหลังรูปภาพได้ งานวิจัยที่ใช้วิธีนี้ [13] [14] จึงใช้วิธีการอื่นควบคู่ไปด้วย อย่างการเปลี่ยนปริภูมิสีของรูปภาพเป็น HSV หรือ ปริภูมิสี Lab (CIELab)

เนื่องจากวิธีการที่มีกรนำเสนอในงานวิจัยส่วนมาก [15] [16] มักจะพยายามหาบริเวณของวัตถุที่สนใจภายในรูปภาพจึงได้มีงานวิจัยที่นำเสนอโดย Yangyang [17] ซึ่งทำการแบ่งส่วนรูปภาพด้วยการใช้ Saliency map ในการเก็บบริเวณของวัตถุที่สนใจ ซึ่งวิธีการนี้สามารถแสดงรายละเอียดของบริเวณที่สนใจ

ภายในรูปภาพได้ค่อนข้างชัดเจน อีกทั้งยังช่วยลดรายละเอียดที่ไม่สำคัญภายในภาพลงได้ ถึงแม้การใช้ Saliency map จะสามารถช่วยลดรายละเอียดของพื้นหลังรูปภาพได้แต่ยังไม่เพียงพอเมื่อต้องครอบคลุมบริเวณสำคัญในภาพเพื่อนำไปใช้จำแนกประเภท ด้วยเหตุนี้ในงานวิจัยของ Yangyang จึงใช้วิธีการปรับเบสของ Saliency map ให้เป็นเบสสีเทาแล้วจึงปรับพื้นหลังของรูปภาพให้เป็นสีดำซึ่งวิธีการนี้มีประสิทธิภาพเมื่อพื้นหลังรูปภาพมีความซับซ้อนน้อยจนถึงปานกลาง แต่ถ้าหากพื้นหลังรูปภาพมีความซับซ้อนมากขึ้นวิธีการนี้อาจจะไม่เพียงพอ ดังนั้นในงานวิจัยชิ้นนี้จึงได้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนรูปภาพโดยใช้ Saliency map ในการเก็บบริเวณของวัตถุที่สนใจเช่นเดียวกับงานวิจัยของ Yangyang แต่เพิ่มขั้นตอนการลดรายละเอียดของพื้นหลังคอกไม้ ด้วยการใช้ปริภูมิสี HSV และ Color mask เพื่อช่วยลดรายละเอียดของภาพที่มีพื้นหลังมีความซับซ้อนมาก เพื่อให้สามารถครอบคลุมบริเวณที่สนใจได้ดียิ่งขึ้น

3. วิธีการดำเนินการวิจัย

งานวิจัยชิ้นนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกจะเป็นขั้นตอนการแบ่งส่วนรูปภาพของคอกไม้ และในขั้นตอนที่สองจะเป็นการนำรูปภาพที่ได้มาจากขั้นตอนแรกมาใช้จำแนกประเภทของคอกไม้

3.1 ขั้นตอนการแบ่งส่วนรูปภาพของคอกไม้

เนื่องจากรูปภาพคอกไม้มักจะมีองค์ประกอบอื่นที่ไม่เกี่ยวข้องอยู่ภายในรูปภาพ การจะนำรูปภาพไปใช้ในการจำแนกประเภทคอกไม้ในทันทีอาจจะทำให้แบบจำลองไม่สามารถเรียนรู้คุณลักษณะ (Feature) สำคัญของคอกไม้ได้ดี ด้วยเหตุนี้จึงจำเป็นที่จะต้องลดรายละเอียดบางส่วนภายในพื้นหลังของภาพเพื่อลดความซับซ้อนก่อนนำไปใช้ในการจำแนกประเภท โดยในงานชิ้นนี้ได้นำเสนอขั้นตอนการสกัดเพื่อหาพื้นที่สำคัญภายในรูปภาพคอกไม้ ซึ่งจะมีรายละเอียดขั้นตอนดังนี้

3.1.1 การสร้าง Saliency map

ในงานชิ้นนี้ Saliency map จะได้มาจากวิธีการจำแนกความต่างในรูปภาพที่ชื่อว่า RC ซึ่งเป็นวิธีการเดียวกับที่ใช้ในงานวิจัยของ Yangyang ดังที่นำเสนอไว้ในสมการที่ (1) ถึง (7) โดย Saliency map จะช่วยแยกวัตถุที่สนใจออกจากพื้นหลังได้และช่วยลดรายละเอียดของพื้นหลังบางส่วนภายในภาพได้ จึงทำให้ง่ายต่อการหาบริเวณที่สนใจภายในภาพ

3.1.2 การแปลงปริภูมิสีของ Saliency map จาก RGB เป็น HSV เนื่องจากความหลากหลายที่เกิดขึ้นภายในรูปภาพ ทั้งความหลากหลายของแสง เงา และจุดรบกวน (Noise) ที่เกิดขึ้นในภาพถ่าย เพื่อลดปัญหาเหล่านี้ จึงทำการเปลี่ยนปริภูมิสีของ Saliency map จาก RGB เป็นปริภูมิสี HSV สมมติ R, G และ B เป็น 3 ช่องของพิกเซล และมีค่าอยู่ในช่วง [0, 255] จากนั้นทำการหารด้วย 255 เพื่อให้มีค่าอยู่ในช่วง [0, 1] [18]

$$\text{จะได้ว่า} \quad R' = R/255 \quad (8)$$

$$G' = G/255 \quad (9)$$

$$B' = B/255 \quad (10)$$

$$\text{โดยที่} \quad Cmax = \max(R', G', B') \quad (11)$$

$$Cmin = \min(R', G, B') \quad (12)$$

$$\text{และ} \quad \Delta = Cmax - Cmin \quad (13)$$

จะได้ ค่าสี (Hue) คือ

$$H = \begin{cases} 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right), & Cmax = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right), & Cmax = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right), & Cmax = B' \end{cases} \quad (14)$$

ค่าความอิ่มของสี (Saturation) คือ

$$S = \begin{cases} 0, & Cmax = 0 \\ \frac{\Delta}{Cmax}, & Cmax \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

และ ค่าความสว่างของแสง (Value)

$$V = Cmax \quad (16)$$

ด้วยปริภูมิสี HSV มีพารามิเตอร์หลายค่าได้แก่ ค่าสี ค่าความอิ่มของสี และ ค่าความสว่างของแสงของแต่ละพิกเซลภายใน

ภาพ จึงทำให้สามารถเห็นเจดสีที่แท้จริงของพิกเซลภายในรูปภาพได้ โดยปราศจากข้อกังวลเกี่ยวกับความเข้มที่มีระดับแตกต่างกัน

3.1.3 การสร้างเค้าโครงดอกไม้

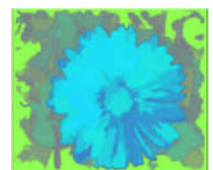
ทำการสร้าง Color mask ซึ่งได้มาจากการดูการกระจายของเจดสีของปริภูมิ RGB ในชุดข้อมูล จากนั้นทำการเลือกเจดสีที่ปรากฏมากที่สุดภายในรูปภาพจำนวน 2 สี ในงานวิจัยชิ้นนี้เลือก Color mask เจดสีน้ำเงินและสีเขียวนำมาซ้อนทับกับ Saliency map ที่ถูกแปลงสีเป็น HSV จะได้ภาพไบนารี (Binary image) เป็นรูปภาพขาวดำ ซึ่งจะแสดงเค้าโครงของดอกไม้

3.1.4 การเลือกพื้นที่ดอกไม้

คำนวณเพื่อหาพื้นที่ที่ติดกันมากที่สุดจากนั้นทำการสร้าง Bounding box เพื่อล้อมรอบบริเวณที่สนใจ จากนั้นจึงครอบตัดบริเวณที่สร้าง Bounding box และทำการปรับขนาดภาพให้เป็น 224 x 224 พิกเซลสำหรับนำไปใช้จำแนกประเภทดอกไม้

โดยตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลภาพจากขั้นตอนที่ 3.1.1 ถึง 3.1.4 ได้แสดงไว้ในตารางที่ 1

ตารางที่ 1. แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ของขั้นตอนการเลือกพื้นที่ของดอกไม้

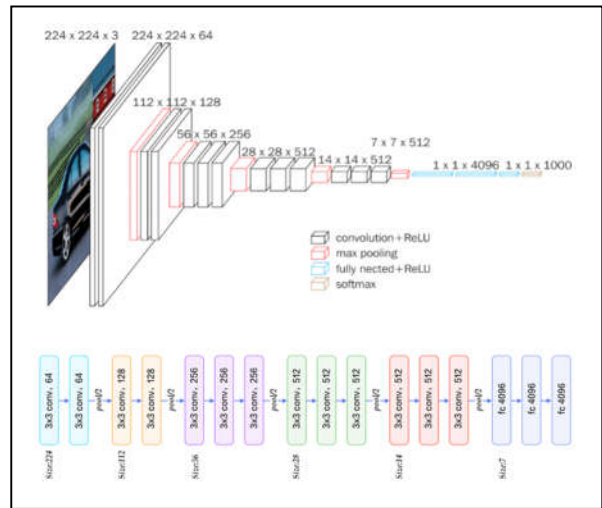
รูปภาพดั้งเดิม	
Saliency map	
Saliency map ที่ผ่านการเปลี่ยนปริภูมิสีจาก RGB เป็น HSV	

เค้าโครงของดอกไม้	
รูปภาพดอกไม้หลังจากผ่านขั้นตอนการแบ่งรูปภาพ	
พื้นที่ของดอกไม้	
ภาพดอกไม้ที่ถูกครอบตัด	

3.2 ขั้นตอนการจำแนกประเภทของเกทดอกไม้

ในการทดลองใช้ Python เป็นซอฟต์แวร์โปรแกรมและไลบรารีการเขียนโปรแกรมส่วนใหญ่เป็น Keras ที่มีแบ็คเอนด์ TensorFlow และ Scikit-learn โดยการทำงานจะประมวลผลบนหน่วยประมวลผลกราฟฟิค (GPU) แทนการประมวลผลส่วนกลาง (CPU) เนื่องจากการใช้ GPU จะเป็นประโยชน์สำหรับการเรียนรู้เชิงลึก เนื่องจากจะช่วยลดเวลาในการประมวลผล โดย GPU ที่ใช้ในการทดลองสำหรับงานวิจัยชิ้นนี้คือ NVidia K80 ชุดรูปภาพดอกไม้ที่ใช้เป็นชุดข้อมูลดอกไม้จาก Kaggle ประกอบไปด้วยรูปภาพจำนวน 4,931 รูป ชุดข้อมูลประกอบไปด้วยรูปภาพดอกไม้ 5 ประเภท ได้แก่ ดอกเดซี่ ดอกทานตะวัน ดอกทิวลิป ดอกกุหลาบ และดอกแดลลิสออน การทดลองจะทำการแบ่งข้อมูล 60% เป็นชุดข้อมูลสอน (Training set) 20% เป็นชุดข้อมูลทดสอบ (Testing set) และ 20% เป็นชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validation set) ก่อนนำชุดข้อมูลรูปภาพไปจำแนกประเภทด้วยแบบจำลอง ได้มีการเพิ่มจำนวนชุดข้อมูล (Data augmentation) ด้วยการสุ่มรูปภาพ

ดอกไม้มาประเภทละ 500 รูปภาพ จากนั้นทำการแปลงรูปภาพด้วยการกลับด้านรูปภาพ (Flip) หมุนรูปภาพ (Rotate) ด้วยมุม 90° ปรับค่าความสว่าง (Brightness) ที่ช่วง 0.4 และครอบตัด (Crop) จากศูนย์กลางด้วยอัตราส่วน 0.8 ด้วยวิธีการเหล่านี้ทำให้มีชุดข้อมูลเพิ่มขึ้นจากเดิมเป็น 7,931 รูป



รูปที่ 1. แสดงโครงสร้างแบบจำลอง VGG16 [19]

ในงานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้แบบจำลอง VGGnet ซึ่งมีจำนวน 16 ชั้น(VGG16) ด้วยการถ่ายถอดความรู้จากแบบจำลองที่ถูกสอนมาแล้ว (Transfer learning) ซึ่งแบบจำลอง VGG16 นั้นมีความแม่นยำในการทดสอบใน 5 อันดับสูงสุดอยู่ที่ 92.7% ใน ImageNet ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่มีรูปภาพมากกว่า 14 ล้านภาพที่ใน 1,000 คลาส [20] โดยทั่วไปแบบจำลอง VGG16 จะประกอบไปด้วยชั้นคอนโวลูชันจำนวน 5 บล็อกซึ่งเชื่อมกับชั้นเชื่อมต่อสมบูรณ์ [21] ดังแสดงในรูปที่ 1 ในงานวิจัยชิ้นนี้ได้ทำ Fine-tuning ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้เมื่อมีการนำแบบจำลอง Pre-trained มาใช้สอนชุดข้อมูลของตัวเอง โดยใช้ชั้นคอนโวลูชันเป็นบล็อกแรกในขณะที่บล็อกอื่นจะถูกบล็อกในชั้นเชื่อมต่อสมบูรณ์ (Fully connected) จะประกอบด้วยชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ (Hidden layer) จำนวน 2 ชั้น ในชั้นแรกจะประกอบไปด้วยโหนด (Node) จำนวน 256 โหนด ในชั้นที่สองประกอบไปด้วยโหนดจำนวน 64 โหนด โดยชั้นแรกและ

ชั้นที่สองจะถูก Drop out ด้วยสัดส่วน 0.65 % และ 0.3 % ตามลำดับ และใช้ Activation เป็น ReLU ทั้งสองชั้นในชั้น Output ประกอบด้วยโหนดจำนวน 5 โหนดซึ่งเป็นจำนวนประเภทของดอกไม้และใช้ Softmax เป็น Activation แบบจำลองจะถูกสอนด้วย Optimizer Adam ด้วย Learning rate 0.001 จำนวน 40 Epoch และ Batch size สำหรับเป็นชุดข้อมูลสอนจำนวน 128 ตัวอย่าง (Sample) ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2. แสดงโครงสร้างแบบจำลอง CNN ที่ใช้ในงานวิจัย

Layer (type)	Function	Output shape
Input		224x224x3
VGG16	Functional	7x7x512
Flatten_1	Flatten	25088x1x1
Dense_1	Fully connected	256x1x1
Activation_3	Activation	256x1x1
Dropout_1	Drop out	256x1x1
Dense_2	Fully connected	64x1x1
Activation_4	Activation	64x1x1
Droupout_2	Drop out	64x1x1
Output	Softmax regression	5x1x1

4. ผลการทดลองและคำอธิบายรายละเอียด

การประเมินผลการทดลองจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกจะเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแบ่งรูปภาพ และขั้นตอนที่สองจะเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของดอกไม้ ซึ่งทั้งสองขั้นตอนจะทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างวิธีที่นำเสนอโดย Yangyang และวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยชิ้นนี้

4.1 ผลการทดลองและการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแบ่งรูปภาพ

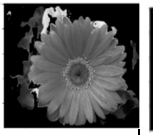
ในขั้นตอนนี้จะทำการหาผลการแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีที่นำเสนอ โดย Yangyang และวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยชิ้นนี้ โดยจะทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้กับภาพที่ถูกต้อง (Ground

truth) ด้วยการคำนวณค่า Bounding box ด้วยวิธี Intersection over Union (IoU) [22] ซึ่งสามารถหาค่าได้จากสมการที่ (16)

$$IoU = \frac{\text{true foreground} \cap \text{segmented foreground}}{\text{true foreground} \cup \text{segmented foreground}} \quad (16)$$

จากสมการสามารถอธิบายได้ว่าค่า IoU สามารถคำนวณได้จากสัดส่วนของพื้นที่ที่ซ้อนทับกันระหว่างพื้นที่ที่ถูกต้องกับพื้นที่ที่ได้จากการแบ่งส่วนรูปภาพกับพื้นที่ทั้งสองแบบรวมกัน เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ย IoU ของทั้ง 2 วิธี พบว่าวิธีการที่นำเสนอโดย Yangyang ให้ค่าเฉลี่ย IoU เท่ากับ 41% ในขณะที่วิธีการที่นำเสนอให้ค่าเฉลี่ย IoU เท่ากับ 54% จะเห็นได้ว่าวิธีที่นำเสนอให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า โดยวิธีที่นำเสนอสามารถลดรายละเอียดของพื้นหลังรูปภาพได้มากกว่า ด้วยเหตุนี้ทำให้ Bounding box สามารถล้อมรอบบริเวณที่สนใจโดยมีรายละเอียดที่ไม่เกี่ยวข้องในรูปภพน้อยกว่าวิธีการเดิม ดังแสดงในตารางที่ 3 และตาราง ที่ 4

ตารางที่ 3. แสดงตัวอย่างการแบ่งส่วนรูปภาพของทั้ง 2 วิธี

ตัวอย่าง ประเภท ของ ดอกไม้	รูปภาพตั้งต้น	วิธีการที่ นำเสนอโดย Yang Yang	วิธีการที่ นำเสนอ
เดซี่			
แดนดิไลออน			
กุหลาบ			



ตารางที่ 4. แสดงผลลัพธ์ตัวอย่างรูปภาพจากวิธีการแบ่งรูปภาพทั้ง 2 วิธี

วิธีที่นำเสนอโดย Yanyang	วิธีที่นำเสนอในงานวิจัย ชิ้นนี้

สำหรับข้อจำกัดของงานวิจัยที่นำเสนอ พบว่าวิธีการสามารถแบ่งส่วนรูปภาพได้ดีหากภายในรูปภาพมีวัตถุที่สนใจเป็นองค์ประกอบส่วนใหญ่ภายในภาพ หากบริเวณที่สนใจเป็นเพียงบริเวณเล็กภายในรูปภาพโอกาสที่จะเลือกบริเวณนั้นจะน้อยลงไป ซึ่งปัญหาเหล่านี้เป็นผลจากการใช้วิธีเลือกพื้นที่โดยการเลือกพื้นที่ที่ติดกันมากที่สุด

4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของดอกไม้

ในการวัดประสิทธิภาพในการสกัดคุณลักษณะของพื้นที่ดอกไม้ด้วยวิธีการที่นำเสนอโดย Yangyang และวิธีที่นำเสนอในงานชิ้นนี้กับชุดข้อมูลตั้งต้น ด้วยการนำชุดข้อมูลรูปภาพทั้ง 3 ชุดไปจำแนกประเภทดอกไม้โดยใช้แบบจำลอง CNN โดยจะวัดประสิทธิภาพด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) ความครบถ้วน (Recall) และ F1 [23] ดังแสดงในสมการที่ (17) ถึง (20)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (17)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (18)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (19)$$

$$F_1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision+Recall} \quad (20)$$

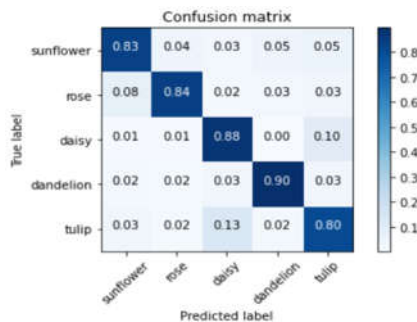
จากการทดลองพบว่าความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลตั้งต้นด้วยแบบจำลอง CNN ให้ความถูกต้อง 84% และความถูกต้องของชุดข้อมูลที่ได้จากวิธีการแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีของ Yangyang คือ 85% ในขณะที่ความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอในงานชิ้นนี้คือ 87% นอกจากนี้ค่าความแม่นยำ ค่าความครบถ้วน และ F1 ของชุดข้อมูลทั้ง 3 ชุดได้แสดงผลไว้ ดังแสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 5. แสดงค่า Precision, Recall และ F1 ที่ได้จากการจำแนกข้อมูลทั้ง 3 แบบด้วยแบบจำลอง CNN

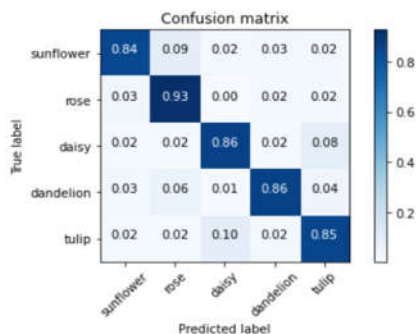
ชุดข้อมูล	ความแม่นยำ	ความครบถ้วน	F1
ชุดข้อมูลตั้งต้น	84%	84%	84%
วิธีการแบ่งส่วนรูปภาพของ Yangyang	85%	85%	85%

ชุดข้อมูล	ความแม่นยำ	ความครบถ้วน	F1
วิธีที่นำเสนอในงานวิจัย ชิ้นนี้	87%	87%	87%

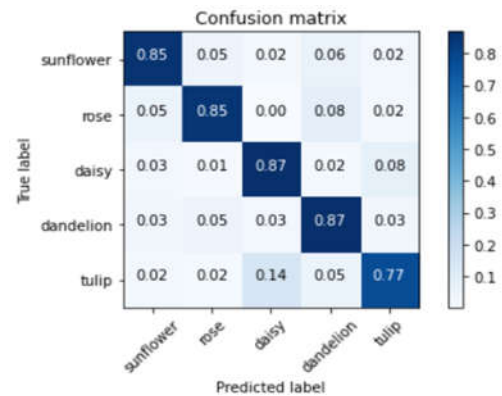
จากผลการทดลองได้แสดงให้เห็นว่าการนำชุดข้อมูลรูปภาพดอกไม้ไปผ่านขั้นตอนการแบ่งส่วนรูปภาพก่อนนำชุดรูปภาพไปจำแนกประเภทจะช่วยให้สามารถจำแนกประเภทดอกไม้ได้ดียิ่งขึ้น โดยการใช้วิธีที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ในขั้นตอนการเตรียมรูปภาพ (Preprocessing) สามารถเพิ่มค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ ความครบถ้วน และ F1 ได้ดีกว่าการใช้วิธีแบ่งส่วนรูปภาพของ Yang Yang อีกทั้งยังช่วยให้ค่า True positive ของของดอกไม้บางชนิดเพิ่มมากขึ้น เช่น ค่า True positive ของดอกทิวลิปที่มีค่ามากขึ้นเมื่อมีการเพิ่มขั้นตอนการเตรียมชุดข้อมูลด้วยการแบ่งรูปภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2 ถึง 4



รูปที่ 2. แสดง Confusion matrix ของชุดข้อมูลตั้งต้น



รูปที่ 3. แสดง Confusion matrix ของวิธีการแบ่งส่วนรูปภาพของ Yangyang



รูปที่ 4. แสดง Confusion matrix ของวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยชิ้นนี้

5. บทสรุปและการอภิปราย

ในงานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเสนอแนวคิดการแบ่งส่วนรูปภาพ โดยอิงการใช้ประโยชน์จาก Saliency map ในการเก็บรายละเอียดของบริเวณที่สนใจภายในภาพ และการใช้ประโยชน์จากปริภูมิสี HSV ผสมกับการประยุกต์ใช้ Color mask ในการช่วยลดรายละเอียดที่ไม่สำคัญภายในพื้นหลังของรูปภาพออกไป จากการทดลองพบว่าวิธีนี้สามารถเก็บบริเวณของวัตถุที่สนใจได้ดี และสามารถลดรายละเอียดที่ไม่เกี่ยวข้องของพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมากได้ค่อนข้างมาก ทำให้สามารถเลือกบริเวณที่สำคัญภายในภาพสำหรับนำไปใช้ในขั้นตอนการจำแนกประเภทดอกไม้ได้ค่อนข้างดี เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างวิธีการแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีการของ Yangyang ที่ใช้วิธีการปรับเฉดสีของ Saliency map ให้เป็นเฉดสีเทาแล้วจึงปรับพื้นหลังของรูปภาพให้เป็นสีดำซึ่งสามารถลดรายละเอียดพื้นหลังของรูปภาพที่มีความซับซ้อนน้อยจนถึงปานกลางเท่านั้น จากผลการทดลองทำการวัดประสิทธิภาพการแบ่งส่วนรูปภาพวิธีการที่นำเสนอด้วยค่าเฉลี่ย IoU พบว่าค่าเฉลี่ย IoU ของวิธีการที่นำเสนอเท่ากับ 54% ซึ่งมากกว่าค่าเฉลี่ย IoU ของวิธีการของ Yangyang ซึ่งมีค่าเท่ากับ 41% และเมื่อนำชุดรูปภาพที่ไม่ผ่านขั้นตอนการแบ่งส่วนรูปภาพกับชุดข้อมูลที่

ผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลด้วยการแบ่งส่วนรูปภาพจากทั้ง 2 วิธีไปใช้จำแนกประเภทของดอกไม้ด้วยแบบจำลอง VGG16 ที่ผ่านการทำ Fine tuned พบว่าการเตรียมข้อมูลรูปภาพด้วยการแบ่งส่วนรูปภาพช่วยให้แบบจำลองสามารถจำแนกประเภทดอกไม้ได้ดีมากยิ่งขึ้น โดยผลลัพธ์แสดงให้เห็นได้จากค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ ความครบถ้วน และ F1 ที่เพิ่มขึ้น โดยชุดข้อมูลที่แบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีการที่นำเสนอช่วยให้จำแนกประเภทดอกไม้ได้ถูกต้อง 87% ในขณะที่ชุดข้อมูลที่ใช้การแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีการของ Yangyang สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 85% ซึ่งมากกว่าชุดข้อมูลที่ไม่ผ่านขั้นตอนการแบ่งส่วนรูปภาพที่จำแนกได้ถูกต้อง 84% นอกจากนี้การเตรียมข้อมูลด้วยการแบ่งส่วนรูปภาพยังช่วยให้ค่า True positive ของดอกไม้บางชนิดเพิ่มมากขึ้น เช่น ค่า True positive ของดอกทิวลิปที่มีค่ามากขึ้น

สำหรับข้อจำกัดของงานวิจัยที่นำเสนอ ผู้วิจัยพบว่าวิธีการนี้สามารถแบ่งส่วนรูปภาพได้ดีหากภายในรูปภาพมีวัตถุที่สนใจเป็นองค์ประกอบส่วนใหญ่ภายในภาพ หากบริเวณที่สนใจเป็นเพียงบริเวณเล็กภายในรูปภาพโอกาสที่จะเลือกบริเวณนั้นก็จะน้อยลงไป ซึ่งปัญหาเหล่านี้เป็นผลจากการใช้วิธีเลือกพื้นที่โดยการเลือกพื้นที่ที่ติดกันมากที่สุด ดังนั้นสำหรับงานวิจัยที่จะขยายต่อไปในอนาคตอาจมีการนำประเด็นนี้ไปพิจารณาและศึกษาต่อเพื่อปรับปรุงงานให้ดียิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] P. Panwar, G. Gopal, and R. Kumar, "Image Segmentation using K-means clustering and Thresholding," *Image*, vol. 3, no. 05, pp. 1787-1793, 2016.
- [2] T.-W. Chen, Y.-L. Chen, and S.-Y. Chien, "Fast image segmentation based on K-Means clustering with histograms in HSV color space," in *2008 IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing*, IEEE, pp. 322-325, 2008.
- [3] N. Sabri, Z. Ibrahim, and N. N. Rosman, "K-means vs. fuzzy C-means for segmentation of orchid flowers," in *2016 7th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC)*, IEEE, pp. 82-86, 2016.
- [4] Y. Liu, F. Tang, D. Zhou, Y. Meng, and W. Dong, "Flower classification via convolutional neural network," in *2016 IEEE International Conference on Functional-Structural Plant Growth Modeling, Simulation, Visualization and Applications (FSPMA)*, IEEE, pp. 110-116, 2016.
- [5] M.-M. Cheng, N. J. Mitra, X. Huang, P. H. Torr, and S.-M. Hu, "Global contrast based salient region detection," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 37, no. 3, pp. 569-582, 2014.
- [6] P. Sathya and R. Kayalvizhi, "Modified bacterial foraging algorithm based multilevel thresholding for image segmentation," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, no. 4, pp. 595-615, 2011.
- [7] K. Bhargavi and S. Jyothi, "A survey on threshold based segmentation technique in image processing," *International Journal of Innovative Research and Development*, vol. 3, no. 12, pp. 234-239, 2014.
- [8] W. Wang, L. Duan, and Y. Wang, "Fast image segmentation using two-dimensional Otsu based on estimation of distribution algorithm," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2017, 2017.
- [9] L. T. Thanh and D. N. Thanh, "An adaptive local thresholding roads segmentation method for satellite aerial images with normalized HSV and lab color models," in *Intelligent Computing in Engineering*: Springer, pp. 865-872, 2020.

- [10] J. Yadav and M. Sharma, "A Review of K-mean Algorithm," *Int. J. Eng. Trends Technol*, vol. 4, no. 7, pp. 2972-2976, 2013.
- [11] I. Garg and B. Kaur, "Color based segmentation using K-mean clustering and watershed segmentation," in *2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, IEEE, pp. 3165-3169, 2016.
- [12] A. Sharma and S. Sehgal, "Image segmentation using firefly algorithm," in *2016 International Conference on Information Technology (InCITE)-The Next Generation IT Summit on the Theme-Internet of Things: Connect your Worlds*, IEEE, pp. 99-102, 2016.
- [13] X. Zheng, Q. Lei, R. Yao, Y. Gong, and Q. Yin, "Image segmentation based on adaptive K-means algorithm," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2018, no. 1, pp. 1-10, 2018.
- [14] M. R. Hassan, R. R. Ema, and T. Islam, "Color image segmentation using automated K-means clustering with RGB and HSV color spaces," *Global Journal of Computer Science and Technology*, 2017.
- [15] Y. Chen, W. Xu, F. Kuang, and S. Gao, "The Study of Randomized Visual Saliency Detection Algorithm," *Computational and mathematical methods in medicine*, vol. 2013, 2013.
- [16] C. Cooley, S. Coleman, B. Gardiner, and B. Scotney, "Saliency detection and object classification," in *Proc. 19th Irish Machine Vision and Image Processing Conf.(IMVIP 2017)*, pp. 84-90, 2017.
- [17] Y. Yangyang and F. Xiang, "A Flower Image Classification Algorithm Based on Saliency Map and PCANet," *Journal of Communication and Computer*, vol. 15, pp. 14-24, 2019.
- [18] M. Deswal and N. Sharma, "A fast HSV image color and texture detection and image conversion algorithm," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 3, no. 6, 2014.
- [19] M. Qin, Y. Xi, and F. Jiang, "A new improved convolutional neural network flower image recognition model," in *2019 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, IEEE, pp. 3110-3117, 2019.
- [20] M. A. H. Abas, N. Ismail, A. I. M. Yassin, and M. N. Taib, "VGG16 for plant image classification with transfer learning and data augmentation," *International Journal of Engineering and Technology (UAE)*, vol. 7, pp. 90-94, 2018.
- [21] D. Theckedath and R. Sedamkar, "Detecting affect states using VGG16, ResNet50 and SE-ResNet50 networks," *SN Computer Science*, vol. 1, no. 2, pp. 1-7, 2020.
- [22] A. Najjar and E. Zagrouba, "Flower image segmentation based on color analysis and a supervised evaluation," in *2012 International Conference on Communications and Information Technology (ICCIT)*, IEEE, pp. 397-401, 2012.
- [23] A. H. Ornek and M. Ceylan, "Comparison of traditional transformations for data augmentation in deep learning of medical thermography," in *2019 42nd International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, IEEE, pp. 191-194, 2019.