

การวิเคราะห์วิธีการแยกรงควัตถุสำหรับโมเดลสีของใบพืช

Analysis of Pigment Separation for Color Model of Foliage Plant

สุชาดา สิทธิจงสภาพร

สถาบันนวัตกรรม สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

140 ถนนเชื่อมสัมพันธ์ หนองจอก กรุงเทพฯ 10530

Email: ssuchada@mut.ac.th

และ ปิยพร นุรารักษ์

สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช

9/9 ถนนแจ้งวัฒนะ นนทบุรี 11120

Email: piyaporn.nur@stou.ac.th

Manuscript received October 30, 2018

Revised December 19, 2018

บทคัดย่อ

บทความนี้ได้นำเสนอวิธีการแยกรงควัตถุหรือเม็ดสีในใบพืชของภาพสีโดยใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก โดยการกระจายตัวของรงควัตถุทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของสีบนใบพืชแบบจำลองสีของใบพืชอ้างอิงจากกฎของแลมเบิร์ต-เบียร์โดยใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักเพื่อใช้ในการแยกรงควัตถุบนใบพืชออกเป็นสองประเภท ได้แก่ รงควัตถุสีเขียว และรงควัตถุสีอื่นๆที่เกี่ยวข้องกับความแก่ของใบพืช โดยผลลัพธ์สามารถใช้ในการสังเคราะห์พื้นผิวใบและการวินิจฉัยโรคในใบพืชได้ ผลการจำลองภาพแสดงให้เห็นว่าส่วนประกอบของรงควัตถุเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อสีที่แตกต่างจากภาพสีบนใบพืช

คำสำคัญ: การแยกรงควัตถุ โมเดลสีของใบพืช กฎของแลมเบิร์ต-เบียร์ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

ABSTRACT

In this paper, we present the pigment separation for color model of foliage plant using principal component analysis. Spatial distributions of pigments lead to the variation of color. Leaf color model is based on the Lambert-Beer law by using principal component analysis. In order to separate pigments of leaf, we assume to separate only two groups of pigments as

green pigment and aging pigment. Results can use to the analysis of leaf texture and the diagnosis of leaf disease. Simulation results show that the pigment components are influential factor of different color separated from leaf color image.

Keywords: Pigment separation, Leaf color model, Lambert-Beer law, Principal Component Analysis

1. บทนำ

การประมวลผลภาพดิจิทัลบนใบพืชมีการนำมาใช้งานในด้านพฤกษศาสตร์และการเกษตรเพื่อให้ได้ลักษณะของสีและพื้นผิวของพืช ปัจจุบันมีการใช้ภาพดิจิทัลเพื่อประเมินการระบุนิคมของใบของพืช (foliage plant) และการเกิดโรคของใบพืช เทคโนโลยีหลักที่ใช้การระบุนิคมของใบ ได้แก่ การตรวจลักษณะที่ปรากฏออกมา หรือฟีโนไทป์ (phenotypes) ของใบพืช เช่น ความยาวใบ จำนวนใบและอัตราการเจริญเติบโตของพืช

เนื่องจากความซับซ้อนของสีที่คล้ายคลึงกันจึงได้มีการนำเสนอแนวคิดในการระบุใบพืชแต่ละใบด้วยภาพใบพืชเดี่ยวในบทความ [1] โดยบทความ [2] ได้ใช้ระบบการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์สำหรับติดตามโรคทางใบของต้นถั่วเหลือง ซึ่งขึ้นอยู่กับวิธีการแบ่งส่วน (Segmentation) บนใบพืชเพื่อตรวจหาใบพืชในภาพและคุณลักษณะภาพเพื่อใช้อธิบายคุณสมบัติทางใบพืช เช่น พื้นผิว สี

จากงานวิจัยก่อนหน้านี้จะพบได้ว่าการประยุกต์การประมวลผลภาพดิจิทัลมาใช้งานในเรื่องของสีของใบพืชโดยใบพืชมีส่วนสำคัญในการเจริญเติบโตของพืช ดังนั้นบทความนี้จะมุ่งเน้นการแยกสีสำหรับแบบจำลองสีของพืชใบด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักโดยใช้สมมติฐานจากกฎของแลมเบิร์ต-เบียร์ (Lambert-Beer law) ในการแยกสเปกตรัมของแสง และการใช้โมเดลสีจากรงควัตถุ (pigment) ของใบพืช จะอธิบายความสัมพันธ์ของการเจริญเติบโตของพืชกับแสงที่เรียกว่า การสังเคราะห์แสง (Photosynthesis) ในหัวข้อที่ 2.1 และเรื่องสเปกตรัมการดูดกลืนแสง (Absorption

1) รังควัตถุหลัก (Primary pigment) ได้แก่ คาร์โอโรฟิลล์-เอทำหน้าที่ดูดซับพลังงานแสงอาทิตย์สำหรับการใช้ในการสังเคราะห์

แสง

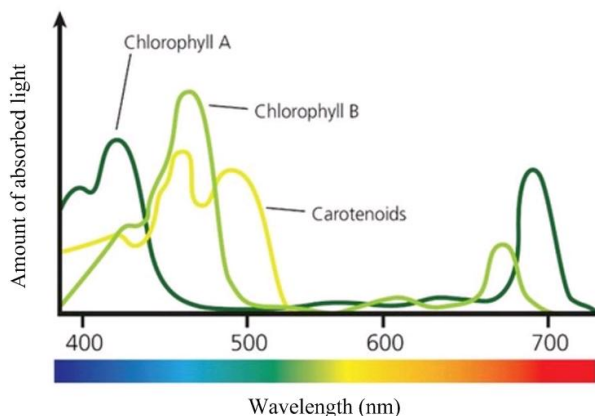
2) รงควัตถุเสริม (Accessory pigment) ได้แก่

2.1) แคโรทีนอยด์ (Carotenoid) ทำหน้าที่ ดูดซับพลังงานจากแสงอาทิตย์ เพื่อการสังเคราะห์แสงและช่วยการเจริญเติบโตของพืช และป้องกันอันตรายจากแสง (Photoprotective agents) จะดูดซับแสงจากสีม่วงในช่วงสีเขียวแกมน้ำเงิน โดยแบ่งออกได้เป็น 1) คาโรทีน (Carotene) เป็นรงควัตถุสีส้ม หรือสีส้ม-แดง และ 2) แซนโทฟิลล์ (Xanthophyll) เป็นรงควัตถุสีเหลือง หรือสีส้มเหลือง

2.2) แอนโทไซยานิน (Anthocyanin) ไม่เข้าร่วมในกระบวนการสังเคราะห์แสงและปรากฏเป็นสีแดง ม่วง และสีน้ำเงินโดยเกิดขึ้นอย่างกว้างขวางในหมู่พืชชั้นสูง และเป็นสีของดอกไม้ และเกิดขึ้นทั้งในใบพืชและผลไม้

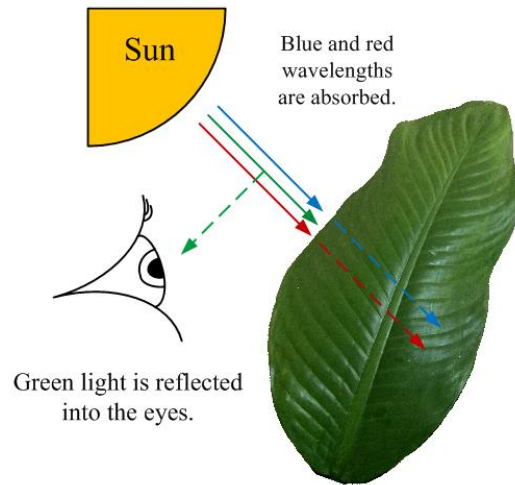
2.2 สเปกตรัมการดูดกลืนแสง

สเปกตรัมการดูดกลืนแสง (Absorption spectrum) เป็นสเปกตรัมของแสงที่มองเห็นได้ด้วยตาเปล่าตั้งแต่แสงที่มีความยาวคลื่นสั้นที่สุดไปจนถึงแสงที่มีความยาวคลื่นยาวที่สุด ได้แก่ แสงสีแดง ซึ่งแสงสีแดงจะมีความยาวคลื่น (wavelength) 700 นาโนเมตรเป็นความยาวคลื่นที่ยาวที่สุด ต่อมาเป็นแสงสีส้ม สีเหลือง สีเขียว สีน้ำเงิน สีฟ้าครามและสีม่วงซึ่งแสงสีม่วงจะมีความยาวคลื่น 400 นาโนเมตรเป็นความยาวคลื่นที่สั้นที่สุดตามลำดับ โดยเกี่ยวข้องกับการสร้างโมเลกุลของเซลล์ในพืช ดังแสดงในรูปที่ 1 โดยกลุ่มคลอโรฟิลล์มีลักษณะเป็นสีเขียวอมฟ้าในขณะที่คลอโรฟิลล์-บีจะมีสีเหลืองอมเขียว [11]



รูปที่ 1 สเปกตรัมการดูดกลืนแสง

ที่มา: <https://www.hortidaily.com/article/6013755/absorption-spectra-versus-action-spectra/>



รูปที่ 2 สเปกตรัมการทำงานของพืช

สเปกตรัมการทำงานของพืช (Action spectrum) เป็นอัตราการสังเคราะห์แสงที่ความยาวคลื่นเฉพาะของแสงที่มองเห็นได้โดยเกี่ยวข้องกับการเจริญเติบโตและการเผาผลาญของพืช ดังแสดงในรูปที่ 2 อธิบายได้ว่าแสงสีเขียวจะสะท้อนมาที่ดวงตาของมนุษย์ในขณะที่ใบพืชจะดูดซับความยาวคลื่นสีน้ำเงินและสีแดงไว้

3. การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) [12] อธิบายในรูปการแปลงของเซตของเวกเตอร์อินพุต n ด้วยจำนวน L ที่อยู่ในรูปของเวกเตอร์ $\mathbf{x}$ ที่มีขนาด n มิติ โดยกำหนดให้ $\mathbf{x}$ เมื่อ $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ อยู่ในรูปของเวกเตอร์ $\mathbf{y}$ ดังนี้

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x) \quad (1)$$

เมื่อ $\mathbf{m}_x$ เป็นเวกเตอร์เฉลี่ยของเวกเตอร์อินพุตทั้งหมด

$$\mathbf{m}_x = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l \quad (2)$$

โดยให้เมตริกซ์ $\mathbf{A}$ กำหนดให้เป็นเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance matrix: $\mathbf{C}_x$) เมื่อกำหนดให้

$$\mathbf{C}_x = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l \mathbf{x}_l^T - \mathbf{m}_x \mathbf{m}_x^T \quad (3)$$

ซึ่งแถวในเมตริกซ์ $\mathbf{A}$ จะเป็นค่าไอเกนเวกเตอร์ (eigenvector) ตามค่าที่เป็นลักษณะเฉพาะ (eigenvalue) ตามลำดับ

จากแถวของเมตริกซ์ A ในสมการที่ (1) เป็นเวกเตอร์เชิงตั้งฉากปกติ (orthonormal) ดังนั้นการผกผันของ PCA จะเป็นไปได้ตามความสัมพันธ์ดังสมการนี้

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mathbf{m}_x \quad (4)$$

4. การแยกองค์ประกอบของรงควัตถุ

ภาพสีทุกภาพจะประกอบด้วยช่องสี (color channel) สามสี ได้แก่ สีแดง สีเขียวและสีน้ำเงิน โดยกำหนดให้เป็น $R_{j,k}$ แทนพิกเซล (pixel) ของสีแดง $G_{j,k}$ แทนพิกเซลของสีเขียวและ $B_{j,k}$ แทนพิกเซลของสีน้ำเงิน โดยค่าพิกเซลสีทั้งสามจะแสดงเป็นพิกัดภาพ (j, k)

จากกฎของแลมเบิร์ต (Lambert law) ที่กล่าวว่า “เมื่อมีแสงที่มีความยาวคลื่นเดียว (monochromatic light) ผ่านตัวกลางเนื้อเดียว สัดส่วนของความเข้มของแสงที่ตัวกลางดูดกลืนไว้ จะไม่ขึ้นอยู่กับความเข้มของแสงที่ตกกระทบตัวกลางนั้น และความเข้มของแสงแต่ละชั้นของตัวกลางจะถูกดูดกลืนไว้ในสัดส่วนที่เท่ากัน” และกฎของเบียร์ (Beer law) กล่าวว่า “เมื่อแสงที่มีความยาวคลื่นเดียวผ่านตัวกลางเนื้อเดียว สัดส่วนของความเข้มของแสงที่ถูกตัวกลางนั้นดูดกลืนไว้จะแปรผันโดยตรงกับปริมาณของตัวกลางที่ดูดกลืนแสงนั้น”

จากรูปที่ 3 เมื่อทำการวัดการดูดกลืนแสงของสารละลาย ปริมาณความเข้มของแสงที่ถูกดูดกลืนนั้น จะขึ้นอยู่กับทั้งความเข้มข้นของสารละลายและความหนาของสารละลายที่แสงต้องผ่าน จึงทำให้ต้องรวมกฎของเบียร์และกฎของแลมเบิร์ต รวมเป็นกฎของแลมเบิร์ต-เบียร์ (Lambert-Beer law) [13]

กำหนดให้สมมติฐานเกี่ยวกับสีในใบพืชสองข้อ ดังต่อไปนี้ [14]

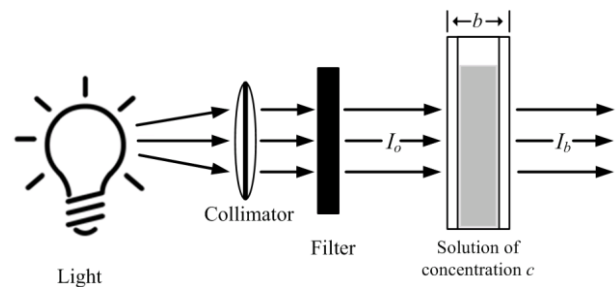
- 1) สมมติฐานที่ 1: จากกฎของแลมเบิร์ต-เบียร์ โดยสมมติว่าแสงที่สะท้อนนั้นจะอยู่ระหว่างปริมาณและชนิดสัญญาณสีที่สามารถสังเกตได้
- 2) สมมติฐานที่ 2: จากจำนวนของสัญญาณสีที่เกิดจากแสงสะท้อนเหล่านี้จะเป็นอิสระจากกันและกันด้วยกฎของแลมเบิร์ต-เบียร์ ดังแสดงในได้ในรูปที่ 3

โดยสมมติฐานแรกยืนยันความเป็นเส้นตรงระหว่างสัญญาณสีที่สามารถสังเกตได้และสัญญาณสีบริสุทธิ์ของรงควัตถุในโดเมนความหนาแน่นสเปกตรัม (Spectral density domain)

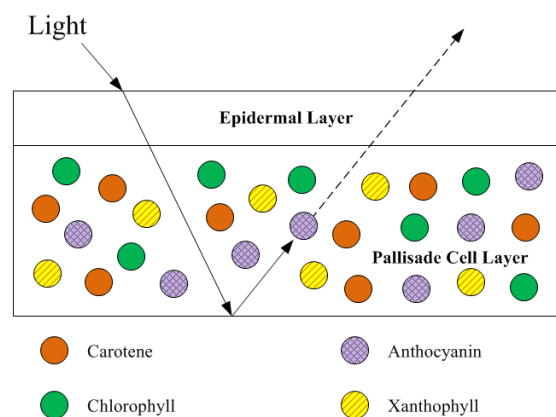
กำหนดให้โดเมนความหนาแน่นทางแสง (Optical density domain) มีสามช่องสี (color channel) ได้แก่ $\log(R_{j,k})$ แสดงช่องสีแดง $\log(G_{j,k})$ แสดงเป็นช่องสีเขียวและ $\log(B_{j,k})$ แสดงเป็นช่องสีน้ำเงิน ซึ่งแสดงเป็นองค์ประกอบของสัญญาณสี

กำหนดนิยามของเมตริกซ์ความหนาแน่นสี (Color density matrix) ด้วยสัญลักษณ์ $C_{j,k}$ ในสมการที่ (5) ด้วยพิกัดเชิงภาพ (Image coordinate) ที่ใช้เป็นพิกัด (j, k) ดังต่อไปนี้

$$C_{j,k} = [-\log(R_{j,k}) \quad -\log(G_{j,k}) \quad -\log(B_{j,k})] \quad (5)$$



รูปที่ 3 การดูดกลืนแสงจากกฎของแลมเบิร์ต-เบียร์



รูปที่ 4 แบบจำลองเชิงชีวภาพของใบพืชที่เป็นชั้นเอพิเดอร์มิส (epidermal layer) และชั้นพาลิเสดเซลล์ (palisade cell layer)

รงควัตถุสีต่าง ๆ เช่น คลอโรฟิลล์ คาโรทีน แอนโทไซยานิน แชนโทฟิลล์ มีอยู่ในชั้นผิวหนังและชั้นเซลล์ของใบพืช ดังแสดงในรูปที่ 4 โดยคลอโรฟิลล์เป็นตัวกำหนดรงควัตถุสีเขียวในระหว่างกระบวนการแก่ชราของพืช (Aging process) ที่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลาในฤดูใบไม้ร่วง ในขณะที่คาโรทีน แอนโทไซยานินและแชนโทฟิลล์จะเป็นรงควัตถุที่แสดงถึงการเจริญเติบโตของพืช โดยการสร้างรงควัตถุสีส้ม สีแดงและสีเหลืองตามลำดับ

เพื่อให้อธิบายได้ง่ายขึ้น กำหนดให้คลอโรฟิลล์เป็นรงควัตถุสีเขียว (Greenish Pigment: GP) และรงควัตถุอื่น ๆ เป็นรงควัตถุที่เกี่ยวข้องกับความแก่ชราของใบพืช (Aging Pigment: AP) ดังนั้นกำหนดสมมติฐานว่าสีของใบแก่ (mature foliage) หรือใบพืชที่โตเต็มที่ จะสมมติให้มีรงควัตถุสองชนิดได้แก่ GP และ AP โดยคำจำกัดความนี้สมมติให้เพื่อความง่ายและสามารถปรับเปลี่ยนให้เป็นกรณีอื่น ๆ ได้ ตัวอย่างเช่นใบเมเปิ้ล (Maple leaf) จะเปลี่ยนเป็นสีเหลืองและสีแดงในฤดูใบไม้ร่วง สามารถแสดงถึงคลอโรฟิลล์ คาโรทีนและ

แอนโธไซยานินเป็นสัญญาณชนิดอิสระ (independent signal) ทั้งสามชนิดให้เป็นอิสระต่อกันในสีผสม (compound color)

สมมติว่ามีรงควัตถุสองชนิดในใบพืช ได้แก่ GP และ AP ดังนั้นกำหนดเวกเตอร์ความหนาแน่นสี (color density vector) ของพื้นผิวบนใบพืช $C_{j,k}$ ในสมการที่ (6) ดังต่อไปนี้ [14]

$$C_{j,k} = B \cdot Q_{j,k} + \Gamma_{j,k} \quad (6)$$

โดยที่

$$C_{j,k} = [c1_{j,k} \quad c2_{j,k}] \quad \text{และ} \quad B = [b_1 \quad b_2]^T$$

$$\|c1_{j,k}\| = \|c2_{j,k}\| = 1$$

เมื่อกำหนดให้ b_1 และ b_2 เป็นเวกเตอร์สี (color vector) ของรงควัตถุทั้งสองชนิด ได้แก่ GP และ AP โดยมีเวกเตอร์เชิงพื้นที่ (Spatially vector) กำหนดด้วยสัญลักษณ์ $\Gamma_{j,k}$ ด้วยพิกัดเชิงภาพ (j,k) ซึ่งเกิดจากรงควัตถุชนิดอื่นๆและโครงสร้างใบพืช ส่วนเวกเตอร์ $Q_{j,k}$ กำหนดได้ดังต่อไปนี้

$$Q_{j,k} = [q1_{j,k} \quad q2_{j,k}]$$

เมื่อ $q1_{j,k}$ and $q2_{j,k}$ เป็นปริมาณสัมพันธ์ของรงควัตถุ (relative quantities of pigments)

สังเกตได้ว่า จำนวนช่องสี ได้แก่ ช่องสีแดง ช่องสีเขียวและช่องสีน้ำเงิน หรืออาจเรียกว่า RGB (Red-Green-Blue) จะมีจำนวนรงควัตถุมากกว่ารงควัตถุที่ได้สมมติขึ้น ได้แก่ GP และ AP

ต่อมาสมมติให้โดเมนความหนาแน่นทางแสงนั้นจะตั้งฉากกับระนาบสองมิติ ได้แก่ระนาบ $c1$ และ $c2$ ซึ่งจะสัมพันธ์กับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA)

กำหนดให้เมตริกซ์ตั้งฉาก (Projection matrix) ด้วยสัญลักษณ์ Π ในสมการที่ (7) เป็นไปตามสมการนี้

$$\Pi = PP^T = [p1 \quad p2] \cdot [p1 \quad p2]^T \quad (7)$$

เมื่อกำหนดให้ P เป็นเมตริกซ์จากขั้นตอน PCA โดย $p1$ และ $p2$ เป็นเวกเตอร์แรกและเวกเตอร์ที่สองจากการทำ PCA ซึ่งทอดไปบนระนาบ $c1$ และ $c2$ ตามลำดับ

เมตริกซ์ความหนาแน่นทางสี $C_{j,k}$ ในสมการที่ (8) จะแบ่งออกเป็นสององค์ประกอบ ดังสมการต่อไปนี้

$$C_{j,k} = \Pi(B \cdot K \cdot Q_{j,k} + \Gamma_{j,k}) + (I - \Pi)\Gamma_{j,k} \quad (8)$$

เมื่อกำหนดให้ I เป็นเมตริกซ์เอกลักษณ์ (Identity matrix)

จากสมการที่ (8) พบว่า นิพจน์แรกจะแสดงเป็นองค์ประกอบที่

อยู่ในปริภูมิย่อยสองมิติ (Two-dimensional subspace) ในขณะที่นิพจน์ที่สองจะแสดงเป็นองค์ประกอบในปริภูมิหนึ่งมิติ (One-dimensional subspace) โดยที่ K กำหนดเป็นเมตริกซ์แนวทแยงมุม (Diagonal matrix) ที่ใช้ในการเปลี่ยนปริมาณของรงควัตถุ $Q_{j,k}$ โดย $K = \text{diag}[1 \ 0]$ เป็นการกำหนดเพื่อใช้เลือกข้อมูลภาพจากองค์ประกอบหลักชุดแรก และกำหนดให้ $K = \text{diag}[0 \ 1]$ สำหรับเลือกข้อมูลภาพจากองค์ประกอบหลักชุดที่สอง

5. ผลการจำลองการทำงาน

จากการจำลองภาพสีของใบพืชต้นฉบับจากโมเดลสีของใบพืชในสมการที่ (2) ผ่านการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ K โดย $K = \text{diag}[1 \ 0]$ เป็นการกำหนดเพื่อให้ได้ภาพจากองค์ประกอบหลักชุดแรกซึ่งจะสอดคล้องกับรงควัตถุสีเขียว GP และเมื่อกำหนดให้ $K = \text{diag}[0 \ 1]$ เพื่อที่จะได้ภาพจากองค์ประกอบหลักชุดที่สองซึ่งจะสอดคล้องกับการได้มาถึงรงควัตถุอื่น ๆ AP

รูปที่ 5(ก) เป็นภาพต้นฉบับของใบต้นถั่วเหลืองที่เกิดจุดสีน้ำตาลจากการเข้าทำลายของโรคราสนิมในต้นถั่วเหลือง (Soybean rust) [16] โดยรูปที่ 5(ข) แสดงภาพที่ได้จากการนำภาพใบพืชต้นฉบับในรูปที่ 5(ก) มาแปลงเป็นเวกเตอร์ความหนาแน่นสีของใบพืชโดยใช้สมการที่ (8) ส่วนรูปที่ 5(ค) แสดงถึงภาพที่มีรงควัตถุสีเขียว GP ที่แยกได้จากภาพในรูปที่ 5(ข) เมื่อกำหนดให้ $K = \text{diag}[1 \ 0]$ และรูปที่ 5 (ง) แสดงภาพที่มีรงควัตถุอื่น ๆ AP ที่แยกออกจากภาพในรูปที่ 5(ข) โดยให้ $K = \text{diag}[0 \ 1]$

สังเกตได้ว่า รูปที่ 5(ค) แสดงบริเวณที่เป็นผลที่เกิดจากราสนิมบนใบต้นถั่วเหลืองให้เห็นเป็นสีเข้มทึบ ในขณะที่บริเวณอื่นๆจะแสดงส่วนที่เป็นรงควัตถุสีเขียว GP ขณะเดียวกันรูปที่ 5(ง) แสดงบริเวณที่เป็นผลที่เกิดจากราสนิมบนใบต้นถั่วเหลืองให้เห็นเป็นสีเข้มทึบจากรงควัตถุอื่น ๆ AP ในขณะที่บริเวณอื่น ๆ จะแสดงสีส้มจาง ๆ

รูปที่ 6(ก) เป็นภาพต้นฉบับของใบต้นถั่วเหลืองที่เกิดจากการเข้าทำลายของแบคทีเรีย (Bacteria blight) [17] เป็นจุดสีน้ำตาลบริเวณขอบเป็นสีเหลือง โดยรูปที่ 6(ข) แสดงภาพที่ได้จากการนำภาพใบพืชต้นฉบับในรูปที่ 6(ก) มาแปลงเป็นเวกเตอร์ความหนาแน่นสีของใบพืชโดยใช้สมการที่ (8) ส่วนรูปที่ 6(ค) แสดงถึงภาพที่มีรงควัตถุสีเขียว GP ที่แยกได้จากภาพในรูปที่ 6(ข) เมื่อกำหนดให้ $K = \text{diag}[1 \ 0]$ และรูปที่ 6(ง) แสดงภาพที่มีรงควัตถุอื่น ๆ AP ที่แยกออกจากภาพในรูปที่ 6(ข) โดยกำหนดให้ตัวแปร $K = \text{diag}[0 \ 1]$

สังเกตได้ว่า รูปที่ 6(ค) แสดงบริเวณที่เป็นผลที่เกิดจากแบคทีเรียเข้าทำลายบนใบต้นถั่วเหลืองให้เห็นเป็นสีเข้มทึบ ในขณะที่บริเวณอื่น ๆ จะแสดงส่วนที่เป็นรงควัตถุสีเขียว GP ขณะเดียวกันรูปที่ 6(ง) แสดงบริเวณที่เป็นผลที่เกิดจากแบคทีเรียบนใบต้นถั่วเหลืองให้เห็นเป็นสีเข้มทึบจากรงควัตถุอื่น ๆ AP ในขณะที่บริเวณอื่น ๆ จะแสดงสีส้มจาง ๆ และสังเกตได้ว่าในรูปที่ 5(ง) และรูปที่ 6(ง) พบว่ามี

จุดสีเหลืองและจุดสีน้ำตาลที่น่าจะเกิดจากความแก่ชราของใบพืช และบางส่วนที่เกิดจากการเข้าทำลายของโรคที่แสดงด้วยรงควัตถุอื่นๆ AP ทำให้คาดได้ว่ามีความเป็นไปได้ที่ใช้วิธีการแยกส่วนของสีที่เกิดจากรงควัตถุต่าง ๆ ออกจากภาพใบพืชด้วยวิธี PCA ในการแยกคุณลักษณะเชิงสถิติของใบพืชได้

6. สรุปผลการทดลอง

บทความนี้ได้นำเสนอการแยกรงควัตถุสำหรับโมเดลสีของใบพืชอย่างง่ายโดยใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) ด้วยภาพใบเดี่ยวจะนำมาใช้เป็นข้อมูลภาพสีจากใบพืชสำหรับการจำลองการทำงาน โดยแยกรงควัตถุใบพืชเป็นสองประเภท ได้แก่ รงควัตถุสีเขียว และรงควัตถุอื่น ๆ ที่เกี่ยวกับความแก่ของใบพืชด้วยการใช้วิธีเมตริกซ์ตั้งฉาก ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าภาพที่แสดงการแยกกันของรงควัตถุสีเขียวที่สอดคล้องกับการกระจายตัวเชิงพื้นที่ของรงควัตถุอิสระที่แตกต่างกัน โดยวิธีนี้สามารถนำไปปรับใช้ในการวิเคราะห์ความแตกต่างของใบพืชที่ถูกทำลายด้วยโรคพืชและแมลงศัตรูพืชได้

REFERENCES

- [1] S. Lee and J. Kim, "Individual Leaf Identification from a Two-Dimensional Monocotyledon Image based on Phytomorphological Graph Reconstruction", in Proc. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, Canada, Sep. 2017.
- [2] E.C. Tetila, B.B. Machado, N.A.de Souza Belete, D.A. Guimaraes, and H. Pistori, "Identification of Soybean Foliar Diseases Using Unmanned Aerial Vehicle Images", in Proc. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, no. 12, Dec. 2017.
- [3] K.R. Prilianti, S.P. Yuwono, M.A.S. Adhiwibawa, M.N.P. Prihastyanti, L.Limantara, and T.H.P. Brotsudarmo, "Automatic Leaf Color Level Determination for Need Based Fertilizer using Fuzzy Logic on Mobile Application: A Model for Soybean Leaves", in Proc. *International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, 2014.
- [4] G. Chaurasia, and P. Beardsley, "Editable Parametric Dense Foliage from 3D Capture", in Proc. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017.
- [5] X. Wang, C. Zhao, S. Lu, X. Guo, "Survey on Modeling and Visualization of Plant Leaf Color", in Proc. *IEEE Plant Growth Modeling and Applications*, 2010.
- [6] G. Mukherjee, A. Chatterjee, and B. Tudu, "Morphological feature based maturity level identification of Kalmegh and Tulsi leaves", in Proc. *IEEE International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networking*, 2017.
- [7] A. Singh, M.L. Singh, "Automated Color Prediction of Paddy Crop Leaf using Image Processing", in Proc. *IEEE International Conference on Technological Innovations in ICT for Agriculture and Rural Development*, pp. 24-32, 2015.
- [8] Y. Feng, G. Ren, K. He, Y. Liu, L. Li, "RGB Color Channel Variation based Segmentation of Crop Leaf Lesion", in Proc. *IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, pp. 592-596, 2015.
- [9] D.Penghui, L.Fang, W.Sue, "The Research on the Feature Extraction of Sunflower Leaf Rust Characteristics based on Color and Texture Feature", in Proc. *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, pp. 457-460, 2015.
- [10] S.Bhugra, S.Chaudhury, B.Lall, "Use of Leaf Colour for Drought Stress Analysis in Rice", in Proc. *IEEE National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics*, pp.1-4, 2015.
- [11] "Absorption spectra versus Action spectra", 2014. [Online]. Available: <https://www.hortidaily.com/article/6013755/absorption-spectra-versus-action-spectra/> [Accessed: 18-Dec-2018].
- [12] M. Richardson, "Principal Component Analysis", May 2009. [Online]. Available: <http://www.dsc.ufcg.edu.br/~hmg/disciplinas/posgraduacao/rm-copin-2014.3/material/SignalProcPCA.pdf>. [Accessed: 20-Dec-2018].
- [13] P.S.Nobel, "Physicochemical and Environmental Plant Physiology", Academic Press, 2009.
- [14] Y.Tian, C.Zhao, S.Lu and X.Guo, "Separating Pigment Components of Leaf Color Image using FastICA", in D.S.Huang, Z.Zhao, V.Bevilacqua, J.C.Figueroa (eds), *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications, ICIC 2010, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6215, Springer, Berlin, Heidelberg, 2010
- [15] "Soybean rust5", 2012. [Online]. Available: <https://www.lsuagcenter.com/topics/crops/soybeans/diseases/atlas/photos/fungal-foliar-diseases/soybean-rust-5>. [Accessed: 20-Dec-18].
- [16] "Foliar Diseases of Soybeans", 2017. [Online]. Available: <http://factsheets.okstate.edu/documents/epp-7672-foliar-diseases-of-soybeans/>. [Accessed: 20-Dec-18].



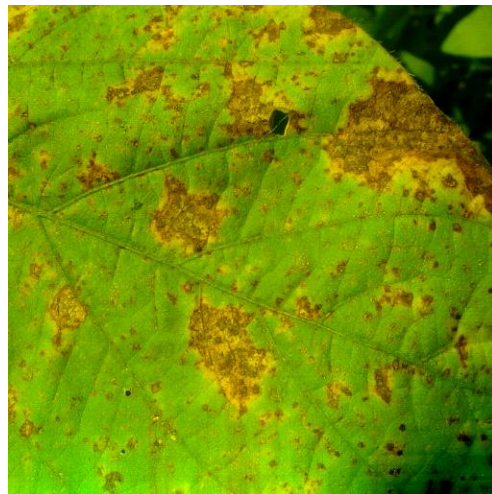
สุชาดา ลิทธิ์จงสฬพร จบการศึกษา วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (อิเล็กทรอนิกส์) (เกียรตินิยมอันดับหนึ่ง) และวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ปัจจุบันเป็นอาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานครและได้รับตำแหน่งผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์



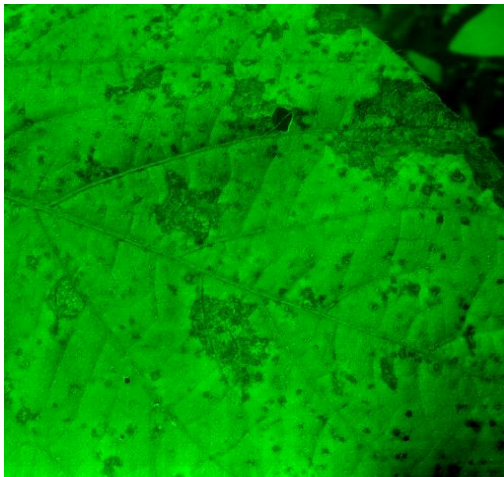
ปิยพร นุรรักษ์ จบการศึกษา วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (อิเล็กทรอนิกส์) จาก มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี และ M.Sc. (Electrical Engineering) University of Massachusetts, Lowell, USA. ปัจจุบันเป็นอาจารย์ประจำสาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช



ก) ภาพต้นฉบับขนาด 560x590 พิกเซล [15]



ข) ภาพที่ได้จากสมการที่ (8)



ค) ภาพที่ได้เมื่อกำหนด $K = \text{diag}[1 \ 0]$

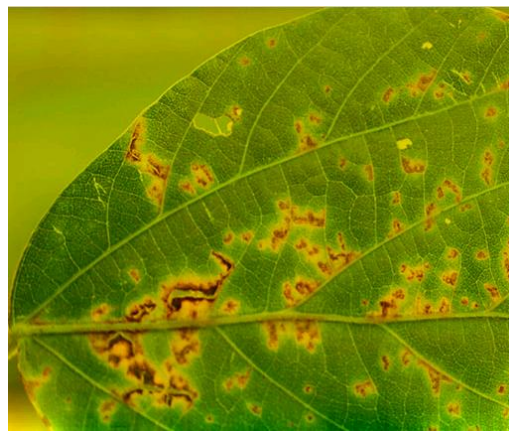


ง) ภาพที่ได้เมื่อกำหนด $K = \text{diag}[0 \ 1]$

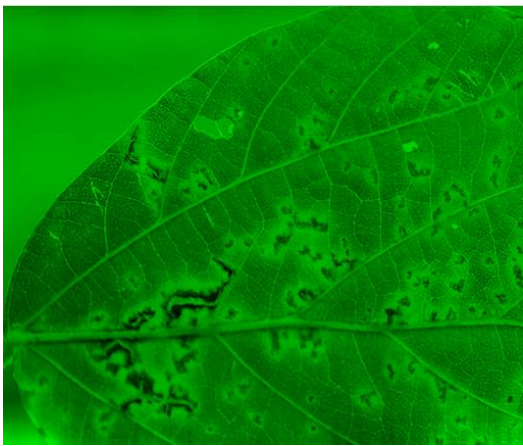
รูปที่ 5 การแยกแคว้นสีสำหรับโมเดลสีด้วยวิธี PCA



ก) ภาพต้นฉบับขนาด 500x420 พิกเซล [16]



ข) ภาพที่ได้จากสมการที่ (8)



ค) ภาพที่ได้เมื่อกำหนด $K = \text{diag}[1 \ 0]$



ง) ภาพที่ได้เมื่อกำหนด $K = \text{diag}[0 \ 1]$

รูปที่ 6 การแยกแยะวัตถุสำหรับโมเดลด้วยวิธี PCA