

Received: 26 มี.ค. 2567

Revised: 7 พ.ค. 2567

Accepted: 9 พ.ค. 2567

การพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคถั่วฝักยาวด้วยการสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล

Development Diagnosis Model of Long Bean Disease Using Image Filters with Data Mining techniques

อภิรักษ์ จุ่นกรณ์^{1*} ภรณ์ยา ปาลวิสุทธิ¹ มงคล รอดจันทร์² และศัลยพงศ์ วิชัยดิษฐ์³¹สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล, ²สาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์, ³สาขาวิชาเทคโนโลยีมัลติมีเดีย

คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม จังหวัดนครปฐม 73000

Apinan Junkorn^{1*}, Paranya Palwisut¹, Mongkol Rodjan², and Salyapong Wichaidit³¹Department of Data Science, ²Department of Computer Technology,³Department of Multimedia Technology,

Faculty of Science and Technology, Nakhon Pathom Rajabhat University

* Corresponding author: apinan@npru.ac.th

Abstract

Growing crops, what farmers expect is produce that can be consumed and sold to make a profit. Factors that affect crop yields, including yardlong bean cultivation, are plant diseases. In order to obtain sufficient yield to meet market demand, chemicals must be used in the production process. Proper prevention and treatment of plant diseases will result in reducing damage and production costs. If farmers have tools that help analyze disease, they will be able to use chemicals correctly. The researcher therefore studied and developed a diagnostic model for yardlong bean disease by extracting image features together with data mining techniques. The diseases used in the research include powdery mildew, rust, leaf spot, leaf curl, and leaf spot. The objectives are 1) to develop a diagnostic model for yardlong bean disease by extracting image features together with data mining techniques 2) to test Performance of the developed model And in the research, image feature extraction algorithms were used, namely Simple Color Histogram Filter and Auto Color Correlogram Filter, together with data classification algorithms,

namely J48, Random Forest, Random Tree and Hoeffding Tree. The results of the experiment found that the algorithms Auto Color Correlogram Filter combined with Random Forest that can diagnose disease from photographs, with an accuracy of 93.30%, precision of 94.40%, recall of 93.30% and f-measure of 93.10%, respectively, so it can be applied to develop an efficient system for diagnosing yardlong bean disease.

Keyword: Long bean; Image feature extraction; Data Mining

บทคัดย่อ

การปลูกพืชสิ่งที่เกษตรกรคาดหวังคือผลผลิตที่สามารถบริโภคและขายเพื่อสร้างกำไร ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อผลผลิตของพืชรวมถึงการปลูกถั่วฝักยาว คือ โรคพืช เพื่อให้ได้ผลผลิตที่เพียงพอตามความต้องการของตลาดจึงจำเป็นต้องใช้สารเคมีในกระบวนการผลิต ในการป้องกันและการรักษาโรคพืชที่ถูกต้องจะส่งผลให้ลดความเสียหายและต้นทุนของผลิต หากเกษตรกรมีเครื่องมือที่ช่วยวิเคราะห์โรคจะสามารถทำให้ใช้สารเคมีได้ถูกต้อง ผู้วิจัยจึงได้ทำการศึกษาและพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคถั่วฝักยาวด้วยการสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล ซึ่งโรคที่ใช้ในการวิจัยได้แก่ โรคราแป้ง โรคราสนิม โรคใบด่าง โรคใบหงิก และโรคใบจุด โดยมีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคถั่วฝักยาวด้วยการสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล 2) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของ ตัวแบบที่ได้พัฒนาขึ้น และในการวิจัยใช้อัลกอริทึมสกัดคุณลักษณะภาพได้แก่ Simple Color Histogram Filter และ Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับอัลกอริทึมจำแนกข้อมูลได้แก่ J48, Random Forest, Random Tree และ Hoeffding Tree ผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึม Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับ Random Forest ที่สามารถวินิจฉัยโรคจากภาพถ่าย โดยมีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 93.30 ค่าความแม่นยำเท่ากับร้อยละ 94.40 ค่าความระลึกเท่ากับร้อยละ 93.30 และค่าความเหวี่ยงเท่ากับร้อยละ 93.10 ตามลำดับ ซึ่งจะสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบการวินิจฉัยโรคถั่วฝักยาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ถั่วฝักยาว; การสกัดคุณลักษณะภาพ; เหมืองข้อมูล

1. บทนำ

อาชีพเกษตรกรเป็นอาชีพหลักของประชากรในประเทศไทย (กระทรวงเกษตรและสหกรณ์, 2567) ทั้งการปลูกพืช เลี้ยงสัตว์และการประมง ในการปลูกพืชที่เกษตรกรนิยมปลูกมากโดยเฉพาะในพื้นที่ภูมิภาคกลาง คือพืชสวนประเภทถั่วฝักยาว ซึ่งถั่วฝักยาวเป็นพืชผักที่มีความสำคัญต่อเศรษฐกิจ และมีผู้นิยมบริโภคตลอดปี รวมทั้งยังเป็นพืชผักที่ส่งออกเป็นสินค้าไปขายต่างประเทศที่สำคัญ ในรูปแบบแช่แข็ง (บริษัท รักบ้านเกิด จำกัด, 2560) ในการปลูกถั่วฝักยาวพบว่าส่วนใหญ่เกษตรกรจะประสบปัญหา ไม่ว่าจะเป็นภัยธรรมชาติที่ไม่สามารถหลีกเลี่ยงได้ วัชพืช และศัตรูพืช ที่เป็นปัญหาหลักของเกษตรกรที่ปลูกถั่วฝักยาว ดังนั้นเกษตรกรจึงจำเป็นต้องหาวิธีป้องกันให้ถูกต้อง เพื่อช่วยในการบำรุงดูแลรักษาให้ได้ผลผลิตตามความต้องการของตลาด (สถาบันการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมเกษตร, 2565) ซึ่งในการป้องกันรักษาโรคของถั่วฝักยาว สามารถทำได้หลายวิธีทั้งการใช้สารเคมี หรือด้วยชีวภัณฑ์แบบผสมผสาน เพื่อลดการสูญเสียต่อผลผลิตที่อาจจะเกิดขึ้น ทั้งนี้หากเกษตรกรรู้ถึงข้อเท็จจริงของโรคที่กำลังเกิดขึ้นในแปลงเพาะปลูกได้อย่างถูกต้อง ก็จะส่งผลให้สามารถเลือกใช้วิธีการในการป้องกันและรักษาโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) (Sinsomboonthong, 2017) เป็นกระบวนการในการกระทำกับข้อมูลจำนวนมากเพื่อค้นรูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูล ซึ่งในปัจจุบันได้มีการประยุกต์ใช้ในงานที่หลากหลายประเภทเพื่อช่วยในการตัดสินใจ อย่างทางด้านการเกษตร การจำแนกโรครากเน่าโคนเน่าของต้นทุเรียนด้วยอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (ชัยศิริ, 2566) พบว่ามีความถูกต้อง 99.33% ซึ่งมีประสิทธิภาพสูงสุด ซึ่งลักษณะอาการโรครากเน่าโคนเน่าสามารถจำแนกได้ 3 ลักษณะ คือ เนื้อไม้สีน้ำตาล แผลเน่าลุกลามไว และกลิ่นหืนในส่วนที่เน่า และนอกจากนี้การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพเพื่อวิเคราะห์การสุกของผลไม้ (สุขสุคนธ์และคณะ, 2565) ด้วยการพัฒนากระบวนการสุกของผลไม้ด้วยเทคโนโลยีการประมวลผลภาพที่สามารถนับจำนวนของผลไม้ และสามารถวิเคราะห์การสุกของผลไม้ได้ อีกทั้งยังมีการประยุกต์ใช้เพื่อจำแนกโรคใบขาวโพดจากภาพ (ภานุวัฒน์และคณะ, 2566) ด้วยการพัฒนาโมเดลการจำแนกภาพสำหรับโรคใบขาวโพดด้วยเทคโนโลยีโมโครซอฟต์เอชวันพื้นฐานการเรียนรู้เชิงลึก รวมถึงยังมีการนำเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลมาช่วยในการตัดสินใจรับซื้อโคขุน (อับดุลเลาะและคณะ, 2567) ด้วยการพัฒนาแบบจำลองเพื่อการตัดสินใจรับซื้อโคขุน โดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล กรณีศึกษากลุ่มวิสาหกิจชุมชนโคเนื้อบ้านบุญเกะจือมา ได้ผลความถูกต้องสูงที่สุดถึง 98.53% ซึ่งจะเห็นว่าการทำเหมืองข้อมูลสามารถประยุกต์ใช้ในงานที่หลากหลายเป็นเครื่องมือที่สามารถช่วยเกษตรกรในการตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้นในการพัฒนาตัวแบบที่จะสามารถช่วยให้เกษตรกรวินิจฉัยโรคได้อย่างถูกต้อง จึงเป็นวิธีการเตรียมป้องกันหรือการรักษาได้ทันเวลาที่ ก่อนที่จะส่งผลต่อผลผลิตที่อาจจะเกิดขึ้น ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้ เป็นการศึกษาเพื่อพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคกล้วยไม้ด้วยการสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล ที่จะสามารถช่วยในการวินิจฉัยโรคของกล้วยไม้จากการถ่ายภาพ โดยอาการของโรคที่พบจะสามารถสังเกตลักษณะจากใบของกล้วยไม้ ซึ่งโรคที่ใช้ในการวิจัย เป็นโรคพืชที่สามารถพบเห็นได้ทั่วไปและสร้างความเสียหายต่อผลผลิต ได้แก่ โรคราแป้ง โรคราสนิม โรคใบด่าง โรคใบหงิก และโรคใบจุด โดยการวิเคราะห์จากภาพถ่ายหรือรูปภาพของใบที่มีลักษณะอาการผิดปกติ เพื่อให้เกษตรกรสามารถขอคำปรึกษาจากผู้มีความรู้หรือผู้เชี่ยวชาญในการหาวิธีป้องกันและรักษาต่อไป

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคกล้วยไม้ด้วยการสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล

2.2 เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบที่ได้พัฒนาขึ้น

3. วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีการและขั้นตอนการพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคกล้วยไม้ด้วยฮิสโตแกรมสีและจำแนกด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล ซึ่งได้ทำการศึกษาทั้งเอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง มาใช้ในการวิจัย โดยผู้วิจัยได้ทำการนำภาพโรคกล้วยไม้มาแปลงเป็นฮิสโตแกรมจากนั้นนำข้อมูลที่ได้มาพัฒนาเป็นตัวแบบวินิจฉัยจำแนกประเภทของโรคด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยใช้โปรแกรมเวกา(Weka) โดยแสดงขั้นตอนวิธีดำเนินการวิจัย ดังภาพที่ 1

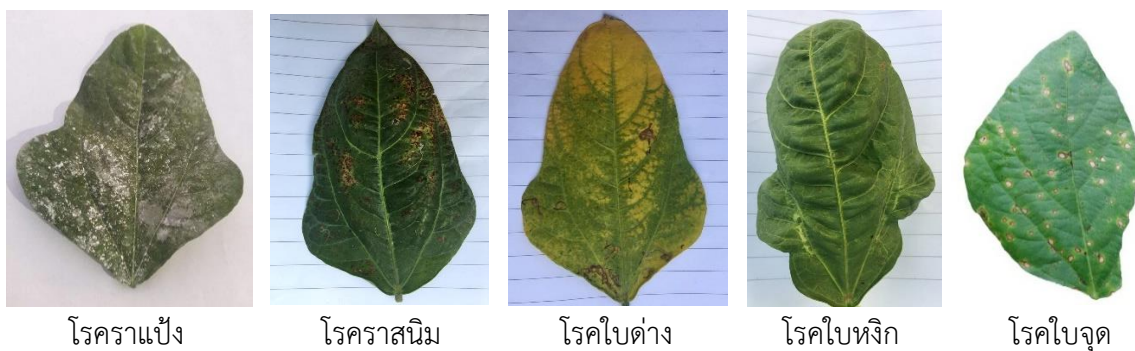


ภาพที่ 1 แสดงขั้นตอนวิธีการวิจัย

3.1 ขั้นตอนการเก็บข้อมูลภาพโรคกล้วยฉาบ

ผู้วิจัยจึงทำการลงพื้นที่สำรวจและเก็บข้อมูลถ่ายภาพใบ ตามลักษณะของโรคกล้วยฉาบในท้องถิ่นที่ปลูกกล้วยฉาบ เขตจังหวัดนครปฐม จำนวน 200 รูปถ่าย โรคกล้วยฉาบที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ ได้แก่ 1) โรคราแป้ง 2) โรคราสนิม 3) โรคใบด่าง 4) โรคใบหงิก และ 5) โรคใบจุด และได้จำแนกรูปภาพตามลักษณะของโรคอย่างละ 40 รูปถ่าย ซึ่งโรคเหล่านี้จะแสดงอาการหลายส่วนของต้นกล้วยฉาบรวมถึงส่วนที่เป็นใบของต้นกล้วยฉาบ จะมีลักษณะตามอาการของโรคแต่ละชนิด สามารถสังเกตได้จากลักษณะของใบกล้วยฉาบก็เพียงพอต่อการแยกแยะโรค โดยไม่ต้องสังเกตที่ต้นกล้วยฉาบ

ดังนั้นลักษณะของใบจึงเป็นส่วนของต้นกล้วยฉาบที่เกษตรกรสามารถสังเกตเห็นความผิดปกติได้ ผู้วิจัยจึงได้ทำการเก็บข้อมูลโดยการถ่ายภาพใบ ตามลักษณะของโรคกล้วยฉาบแต่ละชนิดเพื่อนำมาเป็นข้อมูลในการวิจัย ทั้งรูปภาพลักษณะใบที่เป็นโรคและไม่เป็นโรค ดังตัวอย่างภาพที่ 2



ภาพที่ 2 แสดงรูปภาพลักษณะใบของแต่ละโรค

3.2 ขั้นตอนการกรองข้อมูล

ในการกรองข้อมูล เป็นขั้นตอนการนำรูปภาพมาทำการตัดขอบ เพื่อให้ได้เฉพาะส่วนของรูปภาพที่ต้องการ ซึ่งในฮิสโตแกรมสี ประกอบด้วยค่าความน่าจะเป็นของสีระดับต่าง ๆ ซึ่งจะมีจำนวนของสีในแต่ละระดับที่ปรากฏในรูปภาพ ฮิสโตแกรมสามารถอธิบายความมืด ความสว่าง ความคมชัดสูงหรือต่ำโดยทั่วไปแล้วรูปภาพแต่ละรูปภาพจะมีฮิสโตแกรมที่แน่นอน ซึ่งฮิสโตแกรมจะมีค่าไม่เปลี่ยนแปลงเมื่อมีการเคลื่อนย้าย (Translation) หมุน (Rotation) แกนของรูปภาพ และการเปลี่ยนมุมเพียงเล็กน้อย ดังนั้นจึงเป็นไปได้ที่จะนำฮิสโตแกรมสีมาใช้สำหรับเปรียบเทียบความคล้ายคลึงของรูปภาพ ในการคำนวณค่าฮิสโตแกรมสี รูปภาพแต่ละรูปภาพจะถูกควอนไทซ์สี ภายในรูปภาพเพื่อลดมิติของเวกเตอร์และลด

ความซับซ้อนในการคำนวณลง โดยการแบ่งกลุ่มสีออกเป็น m ถังสี (Bins) ซึ่งส่วนใหญ่นิยมใช้ 32 64 หรือ 256 ถังสี เนื่องจากการแยกแยะความแตกต่างของระดับค่าสีของสายตามนุษย์มีความละเอียดไม่มากนัก

กำหนดให้รูปภาพ I มีขนาด $n_1 \times n_2$ จุดภาพ และ H_{ci} แทน จำนวนจุดภาพที่มีสี c_i ของรูปภาพ I ดังนั้น สามารถคำนวณฮิสโตแกรมสีได้ แสดงดังสมการที่ 1

$$H_{ci}(I) = H_{ci} / n_1 \times n_2 \quad (1)$$

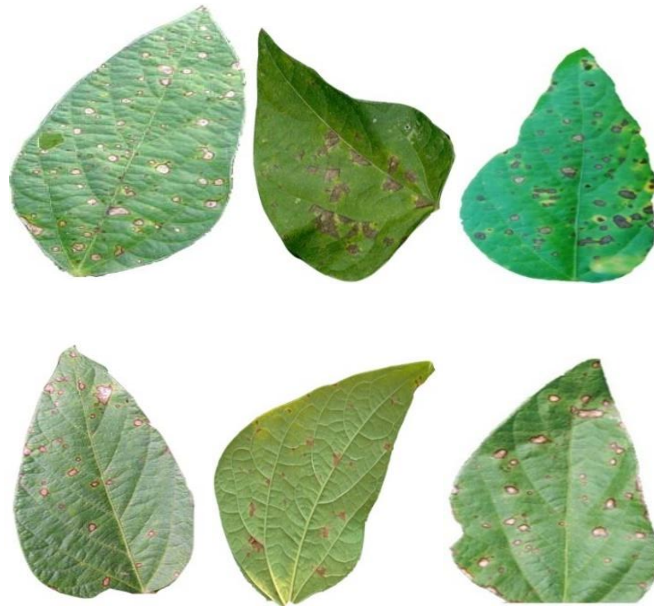
การหารด้วย $n_1 \times n_2$ หรือจำนวนจุดภาพทั้งหมดภายในรูปภาพนั้น มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ค่าฮิสโตแกรมสีเป็นบรรทัดฐาน และเพื่อให้สามารถนำฮิสโตแกรมสีของรูปภาพซึ่งมีขนาดแตกต่างกัน มาทำการเปรียบเทียบกันได้ ดังนั้นจะสามารถหาเวกเตอร์แทนฮิสโตแกรมสีของรูปภาพ I แสดงดังสมการที่ 2

$$H(I) = (h_{c1}, h_{c2}, \dots \dots h_{cm}) \quad (2)$$

ผู้วิจัยนำข้อมูลรูปภาพจากขั้นตอนการเก็บข้อมูลมาทำการกรองข้อมูลโดยการนำรูปภาพมาทำการตัดขอบส่วนเกินให้คงเหลือเฉพาะรูปลักษณะของใบตามที่ต้องการ ด้วยการตกแต่งรูปภาพแสดงดังตัวอย่างภาพที่ 3 และ 4



ภาพที่ 3 ตัวอย่างรูปภาพใบที่เป็นโรคและมีส่วนเกิน



ภาพที่ 4 ตัวอย่างรูปภาพใบที่เป็นโรคและตัดขอบส่วนเกิน

3.3 ขั้นตอนการแปลงรูปข้อมูลดิจิทัล

เป็นขั้นตอนการแปลงรูปข้อมูลดิจิทัลให้อยู่ในรูปแบบของไฟล์ Arff โดยมีรูปแบบไฟล์ข้อมูล แสดงดังตัวอย่างภาพที่ 5

```
@attribute filename string
@attribute class {Normal,Leafspot,Mosaic,Leafcurl,Powderymildew,Rust}
@data
Normal1.jpg,Normal
Normal2.jpg,Normal
Normal3.jpg,Normal
Normal4.jpg,Normal
Normal5.jpg,Normal
Normal6.jpg,Normal
```

ภาพที่ 5 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากการแปลงรูปข้อมูลดิจิทัล

3.4 ขั้นตอนการพัฒนาตัวแบบ

ในการพัฒนาตัวแบบของการวิจัยนี้ได้ใช้โปรแกรมเวกา(Weka) ได้มีการรวบรวมอัลกอริทึมที่จำเป็นสำหรับการวิจัยและได้ทำการเปรียบเทียบผลการทดลอง โดยแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ดังนี้

3.4.1 ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะภาพ สำหรับขั้นตอนนี้จะทำการสกัดคุณลักษณะรูปภาพให้เป็นข้อมูลในรูปแบบดิจิทัล โดยเลือกใช้อัลกอริทึม Simple Color Histogram Filter และ Auto Color Correlogram Filter

3.4.2 ขั้นตอนการจำแนกข้อมูล ในขั้นตอนนี้ได้เลือกอัลกอริทึมสำหรับการจำแนกข้อมูล ได้แก่ J48, Random Forest, Random Tree และ Hoeffding Tree

3.5 ขั้นตอนการทดสอบและวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบเพื่อประเมินผลอัลกอริทึมที่นำมาใช้ในการจำแนกข้อมูล ได้แก่ ค่าความถูกต้อง(Accuracy) ค่าความแม่นยำ(Precision) ค่าความระลึก(Recall) และค่าความเหวี่ยง (F-Measure) โดยใช้ค่าความแม่นยำของตัวแบบ ซึ่งจะต้องทำการเลือกข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Set) และข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing Set) ในการวิจัยครั้งนี้ใช้วิธีการสุ่มเลือกข้อมูลแบบความเที่ยงตรง 5 กลุ่ม (5-fold Cross Validation) ซึ่งในการสุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง เป็นการสุ่มตัวอย่างข้อมูลโดยเริ่มจากการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นส่วนๆ ละเท่าๆ กัน นำข้อมูลบางส่วนมาทำการเรียนรู้ และนำข้อมูลส่วนที่เหลือมาทำการทดสอบตัวแบบที่ได้จากเรียนรู้ โดยในการวิจัยจะทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 5 ชุดเท่าๆ กัน ในการทดลองครั้งแรกจะเลือกข้อมูลชุดที่ 1 เป็นข้อมูลชุดทดสอบและข้อมูลที่เหลือเป็นชุดการเรียนรู้ ในการทดลองครั้งถัดไปจะเลือกข้อมูลชุดที่ 2 เป็นข้อมูลชุดทดสอบและข้อมูลชุดที่เหลือเป็นชุดการเรียนรู้ ซึ่งจะมีการทดลองทั้งหมด 5 ครั้ง และในการวัดค่าประสิทธิภาพของตัวแบบจะอาศัย Confusion matrix ในการคำนวณค่าดังภาพที่ 6

		Predicted Class	
Actual	Class	C ₁	C ₂
	C ₁	TP	FN
	C ₂	FP	TN

ภาพที่ 6 Confusion matrix

ตัวชี้วัดที่สามารถคำนวณได้จาก Confusion Matrix

- ค่าความถูกต้อง เป็นการวัดความถูกต้องของตัวแบบ โดยพิจารณารวมทุกคลาส

คือ จำนวน True Positive ของทุกคลาสรวมกัน ดังสมการที่ (3)

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (3)$$

- ค่าความแม่นยำ เป็นการวัดความแม่นยำของตัวแบบ โดยพิจารณาแยกทีละคลาส

ดังสมการที่ (4)

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (4)$$

- ค่าความระลึก เป็นการวัดความถูกต้องของตัวแบบ โดยพิจารณาแยกทีละคลาส

ดังสมการที่ (5)

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (5)$$

- ค่าความความเหวี่ยง เป็นการวัดค่าความแม่นยำและค่าความระลึกพร้อมกันของตัวแบบ

โดยพิจารณาแยกทีละคลาส ดังสมการที่ (6)

$$\text{F-measure} = (2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (6)$$

โดยที่

True Positive (TP) คือ จำนวนข้อมูลตัวแบบ จำแนกกลุ่ม C_1 และคำตอบเป็นกลุ่ม C_1

True Negative (TN) คือ จำนวนข้อมูลตัวแบบ จำแนกกลุ่ม C_2 และคำตอบเป็นกลุ่ม C_2

False Positive (FP) คือ จำนวนข้อมูลตัวแบบ จำแนกกลุ่ม C_1 และคำตอบเป็นกลุ่ม C_2

False Negative (FN) คือ จำนวนข้อมูลตัวแบบ จำแนกกลุ่ม C_2 และคำตอบเป็นกลุ่ม C_1

4. ผลการวัดประสิทธิภาพตัวแบบ

จากการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยอัลกอริทึมต่างๆ สามารถสรุปผลการการจำแนกข้อมูลของอัลกอริทึมได้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลการจำแนกประเภทข้อมูลของอัลกอริทึมแต่ละชนิด

อัลกอริทึม สกัดคุณลักษณะ ภาพ	อัลกอริทึม จำแนกข้อมูล	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
Simple Color Histogram Filter	J48	76.70%	76.90%	76.70%	76.70%
	Random Forest	87.50%	87.10%	87.50%	87.20%
	Random Tree	75.00%	73.90%	75.00%	74.10%
	Hoeffding Tree	83.30%	84.30%	83.30%	83.10%
Auto Color Correlogram Filter	J48	74.20%	73.40%	74.20%	73.30%
	Random Forest	93.30%	94.40%	93.30%	93.10%
	Random Tree	68.30%	69.90%	68.30%	68.60%
	Hoeffding Tree	82.50%	86.80%	82.50%	83.30%

ตารางที่ 2 ร้อยละความถูกต้องของอัลกอริทึมแต่ละชนิด

อัลกอริทึม	Simple Color Histogram Filter	Auto Color Correlogram Filter
J48	76.70 %	74.20 %
Random Forest	87.50 %	93.30 %
Random Tree	75.00 %	68.30 %
Hoeffding Tree	83.30 %	82.50 %

จากผลการเปรียบเทียบอัลกอริทึม พบว่า

- อัลกอริทึม Simple Color Histogram Filter ร่วมกับ J48 มีค่าความถูกต้องร้อยละ 76.70 ค่าความแม่นยำร้อยละ 76.90 ค่าความระลึกร้อยละ 76.70 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 76.70

- อัลกอริทึม Simple Color Histogram Filter ร่วมกับ Random Forest มีค่าความถูกต้องร้อยละ 87.50 ค่าความแม่นยำร้อยละ 87.10 ค่าความระลึกร้อยละ 87.50 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 87.20

- อัลกอริทึม Simple Color Histogram Filter ร่วมกับ Random Tree มีค่าความถูกต้องร้อยละ 75.00 ค่าความแม่นยำร้อยละ 73.90 ค่าความระลึกร้อยละ 75.00 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 74.10

- อัลกอริทึม Simple Color Histogram Filter ร่วมกับ Hoeffding Tree มีค่าความถูกต้องร้อยละ 83.30 ค่าความแม่นยำร้อยละ 84.30 ค่าความระลึกร้อยละ 83.30 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 83.10

- อัลกอริทึม Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับ J48 มีค่าความถูกต้องร้อยละ 74.20 ค่าความแม่นยำร้อยละ 73.40 ค่าความระลึกร้อยละ 74.20 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 73.30

- อัลกอริทึม Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับ Random Forest มีค่าความถูกต้องร้อยละ 93.30 ค่าความแม่นยำร้อยละ 94.40 ค่าความระลึกร้อยละ 93.30 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 93.10

- อัลกอริทึม Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับ Random Tree มีค่าความถูกต้องร้อยละ 68.30 ค่าความแม่นยำร้อยละ 69.90 ค่าความระลึกร้อยละ 68.30 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 68.60

- อัลกอริทึม Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับ Hoeffding Tree มีค่าความถูกต้องร้อยละ 82.50 ค่าความแม่นยำร้อยละ 86.80 ค่าความระลึกร้อยละ 82.50 และค่าความเหวี่ยงร้อยละ 83.30

ดังนั้นรูปแบบการจำแนกข้อมูลโรคกล้วยไม้ที่ไดจากการสกัดคุณลักษณะภาพด้วยอัลกอริทึม Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับการจำแนกประเภทข้อมูลด้วย Random Forest มีเปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้องมากที่สุด 93.30 % ค่าความแม่นยำมากที่สุด 94.40 % ค่าความระลึกร้อยละมากที่สุด 93.30 % และค่าความเหวี่ยงมากที่สุด 93.10 % ตามลำดับ จึงเป็นรูปแบบที่เหมาะสมต่อการนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการวินิจฉัยโรคกล้วยไม้ต่อไป

5. สรุปผล

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อศึกษาและพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคกล้วยไม้ด้วยการสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล และ 2) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบที่ได้พัฒนาขึ้นซึ่งโรคกล้วยไม้ที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ ได้แก่ โรคราแป้ง โรคราสนิม โรคใบด่าง โรคใบหงิก และโรคใบจุด โดยการใช้การสกัดคุณลักษณะภาพร่วมกับการจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล ด้วยอัลกอริทึมการสกัด

คุณลักษณะภาพ Simple Color Histogram Filter และ Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับ อัลกอริทึมจำแนกข้อมูลได้แก่ J48, Random Forest, Random Tree และ Hoeffding Tree ผลการพัฒนาตัวแบบวินิจฉัยโรคถั่วฝักยาวพบว่าตัวแบบที่ใช้อัลกอริทึมการสกัดคุณลักษณะภาพ Auto Color Correlogram Filter ร่วมกับอัลกอริทึมจำแนกข้อมูล Random Forest ซึ่งมีเปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้องมากที่สุด 93.30 % ค่าความแม่นยำมากที่สุด 94.40 % ค่าความระลึกมากที่สุด 93.30 % และค่าความเหวี่ยงมากที่สุด 93.10 % ตามลำดับ ซึ่งจะสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบการวินิจฉัยโรค ถั่วฝักยาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

6.เอกสารอ้างอิง

- กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. (2567). **เกษตรกรรมคือวิถีชีวิตแห่งสังคมไทย**. สืบค้นเมื่อ 14 กุมภาพันธ์ 2567 จาก https://www.moac.go.th/king-king_thaiagri-files-391991791793
- ชัยศิริ สนิทพลกลาง. (2566). การจำแนกโรครากเน่าโคนเน่าของต้นทุเรียนด้วยอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ. **วารสารวิทยาศาสตร์ลาดกระบัง** 32(1): 72-87.
- บริษัท รักบ้านเกิด จำกัด. (2560). **เรื่องเด็ดเกรตเกษตร**. สืบค้นเมื่อ 16 กุมภาพันธ์ 2567 จาก <https://www.rakbankerd.com/agriculture/hiligh-view.php?id=31&s=tblheight>
- ภาณุวัฒน์ เมฆะ พงศ์พิงศ์ มุสิกทอง ณัฐภาส ผลากอง พาสณ์ ปราโมกษ์ชน และพญงค์ดี เกษมสำราญ. (2566). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกภาพสำหรับโรคใบขาวโพด. **วารสารแม่โจ้เทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม** 9(2): 1-16.
- ศิริพร คุ่มภัยและคณะ. (2560). **สารสนเทศอารักขาพืช ICT**. สืบค้นเมื่อ 23 กุมภาพันธ์ 2567. จาก <http://www.agriqua.doae.go.th/Plant%20%20Protection%20%20Conference/disease-research/B-01.pdf>
- สถาบันการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมเกษตร. (2565). **จัดการศัตรูพืชใน “ถั่วฝักยาว” ด้วยชีวภัณฑ์แบบผสมผสาน**. สืบค้นเมื่อ 22 กุมภาพันธ์ 2567 จาก <https://www.nstda.or.th/agritec/sop-cowpea/>
- สุขสุคนธ์ สุขสุคนธ์ ชลทิศ สันติวงศ์งาม วิชพล คำแขก และศศิชา ปานสุวรรณ. (2565). ระบบวิเคราะห์การสุกของผลไม้ด้วยเทคโนโลยีการประมวลผลภาพ. **วารสารวิทยาการและเทคโนโลยีสารสนเทศ** 12(1): 61-66.
- อับดุลเลาะ บากา สุลัยมาน เกอโสะห์ พูไดละห์ ดือมอง และอรรถพล อดุลยศาสน์. (2567). การพัฒนา

แบบจำลองเพื่อการตัดสินใจรับซื้อโคขุน โดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล กรณีศึกษากลุ่ม
วิสาหกิจชุมชนโคเนื้อบ้านบุเกาะจือมา. วารสารแม่โจ้เทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม
10(1): 99-117.

Sinsomboonthong, S. (2017). *Data mining 1: discovering knowledge in data*. Bangkok:
Chamchuree Products Co.,Ltd.

Weka. (2567). **Machine Learning Software in Java**. Retrieved from
<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>