รายงานผลงานเรื่องเต็มการทดลองที่สิ้นสุด

---

1. **แผนงานวิจัย** : วิจัยและพัฒนาระบบสารสนเทศสู่เกษตรดิจิทัล

2. **โครงการวิจัย** : พัฒนาระบบตรวจวัดและจำแนกโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลัง โดยเทคนิคประมวลผลภาพดิจิทัล

   กิจกรรม : -

   กิจกรรมย่อย (ถ้ามี) : -

3. **ชื่อการทดลอง (ภาษาไทย)** : พัฒนาโมเดลการจำแนกโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลัง

   ชื่อการทดลอง (ภาษาอังกฤษ) : Development on Cassava Leaf Disease Classification Model

4. **คณะผู้ดำเนินงาน**

หัวหน้าการทดลอง นายธีรภัทร์ ธรรมไชยางกูร	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
ผู้ร่วมงาน นายสุรพงษ์ ประสิทธิ์วัฒนเสรี	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นางกฤษณา แสงดี	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นางสาวนครินทร์ทิพย์ พุทธสิทธิ์	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นายวีรศักดิ์ ขุนชำนาญ	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นางสาวนวลมณี พรหมนิล	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นางสาวสุวิชา อ่อนเฉียบ	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นายยรรยง พันธ์พฤกษ์	สังกัดศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
นางสาวอมรรัชฏ์ คิดใจเดียว	สังกัดสำนักวิจัยพัฒนาการอารักขาพืช

กรมวิชาการเกษตร

5. บทคัดย่อ

การพัฒนาโมเดลการจำแนกภาพโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลังใช้กลุ่มตัวอย่างภาพจากแฟ้มข้อมูลใบมันสำปะหลัง จำนวน 500 ภาพ กำหนดขนาดภาพเท่ากับ 224 x 224 พิกเซล แปลงภาพทั้งหมดจาก RGB เป็นภาพระดับสีเทา (Gray Scale) สกัดข้อมูลตัวแปรจากภาพโดยวิธีวิเคราะห์เมตริกซ์การปรากฏร่วมของระดับสีเทา (Gray-Level Co Occurrence Matrix : GLCM) ได้ตัวแปร (Feature) ได้แก่ ค่า Contrast, Correlation, Entropy, Angular Second Moment และ Inverse Difference Moment นำข้อมูลทั้งหมดแบ่งเป็น 5 คลาส คือ 0) ต้นปกติ 1) โรคใบไหม้ 2) โรคใบจุดสีน้ำตาล 3) โรคแอนแทรคโนส 4) อาการใบด่าง สร้างโมเดลจำแนกโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลัง ด้วยภาษา Python โดยใช้การจำแนกประเภทแบบ Support Vector Machine (SVM) แบ่งข้อมูลภาพเป็นข้อมูลฝึก 75 % และข้อมูลทดสอบ 25 % ผลลัพธ์ที่ได้มีค่าความถูกต้องของการจำแนก 66 %

Abstract

Developing Cassava leaf disease images classification model were used the sample size of 500 images from the dataset of images of diseased and healthy cassava leaves collection. The images were resized to 224 x 224 pixel. The whole RGB images were converted to Gray Scale images. Feature extraction using Gray – Level Co Occurrence Matrix (GLCM) were Contrast, Correlation, Entropy, Angular Second Moment and Inverse Difference Moment. Label mapping encoded categories to 5 classes; 0) Healthy 1) Bacterial Blight (CBB) 2) Brown Streak Disease (CBSD) 3) Anthracnose and 4) Mosaic Disease (CMD). Building classification model used Support Vector Machine (SVM) classifier of 75% training data and 25% testing data. The result got 66% for accuracy.

กรมวิชาการเกษตร

6. คำนำ

ประเทศไทยมีการปลูกมันสำปะหลังมากที่สุดในอาเซียน ตามด้วยอินโดนีเซียและเวียดนาม (ส่วนมากส่งออกเป็นผลิตภัณฑ์มันสำปะหลัง เช่น มันเส้น และแป้งมัน) ผลผลิตมันสำปะหลังปี 2563 (เริ่มออกสู่ตลาดตั้งแต่เดือนตุลาคม 2562 – กันยายน 2563) คาดว่ามีพื้นที่เก็บเกี่ยว 8.92 ล้านไร่ ผลผลิต 29.00 ล้านตัน ผลผลิตต่อไร่ 3.25 ตัน เมื่อเทียบกับปี 2562 มีพื้นที่เก็บเกี่ยว 8.67 ล้านไร่ ผลผลิต 31.08 ล้านตัน และผลผลิตต่อไร่ 3.59 ตัน พบว่า พื้นที่เก็บเกี่ยวเพิ่มขึ้นร้อยละ 2.88 ผลผลิต และผลผลิตต่อไร่ ลดลงร้อยละ 6.69

และ 9.31 ตามลำดับ โดยปี 2563 ปริมาณการส่งออกผลิตภัณฑ์มันสำปะหลัง 6.73 ล้านตัน มูลค่า 79,414 ล้านบาท เมื่อเทียบกับปี 2562 ที่มีปริมาณส่งออก 6.29 ล้านตัน มูลค่า 78,622 ล้านบาท พบว่า ปริมาณ และมูลค่าเพิ่มขึ้นร้อยละ 7.00 และร้อยละ 1.01 ตามลำดับ (สำนักวิจัยเศรษฐกิจการเกษตร, 2563) เนื่องจากในปี 2562 สภาพอากาศร้อนจัดและแห้งแล้ง ปริมาณน้ำน้อยกว่าปี 2561 ส่งผลต่อการเติบโตของพืช ทำให้ผลผลิตลดลง รวมทั้งฝนที่ล่าช้า ภาวะฝนทิ้งช่วง และผลกระทบจากพายุโซนร้อน พื้นที่เพาะปลูกได้รับความเสียหาย นอกจากนี้ยังมีการระบาดของโรคใบด่างมันสำปะหลัง ทำให้ผลผลิตได้รับความเสียหายรวมทั้งการส่งออกสินค้าเกษตร (สำนักวิจัยเศรษฐกิจการเกษตร, 2562) โดยแหล่งเพาะปลูกที่สำคัญ คือ จังหวัดนครราชสีมา กำแพงเพชร ชัยภูมิ กาญจนบุรี และอุบลราชธานี ปัจจัยสำคัญอย่างยิ่งในการผลิตมันสำปะหลังให้ได้คุณภาพดีและผลผลิตสูง คือ การเลือกพันธุ์ที่เหมาะสมกับสภาพพื้นที่ การใช้ท่อนพันธุ์ที่สะอาดปราศจากโรคและแมลงต่างๆ การรู้จักโรคและแมลงศัตรูพืชต่างๆ การวินิจฉัยอาการจากโรคแมลงได้เบื้องต้น การเลือกใช้วิธีการกำจัดศัตรูพืชที่เหมาะสมถูกที่ ถูกเวลา และการเลือกใช้สารเคมีที่ถูกต้องกับโรคในปริมาณที่เหมาะสม โดยเริ่มตั้งแต่การหมั่นตรวจแปลง และวินิจฉัยอาการของพืชที่พบเบื้องต้นว่าอาการนั้นเกิดจากการขาดธาตุอาหาร เกิดจากแมลง หรือเกิดจากโรค ศัตรูพืชบางชนิดอาจจำแนกได้ยาก โดยเฉพาะโรคพืชมีความสำคัญต่อโครงสร้างทางสรีรวิทยาของต้นพืช ซึ่งแสดงลักษณะอาการที่ปรากฏให้เห็นเป็นหลักฐาน โรคพืชมีสาเหตุจากเชื้อโรค และส่วนใหญ่จะปรากฏอาการให้เห็นบนใบหรือต้นพืช โดยโรคสำคัญของมันสำปะหลังได้แก่ โรคใบไหม้ โรคแอนแทคโนส โรครากปม โรคใบจุดสีน้ำตาล โรคใบจุดขาว ซึ่งโรคใบไหม้และโรคใบจุด ในระยะเริ่มแสดงอาการยากต่อการแยกด้วยสายตา สามารถทำให้เกิดการวินิจฉัยโรคผิดได้ ดังนั้น การตรวจวัดใบและต้นพืช เพื่อค้นหาโรคและลักษณะอาการที่ถูกโรคทำลาย จึงเป็นปัจจัยสำคัญทำให้การเพาะปลูกพืชประสบผลสำเร็จ

ปัจจุบันเทคโนโลยีสารสนเทศได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการช่วยวินิจฉัยโรคเบื้องต้น ช่วยลดค่าใช้จ่ายและเวลาในการดำเนินการ โดยการประมวลผลภาพ (Image Processing) ซึ่งเป็นการนำภาพมาประมวลผลหรือคิดคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เราต้องการทั้งในเชิงคุณภาพและปริมาณ ขั้นตอนในการจำแนกประเภทของภาพใช้การวิเคราะห์จากการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นเทคนิคหรือกระบวนการที่ใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สนับสนุนการเรียนรู้ เพื่อพัฒนาหรือปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของระบบให้เกิดการเรียนรู้ และนำไปใช้ในการตัดสินใจต่างๆ วิธีการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้ Support Vector Machine (SVM) ซึ่งเป็นโมเดลที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลและจำแนกประเภทข้อมูล โดยอาศัยการหาสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการฝึกให้ระบบเรียนรู้ มีการนำไปใช้ในการพยากรณ์การเกิดอาการจากหนอนชอนใบ (Dake and Chengweii, 2006) การพยากรณ์โรคราสนิมที่ใบของข้าวสาลี (Wang and Ma, 2011)

การพัฒนาโมเดลจำแนกภาพโรคบนใบมันสำปะหลัง เป็นพื้นฐานสำคัญ นำไปใช้ในการพัฒนาระบบตรวจวัดและจำแนกโรค ทั้งนี้เพื่อให้สามารถช่วยเหลือเกษตรกรทำให้ทราบข้อมูลเกี่ยวกับโรคพืชที่พบสามารถป้องกันกำจัดในเบื้องต้น เพื่อลดการแพร่ระบาดและความรุนแรงของโรคได้ อีกทั้งยังช่วยลดช่องว่างระหว่างเกษตรกรกับเจ้าหน้าที่ในการให้บริการคำปรึกษา ก่อให้เกิดประโยชน์ในการติดตามการปลูกพืชในระบบแปลงใหญ่ และโมเดลที่พัฒนาขึ้นยังสามารถพัฒนาต่อยอดในด้านอื่น ๆ ได้ประสบความสำเร็จต่อไป

7. วิธีดำเนินการ

- อุปกรณ์

1. ภาพใบมันสำปะหลังที่แสดงอาการเป็นโรคที่รวบรวมได้
2. ซอฟต์แวร์ปรับแต่งภาพ XnView รุ่น 2.49.5
3. ซอฟต์แวร์วิเคราะห์ภาพ ImageJ รุ่น 1.53
4. ภาษา Python
5. เครื่องคอมพิวเตอร์สมรรถนะสูง

- วิธีการ

1. การประมวลผลเบื้องต้น (Preprocessing)

การทดลองนี้ใช้กลุ่มตัวอย่างภาพจากแฟ้มข้อมูลใบมันสำปะหลังที่เก็บรวบรวมได้ จำนวน 500 ภาพ แบ่งข้อมูลภาพออกเป็น 5 คลาส ได้แก่ 0) ต้นปกติ 1) โรคใบไหม้ 2) โรคใบจุดสีน้ำตาล 3) โรคแอนแทรคโนส และ 4) อาการใบด่าง คลาสละ 100 ภาพ รวมทั้งหมด 500 ภาพนำไปประมวลผลเบื้องต้นด้วยโปรแกรม XnView ปรับเพิ่มความคมชัด ตัดส่วนของภาพที่ไม่ต้องการออก กำหนดขนาดภาพเท่ากับ 224 x 224 พิกเซล และแปลงภาพจากระบบสี RGB เป็นภาพระดับสีเทา (Gray scale) โดยใช้สมการ

$$Gray = 0.299red + 0.587green + 0.144blue$$

2. การสกัดข้อมูลตัวแปรจากภาพ (Feature Extraction)

โดยการวิเคราะห์ตัวแปรเชิงพื้นผิวภาพ (Texture analysis) ด้วยเมตริกซ์การปรากฏร่วมของระดับสีเทา (Gray – Level Co Occurrence Matrix : GLCM) (R.M. Haralick, 1979) ด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ภาพ ImageJ (ตารางที่ 1) GLCM ใช้ในการแปลความหมายของข้อมูลลักษณะพื้นผิวที่มนุษย์รับรู้ได้ให้อยู่ในรูปแบบของค่าทางคณิตศาสตร์ที่สามารถอธิบายถึงการกระจายตัวของพิกเซลของระดับสีเทา และความสัมพันธ์ของตำแหน่งที่เกิดขึ้นในระนาบ 0, 45, 90 และ 135 องศา

ศรีวิชาการเกษตร

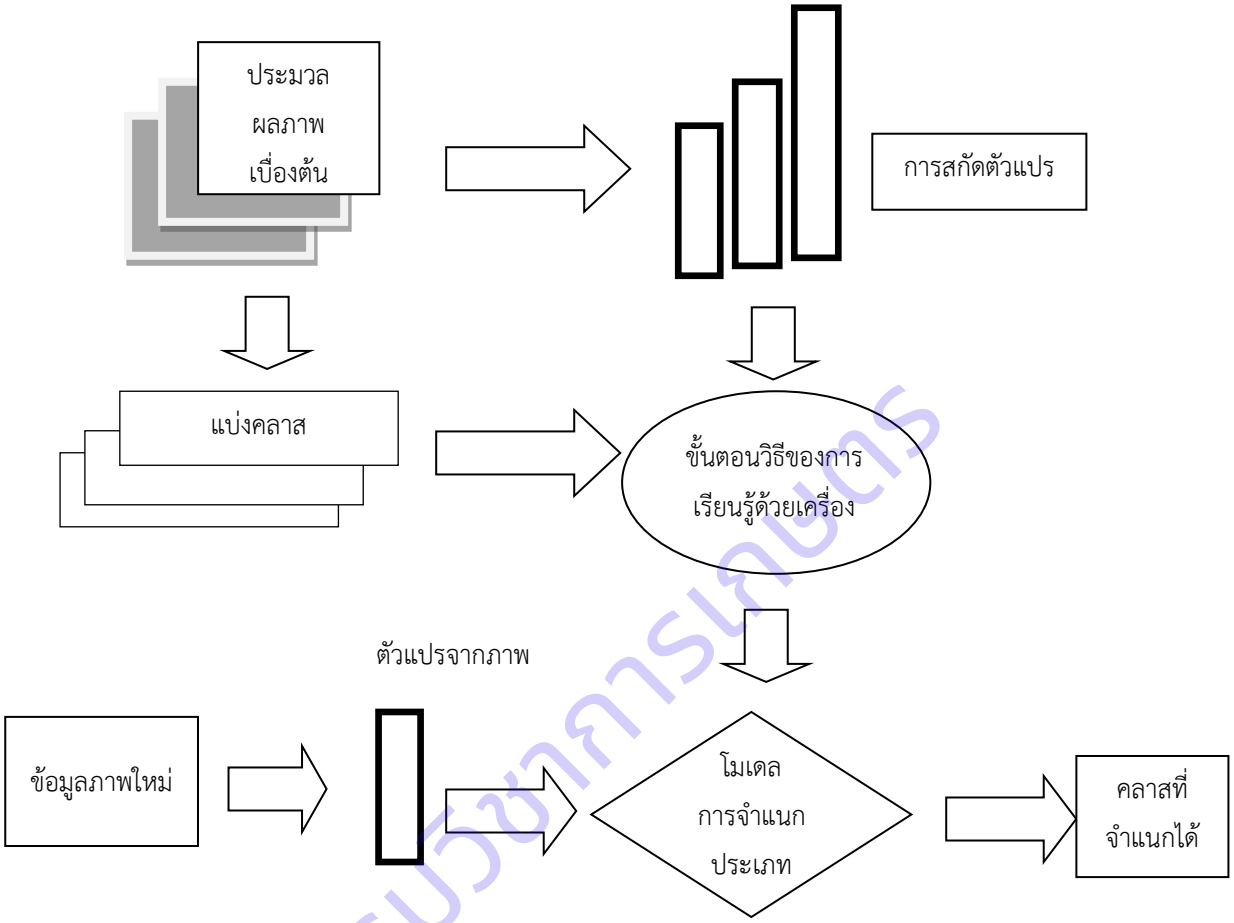
ตารางที่ 1 ตัวแปร (Feature) ของภาพระดับสีเทาที่สกัดด้วยโปรแกรม ImageJ

ตัวแปร (Feature)	สูตร	ความหมาย
1. Contrast	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}\,(i-j)^2$	i ระดับสีเทา ตั้งแต่ 0 ถึง 255 พิกเซล (อ้างอิง) j ระดับสีเทา ตั้งแต่ 0 ถึง 255 พิกเซล (ใกล้เคียง) N จำนวนของระดับสีเทาบนวัตถุที่สนใจ $P_{i,j}$ ความน่าจะเป็นของพิกเซลตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j μ_i ค่าเฉลี่ยระดับสีเทาพิกเซลอ้างอิง μ_j ค่าเฉลี่ยระดับสีเทาพิกเซลใกล้เคียง σ_i ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานค่าระดับสีเทาพิกเซลอ้างอิง σ_j ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานค่าระดับสีเทาพิกเซลใกล้เคียง L ค่าสเกลสูงสุดของค่าระดับสีเทา
2. Correlation	$\sum_{i.j=0}^{N-1} \frac{(i-\mu_1)(j-\mu_2)}{\sqrt{\sigma_i^2+\sigma_j^2}}$	
3. Entropy	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}\,(-\ln P_{i,j})$	
4. Angular Second Moment (ASM)	$\sum_{i.j=0}^{N-1} P_{i,j}^2$	
5. Inverse Difference Moment (IDM)	$\sum_{i.j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2/L}$	

กรมวิชาการเกษตร

3. การสร้างโมเดลจำแนกภาพโรคที่แสดงอาการใบมันสำปะหลัง

นำข้อมูลทั้งหมดมาใช้ในการสร้างโมเดลจำแนกภาพโรคที่แสดงอาการใบมันสำปะหลัง (ภาพที่ 1)



กรมวิชาการเกษตร

ภาพที่ 1 ขั้นตอนการสร้างโมเดลจำแนกประเภท (classification)

การจำแนกประเภท (classification) โดยใช้โมเดล Support Vector Machine (SVM) ภาษา Python บน Jupyter Notebook มีขั้นตอนดังนี้

1. นำเข้าไลบรารีที่จำเป็นต้องใช้ ได้แก่ numpy scipy scikit – learn matplotlib pandas pydotplus และ graphviz

2. โหลดข้อมูลจากแฟ้มข้อมูลภาพใบมันสำปะหลังที่รวบรวมไว้เข้ามาใน Kernel

3. กำหนดคอลัมน์ที่เป็นตัวแปรต้น (Feature) และตัวแปรตาม (Class)

4. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ

    1) ข้อมูลฝึก (Training data) เป็นส่วนที่ใช้สำหรับการสร้างโมเดล

2) ข้อมูลทดสอบ (Testing data) เป็นส่วนที่ใช้สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

5. สร้างโมเดลด้วยเทคนิค SVM แบบ Non-linearly separable data

6. ทดสอบการจำแนกประเภทด้วยข้อมูลทดสอบ จะได้ผลลัพธ์ที่จำแนกได้

7. ประเมินประสิทธิภาพของโมเดล โดยคำนวณ Confusion Matrix คือตารางที่ใช้ในการวัดความสามารถของการเรียนรู้ด้วยเครื่องในการแก้ปัญหาการจำแนกประเภท

		Actual Values: Positive (1)	Actual Values: Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

True Positive (TP) คือ สิ่งที่โมเดลทำนายว่า “จริง” และมีค่าเป็น “จริง”

True Negative (TN) คือ สิ่งที่โมเดลทำนายว่า “ไม่จริง” และมีค่า “ไม่จริง”

False Positive (FP) คือ สิ่งที่โมเดลทำนายว่า “จริง” แต่มีค่าเป็น “ไม่จริง”

False Negative (FN) คือ สิ่งที่โมเดลทำนายว่า “ไม่จริง” แต่มีค่าเป็น “จริง”

ตัววัดที่นิยมใช้กัน คือ

1. ความแม่นยำ (Precision) โดยพิจารณาแยกทีละคลาส

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

2. ความครบถ้วน (Recall) โดยพิจารณาแยกทีละคลาส

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

3. ความถูกต้อง (Accuracy) โดยพิจารณารวมทุกคลาส

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

กรมวิชาการเกษตร

4. F1-Score คือค่าเฉลี่ยแบบ harmonic mean ระหว่าง precision และ Recall

$$F1 = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)}$$

- เวลาและสถานที่

ระยะเวลาดำเนินการ ตุลาคม 2562 – กันยายน 2563

สถานที่ดำเนินการ แปลงเกษตรกรจังหวัดนครราชสีมา ปราจีนบุรี สระแก้ว

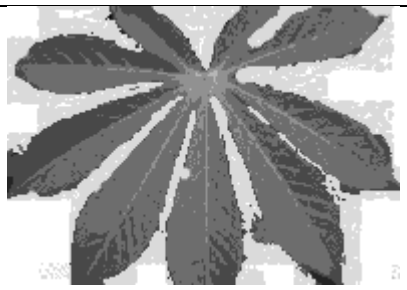
ศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร กรมวิชาการเกษตร กรุงเทพฯ

8. ผลการทดลองและวิจารณ์

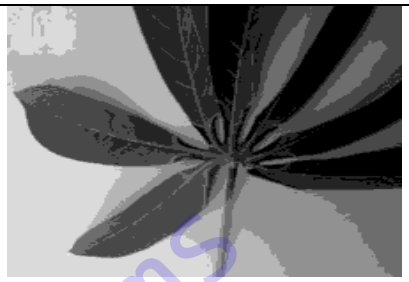
8.1 การประมวลผลเบื้องต้น

กลุ่มตัวอย่างภาพที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ด้วยเครื่อง แบ่งเป็น 5 คลาส ได้แก่ 0) ต้นปกติ 1) โรคใบไหม้ 2) โรคใบจุดสีน้ำตาล 3) โรคแอนแทรคโนส และ 4) อาการใบด่าง ปรับเพิ่มความคมชัด ตัดส่วนของภาพที่ไม่ต้องการออก กำหนดขนาดภาพเท่ากับ 224 x 224 พิกเซล และแปลงภาพจากระบบสี RGB เป็นภาพระดับสีเทา (ตารางที่ 2)

ตารางที่ 2 ภาพ RGB และภาพระดับสีเทา (Gray Scale) แบ่งตามคลาส

คลาส	ภาพ RGB	ภาพระดับสีเทา	จำนวน (ภาพ)
ปกติ Healthy			100
ใบไหม้ CBB			100

สงวนลิขสิทธิ์กรมวิชาการเกษตร

คลาส	ภาพ RGB	ภาพระดับสีเทา	จำนวน (ภาพ)
ใบจุดสีน้ำตาล CBSD			100
แอนแทรคโนส CA			100
อาการใบด่าง CMD			100

8.2 การสกัดข้อมูลตัวแปรจากภาพ

โดยการวิเคราะห์เมตริกซ์การปรากฏร่วมของระดับสีเทา (GLCM) และบันทึกเป็นไฟล์ csv (ตารางที่ 3)

ตารางที่ 3 ตัวอย่างข้อมูลตัวแปรที่สกัดได้จากภาพโรคที่แสดงอาการใบมันสำปะหลัง

Contrast	Correlation	Entropy	ASM	IDM	Pic	Disease
1469.361	0.000318	8.9781	0.000611	0.05733	h0001.jpg	0
905.7664	0.000356	8.9193	0.000247	0.08351	bl0001.jpg	1
594.2592	0.000369	8.6073	0.001065	0.12300	bs0001.jpg	2
1263.258	0.000244	9.2533	0.000962	0.08416	an0001.jpg	3
424.7333	0.000341	7.9440	0.006929	0.23300	mv0001.jpg	4

กรมวิชาการเกษตร

8.3 การสร้างโมเดลจำแนกภาพโรคที่แสดงอาการใบมันสำปะหลัง

สร้างโมเดลจำแนกภาพโดยการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ใช้ภาษา Python บน Jupyter Notebook เลือกใช้ไลบรารี SVM ของ Scikit-Learn และทดสอบประสิทธิภาพโมเดลโดย Confusion Matrix มีค่าความถูกต้อง (accuracy) 66 เปอร์เซ็นต์ (ตารางที่ 4)

ตารางที่ 4 ค่าวัดประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกภาพโรคที่แสดงอาการใบมันสำปะหลัง

class	precision	Recall	f1-score	support
0	1.00	0.24	0.38	21
1	0.00	0.00	0.00	54
2	0.65	0.93	0.77	302
3	0.80	0.62	0.70	26
4	0.68	0.43	0.53	160
accuracy			0.66	563
macro avg	0.63	0.44	0.47	563
weighted avg	0.62	0.66	0.61	563

9. สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ :

จากการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ได้โมเดลการจำแนกโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลัง มีค่าความถูกต้อง 66 เปอร์เซ็นต์ สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการพัฒนาโมเดลด้วยอัลกอริทึมอื่นๆ ต่อไป

10. การนำผลงานวิจัยไปใช้ประโยชน์

ได้โมเดลการจำแนกโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลังด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพดิจิทัล นักวิจัยสามารถใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการศึกษาเพิ่มเติมพัฒนาโมเดลในพืชอื่นๆ เพื่อช่วยเหลือเกษตรกร และเจ้าหน้าที่ในการวินิจฉัยโรคพืชเบื้องต้นต่อไปได้

กรมวิชาการเกษตร

11. คำขอบคุณ :

งานวิจัยนี้เป็นส่วนหนึ่งของแผนวิจัยและพัฒนาระบบสารสนเทศสู่เกษตรดิจิทัล ขอบคุณเกษตรกรแปลงมันสำปะหลัง ผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีและระบบสารสนเทศ นายอิสิวัฒน์ บัณฑราภิวัฒน์ ที่ให้คำแนะนำ ปรับแก้งานวิจัยนี้เพื่อให้เกิดประโยชน์แก่ผู้เกี่ยวข้อง ขอบคุณผู้อำนวยการศูนย์วิจัยและพัฒนาการเกษตรจังหวัดปราจีนบุรี เจ้าหน้าที่กรมส่งเสริมการเกษตร เกษตรอำเภอวังน้ำเขียว รวมทั้งพนักงานราชการทุกตำแหน่ง ที่ให้ความร่วมมือในการเก็บข้อมูลเป็นอย่างดี ทำให้งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงได้

12. เอกสารอ้างอิง

สำนักวิจัยเศรษฐกิจการเกษตร. 2562. ตัวชี้วัด เศรษฐกิจของประเทศไทย ปี 2562, 35 – 43. : 1.

สำนักวิจัยเศรษฐกิจการเกษตร. 2563. มันสำปะหลัง, สถาณการณ์สินค้าเกษตรที่สำคัญ และแนวโน้ม ปี 2564. : 35 – 43.

อัครพล ไชยนา และ ศิวา แก้วปลั่ง. 2563. การตรวจจับโรคใบด่างในไร่มันสำปะหลังโดยใช้การสำรวจระยะไกลด้วยอากาศยานไร้คนขับ. แก่นเกษตร 48 ฉบับพิเศษ 1: 291-298 (2563).

Dake, W. and Chengwei, M., 2006. The Support Vector Machine (SVM) Based Near-Infrared Spectrum Recognition of Leaves Infected by the Leafminers, *First International Conference on Innovative Computing, Information and Control, vol. 3*. : 448-451.

Foody, G. M. and Mathur, A., 2004. A relative evaluation of multi-class image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 42:1335-1343.

Kulinavar, Pooja and Hadimani Vidya, I. 2017. Classification of leaf disease based on Multiclass SVM classifier. *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology. Volume 3, Issue 4 (2017).*

Ozichi Emuoyibofarhe, Justice O. Emuoyibofarhe, Segun Adebayo, Adebamiji Ayandiji, Oloyede Demeji and Oreoluwa James. 2019. Detection and Classification of Cassava Diseases Using Machine Learning**.** *International Journal of Computer Science and Software Engineering (IJCSSE), Volume 8, Issue 7, July 2019:* 166-176.

Shrutika Ingale and V. B. Baru. 2019. Plant Leaf Disease Detection Recognition using Machine Learning. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) Volume 8, Issue 06 (June 2019).*

Tiago Ferreira and Wayne Rasband. 2012. ImageJ User Guide. IJ 1.46r**.** from http://imagej.nih.gov/ij/docs/guide.

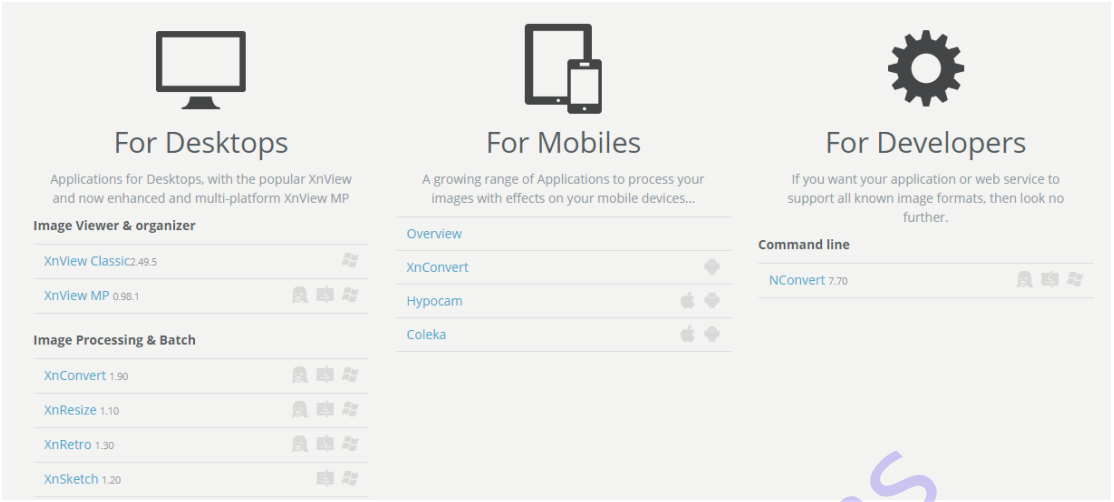
Wang, H. and Ma, Z., 2011. Prediction of Wheat Stripe Rust Based on Support Vector Machine. *2011 Seventh International Conference on Natural Computation.* :.378–382.

กรมวิชาการเกษตร

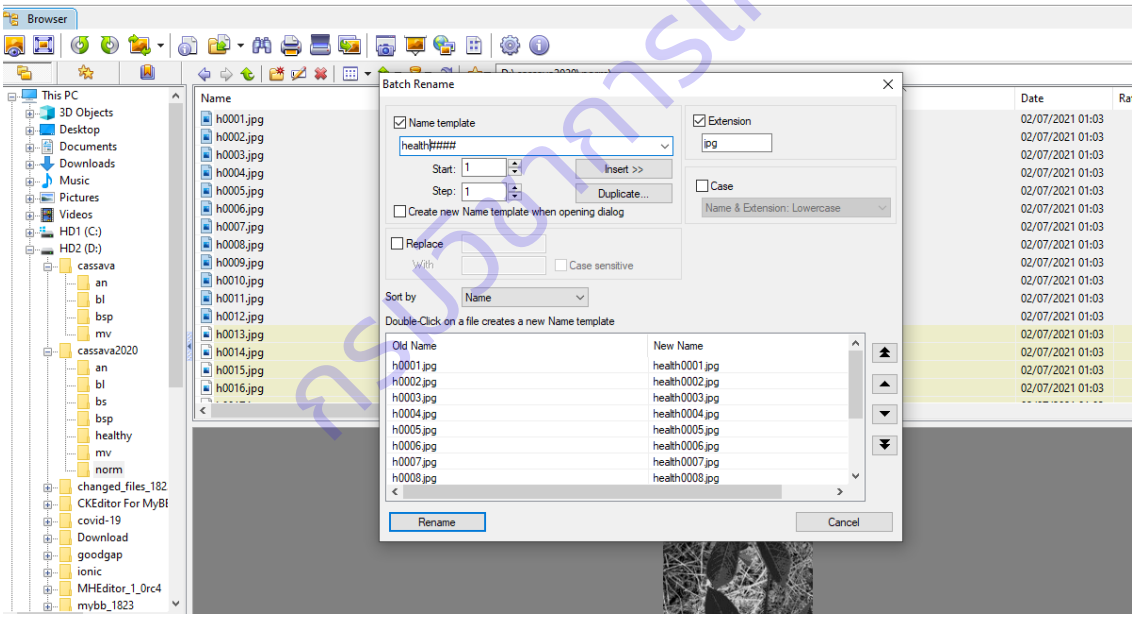
13. ภาคผนวก

13.1 การใช้โปรแกรมตกแต่งภาพ XnView

1) ดาวน์โหลดไฟล์ติดตั้งที่ https://www.xnview.com/en/ เลือก XnView 2.49.5 for Windows



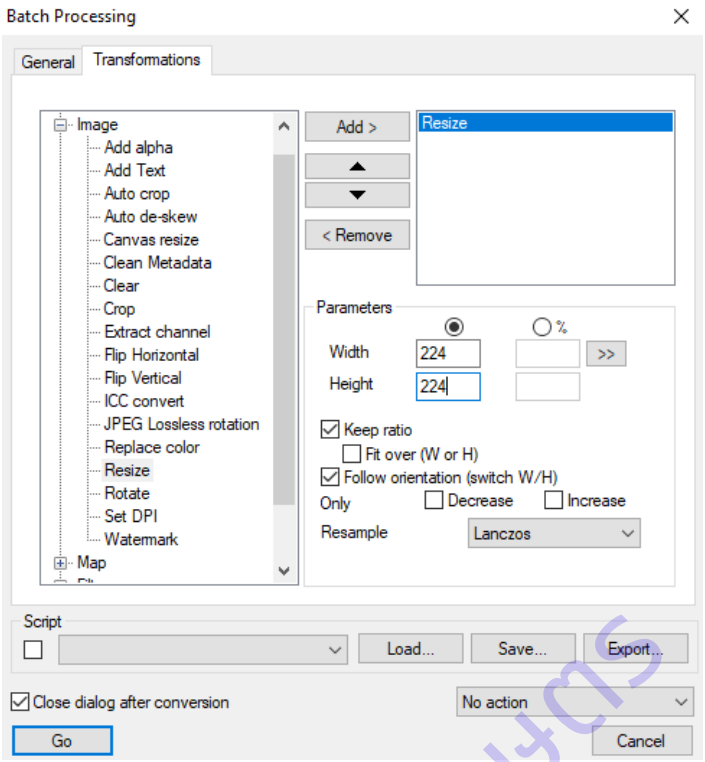
2) การเปลี่ยนชื่อภาพ เลือกภาพที่ต้องการ แล้วไปที่เมนู Tools > Batch Rename ... เลือกเปลี่ยนชื่อ new template เช่น health#### กดปุ่ม Rename



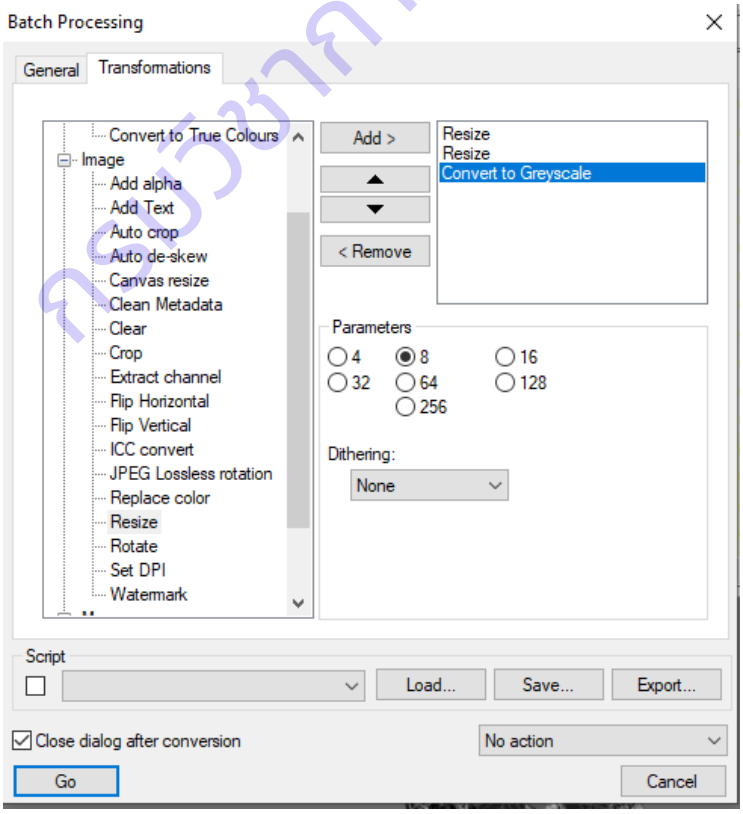
3) การเปลี่ยนขนาดภาพ และแปลงเป็นภาพระดับสีเทา

- เลือกเมนู Tools > Batch Processing ... แล้วไปที่แท็บ Transformation เลือก image > Resize กด add > แล้วเติมขนาดภาพ Width: 224 Height: 224

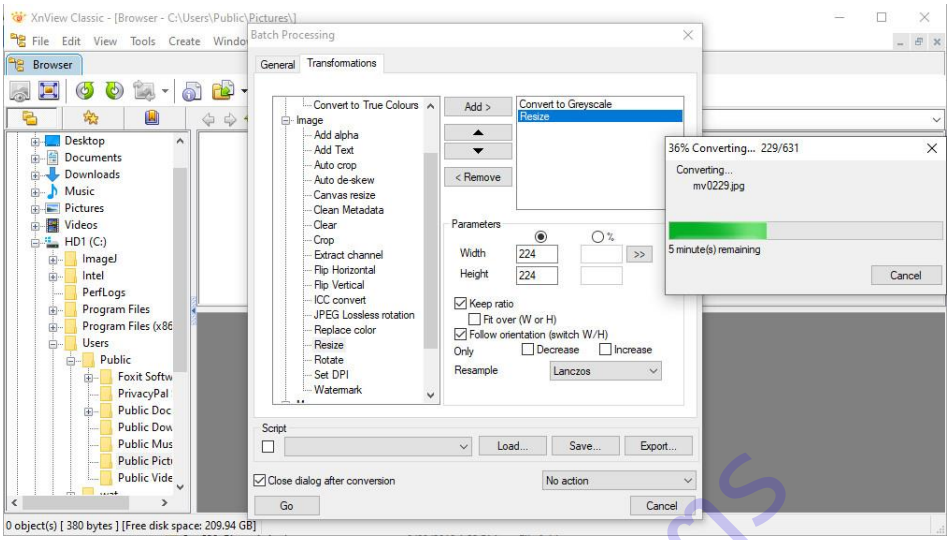
กรมวิทยาศาสตร์



- ที่แท็บ Transformation เลือก Convert > Convert to Greyscale กด add > แล้วเติม Parameters : 8

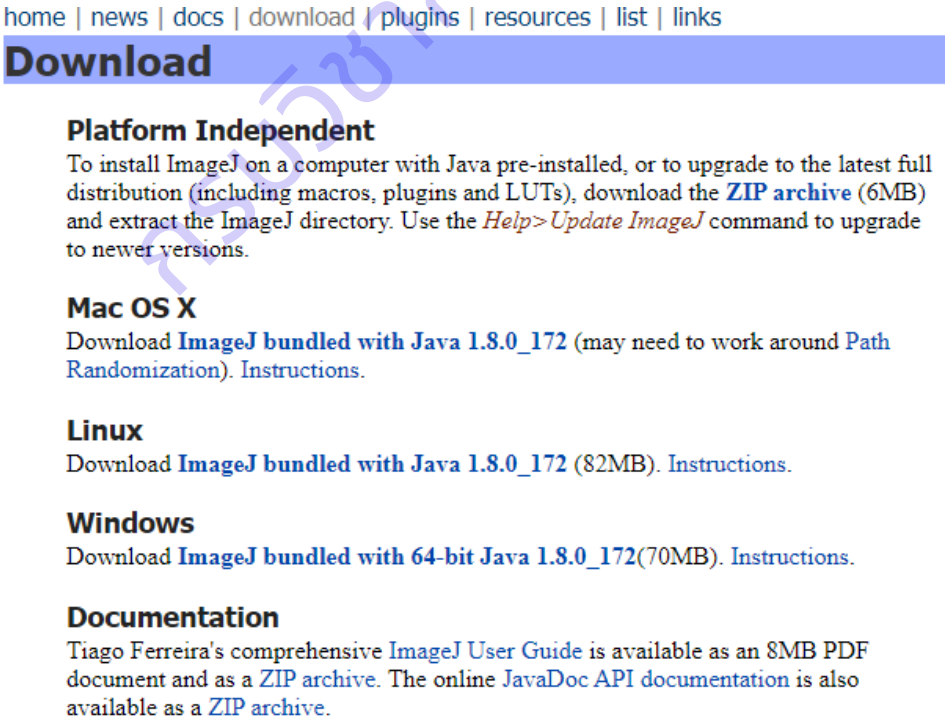


- คลิกปุ่ม Go โปรแกรมจะเปลี่ยนขนาดภาพและแปลงภาพระดับสีเทาอย่างต่อเนื่องจนครบทุกไฟล์



13.2 การใช้โปรแกรมวิเคราะห์ภาพ ImageJ

1) ดาวน์โหลดไฟล์ติดตั้งที่ https://imagej.nih.gov/ij/download.html เลือก platform ตามต้องการ



2) ดาวน์โหลดไฟล์ Plugin Texture Analyser ที่ https://imagej.nih.gov/ij/plugins/texture.html โดยคัดลอก GLCM_Texture.class ไปไว้ที่โฟลเดอร์ plugins แล้วรีสตาร์ทโปรแกรม ImageJ ถ้าต้องการทำหลายไฟล์ ให้คัดลอก Batch_GLCM_Measure.txt ไปไว้ที่โฟลเดอร์ macros

Texture Analyzer

Author: Julio E. Cabrera (jcabrera at mail.nih.gov)

History: 2003/06/10 (v0.0): First version
2005/06/10 (v0.1): The normalization constant (R in Haralick's paper, pixelcounter here) now takes in account the fact that for each pair of pixel you take in account there are two entries to the grey level co-ocurrence matrix. Changes were made also in the Correlation parameter. Now this parameter is calculated according to Walker's paper.
2006/07/07 (v0.4): Works with stacks and with macros.

Source: GLCM_Texture.java

Installation: Copy GLCM_Texture.class to the plugins folder and restart ImageJ.

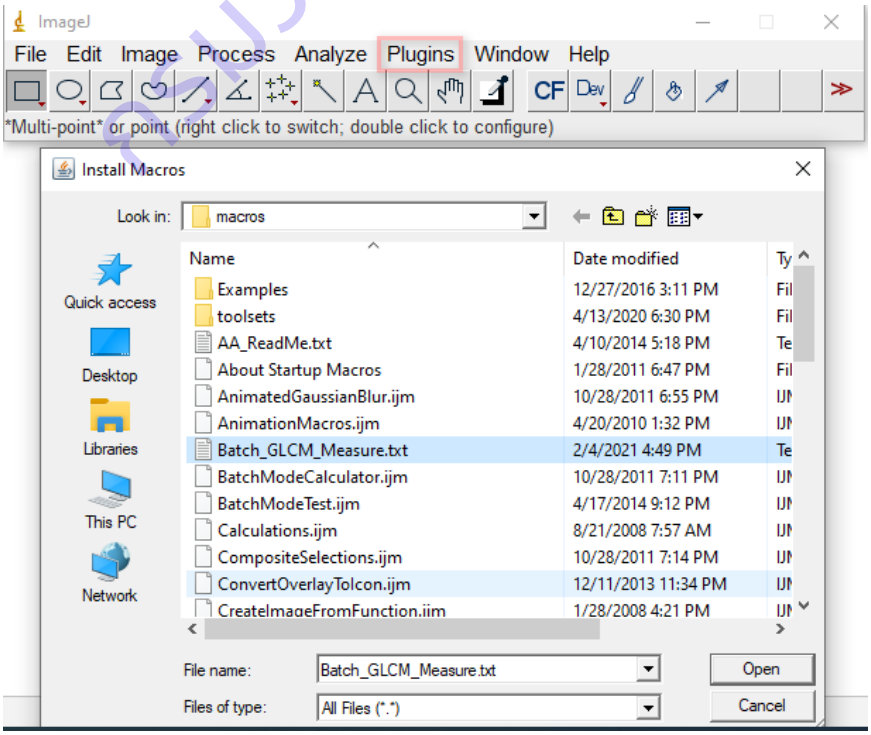
Description: This plugin computes several of the texture parameters described by Haralick (Haralick, R. M., Shanmugam, K., and Dinstein, I. (1973). Texture parameters for image classification, IEEE Trans SMC 3, 610-621). The only parameter computed differently is "Correlation", which is now calculated as described by Walker and col. (Walker, R. F., Jackway, P., and Longstaff, I. D. (1995). Improving Co-occurrence Matrix Feature Discrimination. Paper presented at: Third Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications.). Please note that the computations carried out in this plugin are normalized by area (see also below): two ROIs of different size but the same texture will result i n similar results for their texture parameters.

See Also: The Batch GLCM Measure macro is a wrapper for this plugin that allows batch processing of all the images in a directory.

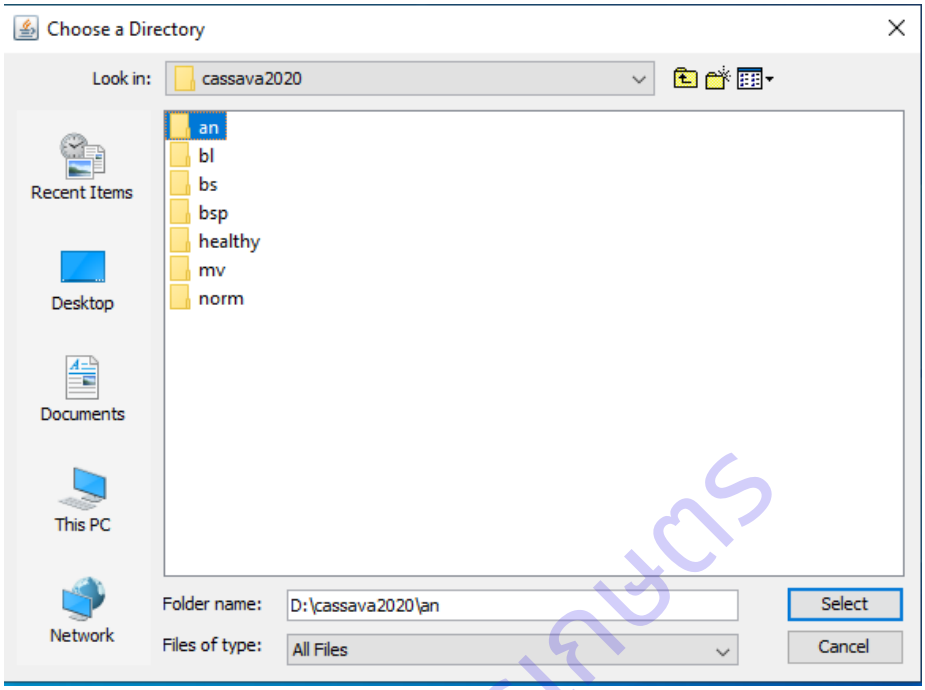
|Plugins | Home |

3) การสกัดข้อมูลตัวแปรจากภาพด้วยมาโคร Batch GLCM Measure

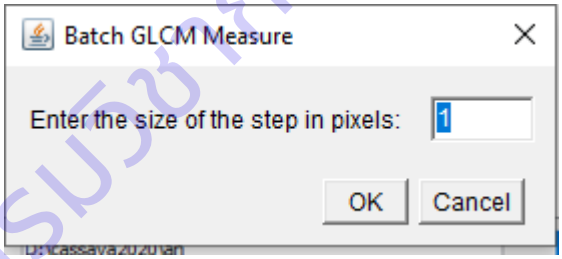
- คลิก plugins > Macros > install เลือกไฟล์ Batch_GLCM_Measure.txt กดปุ่ม Open



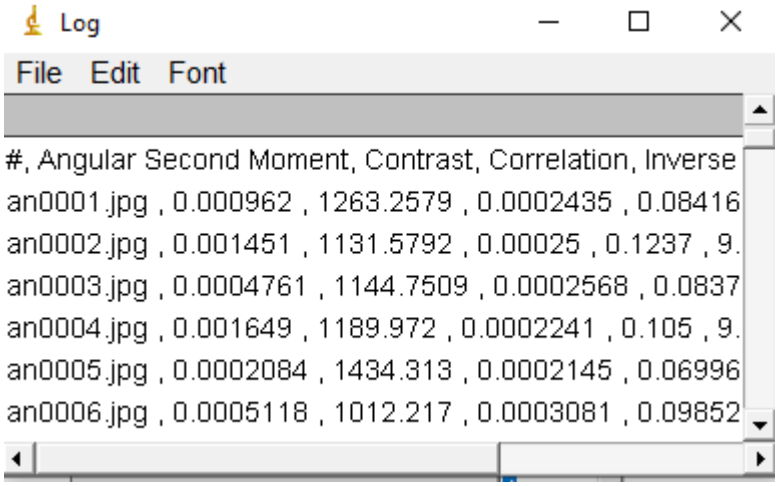
- ใช้งาน Batch GLCM Measure คลิกที่ Plugins > Macros > Batch GLCM Measure เลือก Directory ที่ต้องการสกัดข้อมูลตัวแปร แล้วกดปุ่ม Select



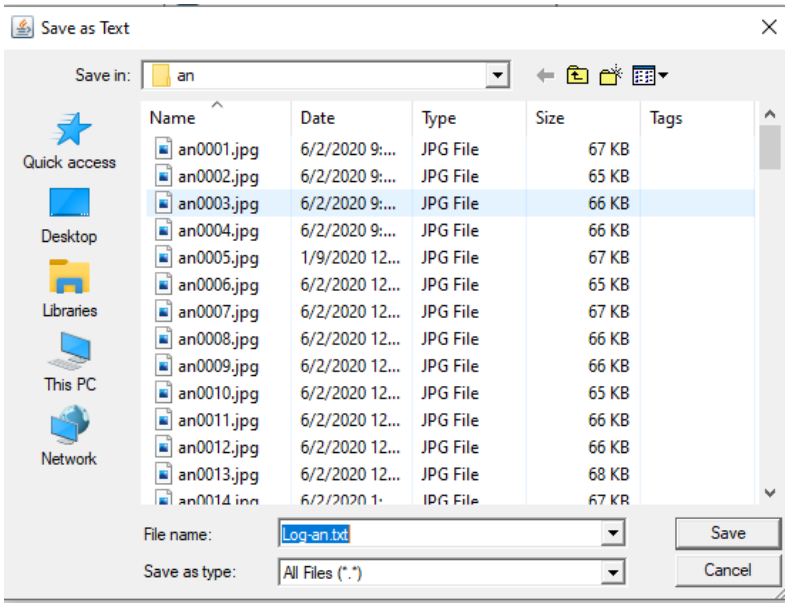
- เลือก ขนาดพิกเซลที่จะดำเนินการทีละขั้น กด OK



- ได้ผลลัพธ์ที่หน้าจอ Log คลิก File > Save As ... ตั้งชื่อไฟล์ แล้วกด Save



กรมวิชาการเกษตร



13.3 การเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบมีการฝึก (Supervised Learning) ใช้การโปรแกรมภาษา Python บน Jupyter Notebook

ติดตั้ง Miniconda

ดาวน์โหลดตัวติดตั้งล่าสุดที่ https://conda.io/miniconda.html

กรมวิชาการเกษตร

Miniconda

Miniconda is a free minimal installer for conda. It is a small, bootstrap version of Anaconda that includes only conda, Python, the packages they depend on, and a small number of other useful packages, including pip, zlib and a few others. Use the `conda install command` to install 720+ additional conda packages from the Anaconda repository.

See if Miniconda is right for you.

Windows installers

Windows

Python version	Name	Size	SHA256 hash
Python 3.8	Miniconda3 Windows 64-bit	57.0 MiB	`4fa22bba0497babb5b6608cb8843545372a99f5331c8120099ae1d803f627c61`
	Miniconda3 Windows 32-bit	54.2 MiB	`9c2ef76bae97246c85c206733ca30fd1feb8a4b3f90a2a511fea681ce7ebc661`
Python 2.7	Miniconda2 Windows 64-bit	54.1 MiB	`69730254048329 44e074bf02bda8c4594980eeed4707bb51baa8fbdba4bf326c`
	Miniconda2 Windows 32-bit	47.7 MiB	`c8049d26f8b6b954b57bcd4e99ad72d1ffa13f4a6b218e64e641504437b2617b`

ติดตั้ง Jupyter Notebook

เปิดหน้าต่าง Anacoda Poweshell Prompt (miniconda3)

```
conda install -c conda-forge notebook
```

ติดตั้งไลบรารีที่จำเป็น

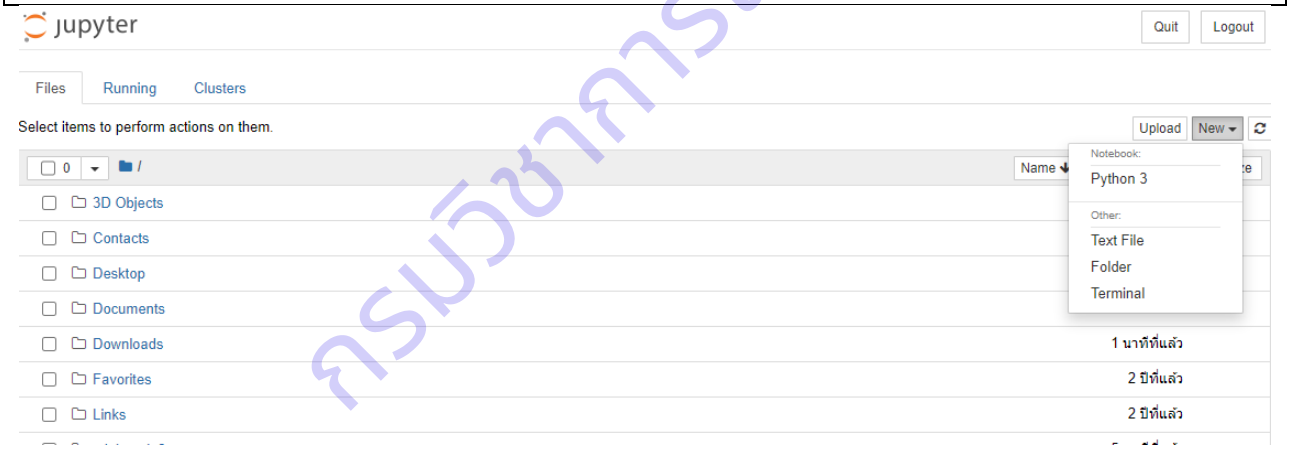
เปิดหน้าต่าง Anacoda Poweshell Prompt (miniconda3) ติดตั้ง Package หรือ Library ที่จำเป็นให้เรียบร้อย

```
conda install numpy scipy pandas matplotlib hdf5 pillow scikit-learn
conda install -c conda-forge feather-format
```

การเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบมีการฝึก (Supervised Learning)

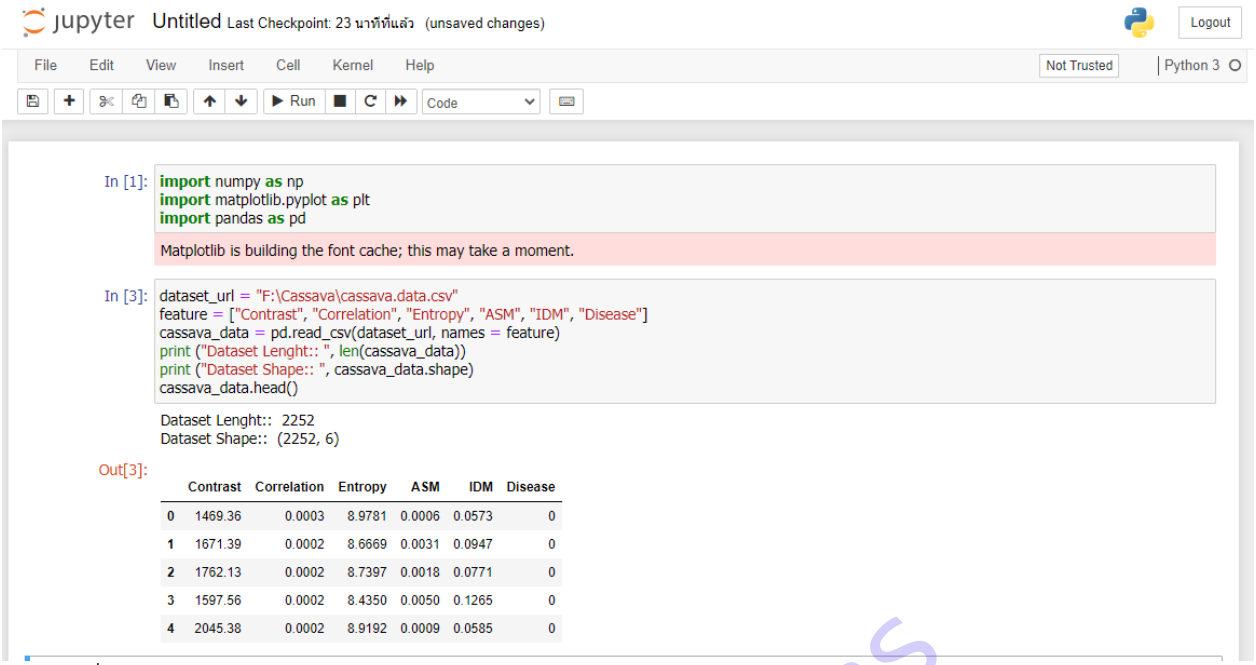
เปิดใช้งาน Jupyter notebook

```
jupyter notebook
```



เลือก New > python3

กรมวิชาการเกษตร



ป้อนคำสั่งภาษา Python ในช่อง

แล้วกด เพื่อดูผลลัพธ์

1. **Import Library**

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
```

2. **Import Data**

```
dataset_url = "E:\cassava.data.csv"
feature = ["Contrast", "Correlation", "Entropy", "ASM", "IDM", "Disease"]
cassava_data = pd.read_csv(dataset_url, names = feature)
print ("Dataset Lenght:: ", len(cassava_data))
print ("Dataset Shape:: ", cassava_data.shape)
cassava_data.head()
```

3. **Set up Data and Labels**

กรมวิชาการเกษตร

กำหนดให้คอลัมน์ “Disease” คือ ตัวแปรที่บอกชื่อโรคที่แสดงอาการบนใบมันสำปะหลัง เป็นตัวแปรตาม (Class) และให้คอลัมน์ที่เหลือเป็นตัวแปรต้น (Feature)

```
X = cassava_data.drop("Disease", axis=1)
y = cassava_data[("Disease")]
```

4. Split dataset into test and train data

แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน โดยการสุ่ม (random) แบ่งเป็นข้อมูลฝึก (Training Data) 75% และข้อมูลทดสอบ (Test Data) 25%

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, train_size=0.75,test_size=0.25,
random_state=100)
```

การปรับสเกลของข้อมูล

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
X_trainscaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_testscaled = scaler.fit_transform(X_test)
print(X_trainscaled[:5, :])
print(X_testscaled[:5, :])
```

กรมวิชาการเกษตร

```
print("All x Train  has mean of:", X_trainscaled.mean(axis=0))
print("All x Train has standard deviation of:", X_trainscaled.std(axis=0))
print("All x Test has mean of:", X_testscaled.mean(axis=0))
print("All x Test has standard deviation of:", X_testscaled.std(axis=0))
```

5. Fitting Model ใช้ SVM แบบ Non-linearly Separable Data

```
from sklearn.svm import SVC
svclassifier = SVC(kernel='rbf')
svclassifier.fit(X_trainscaled, y_train)
```

6. **Prediction**

```
y_pred = svclassifier.predict(X_testscaled)
```

7. **Evaluation**

```
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
print(confusion_matrix(y_test, y_pred))
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

กรมวิชาการเกษตร