การประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย

Application of Multispectral Drone and Machine Learning with Geographic Information System for Sugarcane Yield Estimation

วีรภัทร นวลอินทร์

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

วิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตรี เสนอภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม
คณะเกษตรศาสตร์ ทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยนเรศวร
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาภูมิศาสตร์
พฤศจิกายน 2567
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

อาจารย์ที่ปรึกษา ประธานหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาภูมิศาสตร์ และหัวหน้าภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม คณะเกษตรศาสตร์ ทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อมได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตรี เรื่อง "การประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย" ของ วีรภัทร นวลอินทร์ เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตร ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาภูมิศาสตร์ ของมหาวิทยาลัยนเรศวร

.....

(รองศาสตราจารย์ ดร. สิทธิชัย ชูสำโรง)

อาจารย์ที่ปรึกษา

วิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตรี

.....

(อาจารย์ธัญญาลัคน์ จันทร์สมบัติ)

ประธานบริหารหลักสูตร

วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาภูมิศาสตร์

.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. รังสรรค์ เกตุอ๊อด)

หัวหน้าภาค

วิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตรี เรื่อง การประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย (Application of Multispectral Drone Technology and Machine Learning with Geographic Information System for Sugarcane Yield Estimation) ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากบุคคลหลายท่านได้ให้ความอนุเคราะห์ช่วยเหลือการให้ข้อมูล เก็บรวบรวมข้อมูล ให้คำปรึกษา และข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.สิทธิชัย ชูสำโรง อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้เสียสละเวลาอันมีค่ามาชี้แนะแนวทางพร้อมทั้งให้คำปรึกษาด้วยความเอาใจใส่ตลอดระยะเวลาในการทำวิทยานิพนธ์เรื่องนี้ ขอขอบพระคุณคณาจารย์สาขาภูมิศาสตร์ทุกท่านที่ได้ถ่ายทอดความรู้ต่าง ๆ ให้แก่ผู้วิจัย สามารถนำความรู้ที่ได้เรียนมานั้นใช้ให้เกิดประโยชน์และได้ให้คำแนะนำข้อเสนอแนะเพิ่มเติมจนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ อีกทั้งขอขอบพระคุณ ดร.กฤษฎา ภาณุมนต์วาที อาจารย์ภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม ที่คอยให้คำปรึกษาเกี่ยวกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.ธนัชสัณห์ พูนไพบูรณ์พิพัฒน์ อาจารย์ภาควิชาวิทยาศาสตร์การเกษตร เจ้าของแปลงอ้อยที่คอยให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับแปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และคนในครอบครัว ที่คอยเป็นกำลังใจและคอยช่วยเหลือมาโดยตลอดจนสำเร็จการศึกษา รวมถึงเพื่อน ๆ พี่ ๆ และน้อง ๆ ทุกท่านที่เป็นผู้สนับสนุนให้คำปรึกษาอย่างสม่ำเสมอ และคอยให้กำลังใจมาโดยตลอดจนงานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปตามวัตถุประสงค์ ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะมีคุณประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจไม่มากก็น้อย ด้วยความเคารพและขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

วีรภัทร นวลอินทร์

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ชื่อเรื่อง การประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย

ผู้วิจัย วีรภัทร นวลอินทร์

ประธานที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.สิทธิชัย ชูสำโรง

ประเภทสารนิพนธ์ วิทยานิพนธ์ วท.บ. สาขาภูมิศาสตร์ , มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2567

คำสำคัญ อ้อย, ดัชนีพืชพรรณ, การสำรวจระยะไกล, อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม, GNSS RTK, ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์, เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

บทคัดย่อ

การคาดการณ์ผลผลิตอ้อยมีความสำคัญอย่างยิ่งในการบริหารจัดการทรัพยากรของโรงงานน้ำตาล เนื่องจากการวางแผนผลิตให้สอดคล้องกับความต้องการของตลาดเป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อรายได้ การศึกษาครั้งนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีโดรนกล้องมัลติสเปกตรัม (Multispectral Camera) ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS) เพื่อเก็บข้อมูลภาพถ่ายจากพื้นที่แปลงอ้อยของเกษตรกร ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ทำการเก็บข้อมูลจากภาคสนามโดยการเก็บค่าความสูงของอ้อย เส้นผ่าศูนย์กลางและน้ำหนักลำแบบสุ่ม จากนั้นสอบถามรายละเอียดข้อมูลแปลงอ้อยจากโรงงานน้ำตาลและผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง ซึ่งการศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาการวิเคราะห์ด้วย Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย ทำการทดสอบประสิทธิภาพโดยการนำข้อมูลภาพจากโดรนและดัชนีพืชพรรณต่าง ๆ ได้แก่ NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), ExG (Excess Green), WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index), GRNDVI (Green Red NDVI) และ PNDVI (Pan NDVI) มาวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression), การถดถอยแบบสุ่มป่าไม้ (Random Forest Regression) และ การถดถอยเชิงเส้นแบบกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Squares Regression) เพื่อใช้ในการทำนายผลผลิตอ้อย การเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้ค่าดัชนีสถิติ R^2 และ Root Mean Square Error (RMSE) เพื่อวัดความสัมพันธ์และความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์กับค่าผลผลิตจริง จากการวิเคราะห์พบว่าค่าจากDSMมีผลต่อการคาดการณ์ผลผลิตมาก มีค่า R^2 = 0.84, RMSE = 1.21 กก./ตร.ม. แต่ค่าดัชนีพืชพรรณมีผลต่อการคาดการณ์ผลผลิตน้อย ซึ่งค่าที่มากที่สุดคือ WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index) มีค่า R^2 = 0.23, RMSE = 2.67 กก./ตร.ม. ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าเทคโนโลยีโดรนร่วมกับการวิเคราะห์ Machine Learning มีศักยภาพในการวางแผนคาดการณ์ผลิตอ้อย ซึ่งจะช่วยให้โรงงานน้ำตาลสามารถปรับปรุงการจัดการผลผลิตและลดความเสี่ยงจากการขาดแคลนหรือผลิตเกินความต้องการในตลาดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

Title	Application of Multispectral Drone and Machine Learning with Geographic Information System for Sugarcane Yield Estimation
Author	Veeraphat Nualin
Advisor	Associate Professor Dr. Sittichai Choosumrong
Academic Paper	Thesis B.S. in Geography, Naresuan University, 2024
Keyword	Sugarcane, Vegetation Index, Remote Sensing, Multispectral Camera Drone, GNSS RTK, Geographic Information System, Machine Learning

Abstract

Sugarcane yield forecasting is very important in the resource management of sugar factories because planning production in line with market demand is a major factor affecting income. This study presents the application of multispectral camera drone technology with geographic information system (GIS) to collect photographic data from sugarcane fields of farmers in Noen Kum Subdistrict, Bang Krathum District, Phitsanulok Province. Data were collected from the field by randomly collecting values of sugarcane height, diameter, and stalk weight. Then, details of sugarcane fields were inquired from sugar factories and stakeholders. The objective of this study is to develop machine learning analysis with geographic information system to forecast sugarcane yield. The performance was tested by analyzing drone image data and vegetation indexes, namely NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), ExG (Excess Green), WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index), GRNDVI (Green Red NDVI), and PNDVI (Pan NDVI), using machine learning models, namely Linear Regression, Random Forest Regression, and Ordinary Least Squares Regression, to predict sugarcane yield. The accuracy of the models was compared using R^2 and Root Mean Square Error (RMSE) to measure the relationship and difference between the predicted values and the actual yield. The analysis found that the values from DSM had a high effect on yield prediction, with R^2 = 0.84, RMSE = 1.21 kg/m^2, but the vegetation index had a low effect on yield prediction. The highest value is WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index) with R^2 = 0.23, RMSE = 2.67 kg/m^2. The results show that drone technology combined with Machine Learning analysis has potential in sugarcane production planning, which will help sugar factories improve production management and reduce the risk of shortage or overproduction in the market effectively.

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญ

บทที่ 1 1

บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญ 1

1.2 วัตถุประสงค์ 2

1.3 ความสำคัญของการวิจัย 2

1.4 ขอบเขตของการวิจัย 2

1.5 ข้อตกลงเบื้องต้น 3

1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ 3

1.7 สมมติฐานงานวิจัย 7

1.8 กรอบแนวความคิด 7

1.9 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 8

บทที่ 2 9

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 9

2.1 เอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 9

2.1.1 อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม 9

2.1.2 ข้อกำหนดการใช้และการบินอากาศยานไร้คนขับ 10

2.1.3 การสำรวจระยะไกล (Remote Sensing) 14

2.1.4 เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) 16

2.1.5 ภาษาไพธอน (Python) 18

2.1.6 D-RTK 2 GNSS Mobile Station 19

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

2.1.7 Hexagon map 19
2.1.8 ดัชนีพืชพรรณ 20
2.1.9 ชีพลักษณ์ของอ้อย 21
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 23
บทที่ 3 27
วิธีดำเนินงานวิจัย 27
3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา 28
3.1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัย 28
3.1.2 โปรแกรมที่ใช้ในการวิจัย 30
3.2 ข้อมูลและการเก็บรวมรวมข้อมูล 30
3.2.1 การเก็บข้อมูลภาคสนาม 30
3.2.2 การสอบถามข้อมูลแปลงอ้อยจากโรงงานน้ำตาลและผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง 31
3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล 32
3.3.1 ขั้นตอนการคำนวณผลผลิตของอ้อย 32
3.3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณ 34
3.3.3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) 36
บทที่ 4 59
ผลการวิจัย 59
4.1 การวิเคราะห์ในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map) 59
4.1.1 การคำนวณความสูงของลำอ้อย (ซม.) 59
4.1.2 การคำนวณผลผลิตพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม. (3.6x8เมตร) 60
4.2 การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) 61

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

4.3 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS) 63
4.4 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression 65
4.4.1 การหาความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) 65
4.4.2 การหาความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map 66
(กก./ตร.ม.) 66
4.5 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Random Forest Regression 67
4.5.1 การคาดการณ์จากตัวแปรดัชนีพืชพรรณ 67
4.5.2 การคาดการณ์จากตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.) 68
บทที่ 5 70
บทสรุป 70
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน 70
5.1.1 ผลการวิเคราะห์ในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map) 70
5.1.2 ผลการวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS) 70
5.1.3 ผลการวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression 70
5.1.4 ผลการวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Random Forest Regression 71
5.2 อภิปรายผล 71
5.3 ข้อเสนอแนะ 72
บรรณานุกรม 73
ภาคผนวก ก การเก็บข้อมูลภาคสนาม 76
ประวัติผู้วิจัย 82

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญภาพ

ภาพที่ 1.1 พื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ต.เนินกุ่ม อ.บางกระทุ่ม จ.พิษณุโลก.....3

ภาพที่ 1.2 กรอบแนวความคิด.....7

ภาพที่ 2.1 กล้องมัลติสเปกตรัม.....10

ภาพที่ 2.2 การเก็บข้อมูลโดยการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล.....14

ภาพที่ 2.3 การจำแนกประเภทพืชในบริเวณที่มีการเพาะปลูกหนาแน่น.....15

ภาพที่ 2.4 ส่วนประกอบของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning).....18

ภาพที่ 2.5 ระยะทางของพื้นที่หกเหลี่ยมเมื่อเชื่อมต่อกัน.....20

ภาพที่ 2.6 ทฤษฎี Central place ของ Walter Christaller.....20

ภาพที่ 3.1 การเก็บข้อมูลภาคสนาม.....30

ภาพที่ 3.2 การเก็บข้อมูลภาคสนามทั้งหมด 21 ตัวอย่าง (28.8 ตร.ม.).....31

ภาพที่ 3.3 รายละเอียดข้อมูลแปลงอ้อย.....31

ภาพที่ 3.4 ตัวเลขโดยรวมของแปลงอ้อยหลังเก็บเกี่ยว.....31

ภาพที่ 3.5 ภาพถ่ายออร์โธสีแบบ Visible Light (RGB) และ ภาพถ่ายออร์โธสีแบบ Multispectral.....34

ภาพที่ 3.6 ไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง OLS.....37

ภาพที่ 3.7 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง OLS.....38

ภาพที่ 3.8 คำสั่งในการสร้างฝึกและทดสอบชุดข้อมูล.....38

ภาพที่ 3.9 คำสั่งในการสร้างแบบจำลอง OLS.....39

ภาพที่ 3.10 ค่าน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.).....39

ภาพที่ 3.11 การ Joins table ใน QGIS.....40

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาพที่ 3.12 ไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Linear Regression.....41

ภาพที่ 3.13 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง Linear Regression.....42

ภาพที่ 3.14 กำหนดตัวแปร x, y ของแบบจำลอง Linear Regression.....43

ภาพที่ 3.15 สร้างแบบจำลอง Linear Regression.....43

ภาพที่ 3.16 วาดกราฟแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสอง.....43

ภาพที่ 3.17 ไลบรารีที่ใช้แบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....44

ภาพที่ 3.18 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....46

ภาพที่ 3.19 กำหนดตัวแปร x, y ของแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....46

ภาพที่ 3.20 กำหนดการฝึกและทดสอบชุดข้อมูล (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....46

ภาพที่ 3.21 กำหนดค่า Ntree Values และ Mtry Values (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....47

ภาพที่ 3.22 สร้างแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....47

ภาพที่ 3.23 กำหนดฐานแบบจำลองเป็น Linear Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....48

ภาพที่ 3.24 รวมแบบจำลองเป็น Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....48

ภาพที่ 3.25 กำหนดตัวแปรคาดการณ์ (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....49

ภาพที่ 3.26 สร้างกราฟแสดงผลลัพธ์ (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....49

ภาพที่ 3.27 แสดงค่า MAE และ RMSE (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....50

ภาพที่ 3.28 สร้างเส้นแนวโน้ม (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....50

ภาพที่ 3.29 กำหนดค่า Importance Features (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ).....51

ภาพที่ 3.30 ไลบรารีที่ใช้แบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....51

ภาพที่ 3.31 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....53

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาพที่ 3.32 กำหนดตัวแปร x, y ของแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).53

ภาพที่ 3.33 กำหนดการฝึกและทดสอบชุดข้อมูล (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....54

ภาพที่ 3.34 กำหนดค่า Ntree Values และ Mtry Values (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....54

ภาพที่ 3.35 สร้างแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....55

ภาพที่ 3.36 กำหนดฐานแบบจำลองเป็น Linear Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....55

ภาพที่ 3.37 รวมแบบจำลองเป็น Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....56

ภาพที่ 3.38 กำหนดตัวแปรคาดการณ์ (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....56

ภาพที่ 3.39 สร้างกราฟแสดงผลลัพธ์ (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....57

ภาพที่ 3.40 แสดงค่า MAE และ RMSE (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....57

ภาพที่ 3.41 สร้างเส้นแนวโน้ม (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....58

ภาพที่ 3.42 กำหนดค่า Importance Features (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย).....58

ภาพที่ 4.1 ความสูงของลำอ้อย (ซม.).....60

ภาพที่ 4.2 ผลผลิตพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม.....60

ภาพที่ 4.3 ผลลัพธ์ดัชนีพืชพรรณ.....61

ภาพที่ 4.4 ค่าจากดัชนีพืชพรรณอยู่ในแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map).....62

ภาพที่ 4.5 การส่งออกเป็นไฟล์ CSV 62

ภาพที่ 4.6 ผลลัพธ์ของแบบจำลอง OLS.....63

ภาพที่ 4.7 รวมข้อมูลน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map ให้ครบถ้วน.....63

ภาพที่ 4.8 นำเข้าข้อมูล CSV ใน QGIS.....64

ภาพที่ 4.9 ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และผลผลิตต่อไร่ (กก./ไร่).....64

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาพที่ 4.10 ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) จากพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม.....65

ภาพที่ 4.11 ความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.).....66

ภาพที่ 4.12 ความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.).....67

ภาพที่ 4.13 ผลผลิตอ้อยที่คาดการณ์จากดัชนีพืชพรรณเปรียบเทียบกับผลผลิตจริง.....67

ภาพที่ 4.14 ผลลัพธ์ของการใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ.....68

ภาพที่ 4.15 ผลผลิตอ้อยที่คาดการณ์จากความสูงของลำอ้อย (ซม.) เปรียบเทียบกับผลผลิตจริง.....68

ภาพที่ 4.16 ผลลัพธ์ของการใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.).....69

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ปัจจุบันการผลิตน้ำตาลถือเป็นอุตสาหกรรมสำคัญในหลายประเทศที่มีการปลูกอ้อยเป็นพืชเศรษฐกิจหลัก อ้อยเป็นพืชตระกูลหญ้าที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจสูง เนื่องจากเป็นแหล่งกำเนิดหลักในการผลิตน้ำตาลและผลิตภัณฑ์อื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับน้ำตาล โดยอ้อยมีต้นกำเนิดในเขตร้อนชื้นของเอเชียตะวันออกเฉียงใต้และแปซิฟิกใต้ ต่อมาได้แพร่กระจายไปยังภูมิภาคต่าง ๆ ทั่วโลก อ้อยมีหลายสายพันธุ์ โดยแต่ละพันธุ์มีลักษณะและคุณสมบัติที่แตกต่างกันไปตามสภาพแวดล้อมและวัตถุประสงค์ของการปลูก พันธุ์อ้อยที่นิยมปลูกในแต่ละพื้นที่ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของดินและสภาพภูมิอากาศ รวมถึงความต้องการของตลาด ผลผลิตอ้อยจากแต่ละพันธุ์จะมีความแตกต่างกันทั้งในแง่ของปริมาณน้ำตาล ความทนทานต่อโรค ศัตรูพืช และความสามารถในการเจริญเติบโต การเลือกใช้พันธุ์อ้อยให้เหมาะสมกับพื้นที่ เป็นปัจจัยแรกของการเพิ่มผลผลิตอ้อยได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ เมื่อถึงฤดูเก็บเกี่ยวอ้อยจะเข้าสู่โรงงานน้ำตาลที่มีบทบาทสำคัญในการแปรรูปให้กลายเป็นผลิตภัณฑ์น้ำตาลที่ใช้ในอุตสาหกรรมอาหารและเครื่องดื่ม รวมถึงผลิตภัณฑ์อื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง การจัดการและวางแผนการผลิตน้ำตาลอย่างมีประสิทธิภาพนั้นมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อความมั่นคงทางเศรษฐกิจและการตอบสนองต่อความต้องการของตลาดทั้งในและต่างประเทศ

อย่างไรก็ตาม ปัจจัยที่สำคัญต่อการวางแผนการผลิตน้ำตาลคือการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยที่โรงงานน้ำตาลจะได้รับจากเกษตรกรในแต่ละฤดูกาลปลูก การคาดการณ์ที่ไม่แม่นยำอาจทำให้เกิดปัญหาการขาดแคลนวัตถุดิบในการผลิต หรือการผลิตไม่เพียงพอต่อความต้องการของตลาด ซึ่งจะนำไปสู่การสูญเสียทางเศรษฐกิจ นอกจากนี้ การที่โรงงานน้ำตาลไม่สามารถทราบล่วงหน้าได้ว่าจะมีผลผลิตอ้อยเข้ามาเท่าไรในแต่ละปีนั้นเป็นปัญหาที่สำคัญ ซึ่งมาจากวิธีการประเมินปริมาณผลผลิตที่ยังไม่มีความแม่นยำเพียงพอ ปัจจุบันการคาดการณ์ผลผลิตอ้อยมักใช้วิธีการที่ต้องใช้แรงงานคนเป็นหลัก โดยการส่งคนงานลงพื้นที่สุ่มสำรวจเพื่อวัดความสูงและขนาดลำต้นวิธีการดังกล่าวไม่เพียงแคใช้เวลามาก แต่ยังมีความเสี่ยงที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนจากการสุ่มตัวอย่างที่ไม่ครอบคลุมพื้นที่ปลูกทั้งหมด รวมถึงความไม่แม่นยำในการวัดค่าต่าง ๆ ซึ่งทำให้ข้อมูลที่ได้รับอาจไม่สามารถนำไปใช้ในการคาดการณ์ผลผลิตได้อย่างถูกต้องแม่นยำ ปัจจุบันการทำการเกษตรของไทยมีการพัฒนาไปอย่างรวดเร็ว โดยเทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทเพิ่มมากขึ้นในทุกกระบวนการ สามารถช่วยลดต้นทุนและเพิ่มผลผลิตให้กับเกษตรกรได้ ซึ่งโดรนเป็นหนึ่งในเทคโนโลยีที่ช่วยประหยัดเวลา ลดแรงงานในการทำงาน โดยสามารถนำมาใช้ในการเกษตรได้หลายด้าน เช่น หว่านปุ๋ย ฉีดพ่นสารเคมีกำจัดแมลงศัตรูพืช การรดน้ำ การให้ฮอร์โมน และ การถ่ายภาพวิเคราะห์ตรวจโรคพืช เป็นต้น

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

โดรนกล้องมัลติสเปกตรัม (Multispectral Drone) หรือโดรนสำรวจพื้นที่และถ่ายภาพแบบมัลติสเปกตรัม ถูกพัฒนาคุณสมบัติให้เหมาะกับการใช้งานในภาคอุตสาหกรรมทั้งภาคการเกษตรและสิ่งแวดล้อม สามารถเก็บข้อมูลภาพถ่ายที่มีความละเอียดสูง มีกล้องทั้งหมด 6 ตัว ได้แก่ 1. Red Edge (RE) 2. Near-Infrared (NIR) 3. Green (G) 4. Visible Light (RGB) 5. Red (R) 6. Blue (B) ในการใช้ภาพถ่ายช่วยบริหารจัดการในส่วนของ Smart Farm เพื่อทำการตรวจสอบเก็บข้อมูล วิเคราะห์และแก้ปัญหาการเพาะปลูกพร้อมแสดงผลข้อมูลการเจริญเติบโตและคาดการณ์ผลผลิตได้อย่างแม่นยำ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและ GNSS RTK ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS) มาใช้ในการเก็บข้อมูลเพื่อการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย

การประมวลผลข้อมูลด้วยอัลกอริทึม Machine Learning สามารถวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่และซับซ้อน ทำให้มีความแม่นยำสูงในการคาดการณ์ผลผลิต รวมถึงสามารถสร้างกราฟทำนายผลผลิตเพื่อเปรียบเทียบกับผลผลิตจริงได้ การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยค่าความถูกต้อง (R-Square) และค่า Root Mean Square Error (RMSE) จะสามารถประเมินคุณภาพของการคาดการณ์ได้อย่างละเอียด การเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการคาดการณ์ในแบบจำลอง Random Forest Regression กับผลผลิตจริงจากโรงงานน้ำตาล จะช่วยให้เข้าใจความแตกต่างและความถูกต้องแม่นยำต่อการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตอ้อย

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาการวิเคราะห์การคาดการณ์ผลผลิตอ้อยด้วย Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

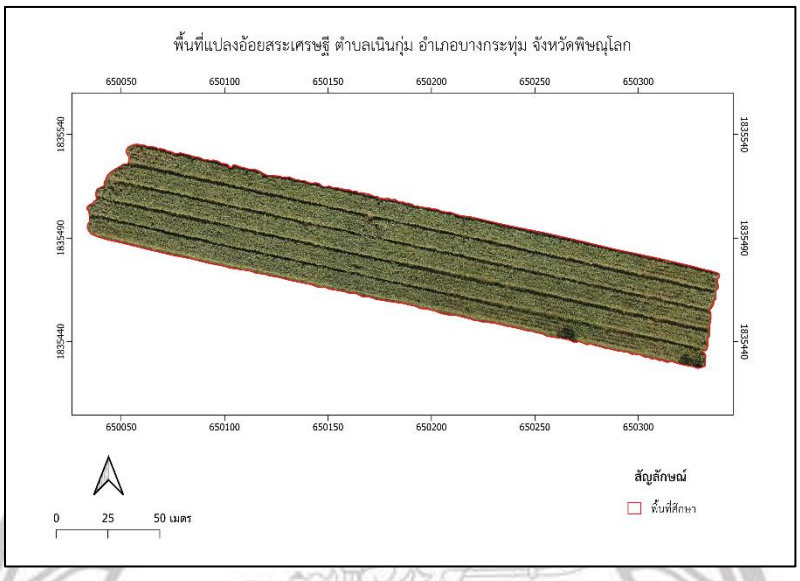
การนำเทคโนโลยีอากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อยภายในบริเวณพื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก เพื่อช่วยลดระยะเวลาในการสำรวจเก็บข้อมูลทำให้โรงงานน้ำตาลสามารถรับรู้ถึงผลผลิตล่วงหน้า ส่งผลให้บริหารจัดการวางแผนการผลิตที่มีประสิทธิภาพและสามารถส่งออกน้ำตาลให้เพียงพอต่อความต้องการของตลาด

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 ขอบเขตด้านพื้นที่

พื้นที่แปลงอ้อยบริเวณสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ศึกษาแปลงอ้อยพันธุ์ขอนแก่น3 มีระยะเวลาเติบโตเฉลี่ย 10-12 เดือน ซึ่งได้ทำการเก็บข้อมูลก่อนการเก็บเกี่ยวในช่วงเดือนพฤศจิกายน พ.ศ.2566หลังการเก็บเกี่ยวในช่วงเดือนธันวาคม พ.ศ.2566



ภาพที่ 1.1 พื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ต.เนินกุ่ม อ.บางกระทุ่ม จ.พิษณุโลก

1.4.2 ขอบเขตด้านการศึกษา

ในงานวิจัยนี้จะศึกษาจากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัมร่วมกับการเก็บข้อมูลภาคสนาม นำภาพถ่ายมาแปรภาพ วิเคราะห์หาค่าดัชนีพืชพรรณ และใช้ Machine Learning ในการวิเคราะห์คาดการณ์ผลผลิตของแปลงอ้อยทั้งไร่

1.5 ข้อตกลงเบื้องต้น

การศึกษาครั้งนี้ใช้อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัมและใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย ในพื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก

1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ

อ้อย (Saccharum officinarum) หมายถึง พืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยและอีกหลายประเทศทั่วโลก อยู่ในวงศ์ Poaceae มีลำต้นตั้งตรง เส้นผ่าศูนย์กลางของลำต้นอยู่ที่ประมาณ 2-6 เซนติเมตร และมีความสูงเฉลี่ย 2-4 เมตร โดยลำต้นมีการสะสมน้ำตาลซูโครสในปริมาณสูง ทำให้อ้อยเป็นแหล่งวัตถุดิบหลักในการผลิตน้ำตาลทราย รวมถึงผลิตภัณฑ์น้ำตาลชนิดต่างๆ อ้อยยังถูกใช้เป็นแหล่งพลังงานชีวมวลที่สำคัญ เนื่องจากสามารถนำมาผลิตเอทานอลและพลังงานชีวภาพได้ อีกทั้งยังมีส่วนที่เหลือใช้ เช่น ใบและกากอ้อย ที่นำไปเป็นเชื้อเพลิงหรือปุ๋ยอินทรีย์ในกระบวนการเพาะปลูกได้อีกด้วย ในเชิงการเพาะปลูก อ้อยเป็นพืชที่ต้องการดินที่มีความอุดมสมบูรณ์ ระบายน้ำได้ดี และมีปริมาณน้ำเพียงพอต่อการเจริญเติบโต โดยเฉพาะในช่วงการงอกและการสะสมน้ำตาลในลำ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ต้น ซึ่งมีผลโดยตรงต่อผลผลิตที่ได้และคุณภาพน้ำตาล สภาพภูมิอากาศที่เหมาะสมจะต้องมีอุณหภูมิสูงและแสงแดดเพียงพอ อ้อยเจริญเติบโตได้ดีในสภาพแวดล้อมเขตร้อนและกึ่งเขตร้อน ซึ่งประเทศไทยมีลักษณะภูมิอากาศที่เหมาะสมต่อการปลูกอ้อย และทำให้เป็นหนึ่งในประเทศผู้ผลิตน้ำตาลและส่งออกน้ำตาลรายสำคัญของโลก

ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation index) หมายถึง ค่าทางคณิตศาสตร์ที่คำนวณจากข้อมูลภาพถ่ายจากระยะไกล เช่น ภาพถ่ายดาวเทียม หรือโดรน โดยใช้ค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่นต่าง ๆ เพื่อวิเคราะห์สถานะของพืชพรรณ เช่น ความเขียว ความหนาแน่น หรือสุขภาพของพืช ดัชนีพืชพรรณที่เป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย เช่น NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) ที่ใช้ในการวัดความหนาแน่นของพืชโดยใช้ความแตกต่างระหว่างแสงอินฟราเรดใกล้ (NIR) และแสงสีแดง (Red)

การสำรวจระยะไกล (Remote Sensing) หมายถึง กระบวนการเก็บรวบรวมข้อมูลจากระยะไกลโดยไม่ต้องสัมผัสโดยตรงกับวัตถุหรือพื้นที่เป้าหมาย ทำได้โดยใช้เซนเซอร์พิเศษที่ติดตั้งอยู่บนเครื่องบิน อากาศยานไร้คนขับ หรือดาวเทียม ซึ่งเซนเซอร์เหล่านี้สามารถตรวจจับรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าในย่านต่างๆ เช่น รังสีอินฟราเรด หรือคลื่นไมโครเวฟ ซึ่งไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่า การสำรวจระยะไกลจึงเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยให้ได้ภาพและข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับสภาพแวดล้อม ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างมากในด้านการวิเคราะห์และประเมินสถานการณ์ของทรัพยากรธรรมชาติ การเกษตร และการจัดการสภาพแวดล้อมอย่างยั่งยืน

ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ หรือ GIS (Geographic Information System) หมายถึง ระบบที่ออกแบบมาเพื่อรวบรวม จัดเก็บ ประมวลผล วิเคราะห์ และแสดงผลข้อมูลที่เชื่อมโยงกับตำแหน่งเชิงภูมิศาสตร์บนพื้นผิวโลก เพื่อช่วยในการตัดสินใจและการแก้ปัญหาที่มีปัจจัยด้านสถานที่และพื้นที่เข้ามาเกี่ยวข้อง การใช้ระบบ GIS นั้นอาศัยการผสมผสานข้อมูลจากแหล่งต่างๆ เช่น แผนที่ ข้อมูลดาวเทียม ภาพถ่ายทางอากาศ และข้อมูลจากการสำรวจภาคสนาม ทั้งนี้เพื่อให้สามารถสร้างภาพรวมที่แม่นยำของพื้นที่ ซึ่งนำไปสู่การตัดสินใจเชิงยุทธศาสตร์ในหลากหลายสาขาอุตสาหกรรม ระบบ GIS มีประโยชน์อย่างมากในการนำเสนอข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ซับซ้อนให้เป็นภาพที่เข้าใจง่าย รวมถึงการจัดทำแผนที่เฉพาะกิจที่สามารถแสดงข้อมูลเชิงพื้นที่ในมิติที่ต่างกัน เช่น ข้อมูลเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ โดย GIS จะช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถตอบคำถามที่เกี่ยวข้องกับพื้นที่ เช่น การกระจายตัวของประชากรในภูมิภาคหนึ่ง การประเมินพื้นที่เสี่ยงภัย หรือการวางแผนระบบสาธารณูปโภคที่เหมาะสม

อากาศยานไร้คนขับหรือยูเอวี (Unmanned Aerial Vehicle: UAV) หมายถึง อากาศยานที่ไม่มีนักบินประจำการอยู่บนเครื่อง เป็นอากาศยานที่ไร้คนขับหรือนักบินแต่สามารถควบคุมได้อากาศยานไร้คนขับมีรูปร่าง ขนาด รูปแบบ และเอกลักษณ์ที่แตกต่างกันออกไป ตามหลักแล้วอากาศยานไร้คนขับ คือ โดรน (Drone) นั่นเอง เป็นอากาศยานที่ควบคุมจากระยะไกล ใช้การควบคุมอัตโนมัติซึ่งมีอยู่ 2 ลักษณะ คือ การควบคุมอัตโนมัติจากระยะไกล และการควบคุมแบบอัตโนมัติโดยใช้ระบบการบินด้วยตนเองซึ่งต้องอาศัยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีระบบที่ซับซ้อนแล้วมีการติดตั้งไว้ในอากาศยาน อาจกล่าวได้ว่า อากาศยานไร้คนขับ คือ เครื่องบินที่สามารถบินได้

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

ด้วยระบบอัตโนมัติ โดยไม่ต้องใช้ นักบินประจำการอยู่บนอากาศยาน อาจมีการติดตั้งกล้องถ่ายภาพคุณภาพสูงทั้งกล้องถ่ายภาพในเวลากลางวัน (Electro Optical) และกล้องอินฟราเรด (Infrared Sensor) ที่สามารถบันทึกภาพระยะไกลได้แล้วแพร่ภาพ สัญญาณมายังจอภาพที่สถานีภาคพื้นดิน ในเวลาที่ใกล้เวลาจริงมากที่สุด (Near Real Time: NRT) ทำให้ผู้บังคับบัญชาสามารถมองเห็นภาพสนามรบในเวลาที่ใกล้เวลาเป็นจริงมากที่สุด นอกจากนั้นอากาศยานไร้คนขับยังสามารถปฏิบัติภารกิจด้านข่าวกรอง การเฝ้าตรวจ การค้นหาเป้าหมาย และการลาดตระเวนหรือที่เราเรียกว่า ISTAR (Intelligence, Surveillance, Target Acquisition, Reconnaissance) เป็นต้น

อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม (Multispectral camera drone) หมายถึง อากาศยานที่ไม่มีนักบินควบคุมบนเครื่อง ถูกพัฒนาคุณสมบัติให้เหมาะกับการใช้งานในภาคอุตสาหกรรมทั้งภาคการเกษตรและสิ่งแวดล้อมโดยเข้ามาช่วยสำรวจพื้นที่ (Data – Mapping Drone) และใช้ภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัมช่วยบริหารจัดการในโซลูชันของ Smart Farm และ Smart Forest เพื่อทำการตรวจสอบเก็บข้อมูล วิเคราะห์และแก้ปัญหาการเพาะปลูกพร้อมแสดงผลข้อมูลการเจริญเติบโตและคาดการณ์ผลผลิตได้อย่างแม่นยำ ซึ่งโดรนติดตั้งกล้องมัลติสเปกตรัมที่สามารถบันทึกภาพในช่วงคลื่นแสงที่หลากหลาย ได้แก่ แสงที่ตามนุษย์มองเห็น (Visible Light) ช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near-Infrared) แสงสีแดง (Red) แสงสีเขียว (Green) แสงสีน้ำเงิน (Blue) และ Red Edge (RE)

GNSS RTK (Global Navigation Satellite System Real-Time Kinematic) หมายถึง ระบบระบุตำแหน่งด้วยดาวเทียมที่ใช้เทคนิคการหาตำแหน่งแบบเรียลไทม์ที่มีความแม่นยำสูง โดย RTK ใช้ข้อมูลจากสถานีฐานที่มีพิกัดคงที่ในการปรับปรุงความถูกต้องของพิกัดจากดาวเทียม GNSS ทำให้ได้ค่าพิกัดที่มีความแม่นยำในระดับเซนติเมตร ระบบนี้ถูกใช้ในงานที่ต้องการความแม่นยำสูง เช่น การสำรวจที่ดิน การทำแผนที่ การเกษตรแม่นยำสูง และการควบคุมเครื่องจักร

ภาพถ่ายออร์โธสี (Orthophoto) หมายถึง ภาพถ่ายทางอากาศหรือภาพถ่ายจากดาวเทียมที่ผ่านกระบวนการปรับแก้เชิงเรขาคณิต ทำให้ภาพมีการบิดเบี้ยวและความผิดเพี้ยนที่เกิดจากมุมมองของกล้องหรือภูมิประเทศลดลง ส่งผลให้แต่ละจุดในภาพถ่ายมีตำแหน่งที่ถูกต้องตามค่าพิกัดในระบบแผนที่ ภาพออร์โธสีมักถูกใช้ในงานสำรวจ การทำแผนที่ และการวิเคราะห์ทางภูมิศาสตร์ เนื่องจากสามารถนำมาใช้งานร่วมกับข้อมูลเชิงพิกัดได้อย่างแม่นยำ

DSM (Digital Surface Model) หมายถึง แบบจำลองพื้นผิวเชิงดิจิทัลที่แสดงข้อมูลความสูงของพื้นผิวที่รวมถึงวัตถุที่อยู่บนพื้นดิน เช่น ต้นไม้ อาคาร หรือโครงสร้างอื่นๆ ข้อมูลจาก DSM มักจะใช้ในการวิเคราะห์ภูมิประเทศ การวางแผนพัฒนาเมือง หรือการวิเคราะห์พื้นที่สำหรับการใช้งานต่างๆ เช่น การจำลองการมองเห็นหรือการคาดการณ์เงา

เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) หมายถึง สาขาย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาอัลกอริทึมและโมเดลทางคอมพิวเตอร์ที่ช่วยให้เครื่องสามารถเรียนรู้จากข้อมูลโดยไม่ต้อง

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

ถูกโปรแกรมให้ทำงานแบบเฉพาะเจาะจง เครื่องจะสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวเองได้ตามข้อมูลที่ได้รับและการทดสอบซ้ำๆ เพื่อคาดการณ์หรือดำเนินการต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่ง Machine Learning ประกอบด้วย 3 ส่วนใหญ่ ๆ ได้แก่ 1. Artificial Intelligence (AI) หรือปัญญาประดิษฐ์ คือ “ระบบ” ในการวิเคราะห์และประมวลผลที่มีความคล้ายคลึงกับความฉลาดของมนุษย์ และสามารถนำออกมาเป็นผลลัพธ์ต่างๆ เช่น การทำนายพฤติกรรมของลูกค้าใน E-Commerce หรือการวิเคราะห์อาการของผู้ป่วยจากข้อมูลต่างๆในโรงพยาบาล 2. Machine Learning (ML) คือ “การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูล” Machine Learning เป็น subset ของ AI จุดประสงค์คือเพื่อใช้ในการสร้างแอปพลิเคชันที่มีประสิทธิภาพมากกว่ามนุษย์ในการทำงานบางประเภท โดยการทำให้ฉลาดขึ้น สามารถพัฒนา และเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง 3. Deep Learning (DL) คือ “วิธีการเรียนรู้ลักษณะต่างๆ ของข้อมูล” โดยมีพื้นฐานการทำงานหรือการเรียนรู้จากระบบประสาทของสมองมุษย์ และ Deep Learning เป็น subset ของ Machine Learning อีกด้วย

Random Forest Regression หมายถึง เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้สำหรับการทำนายค่าต่อเนื่องในลักษณะของการถดถอย (Regression) โดยอาศัยการรวมผลลัพธ์จากการสร้าง "ต้นไม้ตัดสินใจ" (Decision Trees) หลาย ๆ ต้นเข้าด้วยกันอย่างสุ่ม แต่ละต้นจะถูกฝึกโดยใช้ข้อมูลตัวอย่างย่อยที่สุ่มมาจากชุดข้อมูลที่มีอยู่ และในแต่ละต้นก็จะสุ่มตัวแปรบางตัวมาใช้เป็นจุดแบ่งเพื่อทำการตัดสินใจในแต่ละโหนด ต้นไม้เหล่านี้จะทำงานร่วมกันเป็นกลุ่มหรือ "ป่า" (Forest) และผลลัพธ์สุดท้ายจะเกิดจากการเฉลี่ยผลลัพธ์จากต้นไม้แต่ละต้น ทำให้ Random Forest มีความทนทานต่อการเกิด overfitting และให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากขึ้นเมื่อเทียบกับการใช้ต้นไม้ตัดสินใจต้นเดียว

Linear Regression หรือการถดถอยเชิงเส้น หมายถึง เทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Independent Variable) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) โดยมีสมมติฐานว่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสองมีลักษณะเป็นเส้นตรง นั่นคือ การเปลี่ยนแปลงของตัวแปรต้นจะมีผลโดยตรงต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม มีสมการคือ $Y=\beta_0+\beta_1X+\varepsilon$ โดยที่ Y คือ ตัวแปรตาม (Dependent Variable) ที่เราต้องการทำนาย, X คือ ตัวแปรต้น (Independent Variable), β_0 คือ ค่าคงที่หรือส่วนตัดแกน Y (Intercept), β_1 คือ ความชันของเส้นตรง (Slope) หรืออัตราการเปลี่ยนแปลงของ Y เมื่อ X เปลี่ยนแปลง, ε คือ ความคลาดเคลื่อนหรือ residual error

Ordinary Least Squares Regression (OLS) หรือ การถดถอยเชิงเส้นแบบกำลังสองน้อยที่สุด หมายถึง วิธีการสถิติที่ใช้เพื่อประมาณค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Independent Variables) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) โดยพยายามหาสมการเชิงเส้นที่เหมาะสมที่สุดในการทำนายค่าของตัวแปรตามจากค่าของตัวแปรต้น ใน OLS การเลือกเส้นหรือสมการที่ดีที่สุดเกิดจากการลดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่คาดการณ์ได้และค่าจริง (Actual Value) โดยใช้หลักการของกำลังสองน้อยที่สุด ซึ่งหมายความว่า สมการจะถูกปรับให้ค่า Residual หรือ Error (ระยะห่างระหว่างค่าจริงและค่าคาดการณ์) มีค่ากำลังสองรวมกันน้อยที่สุด

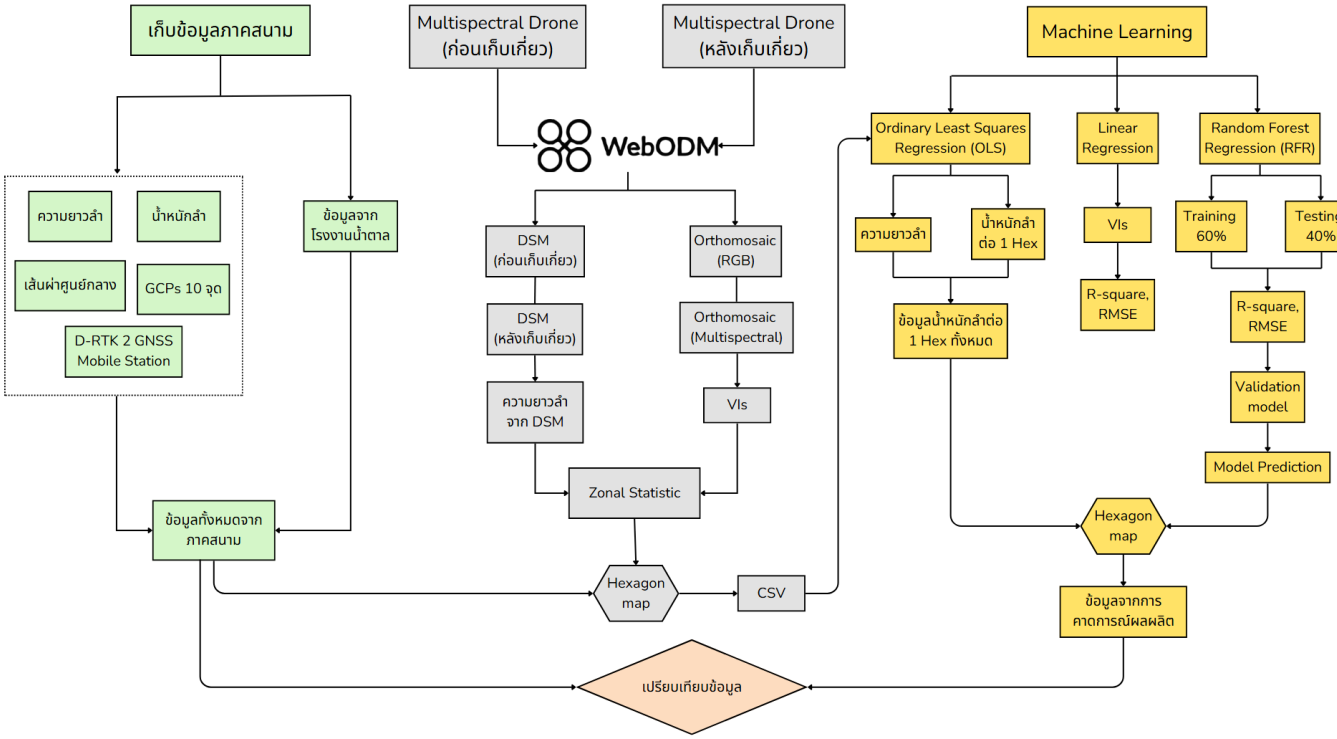
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

มีสมการ $Y=\beta_0+\beta_1X1+\beta_2X_2+.....+\beta_nX_n+\varepsilon$ โดย Y คือ ตัวแปรตาม (Dependent Variable), $X_1,X_2,...,X_n$ คือ ตัวแปรต้น (Independent Variables) β_0 คือ ค่า Intercept หรือค่าคงที่, $\beta_1,\beta_2,...,\beta_n$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ที่บอกว่าตัวแปรต้นแต่ละตัวมีผลอย่างไรต่อตัวแปรตาม, ε คือ ค่าความคลาดเคลื่อน (Residual Error)

1.7 สมมติฐานงานวิจัย

การประยุกต์ใช้ Machine Learning สามารถคาดการณ์ผลผลิตอ้อยได้อย่างแม่นยำ

1.8 กรอบแนวความคิด



ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

ภาพที่ 1.2 กรอบแนวความคิด

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม และ D-RTK 2 GNSS Mobile Station มาพัฒนาใน Machine Learning เพื่อคาดการณ์ผลผลิต ซึ่งขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย สามารถอธิบายได้ดังนี้

เก็บข้อมูลภาคสนาม: แบ่งเป็นสองส่วน ได้แก่ ก่อนการเก็บเกี่ยวและหลังการเก็บเกี่ยว ทำการลงพื้นที่วัดความยาวลำ เส้นผ่าศูนย์กลาง และน้ำหนักลำแบบสุ่ม ต่อไปทำการสอบถามข้อมูลจากโรงงานน้ำตาลเรื่องรายละเอียดต่าง ๆ ของแปลงอ้อยที่จำเป็นต่อการงานวิจัย เช่น การตัดยอด ผลผลิตจริง เป็นต้น

การบินโดรนมัลติสเปกตรัม: ทำการวาง GCPs 10 จุดรอบพื้นที่ศึกษา ติดตั้ง D-RTK 2 GNSS Mobile Station และโดรนในพื้นที่โล่ง วางแผนแนวบินโดยใช้ DJI GS PRO ทำแบบนี้ทั้งก่อนและหลังเก็บเกี่ยว จากนั้นนำภาพประมวลผลใน WebODM เมื่อเสร็จสิ้นส่งออกภาพDSMและภาพ Orthomosaic (RGB), Orthomosaic (Multispectral) ทั้งสองภาพ จากข้อมูล DSM บ่งบอกถึงความยาวลำอ้อย และภาพ Orthomosaic บ่งบอกดัชนีพืชพรรณ ทำการคำนวณต่าง ๆ ใน QGIS โดยใช้เครื่องมือ Zonal statistic เพื่อสกัดข้อมูลเป็น Hexagon map เมื่อได้ค่ามาทำการส่งออก Attribute table ในรูปแบบไฟล์ csv

Machine Learning: เมื่อได้ข้อมูลมาแล้วนำไปคำนวณในแบบจำลอง OLS เพื่อหาข้อมูลน้ำหนักต่อ 1Hexagonให้ครบถ้วน โดย X = ความยาวลำ, Y = น้ำหนักต่อ1Hexagon เมื่อได้ข้อมูลครบถ้วนแล้วนำเข้าแบบจำลอง Linear Regression เพื่อหาความสัมพันธ์ดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ1Hexagon ทำการตรวจสอบค่า R^2, RMSE ในแบบจำลอง Random Forest Regression ทำเป็น 2 แบบเปรียบเทียบ คือใช้ตัวแปร X = ความยาวลำ Y = ผลผลิตต่อ1Hexagon แบบที่สอง X = ดัชนีพืชพรรณ Y = ผลผลิตต่อ1Hexagon โดยทั้งสองทำการ Training 60% และ Testing 40% ตรวจสอบค่าที่ R^2, RMSE จากนั้นสร้างกราฟคาดการณ์เปรียบเทียบกับผลผลิตจริงออกมา

1.9 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

การประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย คาดว่าจะเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อยให้แก่โรงงานน้ำตาลได้อย่างมาก การใช้โดรนกล้องมัลติสเปกตรัมร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์จะช่วยให้สามารถประเมินผลผลิตในพื้นที่การเกษตรได้อย่างครอบคลุม ลดข้อจำกัดและความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการใช้วิธีสุ่มสำรวจแบบดั้งเดิม นอกจากนี้ยังลดเวลาและแรงงานที่ใช้ในการเก็บข้อมูลภาคสนาม ทำให้ได้ข้อมูลที่ครบถ้วนและรวดเร็วกว่าการวัดความสูงและขนาดลำต้นด้วยแรงงานมนุษย์ อีกทั้งการคาดการณ์ที่แม่นยำยังช่วยให้โรงงานน้ำตาลสามารถวางแผนการจัดการวัตถุดิบ การผลิต และการจำหน่ายได้อย่างมีประสิทธิภาพ ตรงตามความต้องการของตลาด ลดความเสี่ยงด้านการเงินที่อาจเกิดขึ้นจากการจัดการที่ขาดข้อมูลที่เชื่อถือได้ ข้อมูลเหล่านี้ยังช่วยส่งเสริมให้เกษตรกรและโรงงานสามารถตัดสินใจได้ดีขึ้นในเชิงการลงทุนและการจัดการทรัพยากร นอกจากนั้นงานวิจัยนี้จะเป็นแนวทางที่สำคัญในการพัฒนาเทคโนโลยีการเกษตรอัจฉริยะ โดยเป็นตัวอย่างของการนำเทคโนโลยีล้ำสมัยมาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตในภาคเกษตรกรรม ทั้งยังเป็นประโยชน์ในการขยายการประยุกต์ใช้ไปยังพืชเศรษฐกิจประเภทอื่น ๆ ได้ในอนาคต

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาเรื่อง การประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย พื้นที่ศึกษาแปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ผู้วิจัยได้ทำการทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และเอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง มีรายละเอียดในประเด็นต่าง ๆ ดังนี้

2.1 เอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม

อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม (Multispectral Camera Drone) เป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในด้านการสำรวจระยะไกล การเกษตร และงานด้านสิ่งแวดล้อม ด้วยการใช้อากาศยานไร้คนขับ (UAV) ติดตั้งกล้องที่สามารถถ่ายภาพในหลายช่วงคลื่นแสง เพื่อนำข้อมูลที่ได้ไปวิเคราะห์ข้อมูลสภาพพื้นที่แบบละเอียด โดยเฉพาะด้านการเกษตรที่ช่วยในการประเมินสภาพพืชพรรณ ปริมาณน้ำในดิน และสุขภาพของพืช หลักการทำงานของกล้องมัลติสเปกตรัมจะทำการจับภาพในหลายแถบความยาวคลื่นแสง (Spectral Bands) เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะของพื้นที่เป้าหมาย โดยจะมีการวิเคราะห์หลัก ๆ ดังนี้ แถบสีเขียว (GREEN) ใช้ตรวจจับการสะท้อนแสงจากพืช เพื่อประเมินการสังเคราะห์แสงและสุขภาพของพืช แถบสีแดง (RED) ช่วยในการระบุสภาพพืชพรรณและการเปลี่ยนแปลงของพื้นที่ และแถบอินฟราเรดใกล้ (Near-Infrared, NIR) ใช้ในการประเมินชีวมวลและความเข้มของการสังเคราะห์แสง ซึ่งสามารถตรวจจับสภาพของพืชได้อย่างละเอียด เนื่องจากพืชจะสะท้อนแสงในช่วง NIR เมื่ออยู่ในสภาพที่แข็งแรง ในการวิเคราะห์ข้อมูลจากกล้องมัลติสเปกตรัมข้อมูลที่ได้จะถูกประมวลผลเพื่อสร้างค่าดัชนีพืชพรรณต่างๆ เช่น NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) ซึ่งเป็นการวัดความเข้มของการสังเคราะห์แสงโดยอ้างอิงจากการสะท้อนแสงในแถบสีแดงและแถบอินฟราเรดใกล้ ตัวดัชนีนี้สามารถบอกสุขภาพของพืชว่ามีการเติบโตที่ดีหรือไม่ เหมาะสมกับการเพาะปลูกหรือไม่ โดยสามารถประยุกต์ใช้ในการประเมินสุขภาพของพืชสามารถระบุพืชที่มีการเติบโตผิดปกติหรือมีปัญหา การจัดการทรัพยากรในพื้นที่เกษตรการให้น้ำและปุ๋ยแบบแม่นยำโดยอิงจากสภาพพื้นที่ที่กล้องมัลติสเปกตรัมบันทึกได้ การตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของพื้นที่ใช้ในการติดตามความเปลี่ยนแปลงของพื้นที่เกษตรกรรมหรือป่าไม้ ในด้านการประยุกต์ใช้งานโดรนกล้องมัลติสเปกตรัมมีบทบาทสำคัญในหลายอุตสาหกรรม เช่น การเกษตรแม่นยำสูงช่วยให้เกษตรกรสามารถวางแผนและจัดการการเพาะปลูกได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด การอนุรักษ์สิ่งแวดล้อมเพื่อตรวจสอบสภาพป่าหรือพื้นที่ที่มีการเปลี่ยนแปลง เช่น ป่าที่ถูกทำลาย พื้นที่อนุรักษ์ และการจัดการทรัพยากรน้ำสามารถใช้ตรวจสอบแหล่งน้ำหรือประเมินปริมาณน้ำในดิน

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัมมีกล้องทั้งหมด 6 ตัว ได้แก่ Red Edge (RE), ช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near-Infrared, NIR), แสงสีเขียว (GREEN), แสงที่ตามนุษย์มองเห็น (Visible Light), แสงสีแดง (RED) และแสงสีน้ำเงิน (BLUE)

ภาพที่ 2.1 กล้องมัลติสเปกตรัม

2.1.2 ข้อกำหนดการใช้และการบินอากาศยานไร้คนขับ

การใช้โดรน หรือ อากาศยานไร้คนขับ โดยเฉพาะของเอกชนหรือบุคคลทั่วไปที่ไม่ใช่หน่วยงานของราชการการจะใช้งานหรือทำการบินได้จะต้องมีการจดทะเบียนโดรน มีการขออนุญาตใช้โดรน และขออนุญาตใช้คลื่นความถี่ เนื่องจากพระราชบัญญัติเดินอากาศ พ.ศ. 2497 ได้ถือว่า “โดรน หรือ อากาศยานไร้คนขับ” เป็นอากาศยานประเภทหนึ่ง ตามคำนิยามตามพระราชบัญญัติเดินอากาศ “อากาศยาน หมายความรวมถึงเครื่องทั้งสิ้นซึ่งทรงตัวในบรรยากาศโดยปฏิกิริยาแห่งอากาศ เว้นแต่วัตถุซึ่งระบุยกเว้นไว้ในกฎกระทรวง” ทั้งนี้ “กฎกระทรวงกำหนดวัตถุซึ่งไม่เป็นอากาศยาน พ.ศ. 2548” กำหนดให้ “เครื่องบินเล็กซึ่งใช้เป็นเครื่องเล่น” ไม่เป็นอากาศยาน แต่มิได้ยกเว้น “เฮลิคอปเตอร์ซึ่งใช้เป็นเครื่องเล่น” ไว้แต่ประการใด โดรนจึงถือเป็นอากาศยานตามนิยามข้างต้น แต่เพราะโดรนส่วนใหญ่จะมีลักษณะเป็นเฮลิคอปเตอร์ ซึ่งแม้จะใช้เป็นเครื่องเล่นก็ถือว่าเป็นอ ากาศยานตามพระราชบัญญัติเดินอากาศ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

จากการที่ถือว่า โดรน หรือ อากาศยานไร้คนขับ เป็นอากาศยานตามพระราชบัญญัติเดินอากาศ ทำให้การใช้งานโดรนในส่วนของเอกชนจะต้องมีการจดทะเบียนและขออนุญาตใช้ตามกฎระเบียบของพระราชบัญญัติเดินอากาศ พ.ศ.2497 ดังนี้

1. การใช้อากาศยาน กำหนดห้ามมิให้ผู้ใดนำอากาศยานทำการบิน เว้นแต่ได้รับใบอนุญาตและห้ามมิให้ใช้อากาศยานขึ้นลงนอกจากสนามบินอนุญาต หรือที่ขึ้นลงชั่วคราวของอากาศยานที่ได้รับอนุญาตหรือที่รัฐมนตรีประกาศกำหนด

2. การจดทะเบียนและเครื่องหมายอากาศยาน ผู้ซึ่งจะขอจดทะเบียนอากาศยานจะเป็นบุคคลธรรมดาหรือนิติบุคคลก็ได้ แต่ต้องมีสัญชาติไทย และต้องเป็นเจ้าของอากาศยานที่ขอจดทะเบียน หรือถ้ามิได้เป็นเจ้าของต้องเป็นผู้มีสิทธิครอบครองอากาศยานและต้องได้รับอนุญาตจากรัฐมนตรีให้จดทะเบียนได้

3. ผู้ประจำหน้าที่อากาศยาน ผู้ประจำหน้าที่ หมายความว่า นักบิน ต้นหน นายช่าง พนักงานวิทยุ พนักงานควบคุมการจราจรทางอากาศ พนักงานอำนวยการบิน และผู้ทำหน้าที่อื่นตามที่กำหนดในกฎกระทรวง กำหนดห้ามมิให้ผู้ใดเป็นผู้ประจำหน้าที่ เว้นแต่ได้รับอนุญาตจากพนักงานเจ้าหน้าที่ตามพระราชบัญญัตินี้ หรือมีใบอนุญาตผู้ประจำหน้าที่ซึ่งออกให้โดยรัฐภาคีแห่งอนุสัญญา หรือรัฐที่ได้ทำความตกลงกับประเทศไทย และผู้ประจำหน้าที่ต้องปฏิบัติตามวินัยที่กำหนดไว้ในข้อบังคับของคณะกรรมการการบินพลเรือน

4. สนามบินและเครื่องอำนวยความสะดวกในการเดินอากาศ ในพระราชบัญญัติฉบับนี้กำหนดห้ามมิให้บุคคลใดจัดตั้งสนามบินหรือเครื่องอำนวยความสะดวกในการเดินอากาศ เว้นแต่จะได้รับอนุญาตจากพนักงานเจ้าหน้าที่โดยอนุมัติรัฐมนตรี การขอและการออกใบอนุญาตจัดตั้งสนามบินและเครื่องอำนวยความสะดวกในการเดินอากาศให้เป็นไปตามที่กำหนดในกฎกระทรวง หากไม่ปฏิบัติตามกฎกระทรวงให้พนักงานเจ้าหน้าที่มีอำนาจสั่งพักใช้หรือเพิกถอนใบอนุญาตได้ ในส่วนการเรียกเก็บค่าธรรมเนียมการใช้สนามบิน ค่าธรรมเนียมที่เก็บอากาศยานและค่าบริการเครื่องอำนวยความสะดวกในการเดินอากาศ สามารถจัดเก็บได้ตามที่กำหนดไว้ในข้อบังคับของคณะกรรมการการบินพลเรือน

5. บทกำหนดโทษ ในพระราชบัญญัตินี้กำหนดโทษทางอาญาแก่บุคคลซึ่งกระทำการฝ่าฝืนตามบทบัญญัติต่าง ๆ ที่พระราชบัญญัติฉบับนี้กำหนดไว้ ทั้งนี้เพื่อบังคับการให้เป็นไปตามวัตถุประสงค์ของพระราชบัญญัตินี้

จากบทบัญญัติของพระราชบัญญัติดังกล่าวจะเห็นว่า หลักใหญ่ ๆ จะใช้กำกับดูแลสำหรับอากาศยานลำใหญ่ แต่สำหรับโดรนหรืออากาศยานไร้คนขับ ซึ่งมีขนาดเล็กและส่วนใหญ่ใช้เพื่อความสนุกสนาน หรือทำกิจกรรมบางประการเท่านั้น ไม่ใช่นำมาใช้ในเชิงพาณิชย์เหมือนอากาศยานขนาดใหญ่ ดังนั้นหากจะมากำหนดให้โดรนต้องไปใช้สนามบินอนุญาตในการขึ้นลง หรือต้องบินในเส้นทางที่กำหนด หรือต้องมีการทำแผนการบินแจ้งหน่วยงานควบคุมการจราจรทางอากาศ หรือผู้ครอบครองโดรนจะต้องจดทะเบียนสัญชาติโดรน ขอใบสำคัญสมควรการเดินอากาศ ต้องมีใบอนุญาตผลิตอากาศยานหากเป็นผู้ผลิตโดรนขาย ต้องมีใบอนุญาตเป็นหน่วยงานสำหรับซ่อม

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

อากาศยานหากจะทำการซ่อมแซมโดรน หรือแม้แต่ผู้ที่อยากจะเล่นโดรนเพื่อความสนุกสนาม ก็ต้องไปทำเรื่องขอใบอนุญาตเป็นผู้ประจำหน้าที่ในฐานะผู้ควบคุมอากาศยานจากภายนอก และต้องทำแผนการบินทุกครั้งก่อนจะเล่นโดรน หากบังคับใช้กฎหมายตามที่เป็นอยู่จะเกิดความวุ่นวายสับสน เพราะบทบัญญัติเหล่านั้นมิได้ออกแบบมาสำหรับลักษณะการใช้งานของโดรนหรืออากาศยานไร้คนขับ การจะแก้ไขปัญหาดังกล่าวควรมีการออกกฎกระทรวงเพื่อยกเว้นวัตถุอย่างหนึ่งอย่างใดมิให้ถือเป็นอากาศยาน เมื่อยกเว้นแล้วจะทำให้วัตถุนั้นจะอยู่นอกการบังคับตามพระราชบัญญัติเดินอากาศได้ เช่น ใช้เกณฑ์เรื่องวัตถุประสงค์ เวลา สถานที่ และเงื่อนไขบางประการ เป็นกรอบในการยกเว้นการเป็นอากาศยานได้ เช่น กฎกระทรวงอาจกำหนดว่าโดรนที่เป็นเครื่องเล่น ให้เล่นในเวลากลางวัน ในพื้นที่ที่จัดไว้เพื่อการนั้น กำหนดบินสูงไม่เกินกว่า 150 เมตร จึงจะไม่ถือเป็นอากาศยาน เมื่อยกเว้นแล้วบทบัญญัติต่าง ๆ ในพระราชบัญญัติเดินอากาศก็ไม่นำมาใช้บังคับ แต่หากผิดเงื่อนไขก็จะกลายมาเป็นอากาศยานอันอยู่ใต้บังคับของพระราชบัญญัติเดินอากาศทั้งฉบับ ซึ่งเท่ากับเป็นการผิดบทบัญญัติต่างๆ ในพระราชบัญญัติเดินอากาศโดยทันที

ปัจจุบันได้มีการประกาศให้ผู้ที่จะใช้โดรนหรืออากาศยานไร้คนขับจะต้องได้รับหนังสืออนุญาต 3 ลักษณะ ได้แก่

1. การอนุญาตเป็นหนังสือทั่วไปแก่ประชาชนสำหรับโดรนที่น้ำหนักไม่เกิน 2 กิโลกรัม ที่ใช้ในการเล่นเป็นงานอดิเรกเพื่อความบันเทิง หรือเพื่อการกีฬา

2. การอนุญาตเป็นหนังสือ การขึ้นทะเบียนสำหรับโดรนที่น้ำหนักเกิน 2 กิโลกรัมแต่ไม่เกิน 25 กิโลกรัม ที่ใช้ในการเล่นเป็นงานอดิเรก เพื่อความบันเทิง หรือเพื่อการกีฬา กรณีหนึ่ง และสำหรับโดรนที่น้ำหนักไม่เกิน 25 กิโลกรัมที่ใช้เพื่อการอื่นๆ เช่น รายงานข่าว ถ่ายภาพ ถ่ายหนัง วิจัยและพัฒนาอากาศยาน อีกกรณีหนึ่ง

3. การอนุญาตเป็นหนังสือเฉพาะราย กรณีนี้สำหรับโดรนที่น้ำหนักเกิน 25 กิโลกรัมไม่ว่าจะเพื่อวัตถุประสงค์ใด

นอกจากนี้ ได้มีการประกาศในราชกิจจานุเบกษา ประกาศกระทรวงคมนาคม เรื่องหลักเกณฑ์การขออนุญาตและเงื่อนไขในการบังคับหรือปล่อยอากาศยานซึ่งไม่มีนักบิน ประเภทอากาศยานที่ควบคุมการบินจากภายนอก พ.ศ. 2558 เมื่อวันที่ 27 สิงหาคม 2558 โดยถือว่าโดรนเป็น อากาศยานที่ควบคุมการบินจากภายนอก ต่างกับคำที่เรียกโดรนว่า อากาศยานไร้คนขับ ซึ่งยังไม่ทราบแน่ชัดว่าตกลงจะให้เรียกอย่างไรดี ประกาศในราช-กิจจานุเบกษา ได้ให้คำจำกัดความของคำว่า อากาศยานที่ควบคุมการบินจากภายนอก ดังนี้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

“อากาศยานที่ควบคุมการบินจากภายนอก” หมายความว่า อากาศยานที่ควบคุมการบินโดยผู้ควบคุมการบินอยู่ภายนอกอากาศยานและใช้ระบบควบคุมอากาศยาน ทั้งนี้ ไม่รวมถึงเครื่องบินเล็ก ซึ่งใช้เป็นเครื่องเล่นตามกฎกระทรวงกาหนดวัตถุซึ่งไม่เป็นอากาศยาน พ.ศ. 2548

“ระบบควบคุมอากาศยาน” หมายความว่า ชุดอุปกรณ์อันประกอบด้วยเครื่องเชื่อมโยงคำสั่งควบคุม หรือการบังคับอากาศยาน รวมทั้งสถานีหรือสถานที่ติดตั้งชุดอุปกรณ์เหล่านี้ หรือเครื่องมือที่ใช้ควบคุมการบินจากภายนอกและตัวอากาศยานด้วย

ในประกาศราชกิจจาดังกล่าวยังกำหนดรายละเอียดอื่นๆ อีกด้วย เช่น

- ประเภทของอากาศยานที่ควบคุมการบินจากภายนอก 2 ประเภท คือ ประเภทที่ใช้เพื่อวัตถุประสงค์ในการเล่นเป็นงานอดิเรก เพื่อความบันเทิง หรือเพื่อการกีฬา และประเภทที่ใช้เพื่อวัตถุประสงค์อื่นที่มีน้ำหนักไม่เกิน 25 กิโลกรัม
- เกณฑ์การการอนุญาตให้บังคับหรือปล่อยอากาศยาน ที่มีน้ำหนักไม่เกิน 2 กิโลกรัม
- เงื่อนไขที่จะต้องปฏิบัติก่อนที่จะทำการบิน หรือระหว่างทำการบิน
- คุณสมบัติของผู้ที่จะทำการบังคับหรือปล่อยอากาศยาน ที่มีน้ำหนักเกิน 2 กิโลกรัมแต่ไม่เกิน 25 กิโลกรัม
- การขอขึ้นทะเบียนเป็นผู้บังคับหรือปล่อยอากาศยาน
- เงื่อนไขของผู้บังคับหรือปล่อยอากาศยานที่ได้ขึ้นทะเบียนแล้วจะต้องปฏิบัติก่อนทำการบิน หรือระหว่างทำการบิน
- คุณสมบัติและลักษณะของผู้บังคับหรือปล่อยอากาศยานตามวัตถุประสงค์อื่น
- รายละเอียดการยื่นคำขอขึ้นทะเบียนต่ออธิบดีพร้อมเอกสารและหลักฐาน สำหรับผู้บังคับหรือปล่อยอากาศยานที่มีน้ำหนักไม่เกิน 25 กิโลกรัม ที่ใช้เพื่อวัตถุประสงค์อื่น
- ขั้นตอนการตรวจสอบคุณสมบัติ และลักษณะผู้บังคับหรือปล่อยอากาศยาน

จากที่กล่าวมาคนทั่วไปอาจเห็นว่าการใช้โดรนหรืออากาศยานไร้คนขับเพื่อความสนุกสนาน หรือทำธุรกิจต่างๆ ไม่น่าจะต้องดำเนินการอะไรมากมาย แต่ในสายตาของหน่วยงานราชการโดยเฉพาะหน่วยงานที่ควบคุมอากาศยาน เช่น สำนักงาน

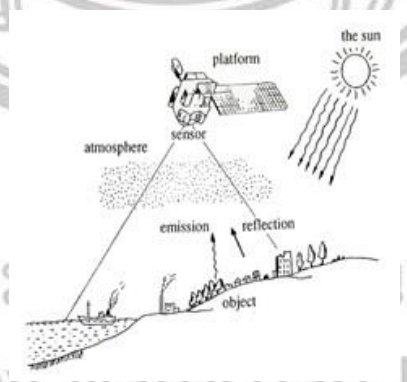
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

4. คณะกรรมการบินพลเรือน มีความเห็นว่า โดรนคืออากาศยานประเภทหนึ่ง จึงควรมีกฎข้อบังคับเหมือนอากาศยาน อื่นๆ แต่กฎระเบียบข้อบังคับที่สำนักงานคณะกรรมการบินพลเรือนออกมานั้น ควรจะปรับหรือประยุกต์ให้เหมาะสมกับโดรน เพราะโดรนเป็นเพียงอากาศยานลำเล็กๆ ไม่ใช่อากาศยานลำใหญ่ หรือเครื่องบินทั่วไป เช่น Boeing787 Airbus380 การจะนำกฎระเบียบข้อบังคับสำหรับอากาศยานลำใหญ่มาใช้กับโดรนคงไม่

เหมาะสม และส่วนใหญ่กฎระเบียบข้อบังคับก็จะใช้บังคับแก่ประชาชนชน หน่วยงานรัฐควรจะมีกฎหมายคุ้มครองประชาชน เพื่อป้องกันกับทางราชการไปใช้ประโยชน์จากการใช้โดรนในการสอดแนมด้วยเช่นกัน และควรมีการทำข้อตกลงระหว่างประเทศเรื่องโดรนไว้ด้วย เช่น กรณีนำโดรนไปใช้ต่างประเทศจะต้องขออนุญาตจากประเทศต้นทางได้เลยหรือไม่อย่างใด

2.1.3 การสำรวจระยะไกล (Remote Sensing)

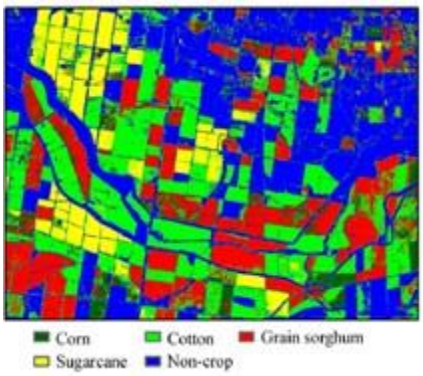
เทคโนโลยีการสำรวจข้อมูลระยะไกล (Remote sensing) เป็นเทคโนโลยีที่ใช้คลื่นแสงในช่วงความยาวคลื่นต่างๆ และคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเป็นสื่อในการได้มาซึ่งข้อมูล โดยส่วนใหญ่อยู่ในรูปของภาพถ่ายทางอากาศ หรือภาพถ่ายดาวเทียม หลังจากนั้นข้อมูลจะถูกนำมาจำแนก และวิเคราะห์ เพื่อให้เข้าใจถึงวัตถุและสภาพแวดล้อมต่างๆ โดยทั่วไปเทคโนโลยีการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล หรือ Remote sensing จะประกอบด้วย 2 กระบวนการหลัก คือ การรับข้อมูล (Data Acquisition) เริ่มตั้งแต่พลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าจากแหล่งกำเนิดพลังงาน เช่น ดวงอาทิตย์ เคลื่อนที่ผ่านชั้นบรรยากาศ เกิดปฏิสัมพันธ์กับวัตถุบนพื้นผิวโลก สะท้อนเข้าสู่เครื่องวัด หรือยานสำรวจ (Platform) ที่โคจรผ่านวัตถุนั้นๆ จากนั้นยานสำรวจจะทำหน้าที่บันทึกข้อมูลของวัตถุหรือปรากฏการณ์บนพื้นผิวโลก และแปลงข้อมูลเป็นสัญญาณอิเล็กทรอนิกส์ เพื่อส่งไปยังสถานีรับภาคพื้นดิน (Receiving Station) โดยข้อมูลเหล่านั้น จะถูกประมวลผลแปลงเป็นข้อมูลเชิง อนุมาน (Analog Data) หรือข้อมูลเชิงตัวเลข (Digital Data) เพื่อจะนำไปวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis) ต่อไป



ภาพที่ 2.2 การเก็บข้อมูลโดยการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ Copyright by Chiang Mai University All rights reserved

ในการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis) มี 2 วิธี ดังนี้ 1.การวิเคราะห์ด้วยสายตา (Visual Analysis) ให้ผลข้อมูลออกมาในเชิงคุณภาพ (Quantitative) ไม่สามารถวัดออกมาเป็นค่าตัวเลขได้แน่นอน 2.การวิเคราะห์ด้วยคอมพิวเตอร์ (Digital Analysis) ให้ผลข้อมูลในเชิงปริมาณ (Quantitative) ที่สามารถแสดงผลการวิเคราะห์ออกมาเป็นค่าตัวเลขได้



ภาพที่ 2.3 การจำแนกประเภทพืชในบริเวณที่มีการเพาะปลูกหนาแน่น

เทคโนโลยีการสำรวจข้อมูลระยะไกล (Remote Sensing) กับภาคการเกษตร โดยส่วนใหญ่แล้วการสำรวจจากระยะไกลในภาคการเกษตรจะใช้กล้องถ่ายภาพติดบนอากาศยานไร้คนขับ (Drone) เพื่อเก็บข้อมูลในระดับต่ำ (Aerial Photo) และใช้ภาพถ่ายจากดาวเทียมเพื่อเก็บข้อมูลในระดับสูง (Satellite Image) แล้วนำข้อมูลทั้งสองส่วนนี้มาทาการวิเคราะห์ร่วมกัน ซึ่งปัจจุบันภาพถ่ายที่ได้สามารถนำมาวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นประโยชน์ต่อภาคการเกษตรสำหรับการเพาะปลูกพืช เพื่อช่วยด้านการวัด และตรวจวิเคราะห์ข้อมูลด้านการเกษตรแม่นยำ (Precision Farming) ของเกษตรกร เช่น

- การจำแนกประเภทพืช จำนวนลำต้น ในบริเวณที่มีการเพาะปลูกหนาแน่น ซึ่งแสดงถึงเป็นการจำแนกประเภทพืชในบริเวณที่มีการเพาะปลูกหนาแน่นแบ่งสีให้เห็นเด่นชัด
- การประเมินข้อมูลเกี่ยวกับสุขภาพของพืช เช่น การประมาณค่าคลอโรฟิลล์ การปริมาณไนโตรเจน การปริมาณความชื้นและน้ำที่ปกคลุมผิวดิน จากคุณสมบัติการดูดซับในแถบสเปกตรัม เป็นต้น
- การตรวจสอบโรคพืช แมลงศัตรูพืช โดยการวัดการสะท้อนแสง และการเปลี่ยนแปลงในพฤติกรรมสเปกตรัมต่อความเข้มของ Bacterial Leaf Bright (BLB) พบว่า การเปลี่ยนแปลงของสีใบและลักษณะที่ปรากฏอาจเกิดจากระดับความรุนแรงของการระบาด ช่วยเกษตรกรในการตัดสินใจเกี่ยวกับการใช้สารกำจัดศัตรูพืชในปริมาณที่ให้ผลประโยชน์ต่อต้นทุนสูงสุด ในตำแหน่งและช่วงเวลาที่เหมาะสม
- การติดตามสถานะการเพาะปลูก ช่วงเริ่มต้น ช่วงเจริญเติบโต และสิ้นสุด ด้วยดัชนีพืชพรรณ ที่ใช้วัดการเปลี่ยนแปลงความเขียว ที่เปลี่ยนไปตามเวลา
- การประมาณการผลผลิตพืช ซึ่งเป็นประเด็นที่สำคัญที่สุดสำหรับการจัดการทางการเกษตร ผลผลิตมีความสัมพันธ์อย่างยิ่งกับการนำไฟฟ้าของดินซึ่งกำหนดพื้นผิวดินและลักษณะความเค็มของดินที่แสดงในแถบสเปกตรัม การสะท้อนแถบแสงของพืชแสดงถึงความเร็วในการเติบโตของพืช ช่วยให้เกษตรกรสามารถจัดการปรับปรุงที่ดินและประเมินผลผลิตก่อนการเก็บเกี่ยว

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

2.1.4 เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) คือ การทำให้คอมพิวเตอร์ สามารถเรียนรู้สิ่งต่างๆ และพัฒนาการทำงานให้ดีขึ้นได้ด้วยตัวเองจากข้อมูลและสภาพแวดล้อมที่ได้รับจากการเรียนรู้ของระบบ โดยไม่ต้องมีมนุษย์คอยกำกับหรือเขียนโปรแกรมเพิ่มเติม และไม่ว่าในอนาคตมันจะมีข้อมูลรูปแบบใหม่ๆ ที่เกิดขึ้นมา มนุษย์ก็ไม่จำเป็นที่จะต้องไปนั่งเขียนโปรแกรมใหม่ เพราะคอมพิวเตอร์สามารถตีความและตอบสนองได้ด้วยตัวเอง ในเชิงธุรกิจหรืออุตสาหกรรมนำเทคโนโลยีนี้ไปปรับใช้ได้อย่างถูกวิธี จะทำให้ได้เปรียบในเชิงการแข่งขันของธุรกิจอย่างมาก เพราะสามารถลดเวลาการทำงานในการวิเคราะห์ข้อมูลต่าง ๆ และลดต้นทุนแรงงานที่เกิดขึ้นได้มาก

คำว่า AI ย่อมาจากคำว่า Artificial Intelligence คือ ปัญญาประดิษฐ์ที่มีฟังก์ชันการเรียนรู้ ทำความเข้าใจ มีความสามารถคิด วิเคราะห์ วางแผน และช่วยตัดสินใจ รวมทั้งทำนายผลลัพธ์ได้ โดยทำการคำนวณจากประสบการณ์ของระบบเป็นหลัก ตัวอย่างที่ทำให้เข้าใจง่ายขึ้น เช่น ผู้ช่วยเสมือนจริงอย่าง Siri หรือ Alexa มาช่วยตอบคำถามและโต้ตอบได้เสมือนกับเป็นคนจริง ๆ ซึ่งสิ่งที่ทำให้ผู้ช่วยเสมือนจริงอย่าง Siri หรือ Alexa มีความฉลาดอัจฉริยะ นั้นก็มาจาก Machine Learning โดยหลักการทำงานของ Machine Learning การเรียนรู้ของเครื่องนั้นจะมีหลักการคล้าย ๆ กับของมนุษย์ที่จำเป็นต้องเรียนรู้จากประสบการณ์ การทำงานของ Machine Learning มีลักษณะเดียวกัน ด้วยการป้อนชุดข้อมูลพื้นฐานและชุดคำสั่งต่างๆ เพื่อให้คอมพิวเตอร์ “เรียนรู้” และจำแนกแยกแยะวัตถุต่างๆ รวมถึงบุคคล สิ่งของ เป็นต้น และเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากขึ้น โปรแกรมเมอร์จึงมีการป้อนชุดข้อมูลใหม่ๆ และต้องฝึกฝนระบบอย่างสม่ำเสมอ เพื่อให้เกิดวิวัฒนาการของระบบ ทำให้ระบบคิดได้ด้วยตัวเองในเวลาต่อมา

การทำงานของระบบ Machine Learning มี 3 รูปแบบ

โดยหลักการของ Machine Learning จะแบ่งออกเป็น 3 ประเภทตามรูปแบบการเรียนรู้ด้วยกัน นั่นก็คือ supervised learning, unsupervised learning และ Reinforcement Learning

1. Supervised Learning หรือการเรียนรู้แบบมีผู้สอน

เป็นการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตัวเอง หลังจากเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างไปแล้วระยะหนึ่ง ยกตัวอย่างเวลาเราป้อนข้อมูลให้กับคอมพิวเตอร์ (Input) เช่น รูปปากกา เบื้องต้นคอมพิวเตอร์จะยังไม่รู้ว่ารูปที่เราป้อนเข้าไป คือ รูปปากกา เราจึงต้องสอนให้คอมพิวเตอร์รู้จักเพื่อนำไปวิเคราะห์ (Feature Extraction) ว่า ปากกาจะมีปลายด้ามเป็นปุ่ม และใช้หมึกในการเขียน เป็นต้น จากนั้นคอมพิวเตอร์ก็นำ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ข้อมูลดังกล่าวไปประมวล/จัดหมวดหมู่ (Classification) เพื่อให้หลังจากนี้มันสามารถแยกออกได้ว่าอะไรคือปากกา อะไรไม่ใช่ปากกา

2. Unsupervised Learning หรือ การเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน

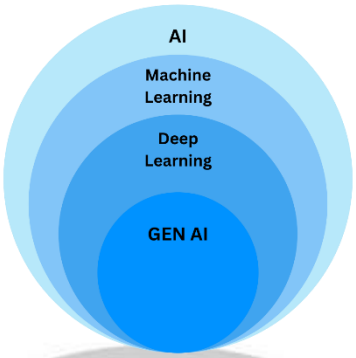
เป็นการเรียนรู้ที่ให้เครื่องจักรนั้นสามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง โดยไม่ต้องมีค่าเป้าหมายของแต่ละข้อมูล ซึ่งวิธีการคือมนุษย์จะเป็นผู้ใส่ข้อมูลต่าง ๆ และกำหนดสิ่งที่ต้องการจากข้อมูลเหล่านั้น ทำให้เครื่องจักรวิเคราะห์จากการจำแนกและสร้างแบบแผนจากข้อมูลที่ได้รับมา เรียกได้ว่าตรงกันข้ามกับรูปแบบแรกเลย ตัวอย่างเช่น การที่เราป้อนข้อมูล (Input) รูปปากกาเข้าไป แต่ไม่ได้บอกว่ารูปที่ป้อนเข้าไปเป็นรูปปากกา เมื่อคอมพิวเตอร์นำไปวิเคราะห์ (Feature Extraction) ก็ยังสามารถวิเคราะห์ได้ว่ารูปที่ใส่เข้าไปมีลักษณะยังไง แต่คราวนี้มันไม่สามารถเอาไปประมวล/จัดหมวดหมู่ (Classification) ได้แล้ว มันจะใช้วิธีการแบ่งกลุ่มแทน (Clustering) ซึ่งคอมพิวเตอร์ก็อาจเอารูปปากกาไปจัดกลุ่มกับปากกาไฮไลท์ หรือเครื่องเขียนอื่น ๆ ที่มีปลายด้ามเป็นปุ่ม และใช้หมึกในการเขียนเหมือนกัน เป็นต้น

3. Reinforcement Learning หรือ การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง

เป็นวิธีการเรียนรู้แบบหนึ่งที่ใช้การเรียนรู้เกิดมาจากการปฏิสัมพันธ์ (interaction) ระหว่างผู้เรียนรู้ (agent) กับสิ่งแวดล้อม (environment) ที่มีการเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ จาก Agent ภายใต้การเลือกกระทำสิ่งต่าง ๆ ให้ได้ผลลัพธ์ที่มากที่สุด ผ่านการลองผิดลองถูกภายใต้สถานการณ์หรือระบบจำลอง ที่พัฒนาระบบการตัดสินใจให้ดีขึ้นเรื่อย ๆ มันคือการที่กำหนดเงื่อนไขบางอย่างให้กับคอมพิวเตอร์ แล้วทำให้คอมพิวเตอร์บรรลุหรือทำตามเงื่อนไขนั้นให้ได้ ผ่านการลองผิดลองถูก โดยผู้พัฒนาอาจตั้งเป้าหมาย Feedback Loop และเงื่อนไขในการได้รับรางวัล ยกตัวอย่างเช่น Alpha Go เงื่อนไขของการเล่นหมากล้อมให้ชนะคือ ใช้หมากของตนล้อมพื้นที่บนกระดาน ให้ครอบครองดินแดนมากกว่าคู่ต่อสู้ ทีนี้ Alpha Go ก็จะเรียนรู้ว่าหากคู่ต่อสู้เดินหมากนี้ ตัวมันเองจะเดินหมากไหนเพื่อให้บรรลุเงื่อนไขที่กำหนดไว้ให้ นั่นคือการยึดพื้นที่บนกระดานให้ได้มากที่สุด

Deep Learning คือ ศาสตร์แขนงหนึ่งของ Machine Learning ที่เลียนแบบการทำงานเซลล์ประสาทของมนุษย์หรือวิธีการเรียนรู้ลักษณะข้อมูลต่าง ๆ ที่มนุษย์เรียนรู้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved



ภาพที่ 2.4 ส่วนประกอบของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

2.1.5 ภาษาไพธอน (Python)

ไพธอน (Python) คือ หนึ่งในภาษาโปรแกรมระดับสูงที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย ทั้งในการสร้างเว็บไซต์ พัฒนาซอฟต์แวร์ รวมถึงงานวิเคราะห์ข้อมูล โดยถูกออกแบบเพื่อให้มีโครงสร้างและไวยากรณ์ของภาษาที่ไม่ซับซ้อน เข้าใจง่าย มีการใช้พัฒนาแอปพลิเคชัน เว็บไซต์ รวมถึงแอปบนมือถือหรืออุปกรณ์เคลื่อนที่ด้วยหน้าที่ของ Python ก็คือการทำงานแปลชุดคำสั่งทีละบรรทัดเพื่อป้อนเข้าสู่หน่วยประมวลผลให้คอมพิวเตอร์ทำงานตามที่เราต้องการ หรือเรียกว่าการทำงานแบบ Interpreter นั่นเอง ด้วยภาษาที่ง่ายในการเขียน “Python” จึงมีความเหมาะสมสำหรับผู้ที่เริ่มต้นเขียนโปรแกรมไปจนถึงนักพัฒนาในองค์กรบริษัทใหญ่ อย่างเช่น Netflix, Spotify, Google, Amazon, และ Facebook เป็นต้น

Python เป็นภาษาที่ถูกนำมาใช้ในหลากหลายวัตถุประสงค์ไม่ว่าจะเป็นการพัฒนาเว็บไซต์ การพัฒนาซอฟต์แวร์ การวิเคราะห์ข้อมูล ทำ Machine Learning, Artificial Intelligence การแปลงข้อมูลเป็นภาพให้เข้าใจง่าย (Data Visualization) และช่วยให้การทำงานเป็นอัตโนมัติ (Task Automation) จัดการกับงานที่ต้องทำซ้ำซากได้ เพราะ Python เรียนรู้ได้ง่าย ทำให้แม้แต่คนในสายงานอื่น ๆ ที่ไม่ใช่โปรแกรมเมอร์ก็นำ Python มาใช้จัดการงานของตัวเอง เช่น นักบัญชีและนักวิทยาศาสตร์

ไลบรารี (Library) คือ ชุดของโค้ดที่ใช้บ่อยในโปรแกรม Python เพราะถ้าจะต้องจำทุกคำสั่งก็คงจะใช้แรงและเปลืองเวลามากเกินไป นักพัฒนาหลายท่านจึงนำคำสั่งต่าง ๆ ของ Python มาสร้างเป็นชุดคำสั่งที่เรียกว่าไลบรารี เพื่อทำงานตามวัตถุประสงค์ต่าง ๆ ได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งไลบารีที่ได้รับความนิยม ได้แก่

Matplotlib ใช้ในการสร้างกราฟและทำ Data Visualization ได้หลายประเภทเพื่อตอบโจทย์ผู้ใช้งาน เช่น กราฟเส้น กราฟแท่ง แผนภูมิจุดแบบกระจัดกระจาย (Scatter Plot) ฮิตโทแกรม เป็นต้น นอกจากนี้ คุณยังสามารถลงจุดบนแผนภูมิได้หลายรายการพร้อมกัน และสามารถใช้งานได้ในทุกแพลตฟอร์มอีกด้วย

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

Pandas เป็นอีกหนึ่ง Library ที่ใช้เพื่อจัดการข้อมูล (Data Wrangling / Data Cleansing) และการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) โดยเป็น Library ที่ถูกพัฒนามาเพื่อทำงานกับข้อมูลขนาดใหญ่ เชื่อมต่อกับแหล่งข้อมูลได้หลากหลาย และจัดรูปแบบให้พร้อมเสร็จสรรพกับการนำไปวิเคราะห์จนถึงแสดงผลได้

NumPy ย่อมาจาก Numerical Python เป็น Library ที่โดดเด่นในด้านการคำนวณและการทำงานกับตัวเลข และมีความสำคัญในการสร้าง Array (โครงสร้างข้อมูล) และ Multidimensional Array ทำให้การคำนวณบน Python มีความรวดเร็วมากขึ้น นอกจากนี้ NumPy ถูกนำไปใช้พัฒนา Library อื่นอีกด้วย เช่น Matplotlib และ Pandas

seaborn เป็นไลบรารีสำหรับการสร้างภาพข้อมูลที่มีประสิทธิภาพและสามารถสร้างกราฟที่ดูดีได้ง่าย เช่น scatter plots, heatmaps และ pair plots ซึ่งช่วยในการสำรวจและแสดงแนวโน้มในข้อมูล ซึ่งใช้งานร่วมกับ matplotlib และถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้สร้าง visualization ง่ายขึ้น

2.1.6 D-RTK 2 GNSS Mobile Station

D-RTK 2 GNSS Mobile Station เป็นอุปกรณ์ที่ใช้ในการเพิ่มความแม่นยำในการวัดตำแหน่งโดยอาศัยเทคโนโลยี GNSS (Global Navigation Satellite System) ร่วมกับเทคนิค Real-Time Kinematic (RTK) ที่ช่วยให้การระบุตำแหน่งมีความแม่นยำสูงในระดับเซนติเมตร ระบบนี้มักใช้ร่วมกับอากาศยานไร้คนขับ (Drone) เพื่อให้ได้ข้อมูลพิกัดที่แม่นยำและลดความคลาดเคลื่อนในการบันทึกตำแหน่งบนแผนที่ ซึ่งเป็นประโยชน์ในการสำรวจพื้นที่ การทำแผนที่ และการสำรวจทางภูมิศาสตร์ที่ต้องการความแม่นยำสูง

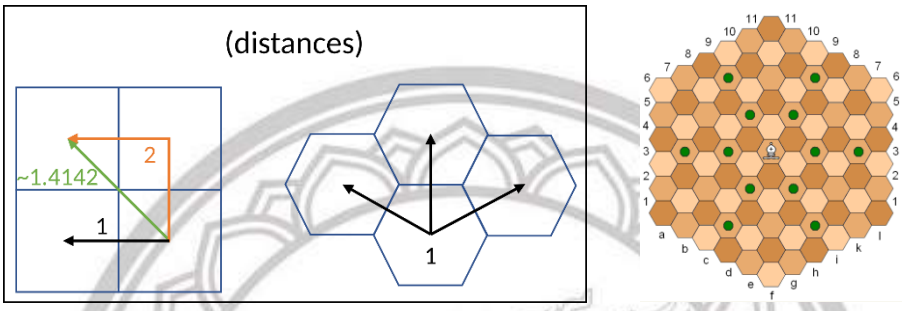
2.1.7 Hexagon map

รูปแบบหกเหลี่ยมเมื่อเทียบกับรูปแบบสี่เหลี่ยมจัตุรัส คือ ระยะห่างระหว่างจุดศูนย์กลางของแต่ละเซลล์หกเหลี่ยมที่อยู่ติดกัน มีขนาดเท่ากัน เมื่อเปรียบเทียบแล้วในแผนที่แบบตารางสี่เหลี่ยมจัตุรัส ระยะห่างจากจุดศูนย์กลางของเซลล์สี่เหลี่ยมจัตุรัสแต่ละเซลล์ไปยังจุดศูนย์กลางของเซลล์ที่อยู่ ติดกันในแนวทแยงมุมสี่เซลล์มีค่าไม่เท่ากัน ทำให้ระยะทางของแต่ละเซลล์มีค่าไม่เท่ากัน

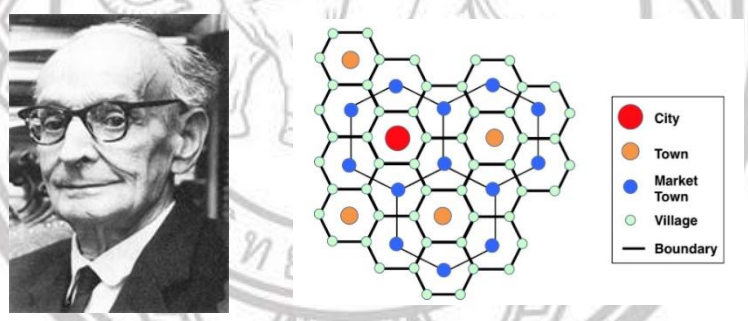
ในเชิงทฤษฎีภูมิศาสตร์เมือง หกเหลี่ยมเป็นรูปทรงที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ เนื่องจากมีระยะทางเท่ากันอย่างสมบูรณ์ ซึ่งมีทฤษฎี Central place ของ Walter Christaller นำ เสนอในปี 1933 เพื่ออธิบายการกระจายตัว การจัดอันดับเมืองและการตั้งถิ่นฐาน ทฤษฎีนี้พูดถึงวิธีการ "สถานที่ศูนย์กลาง" ซึ่งเป็นจุดที่มีการบริการและการค้าขายถูกจัดวางในลักษณะของระบบชั้นและลำดับ (hierarchy) เพื่อให้สามารถ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

เข้าถึงบริการต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งพื้นที่รอบ ๆ สถานที่ศูนย์กลางมีเขตบริการ (Service area) จากสถานที่นั้น ๆ โดยใช้รูปทรงหกเหลี่ยม เพื่อแทนที่เขตบริการ เพราะรูปทรงนี้สามารถครอบคลุมพื้นที่ได้อย่างสม่ำเสมอโดยไม่มีช่องว่าง (gap)



ภาพที่ 2.5 ระยะทางของพื้นที่หกเหลี่ยมเมื่อเชื่อมต่อกัน



ภาพที่ 2.6 ทฤษฎี Central place ของ Walter Christaller

2.1.8 ดัชนีพืชพรรณ

ค่าดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) เป็นค่าที่บอกถึงสัดส่วนของพืชพรรณที่ปกคลุมพื้นผิว โดยการคำนวณจากการนำช่วงคลื่นที่เกี่ยวข้องกับพืชพรรณมาทำสัดส่วนซึ่งกันและกัน วิธีที่นิยมใช้งานกันมาก เรียกว่า Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) เป็นการนำค่าความแตกต่างของการสะท้อนของพื้นผิวระหว่างช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้กับช่วงคลื่นที่ตามองเห็นสีแดงมาทำสัดส่วนกับค่าผลบวกของทั้งสอง ช่วงคลื่นเพื่อปรับให้เป็นลักษณะการกระจายแบบปกติ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ดัชนีพืชพรรณ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) เป็นความสัมพันธ์ระหว่างช่วงคลื่นอินฟราเรดย่านใกล้ (NIR) และช่วงคลื่นสีแดง (Red) ที่ตามองเห็น ซึ่งมีค่าตั้งแต่ -1 ถึง +1 ในกรณีที่มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่า พืชพรรณมีใบเขียวที่แสดงถึงความอุดมสมบูรณ์ของพืช โดยช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR) ที่พืชพรรณไม่

ดูดกลืนพลังงานแต่จะเกิดการกระเจิงจากโครงสร้างของใบและช่วงคลื่นสีแดง (Red) ที่คลอโรฟิลด์ของพืชสีเขียวจะดูดกลืน

ดัชนีพืชพรรณ Excess Green (ExG) เป็นดัชนีที่แสดงให้เห็นถึงค่าความเขียวของอ้อย โดยการคำนวณจากภาพถ่ายแบบช่วงคลื่นตามองเห็นประกอบไปด้วย ช่วงคลื่นสีแดง ช่วงคลื่นสีเขียวและช่วงคลื่นสีน้ำเงิน

ดัชนีพืชพรรณ Wide Dynamic Range Vegetation Index (WDRVI) เป็นดัชนีพืชพรรณที่พัฒนาขึ้นเพื่อปรับปรุงความสามารถในการตรวจวัดพื้นที่พืชพรรณที่มีความหนาแน่นสูง

ดัชนีพืชพรรณ Green Red NDVI (GRNDVI) เป็นดัชนีพืชพรรณเพื่อใช้ประโยชน์จากข้อมูลแสงสีเขียว ซึ่งช่วยในการวิเคราะห์พืชพรรณในช่วงที่พืชกำลังเติบโต

ดัชนีพืชพรรณ Pan NDVI (PNDVI) เป็นดัชนีพืชพรรณโดยการใช้แนวคิดเชิงเรขาคณิต เพื่อแยกแยะการสะท้อนของพืชพรรณออกจากการสะท้อนของดิน ทำให้ดัชนีมีความแม่นยำมากขึ้นในบางสถานการณ์ โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีการสะท้อนแสงจากพื้นดินสูงหรือมีความหลากหลายของพื้นผิวดิน

2.1.9 ชีพลักษณ์ของอ้อย

อ้อย (อังกฤษ: Sugarcane; ชื่อวิทยาศาสตร์: Saccharum officinarum L.) เป็นพืชวงศ์ POACEAE วงศ์เดียวกับ ไผ่ หญ้าและธัญพืช เช่น ข้าวสาลี ข้าว ข้าวโพด และ ข้าวบาร์เลย์ มีถิ่นกำเนิดในเขตร้อนของทวีปเอเชีย ในลำต้นอ้อยที่นำมาใช้ทำน้ำตาลมีปริมาณซูโครสประมาณ 17-35% ชานอ้อย (bagasse) ที่ถูกบีบเอาน้ำอ้อยออกไปแล้ว สามารถนำมาใช้ทำกระดาษ พลาสติก เป็นเชื้อเพลิง และอาหารสัตว์ ส่วนกากน้ำตาล (molasses) ที่แยกออกจากน้ำตาลในระหว่างการผลิต สามารถนำไปหมักเป็นเหล้ารัม (rum) ได้อีกด้วย

<u>ลักษณะทางพฤกษศาสตร์</u>

อ้อยเป็นไม้ล้มลุก สูง 2-5 เมตร แตกกอแน่น ลำต้นสีม่วงแดงตั้งหรือมีโคนทอดเอน มีไขสีขาวปกคลุม ไม่แตกกิ่งก้าน ใบเดี่ยว เรียงสลับเป็น 2 แถว กว้าง 2.5-5 เซนติเมตร ยาว 0.5-1 เมตร ใบตั้งหรือทอดโค้ง ใบ รูปใบหอกแกมรูปแถบขอบใบมีหนามเล็กๆหยาบ ดอกช่อ ออกที่ปลายยอด ช่อแยกแขนง รูปปิรามิด เปราะ ช่อดอกย่อย รูปใบหอกถึงรูปใบหอกแกมรูปขอบขนาน มีขนสีขาวปกคลุม ผลเป็นผลแบบผลธัญพืช แห้งและมี ขนาดเล็ก

<u>ลักษณะทั่วไป</u>

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ราก

รากของอ้อยนั้น จะเป็นรากที่อยู่ใต้ดิน มีขนาดใหญ่กระจายทั่วลำต้น มีความยาวประมาณ 100 เซนติเมตร โดยรากของอ้อยนั้นจะแบ่งออกเป็น 2 ชุดด้วยกัน ทั้งรากของท่อนพันธุ์ที่ใช้ลำเลียงน้ำและธาตุ อาหารจนกว่าหน่ออ่อนจะเติบโต และรากชนิดนี้จะหมดสภาพไปเอง ต่อไปก็คือ รากของหน่อ คือรากขนาด ใหญ่ที่เจริญออกจากปุ่มรากของหน่อที่เติบโตแล้ว รากของอ้อยนั้นจะมีการเติบโตทดแทนกันอย่างสม่ำเสมอ และรากเก่าก็จะหมดสภาพลงไปตามกาลเวลา

ลำต้น

ลำต้นขนาดใหญ่ของอ้อยนั้นจะประกอบไปด้วยข้อปล้องจำนวนมาก ปล้องเหล่านี้จะยาวหรือสั้นก็จะขึ้นอยู่กับปริมาณน้ำที่ได้รับ ยิ่งมีน้ำมาก ปล้องก็จะยาวและทำให้ลำต้นสูงใหญ่ตาม

รูปร่างของปล้อง

ปล้องมีรูปร่างแตกต่างกันหลายรูปทรงมากมาย เช่น เป็นรูปทรงกระบอก (cylindrical) มัดข้าวต้ม (tumescent) กลางคอด (bobbin-shaped) โคนใหญ่ (conoidal) โคนเล็ก (obconoidal) หรือโค้ง (curved) ข้อและปล้องเหล่านี้จะมีส่วนประกอบมากมายกว่าสิบอย่างด้วยกัน

ใบ

เหมือนใบข้าวที่ขนาดใหญ่ขึ้น ใบอ้อยจะมี 2 ส่วนด้วยกันคือ กาบใบและแผ่นใบ กาบใบ คือส่วนที่โอบรอบลำต้นสลับซ้าย ขวาไปมาจากต้นถึงปลายลำต้น แผ่นใบ เป็นส่วนที่ถัดเข้าไปจากกาบ ใบ จะมีแกนตรงกลางที่ทำให้แผ่นใบมีลักษณะแข็งตั้งตรงได้

ดอก

ดอกของอ้อยนั้นจะเป็นดอกเล็กๆที่ติดกันเป็นคู่ ๆ แต่ในหนึ่งคู่ก็จะแยกออกเป็นดอกที่มีก้านและไม่มีก้าน แต่ละดอกจะมีขนสีขาวอยู่ที่รอบฐาน เมื่อดอกบานขนเหล่านี้ก็จะกางออกรอบ ๆ เป็นรัศมีเล็ก ๆ ผลของอ้อยมีลักษณะคล้ายผล (เมล็ด) ของข้าวที่มีขนาดเล็กลงมาหลายเท่า และจะติดอยู่กับตัวดอกอย่างแน่น

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปี 2021 Sumesh K.C. และคณะ ทำการศึกษาการประมาณผลผลิตของอ้อย โดยการทำแผนที่ความสูงของพืชและแผนที่ความหนาแน่นของลำในพื้นที่ศึกษา ต.พะโคะ อ.กุมภวาปี จ.อุดรธานี โดยศึกษาอ้อยพันธุ์ขอนแก่น3 ใช้โดรนรุ่น DJI Phantom 4 และ RTK GNSS ร่วมด้วย อีกทั้งลงภาคสนามโดยใช้ไม้สตาฟวัดความสูงของอ้อย ความสูงของลำ และวางจุด GCP เมื่อได้ภาพจากโดรนมาแล้วนำภาพไปวิเคราะห์ใน Agisoft Metashape แล้วนำมาภาพมาใช้วิธีการจำแนกภาพตามวัตถุ (OBIA) เพื่อจำแนกเฉพาะพื้นที่อ้อย โดยเลือกใช้ 3 ดัชนี ได้แก่ SI, ExG, GRVI มาวิเคราะห์เพื่อจะจำแนกพื้นที่อ้อยได้อย่างสมบูรณ์ จากนั้นได้สมการคาดการณ์ผลผลิต และนำไปทำแผนที่ความสูงพืชและแผนที่ความหนาแน่นของลำ เมื่อนำแผนที่ทั้ง 2 มารวมกันจะได้เป็นแผนที่คาดการณ์ผลผลิตอ้อย (4x4เมตร)

ในปี 2022 Sharareh Akbarian และคณะ ได้ทำการสำรวจแปลงอ้อยในภูมิภาค Bundaberg รัฐควีนส์แลนด์ ประเทศออสเตรเลีย โดยการเก็บข้อมูลภาคสนามที่ใช้ GCP และ RTK ในช่วงฤดูกาลปลูกตั้งแต่ 2559-2560 ถึง 2561-2562 เก็บตัวอย่างผลผลิต 12 แปลงจาก 48 แปลง แต่ละแปลงต้นอ้อยมีความยาว 21 เมตรและมี 6 แถว เพื่อคาดการณ์ผลผลิตของอ้อยในระยะเริ่มต้นและทำนายผลผลิตของอ้อยในระยะการเจริญเติบโตที่เร็วที่สุด ดัชนีพืชพรรณที่ใช้มีหลากหลาย เพื่อนำมาเปรียบเทียบกันในสามระยะ คือ ระหว่างมกราคมถึงต้นเดือนมีนาคม กลางเดือนมีนาคมถึงต้นเดือนพฤษภาคม และ กลางเดือนพฤษภาคมถึงฤดูเก็บเกี่ยว จากนั้นนำมาคำนวณในสมการต่างๆ และใช้การตรวจสอบแบบข้าม การศึกษาฤดูกาลปลูก 3 ฤดูได้รวมข้อมูล UAV หลายสเปกตรัมความละเอียดสูงเข้ากับการวัดภาคพื้นดินเพื่อสร้างแบบจำลองผลผลิตอ้อยเชิงคาดการณ์ที่ระดับแถวการเพาะปลูก เวลาที่เหมาะสมในการรวบรวมข้อมูล UAV คือ ระยะการเติบโตระดับกลางระหว่างกลางเดือนมีนาคมถึงต้นเดือนพฤษภาคมเป็นโอกาสในการคาดการณ์ผลผลิตของอ้อย วิธีตรวจสอบข้ามมุ่งเน้นไปที่การเลือกตัวบ่งชี้ที่พบบ่อยที่สุดสองตัวจาก VI ที่แพร่หลายในการศึกษาผลผลิต และยังตรวจสอบแบบจำลองที่ได้รับโดยใช้ข้อมูลการทดสอบเพิ่มเติม ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองการคาดการณ์ในเดือนมีนาคมมีความแม่นยำมากกว่าในเดือนเมษายนและต้นเดือนพฤษภาคม เมื่อมีข้อมูล UAV สม่ำเสมอทุกเดือน

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ในปี 2016 Inti Luna และ Agustin Lobo ได้ใช้ Cropcam UAV สำรวจพื้นที่ El Gobierno ทางตะวันตกเฉียงเหนือของนิการากัว ทวีปอเมริกากลาง โดยจะนำภาพที่ได้จาก UAV ไปโมเสกที่มีความละเอียดพิกเซลที่ 4.7 เซนติเมตร ซึ่งจะใช้วิธีการที่พัฒนาโดย Stolf ในการประเมินคุณภาพการปลูกพืชในสวนอ้อยโดยอาศัยการวัดความยาวในส่วนของช่องว่างตามแนวพืช จากนั้นประมวลผลโดยใช้การจำแนกแบบ Supervised

Classification ในการสร้างพื้นที่ช่องว่างและพื้นที่อ้อยรวมถึงพื้นที่ดินและอ้อยที่เน่า คำนวณเปอร์เซ็นต์ช่องว่างในตาราง 10x10 เมตร ในงานวิจัยนี้ไม่ได้เก็บข้อมูลภาคสนามจึงต้องสร้างชุดข้อมูลขึ้นมา โดยการ train พื้นที่อ้อยและพื้นที่ช่องว่าง จากนั้นดึงค่าสี RGB เป็น LDA เพื่อมาสร้างเมทริกซ์ในการจำแนกจุดที่มีการตรวจสอบแบบข้าม สุดท้ายจะได้แบบจำลอง LDA ในการทำนายคลาสทั้งหมดในพิกเซล ผลงานวิจัยได้ความแม่นยำถึง 92.9% ในการทำแผนที่ความหนาแน่นของช่องว่างที่ความละเอียด 23.5 เซนติเมตร แผนภูมิการกระจายของข้อมูลจุดที่ตีความจากภาพถ่าย คือ จำแนกประเภทพื้นที่อ้อย พื้นที่ดิน พื้นที่ช่องว่าง เป็นต้น สุดท้ายได้แผนที่คุณภาพการปลูกอ้อยที่ใช้หลักการ Stolf คาดการณ์ที่ได้มาจากภาพ UAV

ในปี 2019 คมกริช พรหมมหากุล และคณะ ได้วิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงการใช้ประโยชน์ที่ดินก่อน-หลังโครงการส่งเสริมการปลูกอ้อย และคาดการณ์ผลผลิตอ้อยด้วยอากาศยานไร้คนขับร่วมกับการเก็บข้อมูลภาคสนามในพื้นที่ตำบลปะโค อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี โดยเลือกแปลงตัวอย่างขนาด 32 ไร่ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 5 TM และ Landsat 8 OLI ในช่วงเวลาที่มองเห็นอ้อยได้ชัดเจนมากที่สุด ในส่วนของ UAV ใช้ DJI Phantom 3 Professional บินถ่ายภาพแปลงอ้อย มีการสุ่มเกษตรกรตัวอย่างจำนวน 93 คน เพื่อทำการสัมภาษณ์เก็บข้อมูลจำนวนต้นและน้ำหนักผลผลิตแปลงตัวอย่าง ในการวิเคราะห์ข้อมูลได้ใช้วิธีการจำแนกเชิงวัตถุ (OBIA) เพื่อจำแนกพื้นที่อ้อย จากนั้นนำมาเข้าสมการ ExG รวบรวมจำนวนต้นและผลผลิตจริงจากแปลงตัวอย่างระยะย่างปล้องและระยะแก่ เพื่อหาความสัมพันธ์กับค่าดัชนีสีเขียว แล้วจึงสร้างสมการถดถอยอย่างง่ายและ MAPE จึงได้สมการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย

ในปี 2021 โพธิวุฒิ บุญเรือง และคณะ ทำการศึกษาการประเมินภาพถ่ายทางอากาศจากUAVสำหรับการประมาณผลผลิตอ้อยในพื้นที่ศึกษา อ.เมืองพิมาย จ.นครราชสีมา โดยศึกษาอ้อยพันธุ์ขอนแก่น3 โดยใช้โดรนรุ่น Phantom 3 Advance และ GNSS RTK KQ M8pro ร่วมด้วย มีการเก็บข้อมูลภาคสนามโดยวัดความสูงของต้นอ้อยและตัดต้นอ้อยมาชั่งน้ำหนักจำนวน 200 ตัวอย่าง นำภาพจากไปประมวลผลใน WebODM เพื่อได้ภาพออร์โธและDEM จากนั้นนำDEMจากUAVมาลบกัน จะได้DEMที่แท้จริง ค่าสะท้อนแสงและความสูงจาก UAV นำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ด้วยสหสัมพันธ์โดยแสดงค่าสัมประสิทธิ์ จากนั้นนำมาสร้างสมการเส้นตรง แล้วนำค่ามาพลอตโมเดล General Linear Model (GLM) ในรูปแบบ Scattering plot จะได้โมเดลสำหรับการประมาณผลผลิตอ้อย

ในปี 2023 Sharareh Akbarian และคณะ ได้ใช้อากาศยานไร้คนขับ DJI Phantom-3 Advanced แบบมัลติสเปกตรัมความละเอียดสูงที่ติดตั้งเซนเซอร์ MicaSense RedEdge บินสำรวจแปลงอ้อยพันธุ์ Q242

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

จำนวน 48 แปลง ในเขตบันดาเบิร์ก ควีนส์แลนด์ ประเทศออสเตรเลีย และใช้เทคนิค Machine Learning สาม เทคนิคมาใช้ในการวิเคราะห์การคาดการณ์ผลผลิตของอ้อย ได้แก่ การถดถอยป่าแบบสุ่ม (RFR) Support Vector Regressive (SVR) และ Nonlinear Autoregressive Exogenous Artificial Neural Network (NARX ANN) ซึ่งข้อมูลรวบรวมในช่วงฤดูการเพาะปลูกในปี 2016-2017, 2017-2018 และ 2018-2019 เก็บจาก UAV และการวัดผลผลิตในภาคสนาม การบิน UAV ทำการบินทุกสัปดาห์หรือทุกสองสัปดาห์ในช่วงฤดูการปลูกพืช เพื่อตรวจสอบการเจริญเติบโต มีการวางจุด GCP 6 จุดโดยใช้ RTK การใช้ดัชนีพืชพรรณที่หลากหลายมาวิเคราะห์ในการคาดการณ์ผลผลิตของอ้อย จากนั้นพัฒนาแบบจำลองต่างๆ แล้วตรวจสอบความถูกต้อง ซึ่งผลลัพธ์ปรากฏว่าแบบจำลอง NARX ANN พร้อมกับดัชนีพืชพรรณ NDRE มีความถูกต้องและประสิทธิภาพสูงสุดในการวิเคราะห์คาดการณ์ผลผลิตของอ้อย

ในปี 2018 Jaturong Som-ard และคณะ ได้ใช้อากาศยานไร้คนขับในการสำรวจแปลงอ้อย 2 สายพันธุ์ที่นิยมในประเทศไทยคือ ขอนแก่น 3 และ อู่ทอง 12 ในพื้นที่ตำบลโคกสะอาด อำเภอภูเขียว จังหวัดชัยภูมิ ซึ่งทำการเก็บข้อมูลวันที่ 19 พฤศจิกายน พ.ศ.2558 หนึ่งเดือนก่อนวันเก็บเกี่ยว จากนั้นนำภาพมาวิเคราะห์โดยใช้การวิเคราะห์ภาพตามวัตถุ (OBIA) และเทคนิคที่ใช้พิกเซลพร้อมกับใช้ดัชนีพืชพรรณ ExG ในการวิเคราะห์การคาดการณ์ผลผลิตของอ้อย ผลลัพธ์คือ เทคนิคการวิเคราะห์ภาพตามวัตถุมีความแม่นยำถึง 92% และ 96% ทำให้การคาดการณ์ผลผลิตของอ้อยมีประสิทธิภาพมากที่สุด

ในปี 2021 พงศ์หลวงมูล และ ถาวร อ่อนประไพ ได้ใช้อากาศยานไร้คนขับแบบหลายช่วงคลื่น สำรวจข้าวพันธุ์ชัยนาท 1 ในแปลงวิจัยที่ศูนย์วิจัยสาธิตและฝึกอบรมการเกษตรแม่เหียะ คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ จากนั้นนำมาวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์การสะท้อนช่วงคลื่นของพืชในเชิงพื้นที่ด้วยโปรแกรม GIS ในลักษณะค่าดัชนีพืชพรรณ 3 รูปแบบและค่าตัวแปรร่วมทางกายภาพ 2 ค่า ถูกพัฒนาเป็นแบบจำลองในรูปแบบสมการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายและพหุคูณเพื่อประมาณผลผลิตข้าวในแปลงทดลองร่วมกับค่าผลผลิตที่ได้จากการแปลงเก็บเกี่ยว ซึ่งผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่น่าเชื่อถือมากที่สุดถูกพัฒนาด้วยค่าพารามิเตอร์การสะท้อนช่วงคลื่นของพืชทั้งหมด สมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ คือ Y = - 430.86 5108.88x1 447.90x2 + 2751.09x3 + 282.36x4 254.20x5 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R2 มากที่สุดเท่ากับ 0.879 ผลสรุปคือแบบจำลองสามารถให้ค่าประมาณการผลผลิตข้าวใกล้เคียงผลผลิตจริง

ในปี 2023 ภูมิชัย ตรัยดลานนท์ และ เกียรติศักดิ์ แสงประดิษฐ์ ได้ใช้อากาศยานไร้คนขับแบบหลายคลื่นแสงในการประมาณผลผลิตของข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI ในพื้นที่บริษัท เคเอสพี อิควิปเมนท์

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

จำกัด ตำบลลำไทร อำเภอวังน้อย จังหวัดพระนครศรีอยุธยา เก็บข้อมูล 6 เดือน เริ่มช่วงเดือนมิถุนายนถึงพฤศจิกายน พ.ศ.2564 ซึ่งมี 2 แปลง คือ ไม่มีการปรับปรุงดินก่อนเพาะปลูกและมีการปรับปรุงก่อนเพาะปลูก ขนาดแปลงละ 3.5 ไร่ เก็บข้อมูลตั้งแต่ระยะเริ่มปลูกถึงระยะเก็บเกี่ยว 107 วัน ผลพบว่า จากการเก็บข้อมูลจำนวน 10 พื้นที่ตัวอย่าง โดยพิจารณากลุ่มตัวอย่างจากค่าความสมบูรณ์ 5 ระดับ พบว่า จากความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพืชพรรณ NDVI กับน้ำหนักของเมล็ดข้าวโพด สามารถอภิปรายด้วยการวิเคราะห์ค่าทางสถิติถดถอยเชิงเส้นตรง และได้ค่าการประมาณการณ์ผลผลิตเท่ากับ Y = 0.67X – 30.927 ที่ระดับความมั่นใจ 95% และ R Square 61% และความสัมพันธ์เป็นไปในทิศทางเดียวกันด้วยความสัมพันธ์ 78% เมื่อนำมาประมาณการณ์ผลผลิตบนพื้นที่ทั้งหมด เปรียบเทียบกับค่าผลผลิตน้ำหนักเมล็ดด้วยการเก็บเกี่ยวภาคพื้นดิน ความชื้นเมล็ดข้าวโพดที่ 30 % ของแปลง A เท่ากับ 3,208 กิโลกรัม แปลง B เท่ากับ 2,999 กิโลกรัม เปรียบเทียบกับพื้นที่ ที่มีดัชนีพืชพรรณ NDVI อยู่ในช่วง 50-59%, 60-69, 70-79%, 80-89% และ 90-100% ที่ข้าวโพดอายุ 82 วัน ซึ่งได้ผลผลิตน้ำหนักเมล็ดของแปลง A เท่ากับ 3,265 กิโลกรัม และ แปลง B เท่ากับ 3,050 กิโลกรัม พบความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1.75 และ 1.67 ตามลำดับ

ในปี 2022 คมปกรณ์ ไทยเจริญ และ จิระเดช มาจันแดง ได้วิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ในพื้นที่ศึกษาอำเภอไชยวาน จังหวัดอุดรธานี การสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายในการทำนายผลผลิตอ้อย ซึ่งค่าดัชนีพืชพรรณที่ใช้ได้แก่ RVI, NDVI, NRVI, AVI, SAVI, TVI และ IPVI ร่วมกับข้อมูลผลผลิตอ้อยจากแปลงตัวอย่างขนาด 20x20 เมตร ทั้งหมด 100 แปลง แบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้สร้างสมการ 70 แปลง และใช้ตรวจสอบความถูกต้อง 30 แปลง ผลการศึกษาพบว่า สมการถดถอยจากดัชนีพืชพรรณ NDVI NRVI SAVI TVI และ IPVI ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจสูงสุด เท่ากับ 0.88 และสมการถดถอยจากดัชนีพืชพรรณ NDVI NRVI และ SAVI มีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ 1.82 สมการที่ได้สามารถนำไปประเมินผลผลิตอ้อย เพื่อใช้ในการวางแผนบริหารจัดการผลผลิตที่จะเกิดขึ้นในอนาคต

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาและประยุกต์ใช้อากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย โดยมุ่งเน้นไปที่การสร้างแผนที่หกเหลี่ยมในพื้นที่ปลูกอ้อย และการวิเคราะห์ผลผลิตจากการคาดการณ์เปรียบเทียบกับผลผลิตจริง เพื่อศึกษาความแม่นยำในการคาดการณ์ผลผลิตนำไปสู่ข้อมูลผลผลิตล่วงหน้าส่งต่อให้กับโรงงานน้ำตาลหรือผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง โดยมีวิธีการดำเนินงานวิจัย ดังนี้

3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

3.1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัย

3.1.2 โปรแกรมที่ใช้ในการวิจัย

3.2 ข้อมูลและการเก็บรวมรวมข้อมูล

3.2.1 การเก็บข้อมูลภาคสนาม

3.2.2 การสอบถามข้อมูลแปลงอ้อยจากโรงงานน้ำตาลและผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

3.3.1 ขั้นตอนการคำนวณผลผลิตของอ้อย

3.3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณ

3.3.3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

3.3.3.1 Ordinary Least Squares Regression (OLS)

3.3.3.2 Linear Regression

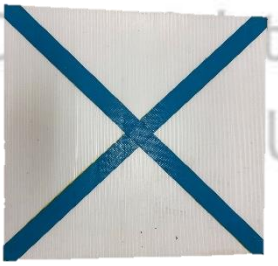
3.3.3.3 Random Forest Regression (RFR) แบบใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ

3.3.3.4 Random Forest Regression (RFR) แบบใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

3.1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัย

ภาพ	ชื่อ	รายละเอียด
	DJI Phantom 4 Multispectral	ใช้สำหรับบินถ่ายภาพแปลงอ้อยได้หลายแบนด์ ได้แก่ RGB, Red, Green, Blue และ NIR เพื่อวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณและตรวจสอบสุขภาพของพืช
	D-RTK 2 GNSS Mobile Station	ใช้สำหรับระบุค่าพิกัดและความสูงได้อย่างแม่นยำ
	ขาตั้งเสาภาคสนาม	ใช้สำหรับตั้งเสา D-RTK 2 GNSS Mobile Station
	จุด GCPs	ใช้สำหรับวางรอบพื้นที่ศึกษาเพื่อระบุค่าพิกัด

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

	ไม้สตาฟ	ใช้สำหรับวัดความสูงของอ้อย
	เครื่องวัดเส้นผ่าศูนย์กลาง	ใช้สำหรับวัดเส้นผ่าศูนย์กลางของลำอ้อย
	เทปวัดระยะ	ใช้สำหรับวัดขนาดของพื้นที่ต่าง ๆ
	โน๊ตบุ๊ค	ใช้สำหรับการประมวลผลภาพถ่ายทางอากาศ วิเคราะห์ข้อมูลต่าง ๆ ใน QGIS และใช้เขียนแบบจำลองเพื่อคาดการณ์ผลผลิตอ้อย
	ไอแพดหรือโทรศัพท์มือถือ	ใช้สำหรับถ่ายภาพในภาคสนาม เชื่อมต่อกับอากาศยานไร้คนขับและวางแผนการบิน

ธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

3.1.2 โปรแกรมที่ใช้ในการวิจัย

1. WebODM

2. QGIS

3. DJI GS PRO

4. Microsoft Excel

5. Google Colab

3.2 ข้อมูลและการเก็บรวมรวมข้อมูล

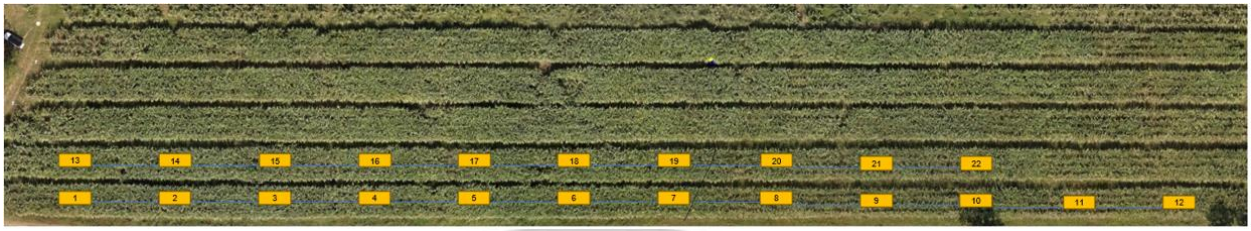
3.2.1 การเก็บข้อมูลภาคสนาม

ทำการเก็บข้อมูลภาคสนามก่อนการเก็บเกี่ยวในช่วงเดือนพฤศจิกายน และหลังเก็บเกี่ยวในช่วงเดือนธันวาคม โดยศึกษาอ้อยพันธุ์ขอนแก่น3 ในพื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ทำการเก็บความยาวลำ เส้นผ่าศูนย์กลาง และน้ำหนักลำแบบสุ่ม จากนั้นวางจุด GCPs ทั้งหมด 10 ตัวอย่างรอบพื้นที่ศึกษา ติดตั้ง D-RTK 2 GNSS Mobile Station และทำการเปิดอากาศยานไร้คนขับกล้องมัลติสเปกตรัม เริ่มวางแผนการบินโดยใช้โปรแกรม DJI GS PRO แล้วเริ่มทำการบิน

ภาพที่ 3.1 การเก็บข้อมูลภาคสนาม

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

3.2.2 การสอบถามข้อมูลแปลงอ้อยจากโรงงานน้ำตาลและผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง



ภาพที่ 3.2 การเก็บข้อมูลภาคสนามทั้งหมด 21 ตัวอย่าง (28.8 ตร.ม.)

NO.	จำนวนลำ (ต่อ 28.8 ตร.ม.)	ความยาวลำ (cm)	นน./ พ.ท. (กก./28.8 ตร.ม.)	นน.28.8	จำนวนลำต่อ/1 ตร.ม.	น.น.ลำเดี่ยว (กก./ลำ)	ผลผลิต/ไร่	เส้นผ่าศูนย์กลาง (cm)	รัศมี (cm)	พื้นที่วงกลม (cm2)	ปริมาตร (cm3)	นน. 1 ลบ.ซม. (g)	นนลำเดี่ยว (kg)
1	155	265	223	223.00	7.743	1.439	12,389	2.530	0.403	0.510	135.051	10.653	1438.710
2	160	225	187.6	187.60	6.514	1.173	10,422	2.982	0.475	0.708	159.321	7.359	1172.500
3	180	258	265.6	265.60	9.222	1.476	14,756	2.752	0.438	0.603	155.394	9.496	1475.556
4	160	225	230.4	230.40	8.000	1.440	12,800	2.844	0.453	0.644	145.098	9.924	1440.000
5	130	268	211	211.00	7.326	1.623	11,722	2.834	0.451	0.639	171.574	9.460	1623.077
6	170	257	249.8	249.80	8.674	1.469	13,878	3.017	0.480	0.725	185.966	7.901	1469.412
7	130	169	165	165.00	5.729	1.269	9,167	2.895	0.461	0.667	112.770	11.255	1269.231
8	130	185	126.8	126.80	4.403	0.975	7,044	2.815	0.448	0.631	116.929	8.342	975.385
9	116	161	94.4	94.40	3.278	0.814	5,244	2.916	0.464	0.677	108.963	7.469	813.793
10	110	185	98.8	98.80	3.431	0.898	5,489	2.968	0.473	0.701	129.498	6.936	898.182
11	105	208	88.2	88.20	3.063	0.840	4,900	3.216	0.512	0.823	171.232	4.906	840.000
12	170	178	190.8	190.80	6.625	1.122	10,600	2.503	0.399	0.499	88.772	12.643	1122.353
13	120	221	157	157.00	5.451	1.308	8,722	2.887	0.460	0.664	146.899	8.906	1308.333
14	115	228	148.4	148.40	5.153	1.290	8,244	2.725	0.434	0.591	134.599	9.587	1290.435
15	151	234	227	227.00	7.882	1.503	12,611	2.926	0.466	0.682	159.517	9.424	1503.311
16	155	253	217.2	217.20	7.542	1.401	12,067	2.827	0.450	0.636	160.734	8.718	1401.290
17	160	236	241.2	241.20	8.375	1.508	13,400	3.066	0.488	0.748	176.394	8.546	1507.500
18	140	232	234	234.00	8.125	1.671	13,000	2.708	0.431	0.584	135.489	12.336	1671.429
19	135	180	193.4	193.40	6.715	1.433	10,744	2.666	0.425	0.566	101.860	14.064	1432.593
20	135	180	158.2	158.20	5.493	1.172	8,789	2.716	0.432	0.587	105.716	11.085	1171.852
21	110	180	103.6	103.60	3.597	0.942	5,756	2.836	0.452	0.640	115.264	8.171	941.818
AVG	139.86	216	181.495	181.495	6.302	1.275	10,083	2.839	0.452	0.644	138.907	9.390	1274.608
SUM							211,744				2917.040		
		ตัดยอด 1.9 m	พื้นที่เก็บเกี่ยว										

ภาพที่ 3.3 รายละเอียดข้อมูลแปลงอ้อย

เฉพาะอ้อย	6.75 ไร่
เต็มแปลง	8 ไร่
อ้อย 1 แถว	1.8 เมตร
ขอนแก่น3 เวลา13เดือน	9.8 ตัน/ไร่
จำนวนลำต่อ1ตร.ม.	4.86 ลำ/ตร.ม.
ผลผลิตจากรถตัด	9 ตัน/ไร่
ผลผลิตจากการวัด	10 ตัน/ไร่
เข้าโรงงาน	8 ตัน/ไร่
ผลผลิตทั้งหมด	70 ตัน

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาพที่ 3.4 ตัวเลขโดยรวมของแปลงอ้อยหลังเก็บเกี่ยว

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

3.3.1 ขั้นตอนการคำนวณผลผลิตของอ้อย

ในการคำนวณเริ่มต้นจากการนำค่า DSM (Digital Surface Model) ทั้งก่อนการเก็บเกี่ยวและหลังการเก็บเกี่ยวที่นำออกมาจาก WebODM นำเข้า QGIS ทำการปรับแก้ค่าให้มีพิกัดที่เท่ากันโดยใช้เครื่องมือ Georeferencer เมื่อมีค่าพิกัดที่เท่ากันแล้วสร้างแผนที่หกเหลี่ยมครอบคลุมและตัดให้อยู่ภายในขอบเขตพื้นที่ศึกษา จากนั้นใช้เครื่องมือ Zonal Statistic ในการนำค่าเฉลี่ยของ DSM (Digital Surface Model) ในบริเวณนั้นใส่ในแผนที่หกเหลี่ยมทั้งหมด โดยทำทั้งสองภาพ คือ ก่อนการเก็บเกี่ยวและหลังการเก็บเกี่ยว เมื่อได้ค่ามาแล้วทำการคำนวณความสูงของอ้อย โดยใช้สมการ

$$H = DSM_{\text{ก่อนเก็บเกี่ยว}} - (DSM_{\text{หลังเก็บเกี่ยว}} + 19) \quad (1)$$

เมื่อได้ค่าความสูงแล้วนำผลลัพธ์มาลบ 1.9 เป็นการตัดยอดใบออก จากนั้นแปลงความสูงของอ้อยเป็นหน่วยเซนติเมตร โดยนำค่าคูณหนึ่งร้อยจะได้ความสูงของลำอ้อยหน่วยเป็นเซนติเมตร

ในขั้นตอนนี้ทำการคำนวณรัศมีของลำอ้อย ต้องใช้ค่าเส้นผ่าศูนย์กลางจากภาคสนาม โดยใช้สมการ

$$\boldsymbol{r} = \frac{\text{เส้นผ่าศูนย์กลาง}}{\mathbf{2 \times 3.14}} \quad (2)$$

ในขั้นตอนนี้ทำการคำนวณปริมาตรของอ้อยหน่วยเป็นลูกบาศก์เซนติเมตร ใช้ค่ารัศมีของลำอ้อยจากหัวข้อที่แล้ว โดยใช้สมการ

$$V = \boldsymbol{\pi} r^2 H \quad (3)$$

โดย V = ปริมาตรของอ้อย หน่วยเป็นลูกบาศก์เซนติเมตร (ลบ.ซม.)

$\boldsymbol{\pi}$ = 3.14

r = รัศมีของลำอ้อย

H = ความสูงของลำอ้อย หน่วยเป็นเซนติเมตร (ซม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ในขั้นตอนนี้ทำการคำนวณน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map โดยใช้ค่าน้ำหนักลำต่อพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตารางเมตร (3.6 x 8 เมตร) จากข้อมูลโรงงานน้ำตาลหรือผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง โดยใช้สมการ

$$\boldsymbol{W1 = \frac{N28.8 \text{ x พื้นที่ } 1\ Hex}{28.8}} \quad \textbf{(4)}$$

โดย W1 = น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อตารางเมตร (กก./ตร.ม.)

N28.8 = น้ำหนักลำต่อพื้นที่ 28.8 ตารางเมตร

พื้นที่ 1 Hex = 1.15 ตารางเมตร

จะพบว่าผลลัพธ์มีค่าเท่ากันในแต่ละแผนที่หกเหลี่ยมที่อยู่ในบริเวณพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตารางเมตร จึงจำเป็นต้องหาความสัมพันธ์กับความสูงของลำอ้อยเพื่อที่จะมีค่าที่แตกต่างกันออกไป

ในขั้นตอนนี้ทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) กับ ความสูงของลำอ้อย (ซม.) โดยใช้สมการ

$$\boldsymbol{W2 = \frac{AVG(W1)\ x\ H}{AVG(H)}} \quad \textbf{(5)}$$

โดย W2 = น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map ที่หาความสัมพันธ์แล้ว หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อตารางเมตร (กก./ตร.ม.)

AVG(W1) = ค่าเฉลี่ยของน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map

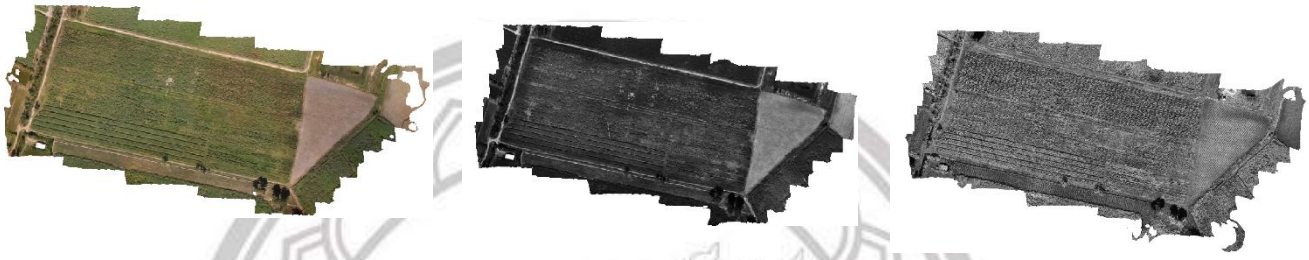
H = ความสูงของลำอ้อย หน่วยเป็นเซนติเมตร (ซม.)

AVG(H) = ค่าเฉลี่ยของความสูงของลำอ้อย

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

3.3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณ

ดาวน์โหลดภาพถ่ายออร์โธสีจาก WebODM ทั้งแบบ Visible Light (RGB) และแบบ Multispectral ก่อนการเก็บและหลังการเก็บเกี่ยว จากนั้นนำเข้า QGIS ทำการปรับแก้ค่าให้มีพิกัดที่เท่ากันโดยใช้เครื่องมือ Georeferencer



(ก.) (ข.) (ค.)

ภาพที่ 3.5 (ก.) ภาพถ่ายออร์โธสี Visible Light (RGB) (ข.) ภาพถ่ายออร์โธสีแบบ Multispectral แบนด์ Red (ค.) ภาพถ่ายออร์โธสีแบบ Multispectral แบนด์ Near-Infrared (NIR)

ใช้เครื่องมือ Raster Calculator ในการคำนวณดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) คือ ค่าที่บ่งบอกถึงสัดส่วนของพืชพรรณที่ปกคลุมพื้นผิวโดยคำนวณจากการนำช่วงคลื่นที่เกี่ยวข้องกับพืชพรรณมาทำสัดส่วนซึ่งกันและกัน ซึ่งดัชนีที่จะใช้วิเคราะห์คือ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) เป็นการนำค่าความแตกต่างของการสะท้อนของพื้นผิวระหว่างช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดกับช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงมาทำสัดส่วนกับค่าผลบวกของทั้งสองช่วงคลื่นเพื่อปรับให้เป็นลักษณะการกระจายแบบปกติ ทำให้ NDVI มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ซึ่งจะช่วยในการแปลผลได้ง่ายขึ้น กล่าวคือค่า 0 หมายถึงไม่มีพืชพรรณใบเขียวอยู่ในพื้นที่สำรวจ ในขณะที่ค่า 0.8 หรือ 0.9 หมายถึงมีพวกพืชพรรณใบเขียวหนาแน่นมากในพื้นที่ดังกล่าว กรณีที่พื้นผิวมีพืชพรรณปกคลุมจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดสูงกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงทำให้ NDVI มีค่าเป็นบวก ในขณะที่พื้นผิวเป็นดินจะมีค่าการสะท้อนระหว่างสองช่วงคลื่นใกล้เคียงกันทำให้ NDVI มีค่าใกล้เคียงกับศูนย์ ส่วนกรณีที่พื้นผิวเป็นน้ำจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดต่ำกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดง ทำให้ NDVI มีค่าติดลบ ทั้งนี้โดยปกติค่านี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.7 เท่านั้น สามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{NIR}-\mathrm{RED}}{\mathrm{NIR}+\mathrm{RED}} \quad (6)$$

โดย NIR = การสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรด

RED = การสะท้อนในช่วงคลื่นสีแดง

การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ Excess Green (ExG) เป็นดัชนีที่แสดงให้เห็นถึงค่าความเขียวของอ้อย โดยการคำนวณจากภาพถ่ายแบบช่วงคลื่นตามองเห็นประกอบไปด้วย ช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดง ช่วงคลื่นตามองเห็นสีเขียวและช่วงคลื่นตามองเห็นสีน้ำเงิน สามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\mathrm{ExG} = 2 \times \mathrm{GREEN} - \mathrm{RED} - \mathrm{BLUE} \quad (7)$$

โดย GREEN = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีเขียว

RED = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดง

BLUE = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีน้ำเงิน

การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ Wide Dynamic Range Vegetation Index (WDRVI) เป็นดัชนีพืชพรรณที่พัฒนาขึ้นเพื่อปรับปรุงความสามารถในการตรวจวัดพื้นที่พืชพรรณที่มีความหนาแน่นสูง สามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$WDRVI = \frac{0.1NIR-RED}{0.1NIR+RED} \quad (8)$$

โดย NIR = การสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรด

RED = การสะท้อนในช่วงคลื่นสีแดง

การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ Green Red NDVI (GRNDVI) เป็นดัชนีพืชพรรณเพื่อใช้ประโยชน์จากข้อมูลแสงสีเขียว ซึ่งช่วยในการวิเคราะห์พืชพรรณในช่วงที่พืชกำลังเติบโต สามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\mathrm{GRNDVI} = \frac{\mathrm{NIR}-(\mathrm{GREEN}+\mathrm{RED})}{\mathrm{NIR}+(\mathrm{GREEN}+\mathrm{RED})} \quad (9)$$

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

โดย NIR = การสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรด

GREEN = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีเขียว

RED = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดง

การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ Pan NDVI (PNDVI) เป็นดัชนีพืชพรรณโดยการใช้แนวคิดเชิงเรขาคณิต เพื่อแยกแยะการสะท้อนของพืชพรรณออกจากการสะท้อนของดิน ทำให้ดัชนีมีความแม่นยำมากขึ้นในบางสถานการณ์ โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีการสะท้อนแสงจากพื้นดินสูงหรือมีความหลากหลายของพื้นผิวดิน สามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\text{PNDVI} = \frac{\text{NIR}-(\text{GREEN}+\text{RED}+\text{BLUE})}{\text{NIR}+(\text{GREEN}+\text{RED}+\text{BLUE})} \quad (10)$$

โดย NIR = การสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรด

GREEN = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีเขียว

RED = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดง

BLUE = การสะท้อนในช่วงคลื่นตามองเห็นสีน้ำเงิน

3.3.3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

เมื่อทำการวิเคราะห์ค่าจากดัชนีครบถ้วนแล้ว จะได้ภาพจากดัชนีพืชพรรณทั้งห้าภาพ ต่อไปใช้เครื่องมือ Zonal Statistic โดยเลือกค่า Mean เพื่อนำค่าเฉลี่ยจากบริเวณแผนที่หกเหลี่ยมแต่ละช่อง (ในที่นี้คือแผนที่หกเหลี่ยมเฉพาะพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม.) ทำซ้ำทั้งห้าภาพ จะได้ Attribute table ของค่าเฉลี่ยดัชนีพืชพรรณทั้งห้าภาพ เมื่อได้มาแล้วทำการส่งออกเป็นรูปแบบไฟล์ CSV เพื่อจะนำไปวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ต่อไป

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

3.3.3.1 Ordinary Least Squares Regression (OLS)

ใช้แบบจำลอง OLS ในการคาดการณ์หาค่าน้ำหนักที่ไม่มีข้อมูลจากแผนที่หกเหลี่ยมเฉพาะพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม. เพื่อหาค่าผลผลิตต่อไป

```
import pandas as pd
import numpy as np
import statsmodels.api as sm
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

ภาพที่ 3.6 ไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง OLS

ซึ่งไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Ordinary Least Squares Regression (OLS) ได้แก่

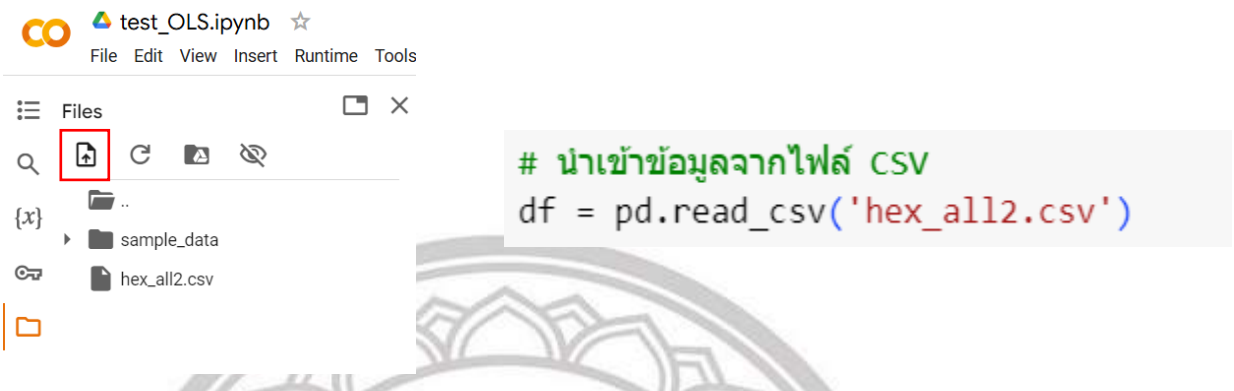
1) pandas เป็นไลบรารีที่ใช้เพื่อจัดการข้อมูล (Data Wrangling / Data Cleansing) และการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) โดยเป็น Library ที่ถูกพัฒนามาเพื่อทำงานกับข้อมูลขนาดใหญ่ เชื่อมต่อกับแหล่งข้อมูลได้หลากหลาย และจัดรูปแบบให้พร้อมเสร็จสรรพกับการนำไปวิเคราะห์จนถึงแสดงผลได้

2) numpy ย่อมาจาก Numerical Python เป็นไลบรารีที่โดดเด่นในด้านการคำนวณและการทำงานกับตัวเลข และมีความสำคัญในการสร้าง Array (โครงสร้างข้อมูล) และ Multidimensional Array ทำให้การคำนวณบน Python มีความรวดเร็วมากขึ้น

3) statsmodels.api เป็นไลบรารีสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติและการสร้างโมเดลทางสถิติ เช่น การวิเคราะห์ความถดถอย (regression analysis), การวิเคราะห์ ANOVA และการสร้างโมเดล Ordinary Least Squares (OLS) มักใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติที่ต้องการรายงานค่าสถิติสำคัญต่างๆ เช่น ค่า p-value และค่า R-Square ซึ่งเป็นประโยชน์ในการทดสอบสมมติฐานทางสถิติ

4) sklearn.model_selection.train_test_split ฟังก์ชัน train_test_split มาจากไลบรารี scikit-learn ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ใช้เพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุด คือ ชุดการฝึก (train set) และชุดการทดสอบ (test set) ช่วยให้สามารถประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved



ภาพที่ 3.7 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง OLS

นำเข้าไฟล์ CSV ที่เป็น Attribute table ของทุกดัชนีพืชพรรณที่นำออกมาจาก QGIS แล้วเขียนคำสั่งในการอ่านไฟล์ CSV

```
# กรองข้อมูลที่มีน้ำหนักเพื่อใช้สร้างโมเดล
train_data = df.dropna(subset=['NN/1hex(kg']) # กรองช่องที่มีข้อมูลน้ำหนัก
test_data = df[df['NN/1hex(kg'].isna()] # ข้อมูลที่ไม่มีน้ำหนัก

# X คือข้อมูลความสูงของอ้อย
X_train = train_data[['Sugar_H(cm']] # ฟีเจอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์ (ความสูง)
y_train = train_data['NN/1hex(kg'] # น้ำหนักที่เป็นตัวแปรเป้าหมาย

# เพิ่ม constant เพื่อใช้ใน OLS model
X_train = sm.add_constant(X_train)
```

ภาพที่ 3.8 คำสั่งในการสร้างฝึกและทดสอบชุดข้อมูล

ทำการ Train ข้อมูลโดยใช้ น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ที่มีข้อมูล และ Test ข้อมูลโดยใช้น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ที่ไม่มีข้อมูล ในคำสั่ง X_train กำหนดเป็น ความสูงของลำอ้อย (ซม.) และ y_train กำหนดเป็น น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) จากนั้นทำการเพิ่มค่าคงที่เข้าไป

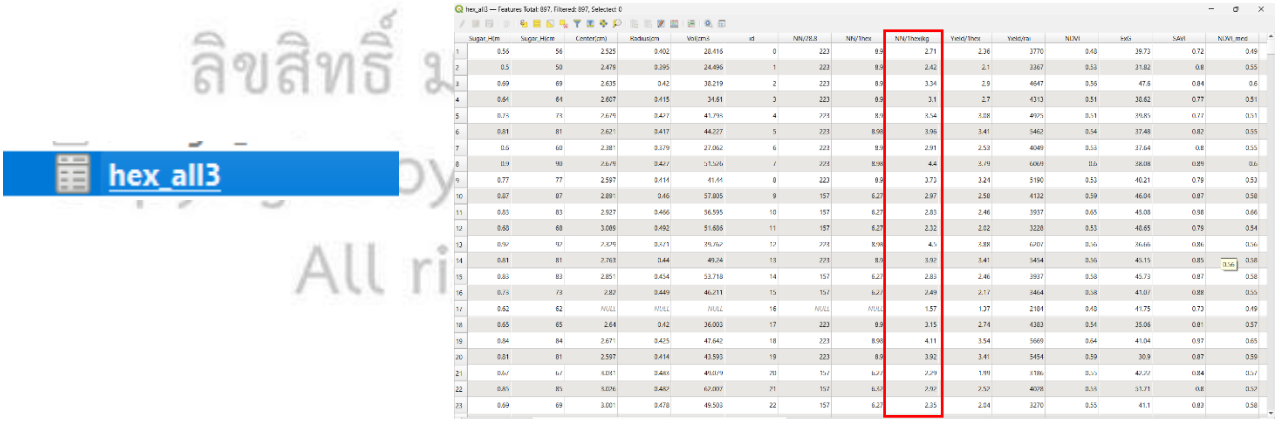
ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```python
# สร้าง OLS Model
ols_model = sm.OLS(y_train, X_train).fit()

# แสดงผลลัพธ์ของโมเดล
print(ols_model.summary())

# ทำนายค่าในช่องที่ไม่มีข้อมูลน้ำหนัก
X_test = test_data[['Sugar_H(cm']]
X_test = sm.add_constant(X_test)
test_data['predicted_weight'] = ols_model.predict(X_test)

# แสดงผลลัพธ์การทำนาย
print(test_data[['Sugar_H(cm', 'predicted_weight']])

# บันทึกผลลัพธ์การทำนายลงในไฟล์ CSV ใหม่
test_data.to_csv('predicted_weights3.csv', index=False)
```

ภาพที่ 3.9 คำสั่งในการสร้างแบบจำลอง OLS

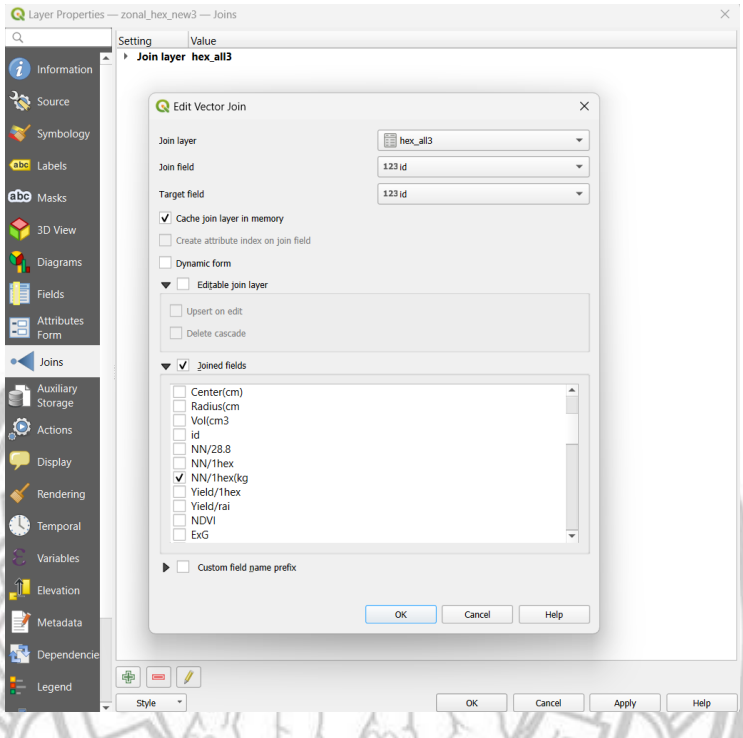
ทำการสร้างแบบจำลอง OLS โดยใช้ y_train, X_train เป็นส่วนประกอบ จากนั้นเขียนคำสั่งแสดงผลลัพธ์ ในส่วนของการทำนายค่า ใช้ค่าความสูงของลำอ้อย (ซม.) และค่าคงที่ของตัวแปร X_test ที่สร้างขึ้นใหม่ จากนั้นตั้งชื่อเป็น predicted_weight แล้วแสดงผลลัพธ์โดยใช้ค่าความสูงของลำอ้อย (ซม.) และค่านำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) จากการคาดการณ์ ในบรรทัดสุดท้ายทำการบันทึกผลลัพธ์การทำนายเข้าไปในไฟล์ CSV ใหม่ โดยตั้งชื่อว่า predicted_weight3.csv

เมื่อได้ค่าน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map ครบถ้วนจากแบบจำลอง OLS แล้วทำการนำเข้า QGIS ใน Attribute table เพื่อคำนวณผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และผลผลิตต่อไร่ (กก./ไร่) ต่อไป



ภาพที่ 3.10 ค่าน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

นำไฟล์ CSV เข้าใน QGIS แล้วเปิด Attribute table จะสังเกตได้ว่ามีค่าน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map ครบถ้วน



ภาพที่ 3.11 การ Joins table ใน QGIS

ใน Layer ของแผนที่หกเหลี่ยม คลิก Properties แล้วเลือก Joins จากนั้นตั้งค่าเลือกข้อมูลเป็น hex_all3 เลือกช่องข้อมูลที่เหมือนกัน นั่นคือ id จากนั้นเลือกข้อมูลที่ต้องการ Joins เข้าไป เมื่อเสร็จแล้ว Export ออกมาเป็นไฟล์ใหม่ จากนั้นทำการคำนวณผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ใช้ข้อมูลน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และ พื้นที่ 1 Hexagon map (ตร.ม.) โดยใช้สมการ

$$Y1 = \frac{W2}{\text{พื้นที่ 1 Hex}} \tag{11}$$

โดย Y1 = ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อตารางเมตร (กก./ตร.ม.)

W2 = น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map ที่หาความสัมพันธ์แล้ว หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อตารางเมตร (กก./ตร.ม.)

พื้นที่ 1 Hex = 1.15 ตารางเมตร (ตร.ม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ในขั้นตอนนี้ทำการคำนวณผลผลิตต่อไร่ หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อไร่ (กก./ไร่) ใช้ข้อมูลผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) โดยใช้สมการ

$$Y2 = AVG(Y1 \times 1{,}600) \quad (12)$$

โดย Y2 = ผลผลิตต่อไร่ หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อไร่ (กก./ไร่)

Y1 = ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map หน่วยเป็นกิโลกรัมต่อตารางเมตร (กก./ตร.ม.)

3.3.3.2 Linear Regression

ใช้แบบจำลอง Linear Regression ในการหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปร เพื่อตรวจสอบความถูกต้องว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันมากน้อยแค่ไหน

```
# นำเข้าไลบรารีที่จำเป็น
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
import matplotlib.pyplot as plt
```

ภาพที่ 3.12 ไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Linear Regression

ซึ่งไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Linear Regression ได้แก่

1) pandas เป็นไลบรารีที่ใช้เพื่อจัดการข้อมูล (Data Wrangling / Data Cleansing) และการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) โดยเป็น Library ที่ถูกพัฒนามาเพื่อทำงานกับข้อมูลขนาดใหญ่ เชื่อมต่อกับแหล่งข้อมูลได้หลากหลาย และจัดรูปแบบให้พร้อมเสร็จสรรพกับการนำไปวิเคราะห์จนถึงแสดงผลได้

2) numpy ย่อมาจาก Numerical Python เป็นไลบรารีที่โดดเด่นในด้านการคำนวณและการทำงานกับตัวเลข และมีความสำคัญในการสร้าง Array (โครงสร้างข้อมูล) และ Multidimensional Array ทำให้การคำนวณบน Python มีความรวดเร็วมากขึ้น

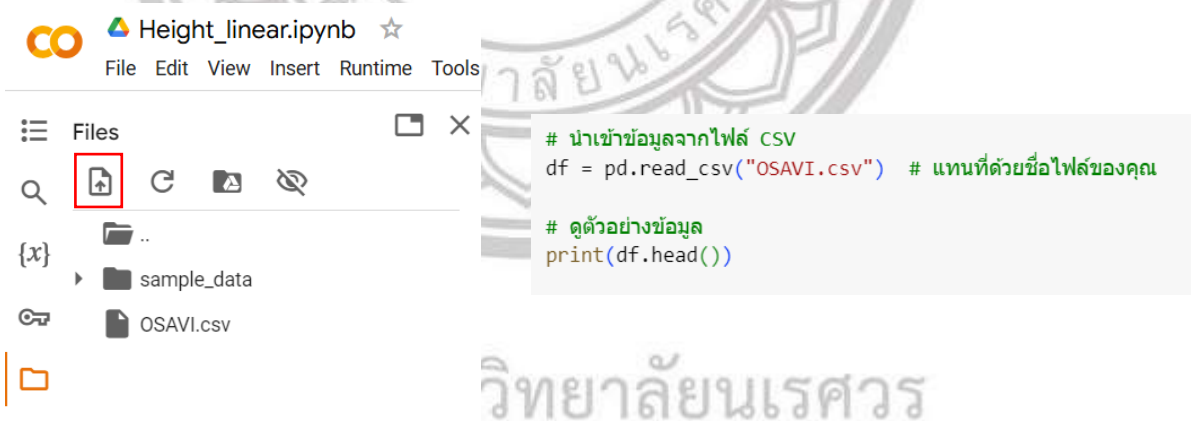
3) sklearn.linear_model.LinearRegression เป็นโมเดลการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) ที่ใช้วิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรต้น (independent variables) และตัวแปรตาม (dependent

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

variable) โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมของตัวแปรต้นเพื่อให้ได้เส้นที่ดีที่สุด (best-fit line) ซึ่งคาดการณ์ค่าของตัวแปรตามได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด โมเดลนี้เหมาะกับปัญหาที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น และยังเป็นพื้นฐานสำหรับการทำความเข้าใจโมเดลเชิงเส้นอื่นๆ ใน Machine Learning

4) sklearn.metrics.mean_squared_error ฟังก์ชัน mean_squared_error (MSE) ใช้ในการวัดความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์โดยโมเดลกับค่าจริง โดยคำนวณเป็นค่าเฉลี่ยของผลรวมของความต่างยกกำลังสอง (mean of the squared differences) ซึ่งมีหน่วยเดียวกันกับค่าตัวแปรที่เรากำลังพิจารณาและยิ่งค่า MSE ต่ำยิ่งแสดงว่าโมเดลมีความแม่นยำในการคาดการณ์สูง ฟังก์ชัน r2_score หรือค่า R-squared เป็นค่าที่แสดงความแม่นยำของโมเดลการถดถอย โดยแสดงเป็นสัดส่วนของความแปรปรวนที่สามารถอธิบายได้ด้วยโมเดล ค่า R-squared มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 (หรือเป็นลบหากโมเดลแย่มาก) ซึ่งค่าที่เข้าใกล้ 1 หมายความว่าโมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดี

5) Matplotlib ใช้ในการสร้างกราฟและทำ Data Visualization ได้หลายประเภทเพื่อตอบโจทย์ผู้ใช้งาน เช่น กราฟเส้น กราฟแท่ง แผนภูมิจุดแบบกระจัดกระจาย (Scatter Plot) ฮิตโทแกรม เป็นต้น นอกจากนี้ คุณยังสามารถลงจุดบนแผนภูมิได้หลายรายการพร้อมกัน และสามารถใช้งานได้ในทุกแพลตฟอร์มอีกด้วย



ภาพที่ 3.13 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง Linear Regression

นำเข้าไฟล์ CSV ที่เป็น Attribute table ของทุกดัชนีพืชพรรณที่นำออกมาจาก QGIS แล้วเขียนคำสั่งในการอ่านไฟล์ CSV จากนั้นเขียนคำสั่งดูตัวอย่างข้อมูล

วิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
# เลือกคอลัมน์ความสูงของอ้อยและน้ำหนักอ้อย
X = df[['NDVI']]  # คอลัมน์ที่แทนความสูงของอ้อย
y = df['Yield/1hex']  # คอลัมน์ที่แทนน้ำหนักของอ้อย
```

ภาพที่ 3.14 กำหนดตัวแปร x, y ของแบบจำลอง Linear Regression

กำหนดตัวแปร x = ดัชนีพืชพรรณที่ต้องการคำนวณ หรือค่าจากความสูงของลำอ้อย (ซม.), y = ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

```
# สร้างโมเดล Linear Regression
model = LinearRegression()

# ฝึกโมเดลด้วยข้อมูล
model.fit(X, y)

# ทำนายค่า
y_pred = model.predict(X)

# คำนวณค่า R-squared และ RMSE (Root Mean Squared Error)
r2 = r2_score(y, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y, y_pred))

print(f"R-squared: {r2}")
print(f"RMSE: {rmse} กก./ตร.ม.")
```

ภาพที่ 3.15 สร้างแบบจำลอง Linear Regression

เขียนคำสั่งสร้างแบบจำลอง Linear Regression ฝึกแบบจำลองด้วย x, y ที่กำหนดไว้ จากนั้นสร้างตัวแปร y_pred ในการทำนายค่า ต่อมาเขียนคำสั่งคำนวณค่า R^2 และ RMSE จากตัวแปร y และ y_pred จากนั้นสั่ง print ค่า R^2 และ RMSE

```
# วาดกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของอ้อยและน้ำหนัก
plt.scatter(X, y, color='#4f79f3', label='data', alpha=0.6)
# วาดเส้นแนวโน้มจาก Linear Regression
plt.plot(X, y_pred, color='red', label='Trendline')

plt.xlabel('NDVI')
plt.ylabel('Yield/1hex (kg/m2)')
plt.title('NDVI and Yield/1hex')

plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```

ภาพที่ 3.16 วาดกราฟแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสอง

เขียนคำสั่งวาดกราฟจาก x, y เพื่อดูความสัมพันธ์เชิงเส้น กำหนดค่าสีต่าง ๆ จากนั้นวาดเส้นแนวโน้มว่าข้อมูลไปในทิศทางไหน ตกแต่งกราฟให้สวยงามโดยตั้งชื่อแกนทั้งสอง ตั้งหัวข้อกราฟ พลอตสัญลักษณ์และเส้นกริด

3.3.3.3 Random Forest Regression (RFR) แบบใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ

ใช้แบบจำลอง Random Forest Regression ในการหาคาดการณ์ผลผลิตอ้อย โดยใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) จากนั้นนำไปเปรียบเทียบกับผลผลิตจริงว่าตัวแปรไหนมีความใกล้เคียงมากที่สุด

```
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.ensemble import StackingRegressor
from sklearn.svm import SVR

from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV
import numpy as np
```

ภาพที่ 3.17 ไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

ซึ่งไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Random Forest Regression ได้แก่

1) pandas เป็นไลบรารีที่ใช้เพื่อจัดการข้อมูล (Data Wrangling / Data Cleansing) และการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) โดยเป็น Library ที่ถูกพัฒนามาเพื่อทำงานกับข้อมูลขนาดใหญ่ เชื่อมต่อกับแหล่งข้อมูลได้หลากหลาย และจัดรูปแบบให้พร้อมเสร็จสรรพกับการนำไปวิเคราะห์จนถึงแสดงผลได้

2) sklearn.ensemble.RandomForestRegressor เป็นโมเดลการถดถอยแบบ Random Forest ซึ่งใช้กลุ่มของการตัดสินใจ (Decision Trees) หลายๆ ต้นที่สุ่มตัวแปรและข้อมูลในแต่ละต้นไม้เพื่อพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ ทำให้ Random Forest มีความเสถียรและลดการเกิด overfitting เหมาะสำหรับการทำนายข้อมูลที่ซับซ้อนซึ่งมีหลายตัวแปรและความไม่เชิงเส้น (non-linearity)

3) sklearn.linear_model.LinearRegression เป็นโมเดลการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) ที่ใช้วิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรต้น (independent variables) และตัวแปรตาม (dependent variable) โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมของตัวแปรต้นเพื่อให้ได้เส้นที่ดีที่สุด (best-fit line) ซึ่งคาดการณ์

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ค่าของตัวแปรตามได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด โมเดลนี้เหมาะกับปัญหาที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น และยังเป็นพื้นฐานสำหรับการทำความเข้าใจโมเดลเชิงเส้นอื่นๆ ใน Machine Learning

4) sklearn.metrics.mean_squared_error ฟังก์ชัน mean_squared_error (MSE) ใช้ในการวัดความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์โดยโมเดลกับค่าจริง โดยคำนวณเป็นค่าเฉลี่ยของผลรวมของความต่างยกกำลังสอง (mean of the squared differences) ซึ่งมีหน่วยเดียวกันกับค่าตัวแปรที่เรากำลังพิจารณาและยิ่งค่า MSE ต่ำยิ่งแสดงว่าโมเดลมีความแม่นยำในการคาดการณ์สูง ฟังก์ชัน r2_score หรือค่า R-squared เป็นค่าที่แสดงความแม่นยำของโมเดลการถดถอย โดยแสดงเป็นสัดส่วนของความแปรปรวนที่สามารถอธิบายได้ด้วยโมเดล ค่า R-squared มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 (หรือเป็นลบหากโมเดลแย่มาก) ซึ่งค่าที่เข้าใกล้ 1 หมายความว่าโมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดี

5) Matplotlib ใช้ในการสร้างกราฟและทำ Data Visualization ได้หลายประเภทเพื่อตอบโจทย์ผู้ใช้งาน เช่น กราฟเส้น กราฟแท่ง แผนภูมิจุดแบบกระจัดกระจาย (Scatter Plot) ฮิตโทแกรม เป็นต้น นอกจากนี้ คุณยังสามารถลงจุดบนแผนภูมิได้หลายรายการพร้อมกัน และสามารถใช้งานได้ในทุกแพลตฟอร์มอีกด้วย

6) seaborn เป็นไลบรารีสำหรับการสร้างภาพข้อมูลที่มีประสิทธิภาพและสามารถสร้างกราฟที่ดูดีได้ง่าย เช่น scatter plots, heatmaps และ pair plots ซึ่งช่วยในการสำรวจและแสดงแนวโน้มในข้อมูล ซึ่งใช้งานร่วมกับ matplotlib และถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้สร้าง visualization ง่ายขึ้น

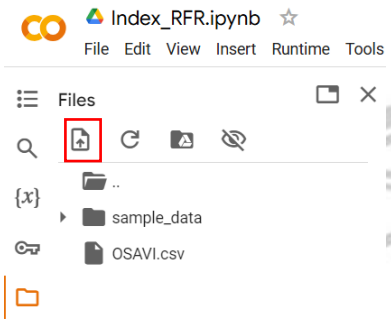
7) sklearn.ensemble.StackingRegressor เป็นโมเดลการทำนายแบบ Stacking ซึ่งรวมหลายๆ โมเดลเข้าด้วยกันเพื่อปรับปรุงความแม่นยำ โดยผลลัพธ์จากโมเดลแต่ละตัวจะถูกนำมาทำนายเป็นขั้นตอนต่อไป ไลบรารีช่วยให้สามารถรวมโมเดลที่มีธรรมชาติแตกต่างกัน เพื่อให้ได้ผลการทำนายที่มีความแม่นยำสูงขึ้น

8) sklearn.svm.SVR แบบจำลอง SVR ย่อมาจาก Support Vector Regression ซึ่งเป็นเทคนิคของ Support Vector Machine (SVM) ที่ใช้ในการทำนายค่าต่อเนื่อง โดยมีการควบคุมความยืดหยุ่นของขอบเขตที่ให้ค่า error เล็กน้อยได้และจำกัดการขยายขอบเขตโมเดลเพื่อลดการเกิด overfitting เหมาะสำหรับข้อมูลที่ต้องการความละเอียดสูงและข้อมูลที่มีความซับซ้อนในเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้น

9) sklearn.model_selection.RandomizedSearchCV เป็นฟังก์ชันที่ใช้ค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของโมเดลแบบสุ่ม (random search) ซึ่งช่วยลดเวลาในการค้นหาเมื่อเทียบกับการทำ Grid Search RandomizedSearchCV ทำการปรับปรุงประสิทธิภาพและปรับพารามิเตอร์ให้เหมาะสมขึ้นโดยการลองพารามิเตอร์บางชุดในขอบเขตที่กำหนด

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

10) numpy ย่อมาจาก Numerical Python เป็นไลบรารีที่โดดเด่นในด้านการคำนวณและการทำงานกับตัวเลข และมีความสำคัญในการสร้าง Array (โครงสร้างข้อมูล) และ Multidimensional Array ทำให้การคำนวณบน Python มีความรวดเร็วมากขึ้น




```
df = pd.read_csv("OSAVI.csv")
df
```

ภาพที่ 3.18 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

นำเข้าไฟล์ CSV ที่เป็น Attribute table ของทุกดัชนีพืชพรรณและความสูงของลำอ้อย (ซม.) ที่นำออกมาจาก QGIS แล้วเขียนคำสั่งในการอ่านไฟล์ CSV จากนั้นเขียนคำสั่งดูตัวอย่างข้อมูล

```
X=df[['NDVI', 'ExG', 'WDRVI_mean', 'GRNDVI_mea', 'PNDVI_mean']]
y=df['Yield/1hex']
```

ภาพที่ 3.19 กำหนดตัวแปร x, y ของแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

กำหนดตัวแปร x = ดัชนีพืชพรรณที่ต้องการคำนวณ ได้แก่ NDVI, ExG, WDRVI, GRNDVI และ PNDVI โดยดัชนีพืชพรรณทั้งหมดใช้ค่าเฉลี่ยของบริเวณ Hexagon map , y = ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.4, random_state=1000)
display(X_train, X_test, y_train, y_test)
```

ภาพที่ 3.20 กำหนดการฝึกและทดสอบชุดข้อมูล (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

นำเข้าไลบรารี Training dataset และ Testing dataset จากนั้นกำหนดตัวแปร Train คือ ดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และ Test คือ ดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) โดยกำหนด Train = 60% Test = 40% กำหนดค่า random_state = 1000 เป็นค่าเริ่มต้น จากนั้นเขียนคำสั่งแสดงข้อมูล

```
# กำหนดค่าพารามิเตอร์การค้นหา
param_grid = {
    'ntree_values': [50, 100, 200, 300, 400, 500, 1000],  # ค่า ntree จาก 50 ถึง 1000 (ค่าเริ่มต้น 200)
    'mtry_values': np.arange(1, 26)  # ค่า mtry จาก 1 ถึง 25 (ค่าเริ่มต้น 20)
}

# กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในลูป
ntree_values = param_grid['ntree_values']
mtry_values = param_grid['mtry_values']

all_rmse = []

# ลูปผ่านค่า Ntree
for n in ntree_values:
    # กำหนดพารามิเตอร์ชั่วคราวสำหรับ Ntree นี้
    param_grid = {
        'n_estimators': [n],  # กำหนดค่า n_estimators สำหรับลูปนี้
        'max_features': mtry_values  # สำรวจค่า Mtry
    }
```

ภาพที่ 3.21 กำหนดค่า Ntree Values และ Mtry Values (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

กำหนดค่าพารามิเตอร์ Ntree Values ค่าเริ่มต้น คือ 200 แต่ในที่นี้กำหนด 50 ถึง 1000 และค่า Mtry ค่าเริ่มต้น คือ 20 แต่ในที่นี้คือ 1 ถึง 25 เพื่อให้ค่าครอบคลุม จากนั้นกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการลูป แล้วทำการลูปผ่านค่า Ntree และสำรวจค่า Mtry

```
    # สร้างโมเดล Random Forest Regressor
    rf_model = RandomForestRegressor()

    # กำหนดออบเจ็กต์ RandomizedSearchCV
    random_search = RandomizedSearchCV(estimator=rf_model, param_distributions=param_grid,
                                       scoring='neg_mean_squared_error', n_iter=5, cv=3)

    # ฝึกโมเดลด้วยการค้นหาแบบสุ่ม
    random_search.fit(X_train, y_train)

    # รับโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับ Ntree นี้
    best_model = random_search.best_estimator_

    # รับ RMSE ที่ดีที่สุดสำหรับ Ntree นี้
    best_rmse = mean_squared_error(y, best_model.predict(X)) ** 0.5

    # เก็บข้อมูล Ntree, Mtry (จากโมเดลที่ดีที่สุด), และ RMSE ไว้ใน dictionary
    result = {'Ntree': n, 'Mtry': best_model.max_features, 'RMSE': best_rmse}
    all_rmse.append(result)

# สร้าง DataFrame ของ Pandas จาก all_rmse list
df_results = pd.DataFrame(all_rmse)

# แสดง DataFrame ที่มีทุกค่าของ Ntree, Mtry, และ RMSE
print(df_results.to_string())
```

ภาพที่ 3.22 สร้างแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

เขียนคำสั่ง RandomForestRegressor เพื่อสร้างแบบจำลอง Random Forest Regression กำหนด Object ของ RandomizedSearchCV จากนั้นทำการฝึกแบบจำลองโดยใช้ x_train, y_train ต่อมาให้รันค่า Ntree และ RMSE ที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองนี้ เพื่อที่จะเลือกค่า RMSE ที่น้อยที่สุด (ยิ่งค่า RMSE น้อย ความถูกต้องของแบบจำลองจะสูง) จากนั้นเก็บค่า Ntree, Mtry, RMSE ไว้ใน Directory และสร้าง Data frame ขึ้นมาใหม่

```
# Define base learners (linear regression models)
def get_base_learners(n_estimators):
  base_learners = []
  for _ in range(n_estimators):
    base_learners.append(LinearRegression())
  return base_learners
```

ภาพที่ 3.23 กำหนดฐานแบบจำลองเป็น Linear Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

เขียนคำสั่งกำหนดฐานของแบบจำลอง Random Forest Regression เป็น Linear Regression เพราะเป็นกราฟแสดงค่าความสัมพันธ์เหมือนกัน แต่ Random Forest Regression จะเป็นการคาดการณ์

```
# Ensemble model with Random Forest
def ensemble_model(X, y, n_estimators=1000):
  base_learners = get_base_learners(n_estimators)
  ensemble = RandomForestRegressor()
  ensemble.fit(X, y)
  return ensemble

# Train the ensemble model
ensemble_model = ensemble_model(X_train, y_train)
```

ภาพที่ 3.24 รวมแบบจำลองเป็น Random Forest Regression (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

เขียนคำสั่งรวมแบบจำลองจาก Linear Regression เป็น Random Forest Regression เลือกค่า x_train, y_train และค่า Ntree ที่มีค่า RMSE น้อยที่สุดมาทำการฝึกแบบจำลองใหม่

สืบสานมหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
y_pred = ensemble_model.predict(X_test)

# Calculate R-squared
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

# Print results

print("R-squared:", r2)
```

ภาพที่ 3.25 กำหนดตัวแปรคาดการณ์ (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

สร้างตัวแปรใหม่ชื่อว่า y_pred เพื่อคาดการณ์ข้อมูลผลผลิตอ้อย โดยใช้ข้อมูลจาก x_test จากนั้นคำนวณค่า R-squared โดยสร้างตัวแปร r2 ใช้ข้อมูลจาก y_test และ y_pred ทำการปริ้นค่า R-squared ออกมา

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

# สร้างกราฟการทำนายผลผลิตจริงกับผลผลิตที่ทำนาย
plt.figure(figsize=(8, 6))

# ข้อมูล Train ใช้สีฟ้า
plt.scatter(y_train, ensemble_model.predict(X_train), color='green', label='Training', alpha=0.6)

# ข้อมูล Test ใช้สีแดง
plt.scatter(y_test, y_pred, color='blue', label='Testing', alpha=0.6)

# plt.scatter(y_test, y_pred, label="Yield")
plt.xlabel("Actual Yield (kg/m2)")
plt.ylabel("Predicted Yield (kg/m2)")
plt.title("Sugarcane yield predicted from Vegetation Index compared Actual yield")
```

ภาพที่ 3.26 สร้างกราฟแสดงผลลัพธ์ (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

นำเข้าไลบรารี matplotlib และ numpy เพื่อสร้างกราฟและคำนวณค่าต่าง ๆ ต่อมาเขียนคำสั่งสร้างกราฟการทำนายเปรียบเทียบกับผลผลิตจริง ในการพลอตใช้ตัวแปร y_train และ x_train ของข้อมูล Training dataset เป็นสีเขียว และ ใช้ตัวแปร y_test และ y_pred ของข้อมูล Testing dataset เป็นสีน้ำเงิน ต่อมาทำการตั้งชื่อแกน x เป็น ผลผลิตจริง (กก./ตร.ม.) แกน y = ผลผลิตจากการคาดการณ์ (กก./ตร.ม.) และตั้งชื่อกราฟ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
print(f"MAE: {mae}")

# Calculate Root Mean Squared Error (RMSE)
rmse = mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)
print(f"RMSE: {rmse} กก./ตร.ม.")
```

ภาพที่ 3.27 แสดงค่า MAE และ RMSE (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

เขียนคำสั่งในการแสดงค่า MAE โดยใช้ตัวแปร y_test และ y_pred จากนั้นทำการคำนวณค่า Root Mean Squared Error (RMSE) โดยใช้ตัวแปร y_test และ y_pred

```
# Fit a linear regression model for the trend line
lin_reg = LinearRegression()
y_pred_reshaped = y_pred.reshape(-1, 1)  # Reshape to 2D array for LinearRegression
lin_reg.fit(y_pred_reshaped, y_test)

# Create the trend line
y_trend = lin_reg.predict(y_pred_reshaped)

# Plot the trend line
plt.plot(y_pred, y_trend, color='red', label="Trend Line")

# Add a legend
plt.legend()
plt.grid(True)
```

ภาพที่ 3.28 สร้างเส้นแนวโน้ม (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

ใช้คำสั่งของ Linear Regression ในการสร้างตัวแปร y_pred_reshaped เพื่อสร้างเส้นแนวโน้ม จากนั้นสร้างตัวแปร y_trend เพื่อเก็บค่าตัวแปร y_pred_reshaped ต่อมาทำการพลอตเส้นแนวโน้มโดยใช้ตัวแปร y_pred และ y_trend กำหนดเป็นสีแดง จากนั้นทำการสร้างสัญลักษณ์ขึ้นมาทั้งหมดและสร้างเส้นกริดเพื่อให้ง่ายต่อการดูกราฟ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
feature_importances = ensemble_model.feature_importances_
feature_names = X.columns  # Assuming column names are available

# Print feature importances (relative contribution to predictions)
for feature, importance in zip(feature_names, feature_importances):
  print(f"Feature: {feature}, Importance: {importance:.4f}")


# the line equation:
ensemble_model.score(X,y)
plt.show()
```

ภาพที่ 3.29 กำหนดค่า Importance Features (ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ)

เขียนคำสั่ง Importance Features เพื่อตรวจสอบว่าดัชนีพืชพรรณไหนมีผลต่อการคาดการณ์ผลผลิตมากที่สุด (ค่ามีตั้งแต่ -1 ถึง 1 ค่าเข้าใกล้ 1 เท่ากับมีผลมาก) จากนั้นทำการพลอตกราฟทั้งหมด

3.3.3.4 Random Forest Regression (RFR) แบบใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.)

ใช้แบบจำลอง Random Forest Regression ในการหาคาดการณ์ผลผลิตอ้อย โดยใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับ ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) จากนั้นนำไปเปรียบเทียบกับผลผลิตจริงว่าตัวแปรไหนมีความใกล้เคียงมากที่สุด

```
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.ensemble import StackingRegressor
from sklearn.svm import SVR

from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV
import numpy as np
```

ภาพที่ 3.30 ไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ซึ่งไลบรารีที่ใช้ในแบบจำลอง Random Forest Regression ได้แก่

1) pandas เป็นไลบรารีที่ใช้เพื่อจัดการข้อมูล (Data Wrangling / Data Cleansing) และการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) โดยเป็น Library ที่ถูกพัฒนามาเพื่อทำงานกับข้อมูลขนาดใหญ่ เชื่อมต่อกับแหล่งข้อมูลได้หลากหลาย และจัดรูปแบบให้พร้อมเสร็จสรรพกับการนำไปวิเคราะห์จนถึงแสดงผลได้

2) sklearn.ensemble.RandomForestRegressor เป็นโมเดลการถดถอยแบบ Random Forest ซึ่งใช้กลุ่มของการตัดสินใจ (Decision Trees) หลายๆ ต้นที่สุ่มตัวแปรและข้อมูลในแต่ละต้นไม้เพื่อพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ ทำให้ Random Forest มีความเสถียรและลดการเกิด overfitting เหมาะสำหรับการทำนายข้อมูลที่ซับซ้อนซึ่งมีหลายตัวแปรและความไม่เชิงเส้น (non-linearity)

3) sklearn.linear_model.LinearRegression เป็นโมเดลการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) ที่ใช้วิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรต้น (independent variables) และตัวแปรตาม (dependent variable) โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมของตัวแปรต้นเพื่อให้ได้เส้นที่ดีที่สุด (best-fit line) ซึ่งคาดการณ์ค่าของตัวแปรตามได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด โมเดลนี้เหมาะกับปัญหาที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น และยังเป็นพื้นฐานสำหรับการทำความเข้าใจโมเดลเชิงเส้นอื่นๆ ใน Machine Learning

4) sklearn.metrics.mean_squared_error ฟังก์ชัน mean_squared_error (MSE) ใช้ในการวัดความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์โดยโมเดลกับค่าจริง โดยคำนวณเป็นค่าเฉลี่ยของผลรวมของความต่างยกกำลังสอง (mean of the squared differences) ซึ่งมีหน่วยเดียวกันกับค่าตัวแปรที่เรากำลังพิจารณาและยิ่งค่า MSE ต่ำยิ่งแสดงว่าโมเดลมีความแม่นยำในการคาดการณ์สูง ฟังก์ชัน r2_score หรือค่า R-squared เป็นค่าที่แสดงความแม่นยำของโมเดลการถดถอย โดยแสดงเป็นสัดส่วนของความแปรปรวนที่สามารถอธิบายได้ด้วยโมเดล ค่า R-squared มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 (หรือเป็นลบหากโมเดลแย่มาก) ซึ่งค่าที่เข้าใกล้ 1 หมายความว่าโมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดี

5) Matplotlib ใช้ในการสร้างกราฟและทำ Data Visualization ได้หลายประเภทเพื่อตอบโจทย์ผู้ใช้งาน เช่น กราฟเส้น กราฟแท่ง แผนภูมิจุดแบบกระจัดกระจาย (Scatter Plot) ฮิตโทแกรม เป็นต้น นอกจากนี้ คุณยังสามารถลงจุดบนแผนภูมิได้หลายรายการพร้อมกัน และสามารถใช้งานได้ในทุกแพลตฟอร์มอีกด้วย

6) seaborn เป็นไลบรารีสำหรับการสร้างภาพข้อมูลที่มีประสิทธิภาพและสามารถสร้างกราฟที่ดูดีได้ง่าย เช่น scatter plots, heatmaps และ pair plots ซึ่งช่วยในการสำรวจและแสดงแนวโน้มในข้อมูล ซึ่งใช้งานร่วมกับ matplotlib และถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้สร้าง visualization ง่ายขึ้น

7) sklearn.ensemble.StackingRegressor เป็นโมเดลการทำนายแบบ Stacking ซึ่งรวมหลายๆ โมเดลเข้าด้วยกันเพื่อปรับปรุงความแม่นยำ โดยผลลัพธ์จากโมเดลแต่ละตัวจะถูกนำมาทำนายเป็นขั้นตอนต่อไป ไลบรารีช่วยให้สามารถรวมโมเดลที่มีธรรมชาติแตกต่างกัน เพื่อให้ได้ผลการทำนายที่มีความแม่นยำสูงขึ้น

8) sklearn.svm.SVR แบบจำลอง SVR ย่อมาจาก Support Vector Regression ซึ่งเป็นเทคนิคของ Support Vector Machine (SVM) ที่ใช้ในการทำนายค่าต่อเนื่อง โดยมีการควบคุมความยืดหยุ่นของขอบเขตที่ให้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ค่า error เล็กน้อยได้และจำกัดการขยายขอบเขตโมเดลเพื่อลดการเกิด overfitting เหมาะสำหรับข้อมูลที่ต้องการความละเอียดสูงและข้อมูลที่มีความซับซ้อนในเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้น

9) sklearn.model_selection.RandomizedSearchCV เป็นฟังก์ชันที่ใช้ค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของโมเดลแบบสุ่ม (random search) ซึ่งช่วยลดเวลาในการค้นหาเมื่อเทียบกับการทำ Grid Search RandomizedSearchCV ทำการปรับปรุงประสิทธิภาพและปรับพารามิเตอร์ให้เหมาะสมขึ้นโดยการลองพารามิเตอร์บางชุดในขอบเขตที่กำหนด

10) numpy ย่อมาจาก Numerical Python เป็นไลบรารีที่โดดเด่นในด้านการคำนวณและการทำงานกับตัวเลข และมีความสำคัญในการสร้าง Array (โครงสร้างข้อมูล) และ Multidimensional Array ทำให้การคำนวณบน Python มีความรวดเร็วมากขึ้น

ภาพที่ 3.31 นำเข้าไฟล์ CSV ในแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

นำเข้าไฟล์ CSV ที่เป็น Attribute table ของทุกดัชนีพืชพรรณและความสูงของลำอ้อย (ซม.) ที่นำออกมาจาก QGIS แล้วเขียนคำสั่งในการอ่านไฟล์ CSV จากนั้นเขียนคำสั่งดูตัวอย่างข้อมูล

```
X=df[['Sugar_H(cm']]
y=df['Yield/1hex']
```

ภาพที่ 3.32 กำหนดตัวแปร x, y ของแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

กำหนดตัวแปร x = ความสูงของลำอ้อย (ซม.) , y = ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.4, random_state=1000)
display(X_train, X_test, y_train, y_test)
```

ภาพที่ 3.33 กำหนดการฝึกและทดสอบชุดข้อมูล (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

นำเข้าไลบรารี Training dataset และ Testing dataset จากนั้นกำหนดตัวแปร Train คือ ความสูงของลำอ้อย (ซม.) ที่ได้มาจากค่า DSM (Digital Surface Model), ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และ Test คือ ความสูงของลำอ้อย (ซม.), ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) โดยกำหนด Train = 60% Test = 40% กำหนดค่า random_state = 1000 เป็นค่าเริ่มต้น จากนั้นเขียนคำสั่งแสดงข้อมูล

```
# กำหนดค่าพารามิเตอร์การค้นหา
param_grid = {
    'ntree_values': [50, 100, 200, 300, 400, 500, 1000],  # ค่า ntree จาก 50 ถึง 1000 (ค่าเริ่มต้น 200)
    'mtry_values': np.arange(1, 26)  # ค่า mtry จาก 1 ถึง 25 (ค่าเริ่มต้น 20)
}

# กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในลูป
ntree_values = param_grid['ntree_values']
mtry_values = param_grid['mtry_values']

all_rmse = []

# ลูปผ่านค่า Ntree
for n in ntree_values:
    # กำหนดพารามิเตอร์ชั่วคราวสำหรับ Ntree นี้
    param_grid = {
        'n_estimators': [n],  # กำหนดค่า n_estimators สำหรับลูปนี้
        'max_features': mtry_values  # สำรวจค่า Mtry
    }
```

ภาพที่ 3.34 กำหนดค่า Ntree Values และ Mtry Values (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

กำหนดค่าพารามิเตอร์ Ntree Values ค่าเริ่มต้น คือ 200 แต่ในที่นี้กำหนด 50 ถึง 1000 และค่า Mtry ค่าเริ่มต้น คือ 20 แต่ในที่นี้คือ 1 ถึง 25 เพื่อให้ค่าครอบคลุม จากนั้นกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการลูป แล้วทำการลูปผ่านค่า Ntree และสำรวจค่า Mtry

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
    # สร้างโมเดล Random Forest Regressor
    rf_model = RandomForestRegressor()

    # กำหนดออบเจ็กต์ RandomizedSearchCV
    random_search = RandomizedSearchCV(estimator=rf_model, param_distributions=param_grid,
                                       scoring='neg_mean_squared_error', n_iter=5, cv=3)

    # ฝึกโมเดลด้วยการค้นหาแบบสุ่ม
    random_search.fit(X_train, y_train)

    # รับโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับ Ntree นี้
    best_model = random_search.best_estimator_

    # รับ RMSE ที่ดีที่สุดสำหรับ Ntree นี้
    best_rmse = mean_squared_error(y, best_model.predict(X)) ** 0.5

    # เก็บข้อมูล Ntree, Mtry (จากโมเดลที่ดีที่สุด), และ RMSE ไว้ใน dictionary
    result = {'Ntree': n, 'Mtry': best_model.max_features, 'RMSE': best_rmse}
    all_rmse.append(result)

# สร้าง DataFrame ของ Pandas จาก all_rmse list
df_results = pd.DataFrame(all_rmse)

# แสดง DataFrame ที่มีทุกค่าของ Ntree, Mtry, และ RMSE
print(df_results.to_string())
```

ภาพที่ 3.35 สร้างแบบจำลอง Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

เขียนคำสั่ง RandomForestRegressor เพื่อสร้างแบบจำลอง Random Forest Regression กำหนด Object ของ RandomizedSearchCV จากนั้นทำการฝึกแบบจำลองโดยใช้ x_train, y_train ต่อมาให้รันค่า Ntree และ RMSE ที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองนี้ เพื่อที่จะเลือกค่า RMSE ที่น้อยที่สุด (ยิ่งค่า RMSE น้อย ความถูกต้องของแบบจำลองจะสูง) จากนั้นเก็บค่า Ntree, Mtry, RMSE ไว้ใน Directory และสร้าง Data frame ขึ้นมาใหม่

```
# Define base learners (linear regression models)
def get_base_learners(n_estimators):
  base_learners = []
  for _ in range(n_estimators):
    base_learners.append(LinearRegression())
  return base_learners
```

ภาพที่ 3.36 กำหนดฐานแบบจำลองเป็น Linear Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

เขียนคำสั่งกำหนดฐานของแบบจำลอง Random Forest Regression เป็น Linear Regression เพราะเป็นกราฟแสดงค่าความสัมพันธ์เหมือนกัน แต่ Random Forest Regression จะเป็นการคาดการณ์

All rights reserved

```
# Ensemble model with Random Forest
def ensemble_model(X, y, n_estimators=1000):
  base_learners = get_base_learners(n_estimators)
  ensemble = RandomForestRegressor()
  ensemble.fit(X, y)
  return ensemble

# Train the ensemble model
ensemble_model = ensemble_model(X_train, y_train)
```

ภาพที่ 3.37 รวมแบบจำลองเป็น Random Forest Regression (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

เขียนคำสั่งรวมแบบจำลองจาก Linear Regression เป็น Random Forest Regression เลือกค่า x_train, y_train และค่า Ntree ที่มีค่า RMSE น้อยที่สุดมาทำการฝึกแบบจำลองใหม่

```
y_pred = ensemble_model.predict(X_test)

# Calculate R-squared
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

# Print results

print("R-squared:", r2)
```

ภาพที่ 3.38 กำหนดตัวแปรคาดการณ์ (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

สร้างตัวแปรใหม่ชื่อว่า y_pred เพื่อคาดการณ์ข้อมูลผลผลิตอ้อย โดยใช้ข้อมูลจาก x_test จากนั้นคำนวณค่า R-squared โดยสร้างตัวแปร r2 ใช้ข้อมูลจาก y_test และ y_pred ทำการปริ้นค่า R-squared ออกมา

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```python
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# สร้างกราฟการทำนายผลผลิตจริงกับผลผลิตที่ทำนาย
plt.figure(figsize=(8, 6))

# ข้อมูล Train ใช้สีฟ้า
plt.scatter(y_train, ensemble_model.predict(X_train), color='green', label='Training', alpha=0.6)

# ข้อมูล Test ใช้สีแดง
plt.scatter(y_test, y_pred, color='blue', label='Testing', alpha=0.6)

# plt.scatter(y_test, y_pred, label="Yield")
plt.xlabel("Actual Yield (kg/m2)")
plt.ylabel("Predicted Yield (kg/m2)")
plt.title("Sugarcane yield predicted from Stalk height(DSM) compared Actual yield")
```

ภาพที่ 3.39 สร้างกราฟแสดงผลลัพธ์ (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

นำเข้าไลบรารี matplotlib และ numpy เพื่อสร้างกราฟและคำนวณค่าต่าง ๆ ต่อมาเขียนคำสังสร้างกราฟการทำนายเปรียบเทียบกับผลผลิตจริง ในการพลอตใช้ตัวแปร y_train และ x_train ของข้อมูล Training dataset เป็นสีเขียว และ ใช้ตัวแปร y_test และ y_pred ของข้อมูล Testing dataset เป็นสีน้ำเงิน ต่อมาทำการตั้งชื่อแกน x เป็น ผลผลิตจริง (กก./ตร.ม.) แกน y = ผลผลิตจากการคาดการณ์ (กก./ตร.ม.) และตั้งชื่อกราฟ

```python
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
print(f"MAE: {mae}")

# Calculate Root Mean Squared Error (RMSE)
rmse = mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)
print(f"RMSE: {rmse} กก./ตร.ม.")
```

ภาพที่ 3.40 แสดงค่า MAE และ RMSE (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

เขียนคำสั่งในการแสดงค่า MAE โดยใช้ตัวแปร y_test และ y_pred จากนั้นทำการคำนวณค่า Root Mean Squared Error (RMSE) โดยใช้ตัวแปร y_test และ y_pred

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
# Fit a linear regression model for the trend line
lin_reg = LinearRegression()
y_pred_reshaped = y_pred.reshape(-1, 1)  # Reshape to 2D array for LinearRegression
lin_reg.fit(y_pred_reshaped, y_test)

# Create the trend line
y_trend = lin_reg.predict(y_pred_reshaped)

# Plot the trend line
plt.plot(y_pred, y_trend, color='red', label="Trend Line")

# Add a legend
plt.legend()
plt.grid(True)
```

ภาพที่ 3.41 สร้างเส้นแนวโน้ม (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

ใช้คำสั่งของ Linear Regression ในการสร้างตัวแปร y_pred_reshaped เพื่อสร้างเส้นแนวโน้ม จากนั้นสร้างตัวแปร y_trend เพื่อเก็บค่าตัวแปร y_pred_reshaped ต่อมาทำการพลอตเส้นแนวโน้มโดยใช้ตัวแปร y_pred และ y_trend กำหนดเป็นสีแดง จากนั้นทำการสร้างสัญลักษณ์ขึ้นมาทั้งหมดและสร้างเส้นกริดเพื่อให้ง่ายต่อการดูกราฟ

```
feature_importances = ensemble_model.feature_importances_
feature_names = X.columns  # Assuming column names are available

# Print feature importances (relative contribution to predictions)
for feature, importance in zip(feature_names, feature_importances):
  print(f"Feature: {feature}, Importance: {importance:.4f}")


# the line equation:
ensemble_model.score(X,y)
plt.show()
```

ภาพที่ 3.42 กำหนดค่า Importance Features (ตัวแปรความสูงของลำอ้อย)

เขียนคำสั่ง Importance Features เพื่อตรวจสอบว่าดัชนีพืชพรรณไหนมีผลต่อการคาดการณ์ผลผลิตมากที่สุด (ค่ามีตั้งแต่ -1 ถึง 1 ค่าเข้าใกล้ 1 เท่ากับมีผลมาก) จากนั้นทำการพลอตกราฟทั้งหมด

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 4

ผลการวิจัย

ผลการศึกษาการประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย กรณีศึกษา แปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ได้ทำการศึกษาและวิเคราะห์พื้นที่ปลูกอ้อยจากข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศจากโดรนมัลติสเปกตรัม และการใช้ Machine Learning ทั้งสามชนิดในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย โดยการวิจัยนี้แบ่งเป็นผลการวิเคราะห์ออกเป็น 5 ส่วน ดังนี้

4.1 การวิเคราะห์ในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map)

4.1.1 การคำนวณความสูงของลำอ้อย (ซม.)

4.1.2 การคำนวณผลผลิตพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม. (3.6x8เมตร)

4.2 การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index)

4.3 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS)

4.4 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression

4.4.1 การหาความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

4.4.2 การหาความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

4.5 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Random Forest Regression

4.5.1 การคาดการณ์จากตัวแปรดัชนีพืชพรรณ

4.5.2 การคาดการณ์จากตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

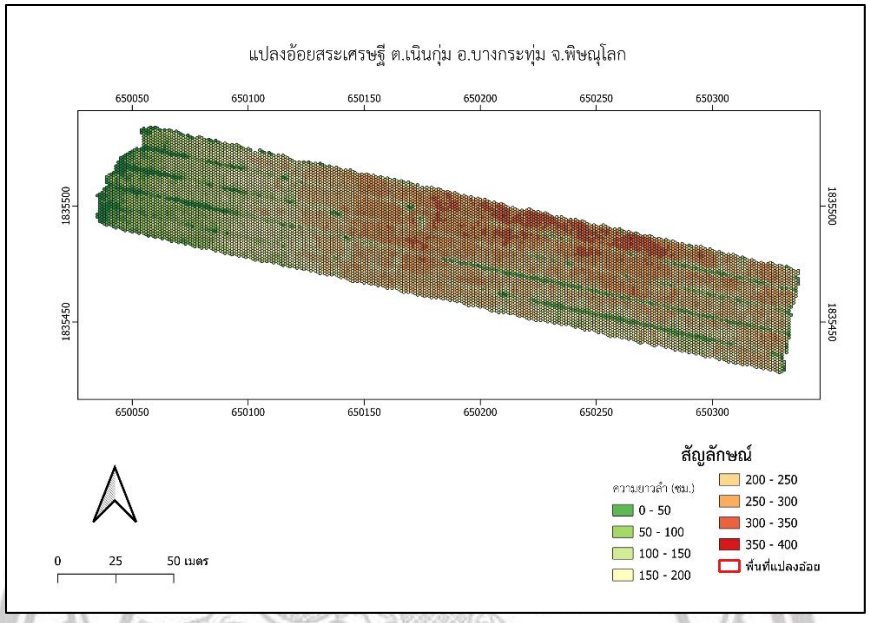
4.1 การวิเคราะห์ในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map)

Copyright by Naresuan University

4.1.1 การคำนวณความสูงของลำอ้อย (ซม.)

All rights reserved

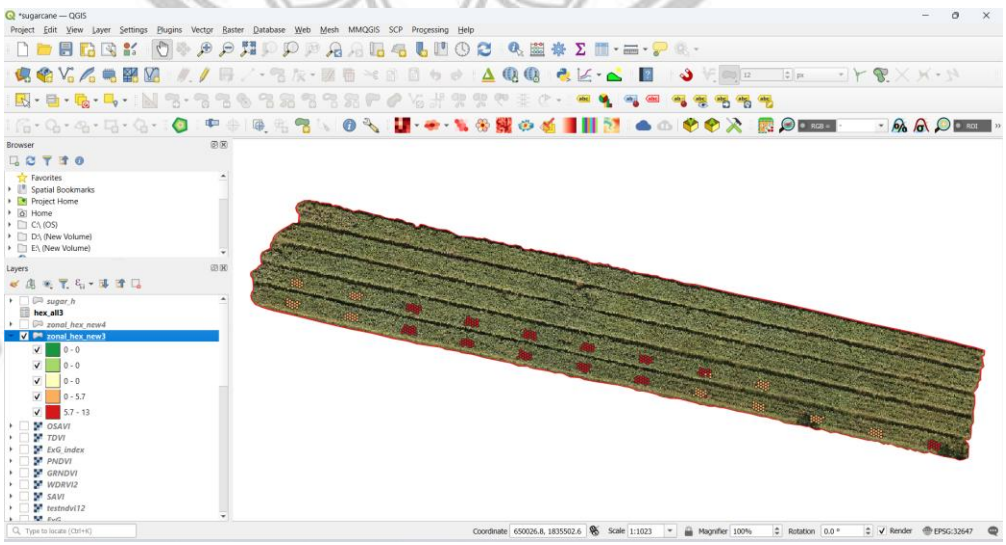
ผลจากการคำนวณความสูงของลำอ้อย (ซม.) ได้มาจากภาพ DSM (Digital Surface Model) ที่ส่งออกมาจาก WebODM ทั้งก่อนและหลังการเก็บเกี่ยว ที่นำมาคำนวณเรียบร้อยแล้ว ผลลัพธ์อยู่ในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map)



ภาพที่ 4.1 ความสูงของลำอ้อย (ซม.)

4.1.2 การคำนวณผลผลิตพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม. (3.6x8เมตร)

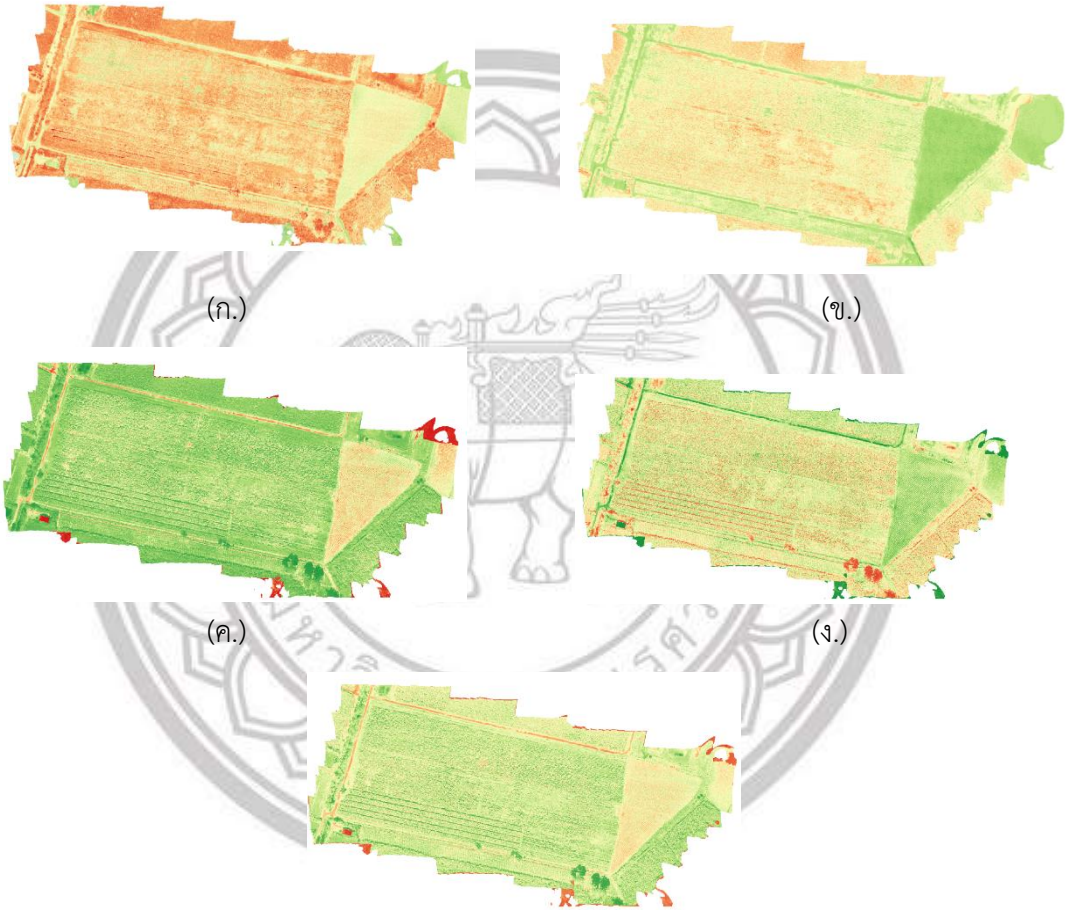
ผลจากการคำนวณผลผลิตพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม. (3.6x8เมตร) ได้มาจากการคำนวณตั้งแต่ความสูงของอ้อย เส้นผ่าศูนย์กลาง ปริมาตร และน้ำหนักของลำของพื้นที่ 28.8 ตร.ม. แล้วแยกออกเป็นแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map) ที่หาความสัมพันธ์กับความสูงของลำอ้อย (ซม.) จะสังเกตได้ว่าพื้นที่ตัวอย่างไม่เต็มแปลงอ้อย จึงจำเป็นต้องใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เข้ามาคาดการณ์เพื่อที่จะให้มีข้อมูลครบถ้วน



ภาพที่ 4.2 ผลผลิตพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม.

4.2 การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index)

ผลจากการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) ทั้ง 5 ดัชนี ได้แก่ NDVI, ExG, WDRVI, GRNDVI และ PNDVI โดยใช้ Raster Calculator ใน QGIS



(ก.) (ข.)

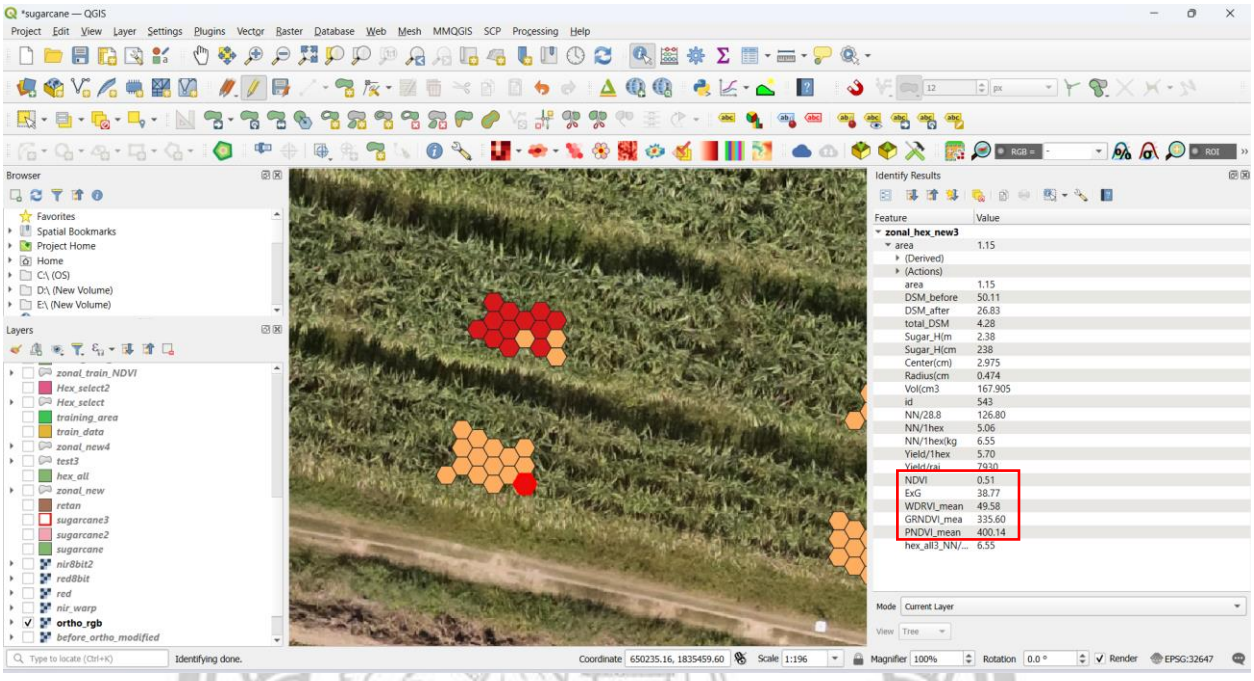
(ค.) (ง.)

(จ.)

ภาพที่ 4.3 (ก.) ดัชนีพืชพรรณ NDVI (ข.) ดัชนีพืชพรรณ ExG (ค.) ดัชนีพืชพรรณ WDRVI (ง.) ดัชนีพืชพรรณ GRNDVI (จ.) ดัชนีพืชพรรณ PNDVI

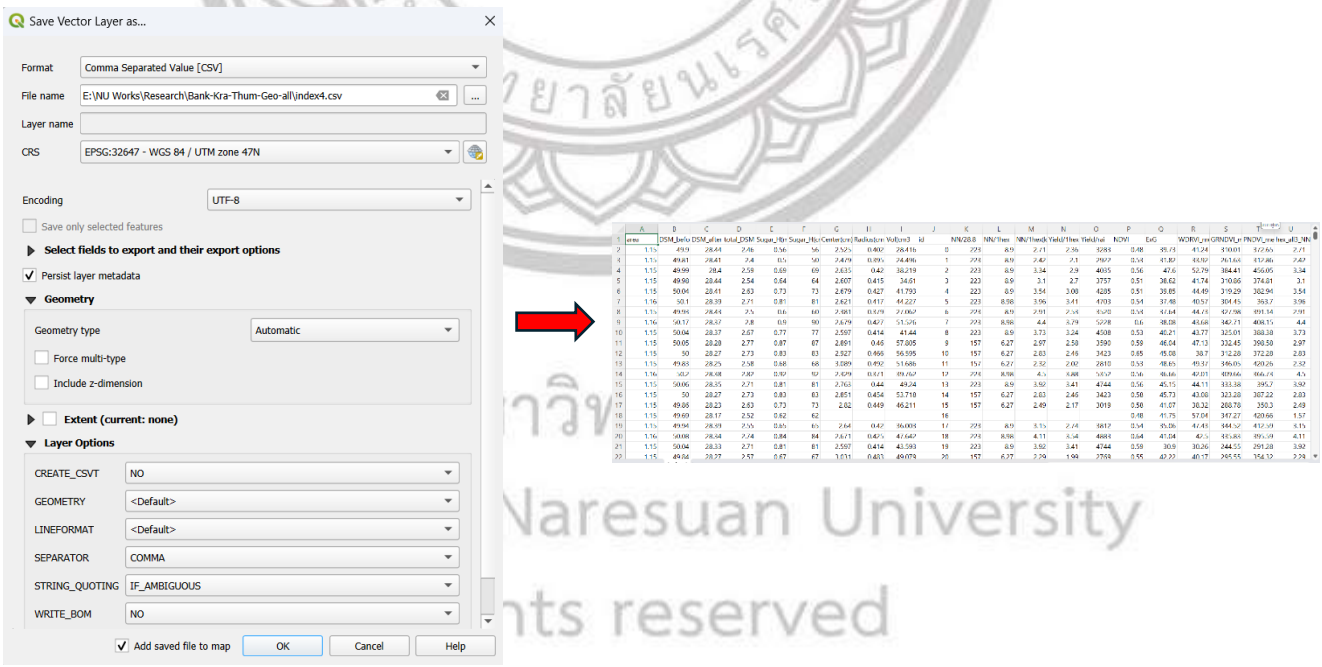
ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

เมื่อได้ภาพดัชนีพืชพรรณทั้งหมดแล้ว ใช้เครื่องมือ Zonal Statistic โดยเลือกเป็นค่าเฉลี่ย (Mean) ของบริเวณแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map) จะได้ค่าจากดัชนีพืชพรรณเฉพาะบริเวณนั้น



ภาพที่ 4.4 ค่าจากดัชนีพืชพรรณอยู่ในแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map)

ทำการส่งออกเป็นไฟล์ CSV เพื่อที่จะนำไปวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ต่อไป

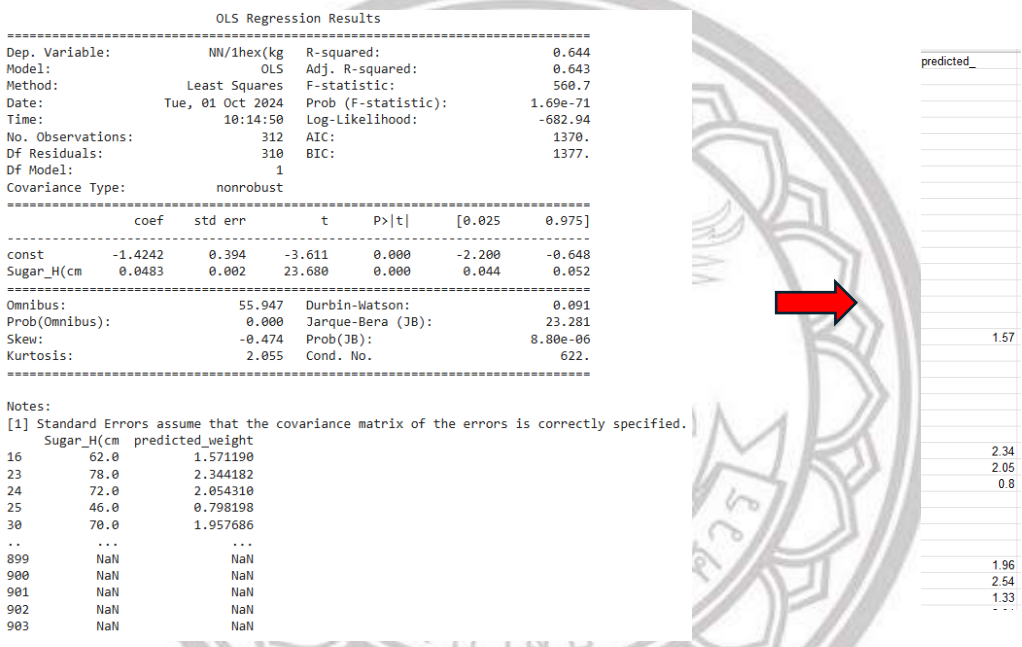


ภาพที่ 4.5 การส่งออกเป็นไฟล์ CSV

Naresuan University
ts reserved

4.3 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS)

จากหัวข้อ 4.1.2 ได้ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มาไม่ครบถ้วนทั้งแปลง จึงใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS) เพื่อคาดการณ์น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) โดยใช้ตัวแปร X = น้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) Y = ความสูงของลำอ้อย (ซม.) ผลลัพธ์จากแบบจำลอง Ordinary Least Squares Regression (OLS) ได้ค่า R^2 = 0.644



OLS Regression Results

Dep. Variable:	NN/1hex(kg	R-squared:	0.644
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.643
Method:	Least Squares	F-statistic:	560.7
Date:	Tue, 01 Oct 2024	Prob (F-statistic):	1.69e-71
Time:	10:14:50	Log-Likelihood:	-682.94
No. Observations:	312	AIC:	1370.
Df Residuals:	310	BIC:	1377.
Df Model:	1		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
const	-1.4242	0.394	-3.611	0.000	-2.200	-0.648
Sugar_H(cm	0.0483	0.002	23.680	0.000	0.044	0.052

Omnibus:	55.947	Durbin-Watson:	0.091
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	23.281
Skew:	-0.474	Prob(JB):	8.80e-06
Kurtosis:	2.055	Cond. No.	622.

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

	Sugar_H(cm	predicted_weight
16	62.0	1.571190
23	78.0	2.344182
24	72.0	2.054310
25	46.0	0.798198
30	70.0	1.957686
..	...	...
899	NaN	NaN
900	NaN	NaN
901	NaN	NaN
902	NaN	NaN
903	NaN	NaN

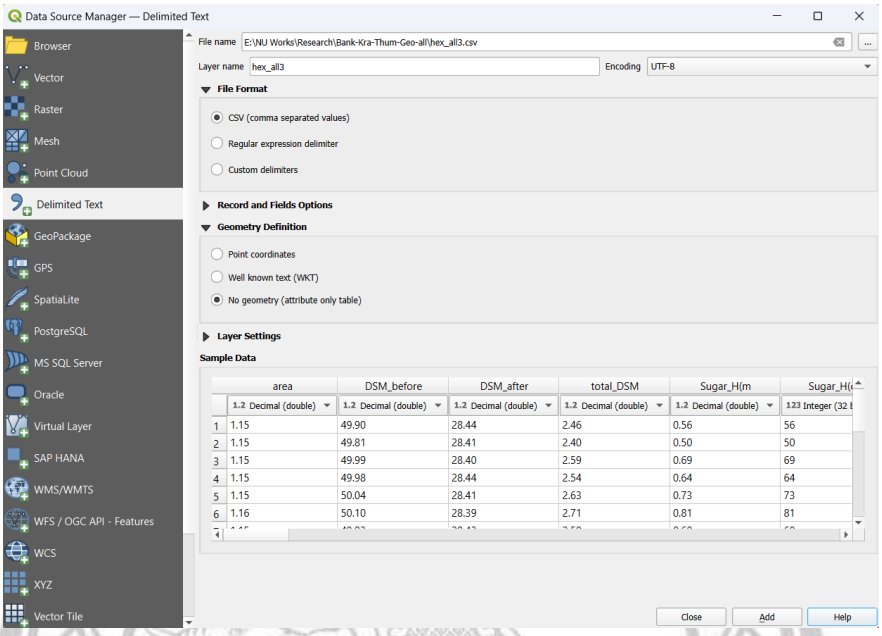
predicted_
1.57
2.34
2.05
0.8
1.96
2.54
1.33

ภาพที่ 4.6 ผลลัพธ์ของแบบจำลอง OLS

ทำการรวมข้อมูลน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ให้เรียบร้อยแล้วนำไปคำนวณใน QGIS

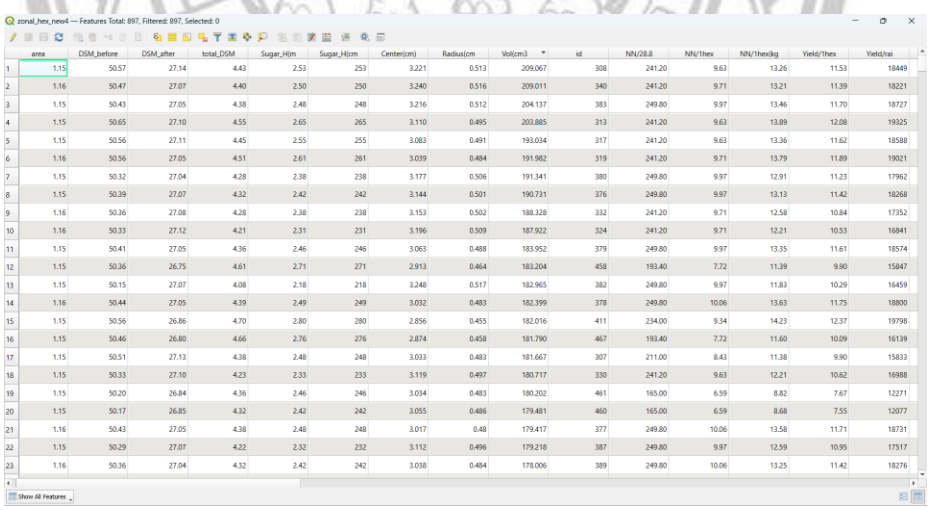
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	area	DSM_befo	DSM_after	total_DSM	Sugar_H(m	Sugar_H(cr	Center(cm)	Radius(cm	Vol(cm3	id	NN/28.8	NN/1hex	NN/1hex(kg	Yield/1hex	Yield/rai
2	1.15	49.9	28.44	2.46	0.56	56	2.525	0.402	28.416	0	223	8.9	2.71	2.36	3770
3	1.15	49.81	28.41	2.4	0.5	50	2.479	0.395	24.496	1	223	8.9	2.42	2.1	3367
4	1.15	49.99	28.4	2.59	0.69	69	2.635	0.42	38.219	2	223	8.9	3.34	2.9	4647
5	1.15	49.98	28.44	2.54	0.64	64	2.607	0.415	34.61	3	223	8.9	3.1	2.7	4313
6	1.15	50.04	28.41	2.63	0.73	73	2.679	0.427	41.793	4	223	8.9	3.54	3.08	4925
7	1.16	50.1	28.39	2.71	0.81	81	2.621	0.417	44.227	5	223	8.98	3.96	3.41	5462
8	1.15	49.93	28.43	2.5	0.6	60	2.381	0.379	27.062	6	223	8.9	2.91	2.53	4049
9	1.16	50.17	28.37	2.8	0.9	90	2.679	0.427	51.526	7	223	8.98	4.4	3.79	6069
10	1.15	50.04	28.37	2.67	0.77	77	2.597	0.414	41.44	8	223	8.9	3.73	3.24	5190
11	1.15	50.05	28.28	2.77	0.87	87	2.891	0.46	57.805	9	157	6.27	2.97	2.58	4132
12	1.15	50	28.27	2.73	0.83	83	2.927	0.466	56.595	10	157	6.27	2.83	2.46	3937
13	1.15	49.83	28.25	2.58	0.68	68	3.089	0.492	51.686	11	157	6.27	2.32	2.02	3228
14	1.16	50.2	28.38	2.82	0.92	92	2.329	0.371	39.762	12	223	8.98	4.5	3.88	6207
15	1.15	50.06	28.35	2.71	0.81	81	2.763	0.44	49.24	13	223	8.9	3.92	3.41	5454
16	1.15	50	28.27	2.73	0.83	83	2.851	0.454	53.718	14	157	6.27	2.83	2.46	3937
17	1.15	49.86	28.23	2.63	0.73	73	2.82	0.449	46.211	15	157	6.27	2.49	2.17	3464
18	1.15	49.69	28.17	2.52	0.62	62				16			1.57	1.37	2184
19	1.15	49.94	28.39	2.55	0.65	65	2.64	0.42	36.003	17	223	8.9	3.15	2.74	4383
20	1.16	50.08	28.34	2.74	0.84	84	2.671	0.425	47.642	18	223	8.98	4.11	3.54	5669
21	1.15	50.04	28.33	2.71	0.81	81	2.597	0.414	43.593	19	223	8.9	3.92	3.41	5454
22	1.15	49.84	28.27	2.57	0.67	67	3.031	0.483	49.079	20	157	6.27	2.29	1.99	3186

ภาพที่ 4.7 รวมข้อมูลน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map ให้ครบถ้วน



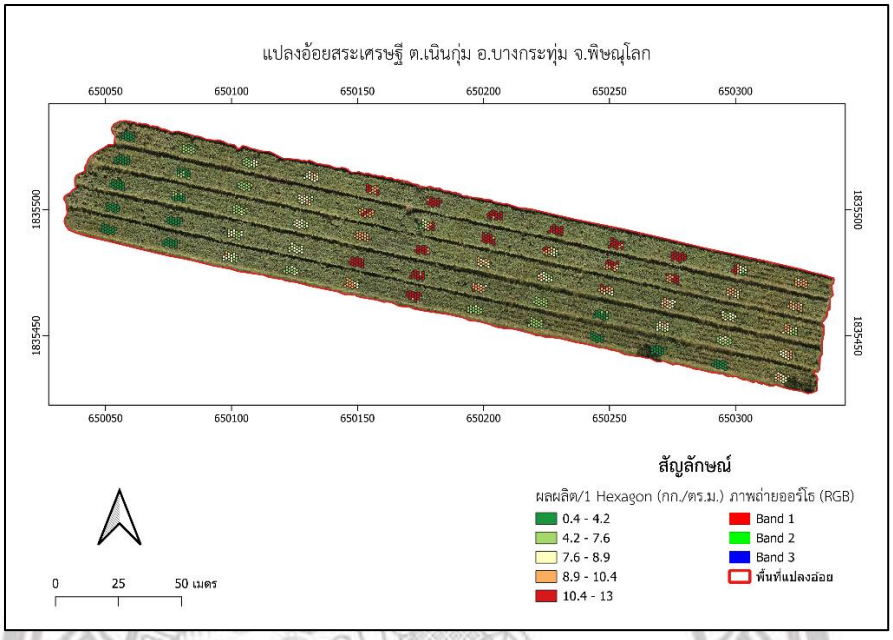
ภาพที่ 4.8 นำเข้าข้อมูล CSV ใน QGIS

ทำการนำเข้าข้อมูล CSV ที่มีน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ครบถ้วนแล้ว มาคำนวณผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และผลผลิตต่อไร่ (กก./ตร.ม.) ใน QGIS



ภาพที่ 4.9 ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และผลผลิตต่อไร่ (กก./ไร่)

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

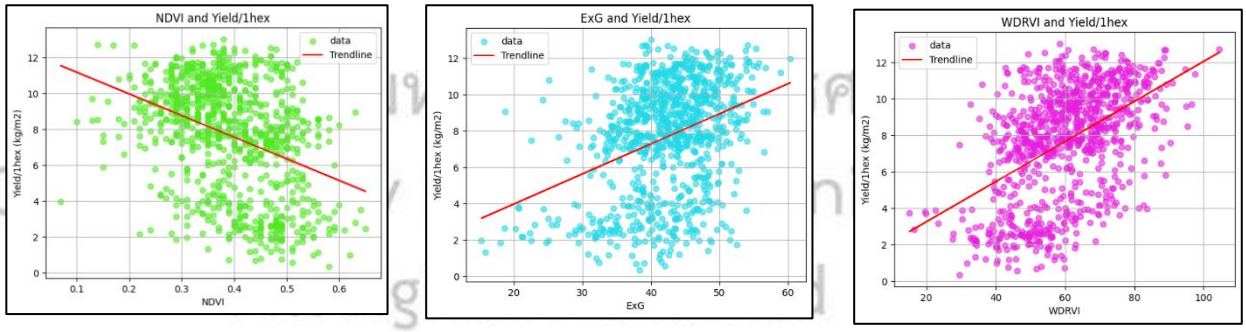


ภาพที่ 4.10 ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) จากพื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม.

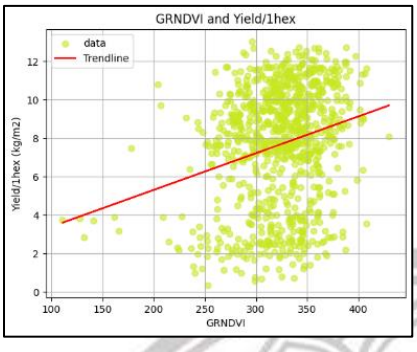
4.4 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression

4.4.1 การหาความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

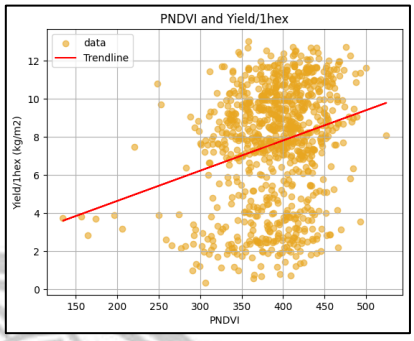
เมื่อได้ข้อมูลดัชนีพืชพรรณที่อยู่ในแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map) จากหัวข้อ 4.2 เรียบร้อยแล้ว ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression ในการหาความสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปร ได้แก่ ดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ซึ่งความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีดังนี้



(ก.) (ข.) (ค.)



(ง.)



(จ.)

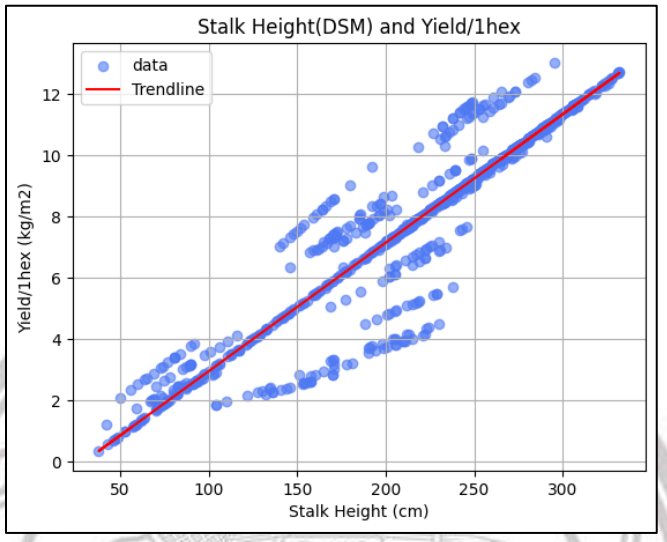
ภาพที่ 4.11 (ก.) ความสัมพันธ์ระหว่าง NDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) (ข.) ความสัมพันธ์ระหว่าง ExG กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) (ค.) ความสัมพันธ์ระหว่าง WDRVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) (ง.) ความสัมพันธ์ระหว่าง GRNDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) (จ.) ความสัมพันธ์ระหว่าง PNDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

ผลลัพธ์ทั้งหมดของดัชนีพืชพรรณ มีดังนี้ ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง NDVI กับ ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.14 RMSE = 2.84 กก./ตร.ม. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง ExG กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.13 RMSE = 2.86 กก./ตร.ม. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง WDRVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.23 RMSE = 2.68 กก./ตร.ม. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง GRNDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.06 RMSE = 2.97 กก./ตร.ม. และค่าความสัมพันธ์ระหว่าง PNDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.06 RMSE = 2.97 กก./ตร.ม.

4.4.2 การหาความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ข้อมูลความสูงของลำอ้อย (ซม.) จากแผนที่หกเหลี่ยมที่ส่งออกมาจาก QGIS เป็นไฟล์ CSV ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression ในการหาความสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปร ได้แก่ ความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ซึ่งความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีดังนี้



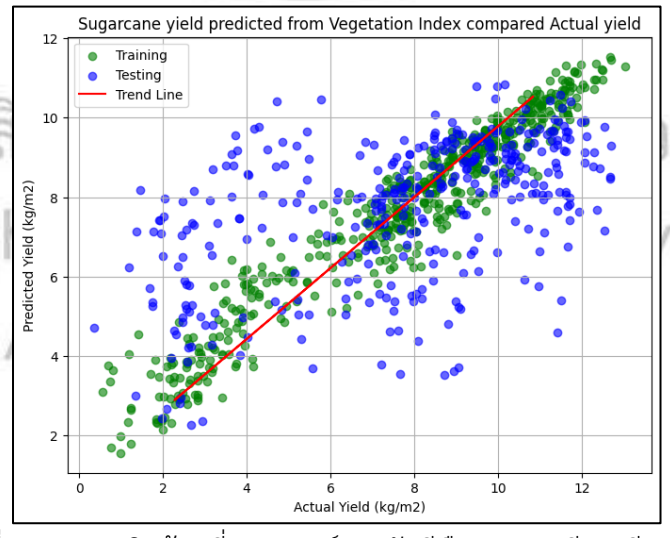
ภาพที่ 4.12 ความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.)

ผลลัพธ์ของความสูงของลำอ้อย คือ ค่าความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับ ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.87 RMSE = 1.10 กก./ตร.ม.

4.5 การวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Random Forest Regression

4.5.1 การคาดการณ์จากตัวแปรดัชนีพืชพรรณ

ในการคาดการณ์ผลผลิต ได้ใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และข้อมูลผลผลิตจริง ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง



ภาพที่ 4.13 ผลผลิตอ้อยที่คาดการณ์จากดัชนีพืชพรรณเปรียบเทียบกับผลผลิตจริง

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
Copyright© by Kasetsart University

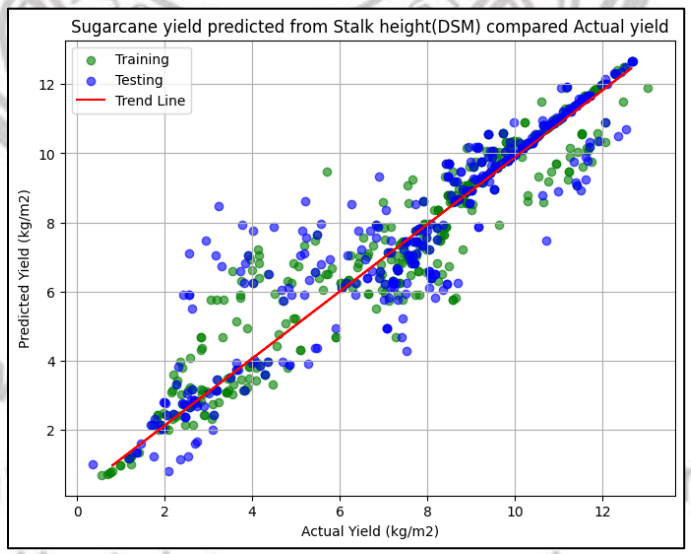
ผลลัพธ์ของการคาดการณ์ผลผลิตโดยใช้ดัชนีพืชพรรณเปรียบเทียบกับผลผลิตจริง คือ มีค่า R^2 = 0.27, RMSE = 2.63 กก./ตร.ม., MAE = 2.07, Importance Features ของแต่ละดัชนีพืชพรรณ ได้แก่ NDVI = 0.13, ExG = 0.22, WDRVI = 0.38, GRNDVI = 0.13 และ PNDVI = 0.14

```
R-squared: 0.2705306375894274
MAE: 2.065102506963788
RMSE: 2.62614247136148 กก./ตร.ม.
Feature: NDVI, Importance: 0.1275
Feature: ExG, Importance: 0.2200
Feature: WDRVI_mean, Importance: 0.3828
Feature: GRNDVI_mea, Importance: 0.1290
Feature: PNDVI_mean, Importance: 0.1407
```

ภาพที่ 4.14 ผลลัพธ์ของการใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณ

4.5.2 การคาดการณ์จากตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.)

ในการคาดการณ์ผลผลิต ได้ใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และข้อมูลผลผลิตจริง ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง



ลิขสิ
Copyrigh rsity
All rights reserved

ภาพที่ 4.15 ผลผลิตอ้อยที่คาดการณ์จากความสูงของลำอ้อย (ซม.) เปรียบเทียบกับผลผลิตจริง

ผลลัพธ์ของการคาดการณ์ผลผลิตโดยใช้ความสูงของลำอ้อย (ซม.) เปรียบเทียบกับผลผลิตจริง คือ มีค่า R^2 = 0.84, RMSE = 1.21 กก./ตร.ม., MAE = 0.76, Importance Features ความสูงของลำอ้อย = 1

```
R-squared: 0.8440197255143335
MAE: 0.7603448420492096
RMSE: 1.2143659890226097 กก./ตร.ม.
Feature: Sugar H(cm, Importance: 1.0000
```

ภาพที่ 4.16 ผลลัพธ์ของการใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 5

บทสรุป

จากการศึกษาการประยุกต์ใช้โดรนมัลติสเปกตรัมและการใช้ Machine Learning ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย ในพื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ศึกษาอ้อยพันธุ์ขอนแก่น 3 ในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงธันวาคม พ.ศ.2566 ในการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มีวิธีการทั้งหมด 3 วิธีการ ได้แก่ 1. Ordinary Least Squares Regression (OLS) 2. Linear Regression 3. Random Forest Regression (RFR)

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

5.1.1 ผลการวิเคราะห์ในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map)

จากการศึกษาการวิเคราะห์แปลงอ้อยในรูปแบบแผนที่หกเหลี่ยม (Hexagon map) ได้ทำการเปรียบเทียบกับรายละเอียดของแปลงอ้อยโดยข้อมูลได้มาจากโรงงานน้ำตาลและผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง ผลปรากฏว่าค่าความสูงของลำอ้อยของแผนที่หกเหลี่ยมได้ความสูงเฉลี่ย 212 เซนติเมตร ส่วนความสูงของลำอ้อยจากข้อมูลภาคสนามเฉลี่ย 216 เซนติเมตร ซึ่งมีความถูกต้อง 98.15 เปอร์เซ็นต์ ค่าเฉลี่ยผลผลิตต่อไร่ของแผนที่หกเหลี่ยมได้ 12.277 ตัน/ไร่ ส่วนเฉลี่ยผลผลิตต่อไร่จากข้อมูลภาคสนามได้ 10.083 ตัน/ไร่ ซึ่งมีความถูกต้อง 78.24 เปอร์เซ็นต์

5.1.2 ผลการวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS)

จากการนำข้อมูลไฟล์ CSV ที่มีข้อมูลความสูงของลำอ้อย (ซม.) และน้ำหนักลำต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ที่มีข้อมูลไม่ครบ มาทำการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Ordinary Least Squares Regression (OLS) ผลปรากฏว่าได้ข้อมูลน้ำหนักต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ครบถ้วน มีค่า R^2 = 0.64 ซึ่งมีค่าความถูกต้องที่สูง เหมาะสำหรับนำไปคำนวณเป็นผลผลิตต่อไป

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

5.1.3 ผลการวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Linear Regression

จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) ได้ผลสรุปดังนี้ 1. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง NDVI กับ ผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.14, RMSE = 2.84 กก./ตร.ม. 2. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง ExG กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.13, RMSE = 2.86 กก./ตร.ม. 3. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง WDRVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.

ม.) มีค่า R^2 = 0.23, RMSE = 2.68 กก./ตร.ม. 4. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง GRNDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.06, RMSE = 2.97 กก./ตร.ม. 5. ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง PNDVI กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่า R^2 = 0.06, RMSE = 2.97 กก./ตร.ม. โดยสรุปแล้วในส่วนของค่าความสัมพันธ์ของดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีดัชนีพืชพรรณ WDRVI มีค่าความถูกต้องมากที่สุด โดยมีค่า R^2 = 0.23, RMSE = 2.68 กก./ตร.ม. และในส่วนของผลการหาความสัมพันธ์ระหว่างความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) มีค่าความถูกต้องที่มากที่สุดเหมาะสมสำหรับการคำนวณการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย มีค่า R^2 = 0.87 RMSE = 1.10 กก./ตร.ม.

5.1.4 ผลการวิเคราะห์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Random Forest Regression

จากการคาดการณ์ผลผลิต กรณีใช้ตัวแปรดัชนีพืชพรรณกับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และข้อมูลผลผลิตจริง ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองผลลัพธ์ของการคาดการณ์ผลผลิตโดยใช้ดัชนีพืชพรรณเปรียบเทียบกับผลผลิตจริง คือ มีค่า R^2 = 0.27, RMSE = 2.63 กก./ตร.ม., MAE = 2.07, Importance Features ของแต่ละดัชนีพืชพรรณ ได้แก่ NDVI = 0.13, ExG = 0.22, WDRVI = 0.38, GRNDVI = 0.13 และ PNDVI = 0.14 ในส่วนของการใช้ตัวแปรตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และข้อมูลผลผลิตจริง ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง ผลลัพธ์ของการคาดการณ์ผลผลิตโดยใช้ความสูงของลำอ้อย (ซม.) เปรียบเทียบกับผลผลิตจริง คือ มีค่า R^2 = 0.84, RMSE = 1.21 กก./ตร.ม., MAE = 0.76, Importance Features ความสูงของลำอ้อย = 1 โดยสรุปแล้วการใช้ตัวแปรความสูงของลำอ้อย (ซม.) กับผลผลิตต่อ 1 Hexagon map (กก./ตร.ม.) และข้อมูลผลผลิตจริง โดยมีค่า R^2 = 0.84, RMSE = 1.21 กก./ตร.ม., MAE = 0.76, Importance Features ความสูงของลำอ้อย = 1 มีค่าความถูกต้องที่มากที่สุดเหมาะสำหรับการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

5.2 อภิปรายผล

Copyright by Naresuan University

ผลของการศึกษาเพื่อคาดการณ์ผลผลิตอ้อยในพื้นที่แปลงอ้อยสระเศรษฐี ตำบลเนินกุ่ม อำเภอบางกระทุ่ม จังหวัดพิษณุโลก ด้วยวิธีการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มีวิธีการทั้งหมด 3 วิธีการ ได้แก่ 1. Ordinary Least Squares Regression (OLS) 2. Linear Regression 3. Random Forest Regression (RFR) ซึ่งพบว่าข้อมูลดัชนีพืชพรรณทั้งหมดมีผลต่อการคาดการณ์ผลผลิตน้อย ส่วนข้อมูลความสูงของลำอ้อย (ซม.) ที่ได้จากการคำนวณ DSM (Digital Surface Model) มีผลต่อการคาดการณ์ผลผลิตมาก

All rights reserved

5.3 ข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยนี้มีข้อผิดพลาดคือ เก็บข้อมูลมาสองครั้ง โดยเก็บข้อมูลเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนธันวาคม ซึ่งในช่วงเดือนนี้คือช่วงเวลาที่อ้อยโตเต็มที่พร้อมตัดเข้าโรงงาน และในการเก็บข้อมูลได้บินโดรนโดยใช้ตั้งค่าแบนด์ RGB, NIR และ Red ซึ่งทำให้มีข้อจำกัดในการคำนวณดัชนีพืชพรรณ ซึ่งงานในอนาคตควรจะทำการเก็บข้อมูลภาคสนามทุกเดือนให้ละเอียดและสุ่มกระจายทั่วทั้งแปลงตั้งแต่ฤดูกาลเพาะปลูกถึงฤดูกาลเก็บเกี่ยว เพื่อเปรียบเทียบค่าดัชนีพืชพรรณว่าอ้อยช่วงเวลาไหนมีการสะท้อนค่าแสงดีที่สุด ทำการตัดเงาจากการสะท้อนแสงเพื่อจะได้ข้อมูลดัชนีพืชพรรณที่แท้จริงมาคำนวณ ซึ่งคาดว่าจะมีแนวโน้มว่าจะทำให้ข้อมูลที่คาดการณ์ผลผลิตอ้อยจะมีความแม่นยำมากขึ้น

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บรรณานุกรม

คมกริช พรหมหากุล, ณัฐพงศ์ เพื่อนสงคราม และคณะ (2019). **“รูปแบบการเปลี่ยนแปลงและคาดการณ์ผลผลิตอ้อยด้วยข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม Landsat และภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ”** ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คมปกรณ์ ไทยเจริญ และ จิระเดช มาจันแดง. (2022). **“การสร้างสมการเพื่อทำนายผลผลิตอ้อยด้วยค่าดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 กรณีศึกษา อำเภอไชยวาน จังหวัดอุดรธานี”** ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม 44150

นางสาวกฤษติกาญจน์ คะรัมย์ และคณะ. (2563). **คู่มือการใช้โดรนถ่ายภาพทางอากาศดัชนีพืชพันธุ์.** มหาวิทยาลัยราชภัฏบุรีรัมย์. จาก https://shorturl.at/ekjet

บริษัท วรุณา (ประเทศไทย) จำกัด. (ม.ป.ป.). **โดรนมัลติสเปกตรัม (Multispectral Drone).** Varuna. จาก https://varuna.co.th/multispectral-drone-analytics-service

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ธนกร ณรงค์วานิช. (2560). **พระราชบัญญัติเดินอากาศ พ.ศ. 2497 กับ อากาศยานไร้คนขับ**. Mreport. จาก https://www.mreport.co.th/news/government-news/209-Drone-Air-Navigation-Act-Thailand

โพธิวุฒิ บุญเรือง, ชยันต์ ภักดีไทย และคณะ (2021). **“การประเมินภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับสำหรับประมาณผลผลผลิตอ้อย”** แก่นเกษตร KHON KAEN AGRICULTURE JOURNAL. มหาวิทยาลัยขอนแก่น

พงศ์ หลวงมูล และ ถาวร อ่อนประไพ. (2021). **“การประมาณผลผลิตข้าวด้วยค่าดัชนีพืชพรรณ โดยใช้ข้อมูลภาพแบบหลายช่วงคลื่นจากอากาศยานไร้คนขับ”** ภาควิชาพืชศาสตร์และปฐพีศาสตร์ คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ จ. เชียงใหม่ 50200

ภูมิชัย ตรัยดลานนท์ และ เกียรติศักดิ์ แสงประดิษฐ์. (2023). **“การประมาณค่าผลผลิตของข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ด้วยภาพถ่ายทางอากาศร่วมกับดัชนี พืชพรรณ NDVI”** Journal of Applied Research on Science and Technology (JARST), Vol 22, Issue 1, 2023. สาขาวิชาวิศวกรรมการเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี จ.ปทุมธานี 12110

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

มิตรผลโมเดิร์นฟาร์ม. (31 สิงหาคม 2563). **พันธุ์อ้อยที่เหมาะสมในแต่ละพื้นที่.** Mitr Phol ModernFarm. จาก https://www.mitrpholmodernfarm.com/news/2020/08

Cyber Elite. (30 กันยายน 2565). **Machine Learning เทคโนโลยีประโยชน์ครอบจักรวาล.** จาก https://www.cyberelite.co.th/blog/machine-learning/

Depa. (ม.ป.ป.). **โดรนกับเกษตรไทย Tech Series: Drone for Smart Farming**. จาก https://www.depa.or.th/th/article-view/tech-series-drone-smart-farming

Depa. (ม.ป.ป.). **การสำรวจข้อมูลระยะไกล เพื่อเกษตรแม่นยำ ด้วยเทคโนโลยี Remote Sensing.** จาก https://www.depa.or.th/th/article-view/remote-sensing-20210903

Inti Luna, Agustín Lobo. (2016). **"Mapping Crop Planting Quality in Sugarcane from UAV Imagery: A Pilot Study in Nicaragua"** Evolo Company, Reparto San Juan 142-A, Managua, Nicaragua

Jaturong Som-ard, Mohammad Dalower Hossain et al., (2018). **"Pre-harvest Sugarcane Yield Estimation Using UAV-Based RGB Images and Ground Observation"** Sugar Tech. Department of Geography, Faculty of Humanities and Social Sciences, Mahasarakham University

Pacharee Toorakidsana. (25 พฤษภาคม 2564). **Python คืออะไร? เป็นภาษาที่ง่ายที่สุดจริงหรือ?.** Skooldio. จาก https://blog.skooldio.com/what-is-python/

Sumech K.C., Sarawut Ninsawat, Jaturong Som-ard, (2020). **"Integration of RGB-based vegetation index, crop surface model and object-based image analysis approach for sugarcane yield estimation using unmanned aerial vehicle"** Computers and Electronics in Agriculture. Department of Geography, Faculty of Humanities and Social Sciences, Mahasarakham University

Sharareh Akbarian, Mostafa Rahimi Jamnani et al., (2023). **"Plot level sugarcane yield estimation by machine learning on multispectral images: A case study of Bundaberg, Australia"** INFORMATION PROCESSING IN AGRICULTURE. School of Civil and

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

Environmental Engineering, University of New South Wales, Oval Ln, Kingsford, NSW 2052, Australia

Sharareh Akbarian, Chengyuan Xu et al., (2022). **“Sugarcane yields prediction at the row level using a novel cross-validation approach to multi-year multispectral images”** INFORMATION PROCESSING IN AGRICULTURE. School of Civil and Environmental Engineering, University of New South Wales, Oval Ln, Kingsford, NSW 2052, Australia

Wikipedia. (23 August 2024). **Hex map.** จาก https://shorturl.at/7LTvq

Yok Thanawan. (2567). **Machine learning (ML) คืออะไร? เทคโนโลยีที่องค์กรต้องรู้**. Disruptignite. จาก https://www.disruptignite.com/blog/machine-learning

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาคผนวก ก การเก็บข้อมูลภาคสนาม

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

การเก็บข้อมูลภาคสนาม

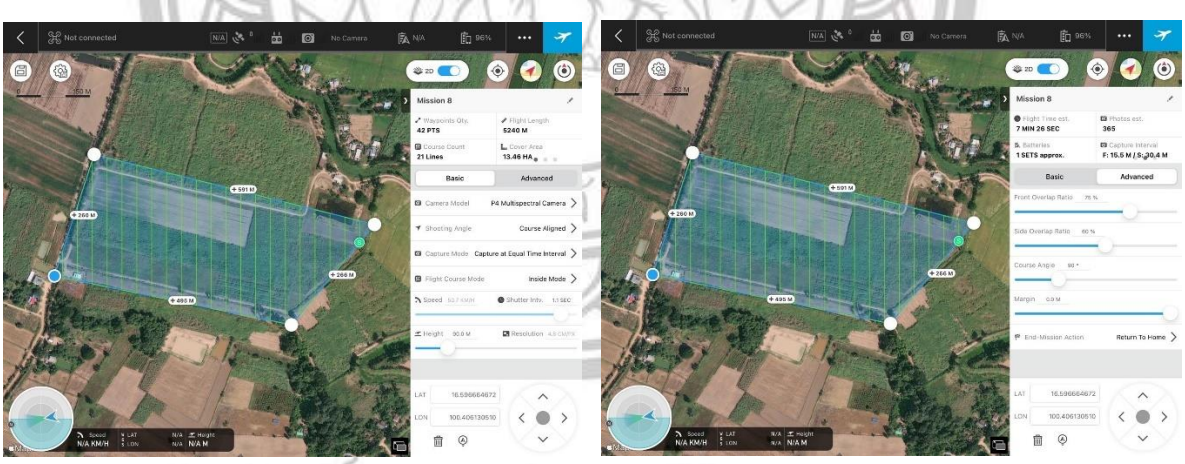
เก็บข้อมูลความยาวลำของอ้อย วัดเส้นผ่าศูนย์กลาง และชั่งน้ำหนักลำแบบสุ่ม

ติดตั้ง D-RTK 2 GNSS Mobile Station และวางจุด GCPs 10 จุดรอบพื้นที่ศึกษา

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประกอบโดรนมัลติสเปกตรัมเพื่อเตรียมพร้อมในการบิน

ทำการวางแผนการบิน



โปรแกรม DJI GS PRO

1. วาดพื้นที่ศึกษาให้ครอบคลุม
2. เลือกกล้องเป็น P4 Multispectral Camera
3. เลือก Course Aligned เป็นมุมถ่ายภาพตามองศาที่เราตั้งค่า
4. เลือก Capture at Equal Time Interval เพื่อให้โดรนบินถ่ายโดยไม่ต้องหยุด
5. เลือก Inside Mode เพื่อความรวดเร็วและประหยัดแบตเตอรี่
6. ประเมินพื้นที่และปรับความสูงตามต้องการ (ต้องสูงกว่าต้นไม้)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

7. ในแถบ Advanced ปรับ Front lap, Side lap ตามต้องการ (ยิ่งซ้อนทับกันมากภาพจะมีความคมชัดความถูกต้องสูง โดยค่าพื้นฐาน Front lap 80%, Side lap 70%)
8. ปรับ Course Angle เป็น 90° เพื่อให้ตรงถ่ายลงมาเป็นแนวดิ่ง
9. ปรับ Margin เป็น 0 เมตร
10. ปรับ End-Mission Action เป็น Return To Home เมื่อเสร็จภารกิจโดรนจะยกตัวขึ้นสูงแล้วจะกลับมายังจุดปล่อยตัว
11. ถ้าเชื่อมต่อกับโดรนในแถบด้านซ้ายบนจะขึ้นชื่อโดรน และจะแจ้งเตือนเป็นแถบสีแดง เช่น เชื่อมต่อกับ GNSS RTK, Calibrate Compass เป็นต้น
12. เช็คความถูกต้อง เมื่อเรียบร้อยคลิกที่รูปเครื่องบินสีฟ้าด้านบนขวา เพื่อเริ่มทำการบิน

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

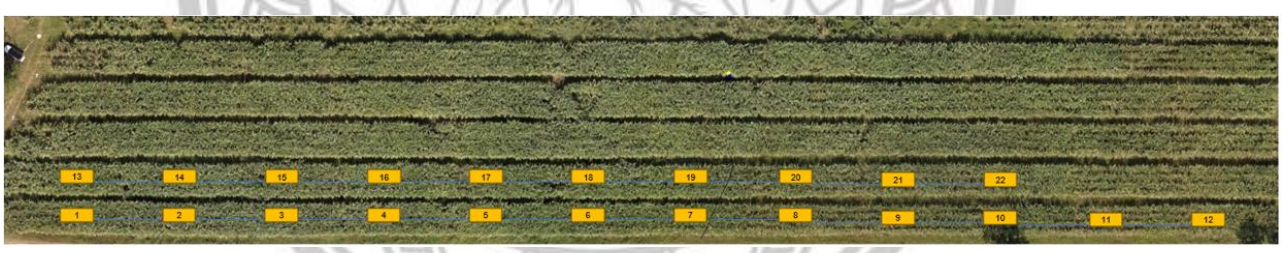
ตารางการเก็บข้อมูลภาคสนามและการสอบถามจากโรงงานน้ำตาลหรือผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง

ลำดับ	จำนวนลำ/28.8 ตร.ม.	ความยาวลำ (ซม.)	นน./พท. (กก./28.8 ตร.ม.)	จำนวนลำ/1 ตร.ม.	นน.ลำเดี่ยว (กก./ลำ)	ผลผลิต/ไร่	เส้นผ่าศูนย์กลาง (ซม.)	รัศมี (ซม.)	พื้นที่วงกลม (ตร.ซม.)	ปริมาตร (ลบ.ซม.)	นน. 1 ลบ.ซม. (กรัม)
1	155	265	223	7.743	1.439	12,389	2.530	0.403	0.510	135.051	10.653
2	160	225	187.6	6.514	1.173	10,422	2.982	0.475	0.708	159.321	7.359
3	180	258	265.6	9.222	1.476	14,756	2.752	0.438	0.603	155.394	9.496
4	160	225	230.4	8	1.440	12,800	2.844	0.453	0.644	145.098	9.924
5	130	268	211	7.326	1.623	11,722	2.834	0.451	0.639	171.574	9.460
6	170	257	249.8	8.674	1.469	13,878	3.017	0.480	0.725	185.966	7.901
7	130	169	165	5.729	1.269	9,167	2.895	0.461	0.667	112.770	11.255
8	130	185	126.8	4.403	0.975	7,044	2.815	0.448	0.631	116.929	8.342
9	116	161	94.4	3.278	0.814	5,244	2.916	0.464	0.677	108.963	7.469
10	110	185	98.8	3.434	0.898	5,489	2.968	0.473	0.701	129.498	6.936
11	105	208	88.2	3.063	0.840	4,900	3.216	0.512	0.823	171.232	4.906
12	170	178	190.8	6.625	1.122	10,600	2.503	0.399	0.499	88.772	12.643
13	120	221	157	5.451	1.308	8,722	2.887	0.460	0.664	146.899	8.906
14	115	228	148.4	5.153	1.290	8,244	2.725	0.434	0.591	134.599	9.587
15	151	234	227	7.882	1.503	12,611	2.926	0.466	0.682	159.517	9.424
16	155	253	217.2	7.542	1.401	12,067	2.827	0.450	0.636	160.734	8.718
17	160	236	241.2	8.375	1.508	13,400	3.066	0.488	0.748	176.394	8.546
18	140	232	234	8.125	1.671	13,000	2.708	0.431	0.584	135.489	12.336
19	135	180	193.4	6.715	1.433	10,744	2.666	0.425	0.566	101.860	14.064
20	135	180	158.2	5.493	1.172	8,789	2.716	0.432	0.587	105.716	11.085
21	110	180	103.6	3.597	0.942	5,756	2.836	0.432	0.640	115.264	8.171
AVG	139.86	216	181.46	6.302	1.275	10,083	2.839	0.452	0.644	138.907	9.390

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ตารางข้อมูลผลผลิตจริงจากโรงงานน้ำตาลและผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง

เฉพาะพื้นที่อ้อย	6.75 ไร่
อ้อยทั้งแปลง	8 ไร่
อ้อย 1 แถว	1.8 เมตร
พันธุ์ขอนแก่น 3 เวลา 13 เดือน	9.8 ตัน/ไร่
จำนวนลำต่อ 1 ตารางเมตร	4.86 ลำ/ตร.ม.
ผลผลิตจากรถตัด	9 ตัน/ไร่
ผลผลิตจากการวัด	10 ตัน/ไร่
อ้อยเข้าโรงงาน	8 ตัน/ไร่
ผลผลิตทั้งหมด	70 ตัน



พื้นที่ตัวอย่าง 28.8 ตร.ม. (3.6 x 8 ม.)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ - ชื่อสกุล วีรภัทร นวลอินทร์

วัน เดือน ปีเกิด 26 พฤศจิกายน 2545

ที่อยู่ปัจจุบัน 51 หมู่ 11 ตำบลคณฑี อำเภอเมืองกำแพงเพชร จังหวัดกำแพงเพชร 62000

ประวัติการศึกษา

พ.ศ.2564 - ปัจจุบัน ระดับอุดมศึกษา วท.บ. สาขาภูมิศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร อำเภอเมืองพิษณุโลก จังหวัดพิษณุโลก 65000 เกรดเฉลี่ย 3.56

พ.ศ.2561 – 2563 ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (ห้องเรียนพิเศษ SMTE) โรงเรียนเฉลิมพระเกียรติสมเด็จพระศรีนครินทร์ กำแพงเพชร ตำบลบ้านไร่ อำเภอเมืองกำแพงเพชร จังหวัดกำแพงเพชร 62000

พ.ศ.2558 – 2560 ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โรงเรียนเฉลิมพระเกียรติสมเด็จพระศรีนครินทร์ กำแพงเพชร ตำบลบ้านไร่ อำเภอเมืองกำแพงเพชร จังหวัดกำแพงเพชร 62000

พ.ศ.2552 – 2557 ระดับประถมศึกษา โรงเรียนปราสาทอนุสรณ์ ตำบลคณฑี อำเภอเมืองกำแพงเพชร จังหวัดกำแพงเพชร 62000

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

การเข้าร่วมกิจกรรม

1. เข้าร่วมการแข่งขันโครงการเส้นทางสู่นวัตวณิชย์ ครั้งที่ 11 (Research to Market NU2023)
2. เข้าร่วมการแข่งขันโครงการ TESA TOPGUN RALLY ครั้งที่ 17 ปี 2566 ณ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

ประวัติผู้วิจัย (ต่อ)

3. เข้าร่วมการอบรมเชิงปฏิบัติการ หลักสูตรการประเมินพื้นที่เพาะปลูกและติดตามผลผลิตด้วยเทคโนโลยีอวกาศ สำหรับผู้ประกอบการอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาล ปี 2566
4. เข้าร่วมการประชุมพัฒนาโจทย์เร่งด่วนด้านอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาล ปี 2567
5. ได้รับรางวัลยอดเยี่ยม ประเภทการจัด Visual hierarchy and layout โครงการประกวดออกแบบแผนที่ภูมิศาสตร์ ครั้งที่ 1 ปี 2566
6. เป็นผู้จัดโครงการพัฒนาทักษะการเรียนรู้ตลอดชีวิต อุทยานแห่งชาติภูหินร่องกล้า ปี 2565
7. เข้าร่วมการอบรมเชิงปฏิบัติการหัวข้อ การประยุกต์ใช้งาน GIS ร่วมกับ Drone Multi-spectral camera สำหรับ Smart Farming
8. เข้าร่วมเวทีเสวนา หัวข้อ เทคโนโลยีโดรนกับการทำเกษตรสมัยใหม่
9. เข้าร่วมการเรียนรู้นอกห้องเรียนด้วยการออกภาคสนาม ณ สถานีปฏิบัติการบึงราชนก มหาวิทยาลัยนเรศวร โดยใช้ Trimble GNSS RTK ทำการพิกัด GCPs และถ่ายภาพจากโดรน Multispectral Camera เมื่อวันที่ 29 ตุลาคม พ.ศ.2567
10. เข้าร่วมการเรียนรู้นอกห้องเรียนโดยการถ่ายภาพจากโดรน Multispectral Camera เพื่อวิเคราะห์ความถูกต้องของพื้นที่คณะเกษตรศาสตร์ ทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม เมื่อวันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2567
11. ดำรงตำแหน่งกรรมการชมรมภูมิศาสตร์

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved