

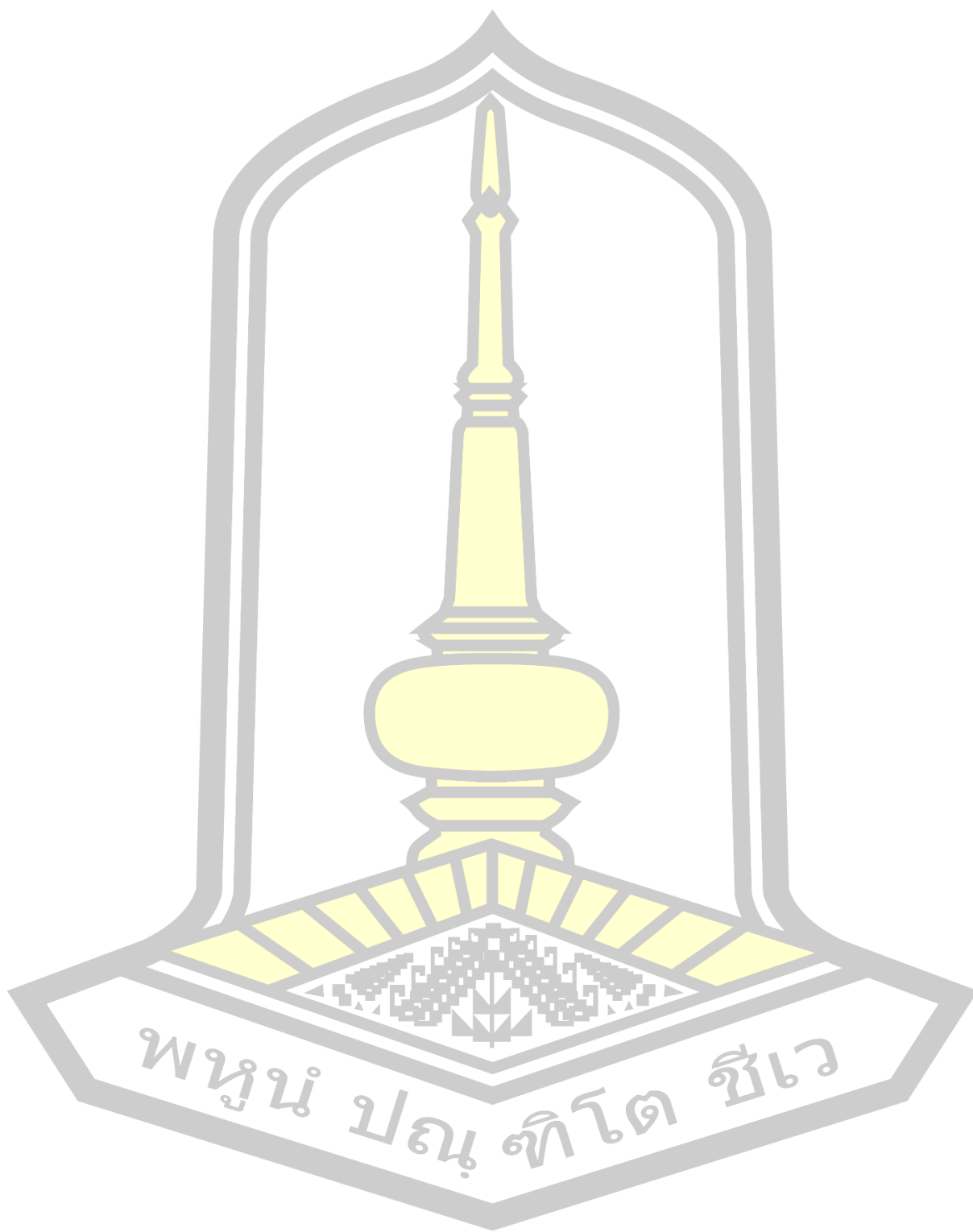


การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ

วิทยานิพนธ์
ของ
รัฐพงษ์ ม่วงประโคน

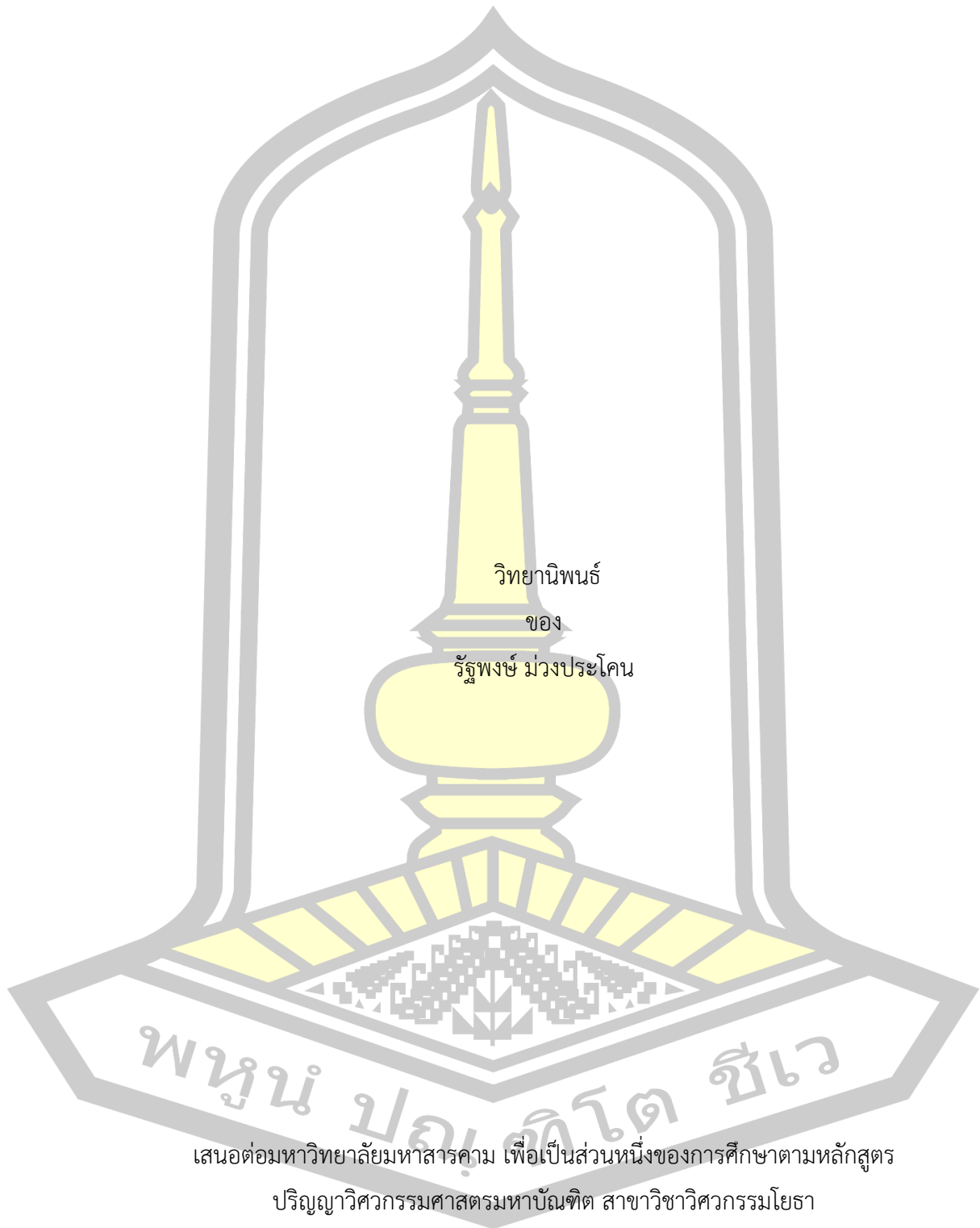
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา
กุมภาพันธ์ 2564

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



พญูน์ ปณุ ทิต สวีเว

การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ



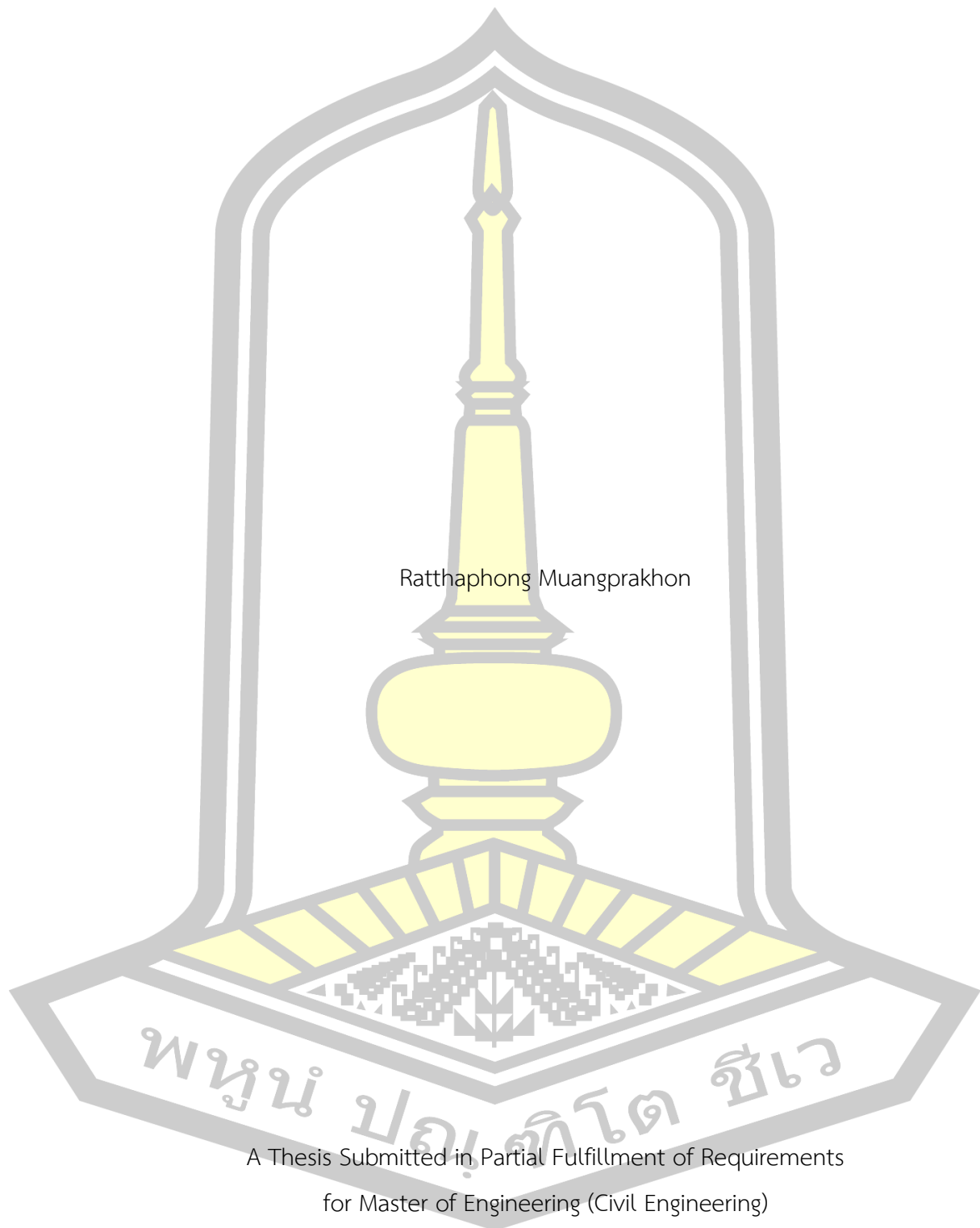
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา

กุมภาพันธ์ 2564

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Rice growth monitoring and yield prediction using UAV remote sensing



Ratthaphong Muangprakhon

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Engineering (Civil Engineering)

February 2021

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายรัฐพงษ์ ม่วงประโคน
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. สมพินิจ เหมืองทอง)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. ศิวา แก้วปลั่ง)

กรรมการ

(ผศ. ดร. รัตนา หอมวิเชียร)

กรรมการ

(ศ. ดร. อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

(รศ. ดร. เกียรติศักดิ์ ศรีประทีป)

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ		
ผู้วิจัย	รัฐพงษ์ ม่วงประโคน		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศิวิภา แก้วปลั่ง		
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิศวกรรมโยธา
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2564

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการศึกษานี้เพื่อศึกษาและพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) ที่ติดตั้งกล้องเซนเซอร์ RGB และ RGN ในการบันทึกภาพ โดยใช้ค่าการสะท้อนแสงของช่วงคลื่น Red, Green, Blue, NIR และแบบจำลองความสูง (DEM) จากภาพ ร่วมกับคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว เพื่อศึกษาพัฒนาแบบจำลองประมาณค่าความสูง ค่าดัชนีพื้นที่ใบ ค่าคลอโรฟิลล์ ค่าชีวมวล และผลผลิต โดยพิจารณาภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบป่าสุ่ม และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลอง ผลการศึกษาพบว่า การใช้ข้อมูลจากภาพ RGB เพียงอย่างเดียว ให้ความถูกต้องไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลจากภาพ RGB และ RGN ร่วมกัน สำหรับแบบจำลองประมาณค่าความสูงให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.14 เมตร จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.81 และ RMSE เท่ากับ 1.91 จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในหน่วย SPAD ให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.50 และ RMSE เท่ากับ 3.07 จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบจำลองทำนายผลผลิตให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 40.42 กิโลกรัมต่อไร่ จากข้อมูลภาพถ่ายระยะเมล็ดเป็นน้านมและแป้ง ที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป และแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล ในระยะออกดอก ระยะเมล็ดเป็นน้านมและแป้ง และระยะเมล็ดสุกครบกำหนดเก็บเกี่ยว ให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.79 กิโลกรัมต่อไร่ จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป ส่วนแบบจำลอง

ประมาณค่าชีวมวล ในระยะก่อนแตกกอ ระยะแตกกอ และระยะเริ่มสร้างดอกอ่อนนั้น การใช้ข้อมูลจากภาพ RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องที่ดีกว่าการใช้ข้อมูลจากภาพ RGB เพียงอย่างเดียวอย่างเห็นได้ชัด โดยมีค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.85 และ RMSE เท่ากับ 217.36 กิโลกรัมต่อไร่ จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นที่ปลูกขนาด 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งคาดการณ์ว่าวิธีการและผลการศึกษานี้สามารถใช้เป็นแนวทางในการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับได้

คำสำคัญ : อากาศยานไร้คนขับ, การประมาณผลผลิต, ข้าว, ระยะพื้นที่ปลูก, การติดตามการเจริญเติบโต



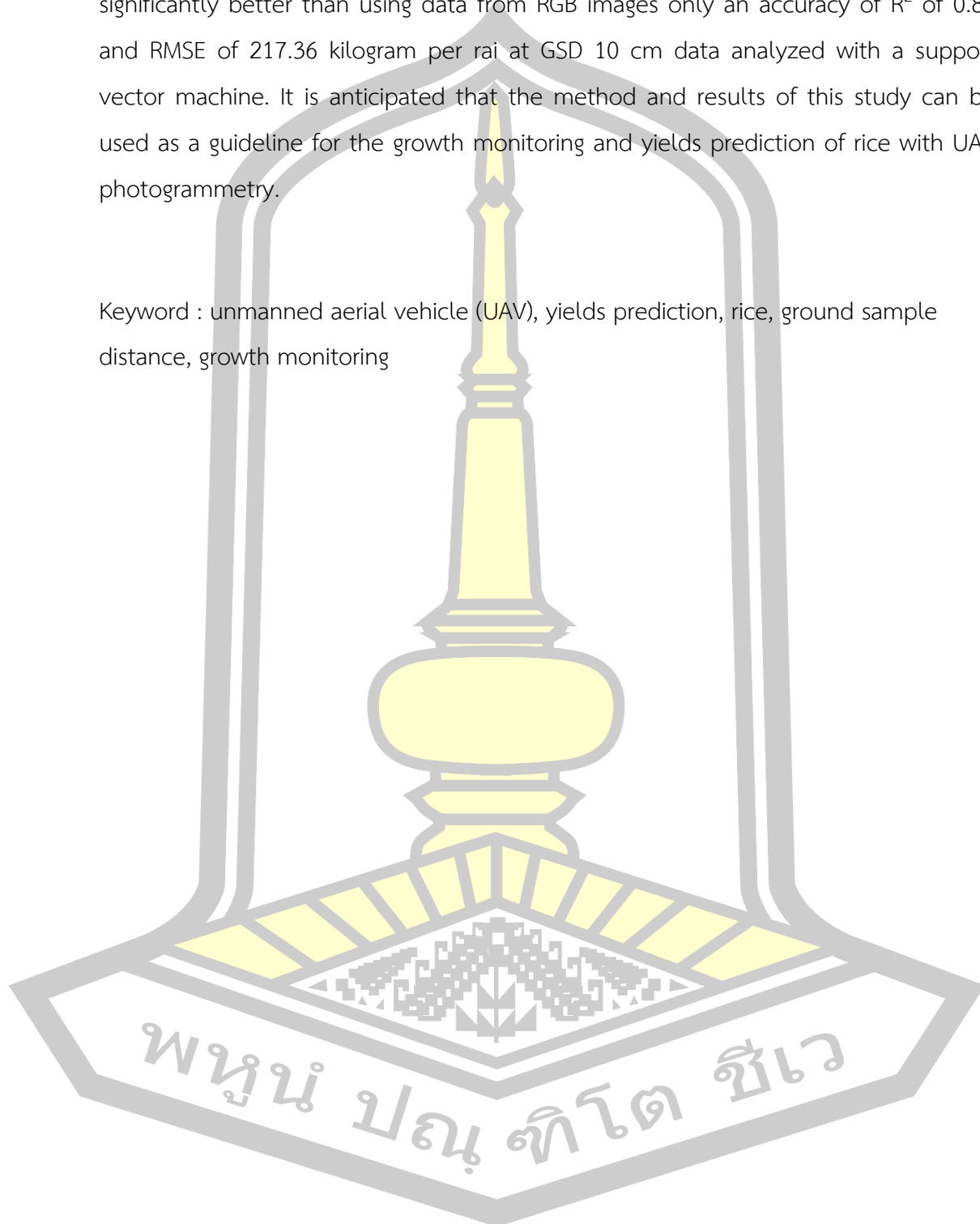
TITLE	Rice growth monitoring and yield prediction using UAV remote sensing		
AUTHOR	Ratthaphong Muangprakhon		
ADVISORS	Assistant Professor Siwa Kaewplang , Ph.D.		
DEGREE	Master of Engineering	MAJOR	Civil Engineering
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2021

ABSTRACT

The objective of this study was to study and develop a model of rice growth monitoring and yields prediction by unmanned aerial vehicle (UAV), which equipped with a RGB and RGN sensor cameras that using reflectance spectrum of Red, Green, Blue, NIR and digital elevation model (DEM), were used in conjunction with various properties of rice to develop a model estimation the height, leaf area index (LAI) chlorophyll (SPAD unit), biomass and yield. The consider images at ground sample distance (GSD) sizes of 5, 10, 25, 50, 100 and 200 centimeters, the analyzing model with a mathematical algorithm generalized linear models, random forest, and support vector machine to compare the capabilities of the models. The study found that using only data from RGB images the accuracy was not different from data from RGB and RGN images together for the estimate of height an accuracy of R^2 of 0.74 and RMSE of 0.14 meter at GSD 25 cm data analyzed with a generalized linear model. The estimate of Leaf area index (LAI) an accuracy of R^2 of 0.81 and RMSE of 1.91 at GSD 25 cm data analyzed with a generalized linear model. The estimate of chlorophyll in SPAD units an accuracy of R^2 of 0.50 and RMSE of 3.07 at GSD 50 cm data analyzed with a support vector machine. The estimate of yields an accuracy of R^2 of 0.79 and RMSE of 40.42 kilogram per rai at milky and dough stage and at GSD 50 cm data analyzed with a generalized linear model. The estimate of Biomass in Flowering stage, Milky and Dough stage, and Maturity stage an accuracy of R^2 of 0.77 and RMSE of 351.79 kilogram per rai at GSD 5 cm data analyzed with a generalized linear model. The estimate of Biomass in initial tillering stage, tillering stage and

panicle initiation stage, the combination of data from RGB and RGN images is significantly better than using data from RGB images only an accuracy of R^2 of 0.85 and RMSE of 217.36 kilogram per rai at GSD 10 cm data analyzed with a support vector machine. It is anticipated that the method and results of this study can be used as a guideline for the growth monitoring and yields prediction of rice with UAV photogrammetry.

Keyword : unmanned aerial vehicle (UAV), yields prediction, rice, ground sample distance, growth monitoring



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยการให้ความช่วยเหลือแนะนำของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศิวา แก้วปลั่ง ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำข้อคิดเห็นตรวจสอบและแก้ไขร่างวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พีระยศ แข็งขัน ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาด้านการเกษตร ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำความรู้ในด้านการเกษตรมาโดยตลอด ผู้เขียนจึงขอกราบพระคุณไว้ ณ โอกาสนี้

ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สมพินิจ เหมืองทอง ที่กรุณาให้เกียรติเป็นประธานโดยมี ศาสตราจารย์ ดร. อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. รัตนา หอมวิเชียร เป็นกรรมการในการสอบวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้กรุณาตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้ถูกต้องสมบูรณ์ยิ่งขึ้น ผู้เขียนขอขอบคุณสำนักงานพัฒนาการวิจัยการเกษตร (องค์การมหาชน) ที่ได้มอบทุนวิจัยสนับสนุนทุนวิจัยบัณฑิตศึกษาด้านการเกษตรและอุตสาหกรรมเกษตรจาก ประจำปีงบประมาณ 2563 รวมถึงบุคคลที่ให้ความช่วยเหลือในการดำเนินการวิจัย เจ้าที่และนิสิตสาขาวิชาเทคโนโลยีการเกษตร คณะเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่สนับสนุนเรื่องพื้นที่การศึกษาและอำนวยความสะดวกในการเก็บข้อมูลภาคสนาม เจ้าหน้าที่บัณฑิตมหาวิทยาลัยมหาสารคาม ทุกท่านที่ให้ความสะดวกด้านอำนวยความสะดวก และประสานงาน ในการทำวิทยานิพนธ์ให้ผู้เขียนมาโดยตลอดจนค้นคว้าหาข้อมูลในการจัดทำวิทยานิพนธ์ของผู้เขียนครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ท้ายนี้ผู้เขียนขอน้อมรำลึกถึงอำนาจบารมีของคุณพระศรีรัตนตรัย และสิ่งศักดิ์สิทธิ์ทั้งหลายที่อยู่ในสากลโลก อันเป็นที่พึ่งให้ผู้เขียนมีสติปัญญาในการจัดทำวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ผู้เขียนขอให้เป็นกตเวทิตาแต่บิดา มารดา ครอบครัวของผู้เขียน ตลอดจนผู้เขียนหนังสือ และบทความต่าง ๆ ที่ให้ความรู้แก่ผู้เขียนจนสามารถให้ความรู้แก่ผู้เขียนจนสามารถให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี

รัฐพงษ์ ม่วงประโคน

พนุน ปณ ทัต ชีเว

สารบัญ

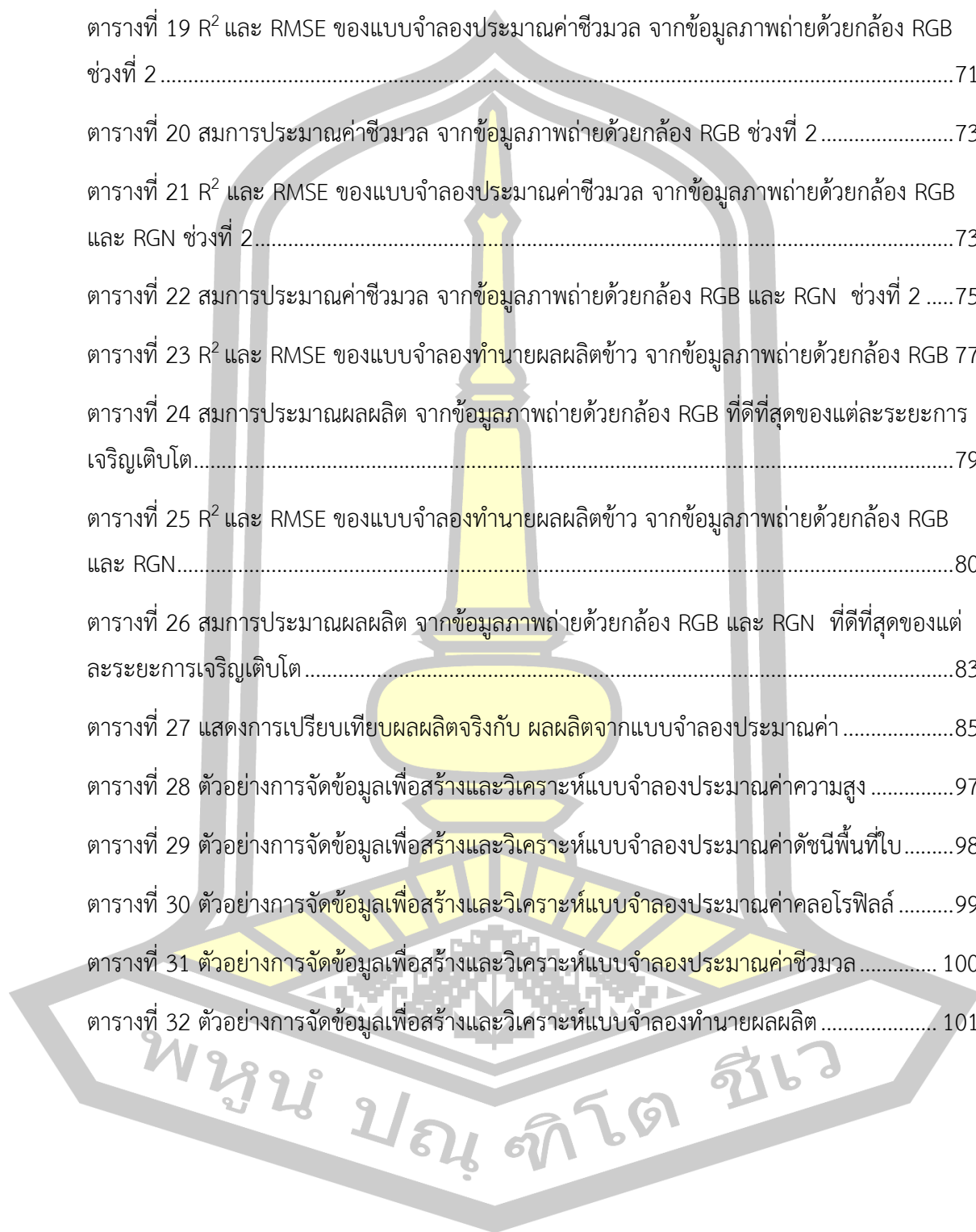
	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ฉ
กิตติกรรมประกาศ.....	ช
สารบัญ.....	ฌ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพ.....	ท
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของการทำการศึกษา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	3
1.3 ขอบเขตและข้อจำกัดของการวิจัย.....	3
1.4 สถานที่ทำการวิจัย.....	3
1.5 ผลที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 ข้าว (Rice).....	4
2.2 การสำรวจระยะไกล (Remote Sensing).....	7
2.3 การรังวัดด้วยภาพ (photogrammetry).....	9
2.4 ภาพถ่ายทางอากาศ (Aerial photograph).....	10
2.5 ดัชนีสี (Color index).....	16
2.6 ดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์มัลไลซ์ (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI).....	17
2.7 ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM).....	18

2.8 ป่าสุ่ม (Random forest).....	20
2.9 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM).....	20
2.10 รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (Root Mean Square Error: RMSE).....	22
2.11 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R ²).....	22
2.12 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	23
บทที่ 3 วิธีดำเนินการศึกษา.....	25
3.1 พื้นที่ศึกษา.....	25
3.2 อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา.....	26
3.3 การเก็บข้อมูล ภาคสนาม.....	29
3.4 การประมวลผลภาพ.....	34
3.5 การวิเคราะห์ข้อมูล.....	36
บทที่ 4 ผลการศึกษา.....	38
4.1 ผลการวิเคราะห์ความสูงต้นข้าว.....	38
4.2 ผลการวิเคราะห์ดัชนีพื้นที่ใบ.....	46
4.3 ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์.....	53
4.4 ผลการวิเคราะห์ค่าชีวมวล.....	61
4.5 ผลการวิเคราะห์ผลผลิต.....	76
บทที่ 5 อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ.....	86
5.1 อภิปรายผลการศึกษา.....	86
5.2 สรุปผลการศึกษา.....	88
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	91
บรรณานุกรม.....	92
ภาคผนวก.....	97
ประวัติผู้เขียน.....	123

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 ตัวอย่างความแปรปรวนของการแจกแจงที่อยู่ในวงศ์ชี้กำลัง (Exponential Family)	19
ตารางที่ 2 วันที่ลงเก็บข้อมูลภาคสนาม	30
ตารางที่ 3 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	40
ตารางที่ 4 สมการประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	42
ตารางที่ 5 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN.....	43
ตารางที่ 6 สมการประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน	45
ตารางที่ 7 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	48
ตารางที่ 8 สมการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	50
ตารางที่ 9 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า LAI จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน.....	50
ตารางที่ 10 สมการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN.....	52
ตารางที่ 11 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า SPAD จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	55
ตารางที่ 12 สมการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	57
ตารางที่ 13 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	58
ตารางที่ 14 สมการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน.....	60
ตารางที่ 15 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 1	63
ตารางที่ 16 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 1	65
ตารางที่ 17 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ช่วงที่ 1	66

ตารางที่ 18 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 1.....	68
ตารางที่ 19 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 2.....	71
ตารางที่ 20 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 2.....	73
ตารางที่ 21 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 2.....	73
ตารางที่ 22 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 2.....	75
ตารางที่ 23 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	77
ตารางที่ 24 สมการประมาณผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่ดีที่สุดของแต่ละระยะการเจริญเติบโต.....	79
ตารางที่ 25 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN.....	80
ตารางที่ 26 สมการประมาณผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ที่ดีที่สุดของแต่ละระยะการเจริญเติบโต.....	83
ตารางที่ 27 แสดงการเปรียบเทียบผลผลิตจริงกับ ผลผลิตจากแบบจำลองประมาณค่า.....	85
ตารางที่ 28 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าความสูง.....	97
ตารางที่ 29 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ.....	98
ตารางที่ 30 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์.....	99
ตารางที่ 31 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าชีวมวล.....	100
ตารางที่ 32 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองทำนายผลผลิต.....	101



สารบัญภาพ

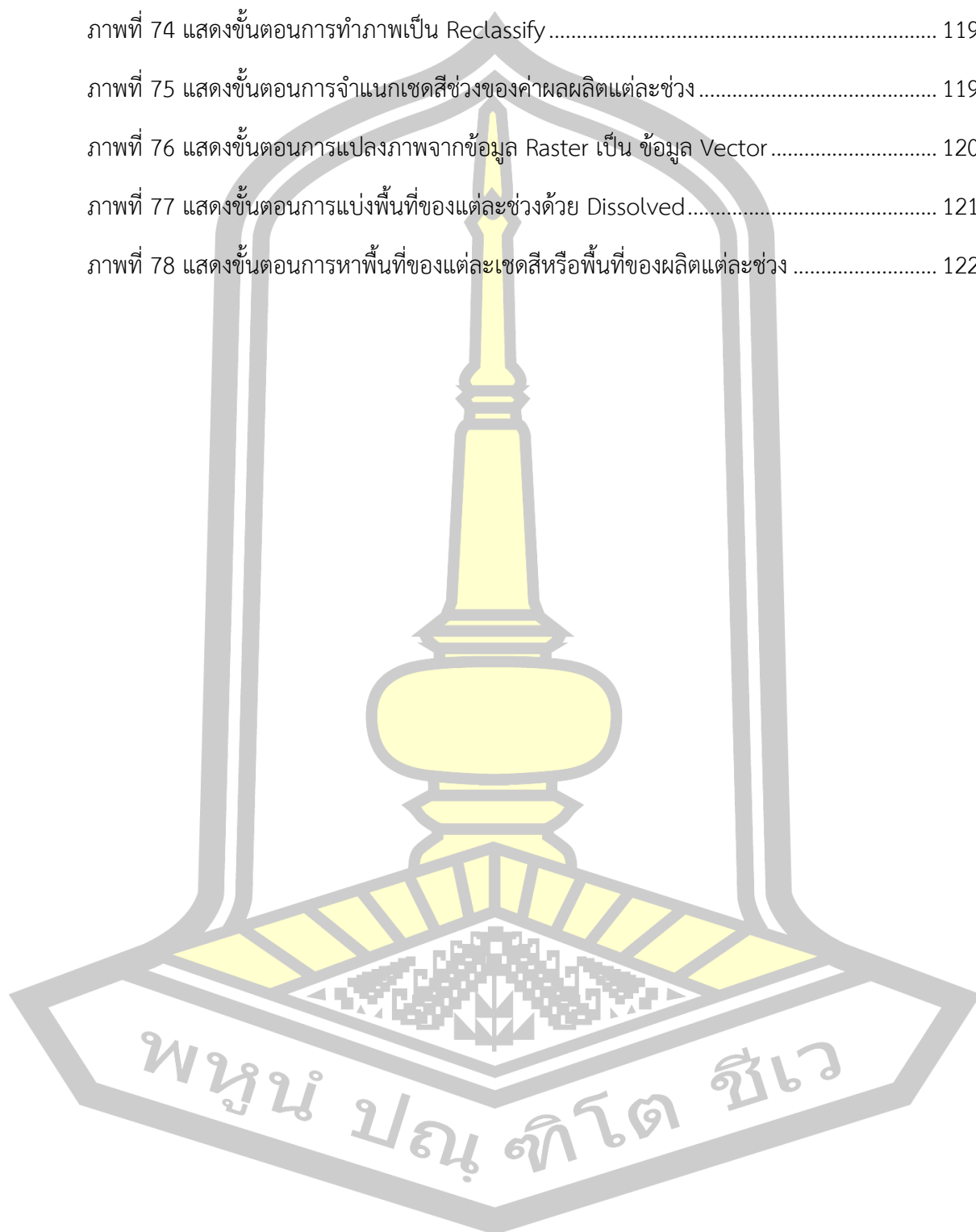
	หน้า
ภาพที่ 1 ลักษณะของข้าว.....	5
ภาพที่ 2 ลักษณะข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105.....	7
ภาพที่ 3 ลักษณะการสำรวจระยะไกล.....	8
ภาพที่ 4 กระบวนการสำรวจข้อมูลระยะไกล.....	9
ภาพที่ 5 ลักษณะภาพถ่ายทางอากาศ.....	11
ภาพที่ 6 แบบจำลองภาพถ่ายดิ่งกับภาพถ่ายเฉียง.....	12
ภาพที่ 7 ภาพที่อยู่ชิดกันในแต่ละแนวนบิน “ส่วนซ้อน” (End lap/Overlap).....	13
ภาพที่ 8 การเหลื่อมกันของภาพถ่ายทางอากาศ.....	13
ภาพที่ 9 การเหลื่อมกันของภาพถ่ายทางอากาศ.....	14
ภาพที่ 10 ตัวอย่างภาพออร์โท (Orthophoto).....	15
ภาพที่ 11 ตัวอย่างแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM).....	16
ภาพที่ 12 ตัวอย่างของตัวแบบจำแนก SVM บนข้อมูลขนาด 2 มิติ.....	21
ภาพที่ 13 การคำนวณ Maximum Margin.....	21
ภาพที่ 14 พื้นที่ศึกษา.....	25
ภาพที่ 15 UAV ยี่ห้อ/รุ่น Phantom 3 Advance พร้อม กล้อง Phantom 3 adv RGB.....	27
ภาพที่ 16 GNSS RTK KQ M8pro.....	27
ภาพที่ 17 เครื่องวัดค่าคลอโรฟิลล์.....	28
ภาพที่ 18 (a) แผ่นปรับเทียบแสง และ (b) เป้าระบุพิกัดจุดควบคุมภาพภาคพื้นดิน.....	28
ภาพที่ 19 (a) กรอบกำหนดขอบเขตเก็บตัวอย่าง และ (b) กรอบกำหนดขอบเขตเก็บเกี่ยวผลผลิต.....	28
ภาพที่ 20 ระยะการเจริญเติบโตของข้าว.....	29
ภาพที่ 21 (a) ประกอบไดรอนโดยใส่แบตเตอรี่และใบพัด และ (b) ทำการติดตั้งกล้องกับตัวไดรอน.....	30

ภาพที่ 22 การบินบันทึกภาพด้วยอากาศยานไร้คนขับ.....	31
ภาพที่ 23 (a) ตั้ง Base station (b) เก็บค่าพิกัดจุดควบคุมภาคพื้นดิน และ (c) เก็บค่าพิกัดจุดเก็บตัวอย่าง.....	32
ภาพที่ 24 (a) จุดที่จะเก็บตัวอย่างที่เลือก และ (b) ตัวอย่างข้าว	32
ภาพที่ 25 (a) การวัดความสูงต้นข้าว (b) การวัดวัดค่าคลอโรฟิลล์ และ (b) การวัดพื้นที่ใบ	33
ภาพที่ 26 หาน้ำหนักแห้งของต้นข้าว.....	33
ภาพที่ 27 กระบวนการเก็บเกี่ยวผลผลิตข้าว.....	34
ภาพที่ 28 กระบวนการประมวลผลภาพ	35
ภาพที่ 29 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล.....	36
ภาพที่ 30 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นข้าวจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย	39
ภาพที่ 31 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	42
ภาพที่ 32 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN	44
ภาพที่ 33 แผนที่ติดตามความสูงของข้าว.....	45
ภาพที่ 34 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่าย.....	47
ภาพที่ 35 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	49
ภาพที่ 36 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN.....	52
ภาพที่ 37 แผนที่ติดตามค่าดัชนีพื้นที่ใบ.....	53
ภาพที่ 38 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) กับข้อมูลจากภาพถ่าย	54

ภาพที่ 39 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด(Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	57
ภาพที่ 40 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด(Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN	59
ภาพที่ 41 แผนที่ติดตามค่าคลอโรฟิลล์	60
ภาพที่ 42 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่าย ช่วงที่ 1	62
ภาพที่ 43 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 1	64
ภาพที่ 44 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 1	67
ภาพที่ 45 แผนที่ติดตามค่าชีวมวล ช่วงที่ 1	68
ภาพที่ 46 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่าย ช่วงที่ 2	70
ภาพที่ 47 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 2	72
ภาพที่ 48 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 2	75
ภาพที่ 49 แผนที่ติดตามค่าชีวมวล ช่วงที่ 2	76
ภาพที่ 50 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด (Observe Yield) กับผลผลิตจากการทำนาย (Predictions Yield) ที่ GSD 50 เซนติเมตร ของข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	79

ภาพที่ 51 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด (Observe Yield) กับ ผลผลิตจากการทำนาย (Predictions Yield) ที่ GSD 50 เซนติเมตร ของข้อมูลจากภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB และ RGN.....	82
ภาพที่ 52 แผนที่เปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายผลผลิตแต่ละระยะการเจริญโตของข้าว.....	83
ภาพที่ 53 แปลงย่อยในพื้นที่ศึกษา.....	84
ภาพที่ 54 ขั้นตอนการนำภาพจาก UAV เข้าโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional.....	102
ภาพที่ 55 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Align Photos.....	102
ภาพที่ 56 แสดงขั้นตอนการนำค่าพิกัดจริงมาใช้ในการปรับแก้ค่าพิกัดของภาพ	103
ภาพที่ 57 แสดงขั้นตอนการตรึงค่าพิกัดของภาพ.....	104
ภาพที่ 58 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Dese Cloud.....	105
ภาพที่ 59 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Mesh	106
ภาพที่ 60 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Texture.....	107
ภาพที่ 61 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Tiled Model.....	108
ภาพที่ 62 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build DEM.....	108
ภาพที่ 63 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Orthomosaic	109
ภาพที่ 64 แสดงขั้นตอนส่งออกภาพ Orthomosaic	110
ภาพที่ 65 แสดงขั้นตอนส่งออกภาพแบบจำลองความสูง (DEM).....	110
ภาพที่ 66 แสดงขั้นตอนการติดตั้ง Plugin Processing Toolbox ในโปรแกรม QGIS 3.8.....	111
ภาพที่ 67 แสดงขั้นตอนการนำเข้าภาพ Orthomosaic.....	112
ภาพที่ 68 แสดงขั้นตอนการเปิดคำสั่งสร้างแบบจำลองพื้นดิน (DEM ₀)	113
ภาพที่ 69 แสดงขั้นตอนการสร้างแบบจำลองพื้นดิน (DEM ₀).....	114
ภาพที่ 70 แสดงขั้นตอนหาแบบจำลองความสูงของต้นข้าว.....	115
ภาพที่ 71 แสดงขั้นตอนการสร้างแผนที่.....	116
ภาพที่ 72 แสดงขั้นตอนการสร้าง Shapefile ของพื้นที่ที่ต้องการหาผลผลิต.....	117

ภาพที่ 73 แสดงขั้นตอนการตัดภาพส่วนที่ต้องการ.....	118
ภาพที่ 74 แสดงขั้นตอนการทำภาพเป็น Reclassify.....	119
ภาพที่ 75 แสดงขั้นตอนการจำแนกเขตสีช่วงของค่าผลผลิตแต่ละช่วง.....	119
ภาพที่ 76 แสดงขั้นตอนการแปลงภาพจากข้อมูล Raster เป็น ข้อมูล Vector.....	120
ภาพที่ 77 แสดงขั้นตอนการแบ่งพื้นที่ของแต่ละช่วงด้วย Dissolved.....	121
ภาพที่ 78 แสดงขั้นตอนการหาพื้นที่ของแต่ละเขตสีหรือพื้นที่ของผลิตแต่ละช่วง.....	122



1.1 ที่มาและความสำคัญของการทำการศึกษา

ข้าว (Rice) เป็นหนึ่งในพืชที่สำคัญที่สุดในโลก (Subudhi et al., 2006) โดยการปลูกข้าวประมาณ 90 เปอร์เซ็นต์ของโลกอยู่ในทวีปเอเชีย (Ito et al., 1989) และประเทศไทยเป็นหนึ่งในประเทศที่มีการปลูกข้าวเป็นจำนวนมาก เนื่องจากประเทศไทยตั้งอยู่ในสภาพภูมิอากาศเขตร้อนชื้นที่มีความแตกต่างของภูมิประเทศที่เหมาะสมสำหรับการปลูกข้าว (Pathaichindachote et al., 2019) อีกทั้งข้าวยังเป็นอาหารหลักของคนไทย และสร้างรายได้จากการแลกเปลี่ยนหรือค้าขายให้กับเกษตรกรไทยที่ปลูกข้าวมาอย่างช้านาน (สำนักงานพัฒนาเศรษฐกิจจากฐานชีวภาพ, 2537) โดยในปี พ.ศ. 2562 ประเทศไทยส่งออกข้าวเป็นอันดับ 2 ของโลก สามารถสร้างรายได้ให้กับประเทศไทยมูลค่าถึง 130,544 ล้านบาท (สมาคมผู้ส่งออกข้าวไทย, 2562) ดังนั้นผลผลิตข้าว เป็นหนึ่งในประเด็นที่สำคัญที่เกี่ยวข้องกับความมั่นคงด้านอาหารและรายได้เพื่อใช้ยังชีพส่วนบุคคล ซึ่งการทราบผลผลิตข้าวที่ผลิตได้จริงก่อนเก็บเกี่ยวผลผลิตนั้นจะสามารถนำมาช่วยจัดการบริหารข้าวตั้งแต่ช่วงการเจริญเติบโตจนเก็บเกี่ยวผลผลิต เพื่อให้มีประสิทธิภาพและเกิดประโยชน์สูงสุด (Li et al., 2014)

ข้าวเป็นพืชเกษตรแปลงใหญ่ ทำให้การเก็บข้อมูลคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว เพื่อติดตามการเจริญเติบโตที่ขึ้นอยู่กับการสำรวจภาคสนาม ที่ต้องใช้เวลา แรงงาน ค่าใช้จ่าย และมีแนวโน้มที่จะก่อความเสียหายต่อพืช ส่งผลกระทบในการประเมินพืชได้ไม่ดี (Reynolds et al., 2000) ดังนั้นวิธีการสำรวจเพื่อเก็บข้อมูลที่แก้ปัญหาเหล่านี้ได้ จึงเป็นเป้าหมายที่มีความสำคัญ (Panda et al., 2010) และเทคโนโลยีการสำรวจระยะไกล เป็นวิธีสำรวจหนึ่งที่ไม่สัมผัสและไม่ก่อให้เกิดความเสียหายต่อพืช สามารถรักษาคุณสมบัติต่าง ๆ ของพืชได้ดี โดยวิธีการสำรวจนี้สามารถแก้ปัญหาในเรื่องเวลา แรงงาน ค่าใช้จ่าย และให้ข้อมูลรายละเอียดสูงในพื้นที่ขนาดใหญ่ได้ (Watanabe et al., 2017) ซึ่งเทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลที่มีการใช้อย่างแพร่หลายคือ การสำรวจระยะไกลผ่านดาวเทียม โดยวิธีการนี้ยังมีข้อจำกัด ในเรื่องความสามารถเก็บข้อมูลแบบทันทีทันใดหรือ ณ เวลาที่ต้องการ เนื่องจากการสำรวจผ่านดาวเทียมจะมีรอบในการสำรวจที่จุดเดิม มีความเสี่ยงในเรื่องสภาพอากาศที่มีก้อนเมฆมาบดบังจุดสำรวจ นอกจากนี้การสำรวจระยะไกลผ่านดาวเทียมนั้นขนาดพิกเซลของภาพจะมีขนาดใหญ่ ซึ่งจะส่งผลต่อความละเอียดของข้อมูล (Gong et al., 2018)

การสำรวจระยะไกลด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) เป็นการสำรวจระยะไกลหนึ่งที่มีความยืดหยุ่นมากกว่าการสำรวจระยะไกลผ่านดาวเทียม และสามารถเอาชนะข้อจำกัดของการสำรวจ

ระยะไกลผ่านดาวเทียมได้ (Watanabe et al., 2017) โดยหลายรายงานการศึกษาทั้งในและต่างประเทศพบว่า มีการใช้อากาศยานไร้คนขับในงานเกษตรแบบแม่นยำสูงกับข้าว เช่น การตรวจวัดความสูงของข้าว (Bendig et al., 2015; Holman et al., 2016; Kawamura et al., 2020) ติดตามการเจริญเติบโตข้าว (Bendig et al., 2015; Suphan et al., 2019) การตรวจจับโรคของข้าว (Pathaichindachote et al., 2019; Zhang et al., 2017) การประมาณ ค่าชีวมวลของข้าว (Bendig et al., 2014; Devia et al., 2019) การทำนายผลผลิตข้าว (Wan et al., 2020; Zhou et al., 2017) หลายรายงานการวิจัยมีการใช้อากาศยานไร้คนขับติดกล้องหรือเซนเซอร์ในการบันทึกภาพที่แตกต่างกัน เช่น กล้องบันทึกภาพ RGB (Suphan et al., 2019; Wan et al., 2020; Zhou et al., 2017) เซนเซอร์ near infrared (Bendig et al., 2015; Zheng et al., 2020) กล้องบันทึกภาพ Multispectral (Devia et al., 2019; Zhou et al., 2017) กล้องบันทึกภาพ Hyperspectral (Uto et al., 2013; Zheng et al., 2018) และอีกหลายรายงานการวิจัยที่มีการใช้ข้อมูลภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับมาวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ เช่น Generalized Linear Model (Suphan et al., 2019; Zhou et al., 2017) Random Forest (Suphan et al., 2019; Wan et al., 2020) Machine Learning (Zha et al., 2020)

รายงานการศึกษาหลายรายงานแสดงให้เห็นถึงการใช้งานที่หลากหลายของ UAV และ เซนเซอร์กล้องที่ติดตั้งสำหรับการสำรวจเก็บข้อมูลของข้าว โดยเฉพาะรายงานการศึกษาของ Zhou et al. (2017) ทำการศึกษาการทำนายผลผลิตข้าวโดยใช้ดัชนีพืชพรรณหลายช่วงเวลา จากภาพถ่ายแบบหลายช่วงคลื่น และภาพถ่าย RGB ที่ติดตั้งกล้องบันทึกภาพบนอากาศยานไร้คนขับ ในการเก็บข้อมูลภาพหลายช่วงเวลาตามระยะการเจริญเติบโตของข้าว 7 ระยะ โดยนำค่าสะท้อนแสงจากภาพแบบหลายช่วงคลื่นและภาพถ่าย RGB ที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซล (GSD) ขนาด 0.05 และ 0.03 เมตรตามลำดับ ไปคำนวณดัชนีสีและดัชนีพืชพรรณ เพื่อเป็นพารามิเตอร์ในการสร้างแบบจำลองทำนายผลผลิต โดยวิเคราะห์แบบจำลองด้วยฟังก์ชันการถดถอยเชิงเส้น พบว่าดัชนีสีที่ทำนายผลได้ดีที่สุดคือ VARI ที่ระยะสร้างรวงอ่อนและระยะตั้งท้อง โดยมีค่า $R^2 = 0.73$ และดัชนีพืชพรรณที่ทำนายผลได้ดีที่สุดคือ NDVI ที่ระยะตั้งท้องและระยะช่อดอกโผล่จากกาบใบ มีค่า $R^2 = 0.76$

จากหลายรายงานการศึกษายืนยันว่า UAV มีความสามารถในการศึกษาการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองในการติดตามการเจริญเติบโตและทำนายผลผลิตของข้าว โดยวิธีการสำรวจระยะไกลด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) ที่ติดตั้งกล้อง RGB และ RGN ในการเก็บข้อมูลและวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบป่าสุ่ม และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยมีการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE)

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อศึกษาและพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าว ด้วยอากาศยานไร้คนขับ

1.3 ขอบเขตและข้อจำกัดของการวิจัย

1. ติดตามการเจริญเติบโตและทำนายผลผลิตของข้าว โดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายจากกล้อง RGB และ RGN ที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ (UAV) รุ่น Phantom 3 Advance โดยใช้จุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCP) 8 จุด ร่วมกับการเก็บข้อมูลภาคสนามเพื่อพัฒนาแบบจำลอง
2. วิเคราะห์แบบจำลอง ด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) แบบป่าสุ่ม (Random Forest) และซีพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) โดยมีการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE)
3. ศึกษาพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 ที่เป็นน่าน้ำฝน ปลูกโดยการหว่าน ฤดูกาลปลูกข้าวนาปี และทำวิจัยนาข้าว ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม ณ ศูนย์การถ่ายทอดเทคโนโลยีเกษตรกรรมเฉลิมพระเกียรติ ตั้งอยู่ที่ ตำบลนาสีนวน อำเภอกันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม

1.4 สถานที่ทำการวิจัย

1. นาข้าว ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม ณ ศูนย์การถ่ายทอดเทคโนโลยีเกษตรกรรมเฉลิมพระเกียรติ ตั้งอยู่ที่ ตำบลนาสีนวน อำเภอกันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม
2. ห้องปฏิบัติการการสำรวจ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
3. ห้องปฏิบัติการการเกษตร คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

1.5 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

ได้แบบจำลองสำหรับการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตข้าว โดยใช้ภาพถ่ายความละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับ

บทที่ 2

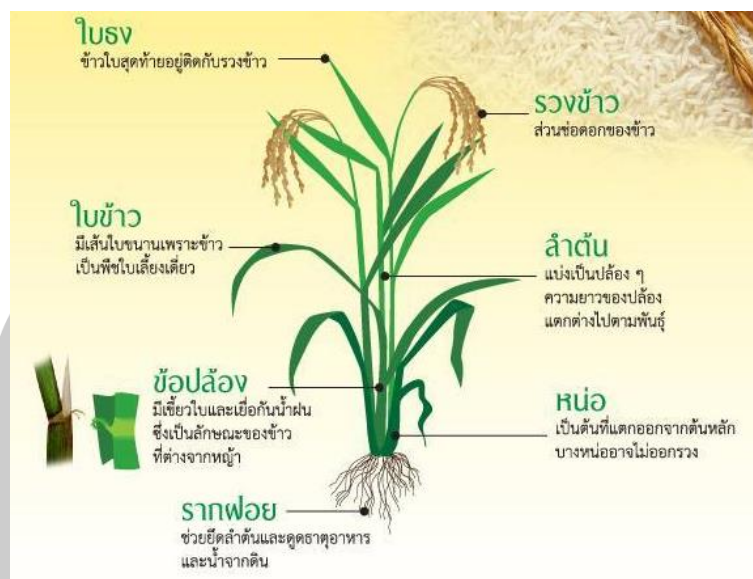
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาเรื่องการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตข้าวด้วยการสำรวจระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายระยะเฝ้าสูงจากอากาศยานไร้คนขับ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อนำมาเป็นกรอบแนวคิดในการศึกษา ตามหัวข้อดังต่อไปนี้

2.1 ข้าว (Rice)

ข้าว เป็นเมล็ดของพืชในสกุลข้าวที่พบมากในเอเชีย ชื่อวิทยาศาสตร์ *Oryza sativa* ข้าว เป็นพืชล้มลุกใบเลี้ยงเดี่ยว จัดอยู่ในวงศ์หญ้าสกุลข้าวออไรซา (*Oryza*) เป็นพืชชนิดเดียวที่เติบโตได้ทั้งในบริเวณที่ไม่มีน้ำขังจนถึงบริเวณที่มีน้ำขังลึก และทนทานต่อทุกสภาพภูมิประเทศในโลก โดยข้าวเป็นธัญพืชที่ประชากรโลกบริโภคเป็นอาหารสำคัญ เนื่องจากข้าวให้คุณค่าด้านโภชนาการและการได้รับแคลอรีของมนุษย์ สำหรับคนไทย ข้าวจัดเป็นอาหารหลักของคนไทยมาช้านานแล้ว และมีความผูกพันกับคนไทยอย่างลึกซึ้งจนมีวิถีวัฒนธรรม ประเพณี และความเชื่อหลายอย่างตกทอดมาจนถึงปัจจุบัน เชื่อกันว่าข้าวไทยเริ่มปลูกทางภาคตะวันออกเฉียงเหนือ (ภาคอีสาน) โดยหลักฐานทางโบราณคดีที่ตำบลบ้านเชียง จังหวัด อุดรธานี ซึ่งพบซากของเมล็ดข้าวโรยอยู่รอบ ๆ โครงกระดูกที่มีอายุราว 5,600 ปี นอกจากนี้ยังพบเมล็ดข้าวที่ถ้ำทุ่งสูง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ที่แสดงให้เห็นว่ามีการปลูก ข้าวบริเวณนี้มานานกว่า 5,400 ปีมาแล้ว (สำนักงานพัฒนาเศรษฐกิจจากฐานชีวภาพ, 2537)

ปกติการปลูกข้าวเป็นแบบปีละครั้ง ยกเว้นพื้นที่ที่มีน้ำเพียงพอต่อการปลูกตลอดปี ต้นข้าวสามารถโตได้ถึง 1-1.8 เมตร ขึ้นอยู่กับพันธุ์และความอุดมสมบูรณ์ของดินเป็นหลัก มีใบเรียวยาว 50-100 เซนติเมตร และกว้าง 2-2.5 เซนติเมตร ช่อดอกห้อยยาว 30-50 เซนติเมตร เมล็ดกินได้เป็นผลธัญพืชยาว 5-12 มิลลิเมตร และหนา 2-3 มิลลิเมตร และลักษณะของต้นข้าว จะประกอบไปด้วยรากฝอยช่วยยึดลำต้นและดูดธาตุอาหารและน้ำจากดิน หน่อเป็นต้นที่แตกออกจากต้นหลักโดยบางหน่ออาจไม่ออกรวง ช่อดอกมีเขี้ยวใบและเยื่อกันน้ำฝนซึ่งเป็นลักษณะของข้าวที่ต่างจากหญ้า ลำต้นจะแบ่งเป็นปล้องๆ ความยาวของปล้องแตกต่างกันไปตามพันธุ์ ใบข้าวมีเส้นใบขนานเพราะข้าวเป็นพืชใบเลี้ยงเดี่ยว ใบธงเป็นใบสุดท้ายอยู่ติดกับรวงข้าว และรวงข้าวเป็นส่วนช่อดอกของข้าว ดังแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 ลักษณะของข้าว

ที่มา: (www.tkpark.or.th.2562: เว็บไซต์)

ในปัจจุบันมีข้าวอย่างน้อย 23 ชนิด มีพันธุ์ข้าวปลูกกว่า 120,000 สายพันธุ์ทั่วโลก โดยข้าวที่ปลูกและซื้อขายกันในตลาดโลกเกือบทั้งหมด เป็นข้าวจากทวีปเอเชีย แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มตามลักษณะพื้นที่ปลูกดังนี้

(1) ข้าวอินดิกา (Indica) มีลักษณะเมล็ดเรียวยาว ลำต้นสูง ค้นพบครั้งแรกในประเทศอินเดีย ต่อมาแพร่ขยายไปปลูกในทวีปอเมริกา เฉพาะในเมืองไทยนิยม ปลูกบริเวณที่ราบลุ่มตอนใต้ของแม่น้ำเจ้าพระยา คนไทยเรียกข้าวอินดิกาที่มาจากต่างประเทศว่า “ข้าวของเจ้า” แล้วก็เรียกสั้นลงจนเหลือเพียง “ข้าวเจ้า” นั่นเอง

(2) ข้าวจาปอนิกา (Japonica) เป็นข้าวเหนียวเมล็ดป้อมกลมรี มีแหล่งกำเนิดจากทางเหนือ แล้วผ่านมาทางลุ่มแม่น้ำโขง จากนั้นจึงลดจำนวนลง แล้วไปแพร่หลายในเขตอบอุ่น ของประเทศญี่ปุ่น เกาหลี รัสเซีย จนถึงยุโรป และอเมริกา

(3) ข้าวจาวานิกา (Javanica) เป็นข้าวลักษณะเมล็ดป้อมใหญ่ สันนิษฐานว่าเป็นข้าวพันธุ์ผสมระหว่างข้าวอินดิกาและข้าวจาปอนิกา นิยมปลูกในอินโดนีเซีย ฟิลิปปินส์ ใต้หวัน ญี่ปุ่น แต่ไม่ค่อยได้รับความนิยมมากนักเพราะให้ผลผลิตต่ำ (สำนักงานพัฒนาเศรษฐกิจจากฐานชีวภาพ, 2537)

การเจริญเติบโตของข้าวโดยทั่วไปจะแบ่งออกเป็นระยะต่าง ๆ ได้ดังนี้

(1) การเจริญเติบโตทางลำต้นและใบ (Vegetative growth) แบ่งออกเป็น

- ระยะต้นกล้า (Seedling Stage) เป็นระยะจากข้าวงอกจนกระทั่งถึงข้าวแตกกอ ใช้ระยะเวลาประมาณ 20 วัน (ขึ้นอยู่กับพันธุ์) สิ้นสุดระยะนี้ต้นข้าวจะมีใบประมาณ 5-6 ใบ

- ระยะแตกกอ (Tillering Stage) นับจากข้าวเริ่มแตกกอดังกล่าวจนถึงข้าวเริ่มสร้างช่อดอกอ่อน (Panicle Initiation) ใช้เวลาประมาณ 30-50 หลังจากระยะต้นกล้าขึ้นอยู่กับ การตอบสนองต่อช่วงแสงของพันธุ์ข้าว

(2) การเจริญเติบโตทางการสืบพันธุ์ (reproductive growth) จะใช้เวลาประมาณ 30-50 วัน หลังข้าวแตกกอสูงสุด หรือแตกกอเต็มที่ แบ่งออกเป็น

- ระยะเริ่มสร้างช่อรวงอ่อน (Panicle Initiation) เป็นช่วงที่ข้าวมีการเจริญเติบโตเต็มที่ ลำต้นจะเปลี่ยนจากลักษณะแบนเป็นต้นกลม

- ระยะตั้งท้อง (booting stage) ระยะนี้เห็นต้นข้าวมีลักษณะกลมพองขึ้นอย่างชัดเจน และมีใบธงปรากฏให้เห็น

- ระยะออกดอกและผสมเกสร (heading, flowering, fertilization) เป็นช่วงที่ข้าวจะส่งรวงพันจากกาบใบ ดอกข้าวจะบานและละอองเกสรตัวผู้จะร่วงลงบนเกสรตัวเมีย

(3) การเจริญเติบโตทางเมล็ดหรือ การพัฒนาของเมล็ดและการสุกแก่ (grain development and ripening) เริ่มจากการผสมเกสรของดอกข้าว ภายในเมล็ดข้าวมีลักษณะคล้าย นม (Milky) แล้วจะเปลี่ยนเป็นแป้งอ่อน (dough) จนกระทั่งเมล็ดสุก เป็นแป้งแข็งเป็นระยะสุกแก่หรือเก็บเกี่ยว (harvest maturity) ในระยะนี้ใช้เวลาประมาณ 30-35 วัน

ดังนั้นเมื่อรวมระยะต่าง ๆ แล้ว ข้าวจะมีอายุในระหว่าง 110-120 วัน สำหรับข้าวไม่ไวแสง และประมาณ 120-140 วันสำหรับข้าวไวแสง

พันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 (Khao Dawk Mali 105)

พันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ เป็นข้าวชนิด ข้าวเจ้าหอม มีประวัติพันธุ์ คือ ได้มาโดยนายสุนทร สีหะเนิน เจ้าพนักงานข้าว รวบรวมจากอำเภอบางคล้าจังหวัดฉะเชิงเทรา เมื่อ พ.ศ.2493-2494 จำนวน 199 รวง แล้วนำไปคัดเลือกแบบคัดพันธุ์บริสุทธิ์ (pure line selection) และปลูกเปรียบเทียบพันธุ์ที่สถานีทดลองข้าวโคกสำโรง แล้วปลูกเปรียบเทียบพันธุ์ในท้องถิ่น ภาคเหนือ ภาคกลาง และภาคตะวันออกเฉียงเหนือ จนได้สายพันธุ์ขาวดอกมะลิ 4-2-105 ซึ่งเลข 4 หมายถึง สถานที่เก็บรวงข้าว คืออำเภอบางคล้า เลข 2 หมายถึงพันธุ์ทดสอบที่ 2 คือ ขาวดอกมะลิ และเลข 105 หมายถึง แถวหรือรวงที่ 105 จากจำนวน 199 รวง โดยมีการรับรองพันธุ์จากคณะกรรมการการพิจารณาพันธุ์ ให้ใช้ขยายพันธุ์เป็นพันธุ์รับรอง เมื่อวันที่ 25 พฤษภาคม 2502 ข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 มีลักษณะประจำพันธุ์ คือ เป็นข้าวเจ้า สูงประมาณ 140 เซนติเมตร ไวต่อช่วงแสง ลำต้นสีเขียวจาง ใบสีเขียวยาวค่อนข้างแคบ ฟางอ่อน ใบธงทำมุมกับคอรวง เมล็ดข้าวรูปร่างเรียวยาว ข้าวเปลือกสีฟาง ดังแสดงในภาพที่ 2 โดยข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 มีอายุเก็บเกี่ยว ประมาณ 25 พฤศจิกายน เมล็ดข้าวเปลือก ยาว x กว้าง x หนา = 10.6 x 2.5 x 1.9 มิลลิเมตร เมล็ดข้าวกล้อง ยาว x กว้าง x

หนา = $7.5 \times 2.1 \times 1.8$ มิลลิเมตร มีปริมาณมิโลส 12-17 เปอร์เซ็นต์ คุณภาพข้าวสุก นุ่ม มีกลิ่นหอม มีผลผลิตประมาณ 363 กิโลกรัมต่อไร่ มีลักษณะเด่น คือ ทนแล้งได้ดีพอสมควร เมล็ดข้าวสารใส แกร่ง คุณภาพการสีดี คุณภาพการหุงต้มดี อ่อนนุ่ม มีกลิ่นหอม ทนต่อสภาพดินเปรี้ยว และดินเค็ม มีข้อควรระวัง คือ ไม่ต้านทานโรคใบสีส้ม โรคขอบใบแห้ง โรคไหม้ และโรคใบหงิก ไม่ต้านทานเพลี้ยกระโดดสีน้ำตาล เพลี้ยจักจั่นสีเขียว และหนอนกอ และพื้นที่แนะนำในการปลูกคือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือและภาคเหนือตอนบน

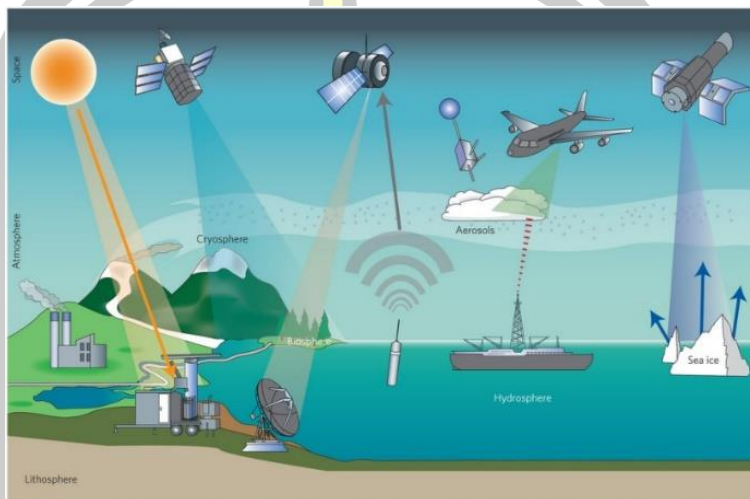


ภาพที่ 2 ลักษณะข้าวพันธุ์ข้าวดอกมะลิ 105
ที่มา: (www.ricethailand.go.th.2562: เว็บไซต์)

2.2 การสำรวจระยะไกล (Remote Sensing)

การสำรวจจากระยะไกล โดยเครื่องมือวัดไม่มีการสัมผัสกับสิ่งที่ต้องการตรวจวัดโดยตรง กระทำการสำรวจโดยให้เครื่องวัดอยู่ห่างจากสิ่งที่ต้องการตรวจวัด โดยอาจติดตั้งเครื่องวัดเช่น กล้องถ่ายภาพ วิทยุที่สูง บนบอลูน บนเครื่องบิน ยาวอวกาศ หรือดาวเทียม แล้วอาศัยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่แผ่ หรือสะท้อนมาจากสิ่งที่ต้องการสำรวจเป็นสื่อในการวัด การสำรวจโดยใช้วิธีนี้เป็นการเก็บข้อมูลที่ ได้ข้อมูลจำนวนมาก ในบริเวณกว้างกว่าการสำรวจภาพสนาม จากการใช้เครื่องมือสำรวจระยะไกล โดยเครื่องมือสำรวจไม่จำเป็นต้องสัมผัสกับวัตถุตัวอย่าง เช่น เครื่องบินสำรวจเพื่อถ่ายภาพใน ระยะไกล การใช้ดาวเทียมสำรวจทรัพยากรทำการเก็บข้อมูลพื้นผิวโลกในระยะไกล องค์ประกอบที่สำคัญของการสำรวจข้อมูลระยะไกล คือ คลื่นแสง ซึ่งเป็นพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้า ที่เกิดขึ้นเองตาม

ธรรมชาติไม่ว่าเป็นพลังงานที่ได้จากดวงอาทิตย์ หรือเป็นพลังงานจาก ตัวเอง ซึ่งระบบการสำรวจข้อมูลระยะไกลโดยอาศัยพลังงานแสงธรรมชาติ เรียกว่า Passive Remote Sensing ส่วนระบบบันทึกที่มีแหล่งพลังงานที่สร้างขึ้นและส่งไปยัง วัตถุเป้าหมาย เรียกว่า Active Remote Sensing เช่น ระบบเรดาร์ เป็นต้น ดังแสดงในภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ลักษณะการสำรวจระยะไกล

ที่มา: (www.kornkanok122.wordpress.com.2562: เว็บไซต์)

เทคโนโลยีการสำรวจข้อมูลจากระยะไกลในประเทศไทยได้เริ่มต้นขึ้น ตั้งแต่ ปีพ.ศ.2514 โดยได้มีการแต่งตั้งคณะกรรมการแห่งชาติเพื่อประสานงานกับกองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ซึ่งมีผู้ทรงคุณวุฒิจากหน่วยงานต่าง ๆ ได้อนุมัติให้เข้าร่วมโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมขององค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติ (NASA) ในการใช้ประโยชน์จากข้อมูลดาวเทียมเพื่อสำรวจทรัพยากรต่าง ๆ ภายในประเทศ ดาวเทียมดวงแรก ได้แก่ LANDSAT-1 โดยใช้เป็นโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ภายใต้ สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ ต่อมาได้มีการยกระดับขึ้นเป็นกองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ในปี พ.ศ. 2522 โดยมีหน่วยงานต่าง ๆ ได้นำเอาข้อมูลดาวเทียมไปใช้ประโยชน์อย่างกว้างขวาง ดังนั้นคณะรัฐมนตรีจึงได้อนุมัติให้ สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ จัดตั้งสถานีรับสัญญาณดาวเทียมสำรวจทรัพยากร ขึ้นมาในปี พ.ศ. 2523 มีหน้าที่ในการรับและผลิตข้อมูลดาวเทียม ซึ่งเป็นสถานีรับสัญญาณแห่งแรกในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ในปัจจุบันไดโอนไปอยู่ในหน่วยงาน “สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ” ตั้งขึ้น เมื่อวันที่ 2 พฤศจิกายน พ.ศ.2543

ข้อมูลที่ได้จากดาวเทียมถูกนำไปใช้ในงานสำรวจและติดตามการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมต่าง ๆ เช่น พื้นที่ป่าไม้ การเกษตร ธรณีวิทยา อุทกวิทยา และสิ่งแวดล้อม เป็นต้น (สุพรรณิการ์ เกตุศิริ, 2557)

กระบวนการสำรวจระยะไกล ประกอบด้วย 2 หลัก ดังนี้

1. การรับข้อมูลและบันทึกสัญญาณข้อมูล (Data acquisition) โดยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Electromagnetic spectrum) จากดวงอาทิตย์เคลื่อนที่ผ่านชั้นบรรยากาศทำให้เกิดปฏิสัมพันธ์ของพลังงานกับรูปลักษณะพื้นผิวโลก และเดินทางเข้าสู่เครื่องมือบันทึกข้อมูล (Sensor) ที่ติดตั้งในดาวเทียม (Airborne or Space borne) ข้อมูลจะถูกบันทึก และผลิตเป็นข้อมูลในรูปแบบภาพ (Sensor Data in Pictorial หรือ Photograph) หรือรูปแบบเชิงตัวเลข (Digital Form)

2. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data analysis) จะประกอบด้วยการแปลงข้อมูลด้วยสายตา (Visual Interpretation) และการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Digital Analysis) (สมบัติ อยู่เมือง 2558)



ภาพที่ 4 กระบวนการสำรวจข้อมูลระยะไกล

ที่มา: (www.kornkanok122.wordpress.com.2562: เว็บไซต์)

2.3 การรังวัดด้วยภาพ (photogrammetry)

การรังวัดด้วยภาพ (photogrammetry) เป็นศาสตร์และเทคโนโลยีหนึ่ง สำหรับการสำรวจรังวัดเพื่อทำแผนที่และผลิตเป็นข้อมูลภูมิสารสนเทศ การรังวัดด้วยภาพจะใช้ภาพเป็นสื่อกลางในการรังวัด ภาพที่ใช้เป็นสื่อกลางในการบันทึกสิ่งปกคลุมและสิ่งที่ปรากฏทางกายภาพบนพื้นผิวภูมิประเทศ สิ่งที่ปกคลุมและปรากฏบนภูมิประเทศเป็นไปตามลักษณะของการใช้ที่ดิน อาณาบริเวณ อาคารสถานที่ หรือวัตถุที่สนใจ ภาพของสิ่งเหล่านั้นจะไปปรากฏในลักษณะจำลองแบบตามหลักการฉาย

ของแสงด้วย วิธีทางกลไก เชิงทัศน หรือเชิงคณิตศาสตร์ ทำให้สามารถจำลองสถานการณ์เหมือน ขณะที่ยังบันทึกภาพได้

การรังวัดด้วยภาพเป็นทั้งศาสตร์และศิลป์ เนื่องการรังวัดด้วยภาพเป็นกระบวนการที่มีความซับซ้อน ต้องใช้การคำนวณขั้นสูง ต้องใช้เครื่องมือเป็นกลไกและอุปกรณ์เชิงทัศนที่ต้องใช้ทั้ง ความ เข้าใจ การฝึกฝน และความชำนาญในการทำงาน ยิ่งในปัจจุบันต้องใช้ระบบคอมพิวเตอร์และ ชุด ซอฟต์แวร์ที่มีความสลับซับซ้อน ผลลัพธ์ที่ได้จากการรังวัดด้วยภาพจะได้ทั้งพิกัดของตำแหน่งวัตถุ ขนาด และรูปร่างสามมิติพร้อมกันได้ทันที นอกจากนั้นบางระบบยังสามารถนำพื้นผิววัตถุ (texture) ผสมรวมเข้าไป ทำให้แบบจำลองสามมิติที่ได้มีความเสมือนจริงมากขึ้น

การรังวัดด้วยภาพสามารถทำได้โดยผู้รังวัดไม่จำเป็นต้องเข้าสัมผัสวัตถุ การรังวัดและ ประมวลผลสามารถใช้การสังเกตและบันทึกจากระยะไกล การรังวัดทำได้ครอบคลุมพื้นที่เป็นบริเวณ กว้างได้อย่างรวดเร็ว แต่อย่างไรก็ตามต้องใช้ระบบคอมพิวเตอร์ เครื่องมือและอุปกรณ์ประกอบการ ทำงานเป็นจำนวนมาก กระบวนการทุกขั้นตอนมีความละเอียดอ่อน ต้องอาศัยความรู้ความเข้าใจ ตลอดจนความชำนาญและผ่านการฝึกฝนมาเป็นอย่างดี

นอกจากความหมายของการรังวัดด้วยภาพ (photogrammetry) ดังที่กล่าวมาแล้วใน เบื้องต้น ยังมีการนำการรังวัดด้วยภาพไปประยุกต์เฉพาะทางต่าง ๆ หรือมีการปรับปรุงกระบวนการ ทำงานโดยนำเทคโนโลยีอื่น ๆ มาประยุกต์ใช้ร่วมกัน โดยเฉพาะการใช้เทคโนโลยีขั้นสูงสมัยใหม่ เช่น การประมวลผลภาพดิจิทัล (digital image processing) การรังวัดด้วยดาวเทียมจีพีเอส (Global Positioning System: GPS) ทำให้เกิดเป็นศาสตร์ในการรังวัดด้วยภาพแขนงย่อยออกไปตามขอบเขต การใช้งาน ดังนั้น นิยามการรังวัดโดยใช้ภาพเป็นสื่อกลางสามารถแบ่งเป็นประเภทตามลักษณะการ ประยุกต์ใช้งานและการผนวกรวมเทคโนโลยีอื่น ๆ (ไพศาล สันติธรรมนนท์, 2553)

2.4 ภาพถ่ายทางอากาศ (Aerial photograph)

ภาพถ่ายทางอากาศ (Aerial photograph) เป็นภาพที่ถ่ายทางอากาศในทางอ้อม เป็น วิธีการเอากล้องถ่ายรูปติดไปกับอากาศยานไร้คนขับ แล้วบินไปเหนือพื้นที่บริเวณที่ต้องการถ่ายภาพ แล้วเปิดหน้ากล้อง เพื่อปล่อยให้แสงสะท้อนจากสิ่งต่าง ๆ ที่ปรากฏอยู่ในภูมิประเทศเบื้องล่าง เข้าสู่ เลนส์กล้องถ่ายรูป จุดที่เปิดหน้ากล้องต้องเป็นตามตำแหน่ง ทิศทางและความสูงของการบินที่ได้ วางแผนไว้ก่อนแล้วหลังจากนั้นจึงนำฟิล์มไปล้างและอัดก็จะได้ภาพซึ่งมีรายละเอียดต่าง ๆ บริเวณบน พื้นที่ภูมิประเทศในบริเวณที่ทำการถ่ายรูปนั้นปรากฏอยู่

ความได้เปรียบของการใช้ภาพถ่ายทางอากาศเมื่อเทียบกับการสำรวจในภาคสนาม

1. การวัดจากภาพถ่ายง่ายกว่าการทำงานรังวัดในภาคสนามโดยเฉพาะอย่างยิ่งในพื้นที่ห่างไกลและพื้นที่เข้าถึงได้ยาก
2. ภาพถ่ายทางอากาศทำให้เห็นความสัมพันธ์ของพื้นที่ที่ซึ่งโดยปกติจะมองไม่เห็นในภาคพื้นดิน
3. การใช้ภาพจะลดค่าใช้จ่ายได้อย่างมากในการทำงานภาคสนามพร้อมทั้งสามารถขยายพื้นที่และความรวดเร็วในการทำแผนที่ขนาดใหญ่
4. การย้ายภาพถ่ายต้องคำนึงถึงอยู่เสมอว่าบริเวณขอบภาพจะมีมาตราส่วนและตำแหน่งที่คาดเคลื่อนจากความเป็นจริงบ้าง

ภาพถ่ายทางอากาศ (Aerial Photograph) โดยทั่วไปแบ่งออกได้เป็นภาพดิ่งกับภาพเอียง ภาพดิ่ง (Vertical) ดังแสดงในภาพที่ 3 คือภาพที่ถ่ายโดยให้แกนของกล้องอยู่ในแนวตั้งมากที่สุดถ้าแกนของกล้องขณะถ่ายภาพอยู่ในแนวตั้งจริง ๆ ระนาบภาพจะขนานกับระนาบราบของพื้นหลักฐาน และภาพที่ได้เรียกว่าดิ่งจริง (Truly Vertical) ในการถ่ายภาพดิ่งเป็นการยากที่จะให้แกนของกล้องอยู่ในแนวตั้งจริงเนื่องจากสภาพอากาศทำให้เครื่องบินมีการเอียงในขณะถ่ายภาพถ้าแกนของกล้องเอียงไปจากแนวตั้งเพียงเล็กน้อยภาพที่ได้เรียกว่าภาพเอียง (Tilt) ความเอียงของแกนกล้องนี้ปกติจะน้อยกว่า 1 องศา และไม่เกิน 3 องศา ในการทำงานบางครั้งก็ถือเอาภาพเอียงเป็นภาพดิ่งจริง เครื่องมือที่มีความละเอียดถูกต้องและวิธีการในงานโฟโตแกรมเมตรีได้รับการพัฒนาจนทำให้การใช้ภาพเอียงไม่ทำให้ความถูกต้องของงานที่ได้ลดลงภาพเอียง (Oblique) คือภาพที่ถ่ายโดยให้แกนของกล้องเอียงออกจากแนวตั้งภาพเอียงต่ำ (Low Oblique) จะไม่ปรากฏเส้นขอบฟ้าส่วนภาพเอียงสูง (High Oblique) จะปรากฏแนวเส้นขอบฟ้า ดังแสดงในภาพที่ 5 (สำนักสำรวจด้านวิศวกรรมและธรณีวิทยา, 2560)



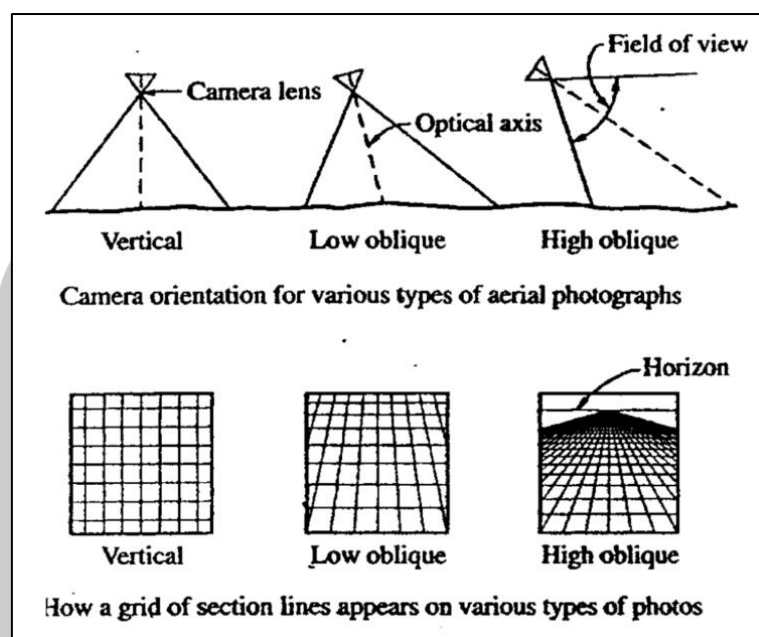
ภาพถ่ายดิ่ง

ภาพเอียงต่ำ

ภาพเอียงสูง

ภาพที่ 5 ลักษณะภาพถ่ายทางอากาศ

ที่มา: (สำนักสำรวจด้านวิศวกรรมและธรณีวิทยา, 2560)



ภาพที่ 6 แบบจำลองภาพถ่ายดิ่งกับภาพถ่ายเฉียง
ที่มา: (สำนักสำรวจด้านวิศวกรรมและธรณีวิทยา, 2560)

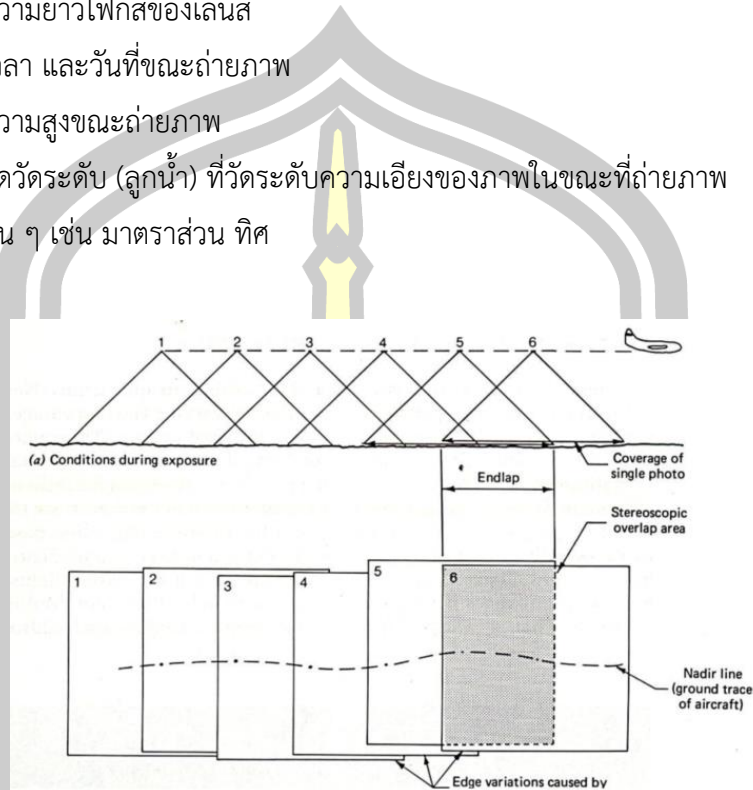
การบินถ่ายภาพทางอากาศ

ภาพถ่ายดิ่งเป็นภาพที่ใช้ในการรังวัดและการสำรวจ การถ่ายภาพดิ่งภูมิประเทศทางอากาศต้องถ่ายในเวลากลางวัน ที่อากาศดีและไม่มีเมฆ ในการถ่ายภาพดิ่งด้วยกล้องถ่ายภาพทางอากาศแบบกรอบ (Frame camera) ที่ติดตั้งบนเครื่องบิน ให้คลุมพื้นที่ที่จะถ่ายภาพเป็นแนวขนานกันเรียกว่า “แนวจับ” (Flight Strip) ภาพที่อยู่ประชิดกันในแต่ละแนวจับจะครอบคลุมพื้นที่เหลื่อมกันเป็นบางส่วนเรียกว่า “ส่วนซ้อน” (End lap /Overlap) ดังแสดงในภาพที่ 7 ตามปกติจะประมาณ 55% - 65% บริเวณที่เหลื่อมกันตามแนวจับ ดังแสดงในภาพที่ 8 ของภาพคู่หนึ่งเรียกว่า “บริเวณคู่ภาพสามมิติ” (Stereoscopic Overlap Area) และเรียกภาพคู่นี้ว่า “คู่ภาพสามมิติ” (Stereo pairs) ตำแหน่งของกล้องขณะถ่ายภาพเรียกว่า “ตำแหน่งถ่ายภาพ” (Exposure Station) และความสูงของกล้องเรียกว่า “ระดับบิน” (Flying Height) ภาพถ่ายในแนวจับข้างเคียงกันจะมีบริเวณที่ซ้อนกันเรียกว่า “ส่วนเกย” (Side lap) ดังแสดงในภาพที่ 9 ตามปกติจะประมาณ 30% ภาพถ่ายทางอากาศที่มีตั้งแต่สองแนวจับขึ้นไปเรียกว่า “บล็อกของภาพถ่าย” (Block of photos)

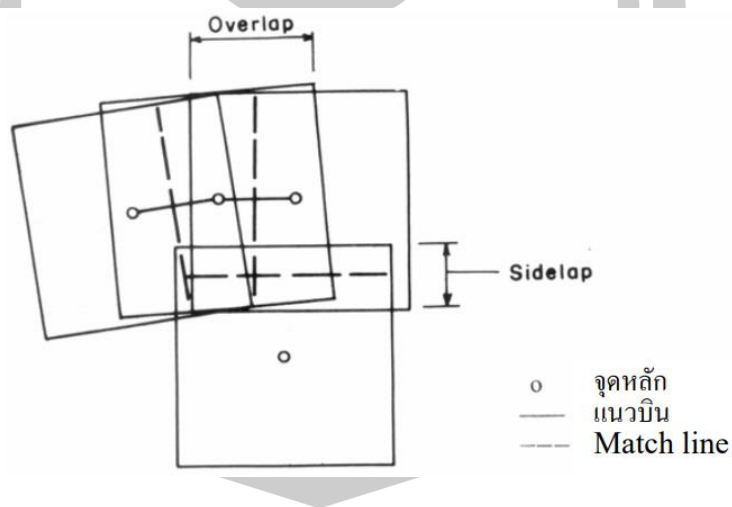
ภาพถ่ายทางอากาศไม่ได้ประกอบด้วยภาพเพียงอย่างเดียว แต่จะมีข้อมูลอื่น ๆ ที่สำคัญเกี่ยวกับภาพที่ติดมากับภาพถ่าย ซึ่งจะเห็นได้จากบริเวณขอบภาพ คือ

1. หน่วยงานที่ถ่ายภาพ

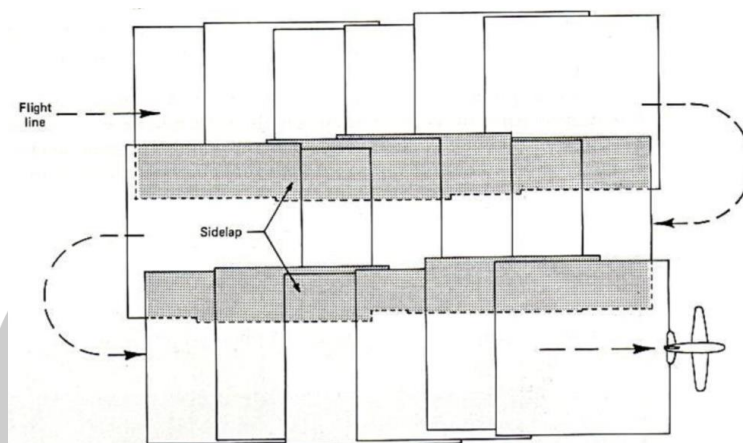
2. เลขที่แนวบิน และเลขที่ภาพถ่ายในแต่ละแนวบิน
3. ความยาวโฟกัสของเลนส์
4. เวลา และวันที่ขณะถ่ายภาพ
5. ความสูงขณะถ่ายภาพ
6. จุดวัดระดับ (ลูกน้ำ) ที่วัดระดับความเอียงของภาพในขณะที่ถ่ายภาพ
7. อื่น ๆ เช่น มาตรการส่วน ทิศ



ภาพที่ 7 ภาพที่อยู่ติดกันในแต่ละแนวบิน “ส่วนซ้อน” (End lap/Overlap)
ที่มา: (Denniss, 1995)



ภาพที่ 8 การเหลื่อมกันของภาพถ่ายทางอากาศ
ที่มา: (Van Zuidam, 1986)



ภาพที่ 9 การเหลื่อมกันของภาพถ่ายทางอากาศ
ที่มา: (สำนักสำรวจด้านวิศวกรรมและธรณีวิทยา, 2560)

ผลผลิตข้อมูลที่เป็นภาพ (Image Products)

โดยผลผลิตข้อมูลที่เป็นภาพ เหล่านี้อยู่ในรูปแบบของภาพที่แสดงวัตถุเดิมที่อาจอยู่ในรูปแบบสามมิติโดยแสดงออกมาในลักษณะสองมิติ โดยมีประโยชน์ต่อไปนี้

1. ภาพถ่ายทางอากาศใช้ในการตีความและวางแผนทั่วไป
2. ภาพขาวดำหรือภาพสีที่ได้จากการกำหนดสีให้กับแถบสเปกตรัมต่าง ๆ ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า ภาพเหล่านี้สามารถนำไปใช้สำหรับการตีความและวางแผนทั่วไปในพื้นที่ ที่ถ่ายภาพมา
3. โมเสค (Mosaic) เป็นภาพต่อของภูมิประเทศ สร้างขึ้นโดยการนำภาพถ่ายแต่ละภาพมา ตัดต่อรวมเข้าด้วยกันเป็นผืนเดียว ดังนั้น โมเสคจึงเป็นการต่อภาพหลายๆภาพ และแต่ละภาพเป็นการมองภูมิประเทศจากจุดศูนย์ทิวทัศน์ (Perspective View)
4. ภาพตัดแก้ (Rectified Imagery) เป็นภาพที่ได้รับการขจัดอิทธิพลของการเอียงของ กล้องในขณะที่ถ่ายภาพออกไปแต่ยังมีอิทธิพลของความสูงต่ำของภูมิประเทศ (Relief) ปราบกฏอยู่ จึงทำให้มาตราส่วนที่แท้จริงในภาพแปรผันไปตามลักษณะของภูมิประเทศ เช่นเดียวกับในกรณีของภาพหรือรูปถ่ายดั้งเดิมและในกรณีของโมเสค
5. ภาพออร์โท (Orthophoto) เป็นภาพของภูมิประเทศที่สร้างจากคู่ภาพที่ซ้อนกันโดยที่มี การขจัดลักษณะเรขาคณิตแบบการฉายจากจุดศูนย์ทิวทัศน์ของภาพออกไปภาพออร์โทสามารถนำมาใช้ได้ลักษณะเดียวกับแผนที่ทางราบ (Planimetric Map) เนื่องจากมี มาตราส่วนคงที่ ถ้านำเส้นชั้นความสูงมาซ้อนทับบนภาพออร์โท ก็จะได้เป็นแผนที่ภาพออร์โทที่สามารถนำมาใช้เช่นเดียวกับแผนที่ภูมิประเทศ ดังแสดงในภาพที่ 10

6. โหมดของภาพออร์โท (Orthophotomosaic) เป็นผลผลิตที่เกิดจากการนำภาพออร์โท ในบริเวณติดกันมารวมกันเข้าเป็นภาพพื้นเดียว มีมาตราส่วนคงที่ทั่วทั้งภาพสามารถ นำมาใช้ได้ดังเช่นแผนที่

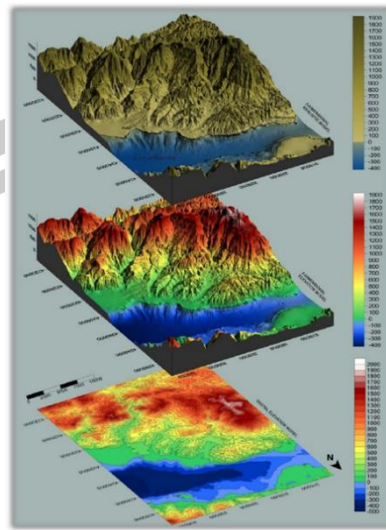


ภาพที่ 10 ตัวอย่างภาพออร์โท (Orthophoto)

ผลผลิตที่เป็นจุดและข้อมูลแบบจุดพิกัด (Point and Vector Products)

ผลผลิตที่เป็นจุดคือผลผลิตที่ทราบค่าพิกัดสามมิติของแต่ละจุดซึ่งค่าพิกัดอาจอยู่ในระบบพิกัดภาคพื้นดินหรือบางครั้งอาจอยู่ในระบบพิกัดอื่นผลผลิตเหล่านี้ได้แก่

1. จุดควบคุมเพิ่มเติม (Supplementary Control) ที่มักได้จากการสำรวจด้วยภาพถ่ายด้วยวิธีการถ่ายสามเหลี่ยมอากาศ (Aerotriangulation)
2. การกำหนดตำแหน่งของเป้าหมาย (Targeting) ที่สร้างหรือกำหนดขึ้นก่อนการถ่ายภาพ (Pre-marking)
3. แบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM) ที่เป็นการเก็บลักษณะ พื้นผิวของภูมิประเทศในคอมพิวเตอร์ ก. แบบจุดสุ่ม (Random Data Point) เก็บค่าพิกัด ณ ตำแหน่งที่ภูมิประเทศมีการ เปลี่ยนแปลงความสูงอย่างมีนัยสำคัญ ข. แบบกริด (Gridded Data Point) เก็บค่าพิกัด ณ ตำแหน่งที่กำหนดจากตารางกริด แบบคงที่ในระนาบ XY สำหรับแสดงค่าความสูงตรงจุดตัดแต่ละจุดของเส้นกริด ดังแสดงในภาพที่ 11



ภาพที่ 11 ตัวอย่างแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM)
ที่มา: (<https://www.researchgate.net/figure/Digital-Elevation-Model.2562>: เว็บไซต์)

2.5 ดัชนีสี (Color index)

(Zhou et al. 2017) ได้ทำนายผลผลิตเมล็ดข้าวโดยใช้ดัชนีสีหลายช่วงเวลา จากภาพถ่ายดิจิทัลสี RGB ด้วยอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้ดัชนีสีที่ได้จากการนำค่าสะท้อนแสงของภาพ RGB มาคำนวณ และมีสมการคำนวณดัชนีสีดังต่อไปนี้
สมการคำนวณค่าสะท้อนแสง ให้อยู่ในรูปแบบมาตรฐาน

$$r = R/(R+G+B)$$

$$g = G/(R+G+B)$$

$$b = B/(R+G+B)$$

เมื่อ

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง จากภาพ RGB

G คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีเขียว จากภาพ RGB

B คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีน้ำเงิน จากภาพ RGB

r คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง ในรูปแบบมาตรฐาน

g คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีเขียว ในรูปแบบมาตรฐาน

b คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีน้ำเงิน ในรูปแบบมาตรฐาน

สมการคำนวณค่า Green-Red Vegetation Index (GRVI)

$$GRVI = \frac{(g-r)}{(g+r)}$$

สมการคำนวณค่า Green Leaf Index (GLI)

$$GLI = \frac{(2g-b-r)}{(2g+b+r)}$$

สมการคำนวณค่า Visual Atmospheric Resistance Index (VARI)

$$VARI = \frac{(g-r)}{(g+r-b)}$$

สมการคำนวณค่า Excess Green index (ExG)

$$ExG = 2g-r-b$$

ในการศึกษานี้ พบว่า ดัชนีสีที่ได้จากภาพดิจิทัลเซนเซอร์ RGB ที่ทำนายผลได้ดีที่สุดคือ VARI ที่ระยะสร้างรวงอ่อนและระยะตั้งท้อง ด้วยค่า R² เท่ากับ 0.73

2.6 ดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์มัลไลซ์ (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI)

Mašková et al. (2008) ได้พัฒนาค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์มัลไลซ์ (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI) ขึ้นเป็นค่าดัชนีพืชพรรณที่นิยมใช้กันอย่าง

กว้างขวาง เพราะสามารถใช้ติดตามการเปลี่ยนแปลงของพืชในช่วงเวลาระหว่างฤดูกาลและในช่วงแต่ละปีได้ ใช้ประมาณค่ามวลชีวภาพและค่าดัชนีพื้นที่ผิวใบในสังคมพืชได้ดี และในการใช้งานไม่ต้องการข้อมูลอย่างอื่นประกอบ เช่น ข้อมูลชุดดิน ข้อมูลปรับแก้ค่าต่าง ๆ ทำให้ต้องเสียเวลาในเก็บข้อมูลเพิ่ม ในการคำนวณใช้ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดงและช่วงคลื่นเนียร์อินฟราเรด (Near Infrared) มาคำนวณดังสมต่อไปนี้

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)}$$

เมื่อ NIR คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นเนียร์อินฟราเรด (Near Infrared)

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง (Red Band)

ในการศึกษานี้ ใช้ค่าดัชนีผลต่างพืชพรรณ (NDVI) ซึ่งเป็นดัชนีที่ตอบสนองต่อคลอโรฟิลล์ในใบพืช โดยจะอาศัยพื้นฐานจากลักษณะทางสรีรวิทยาของต้นปาล์มน้ำมันที่จะมีการเปลี่ยนแปลงตอบสนองต่อความสมบูรณ์ เช่น ในใบมีปริมาณคลอโรฟิลล์สูง หรือการขาดแคลนน้ำ หรือปริมาณคลอโรฟิลล์ที่ลดลง ฯลฯ ซึ่งจะปรากฏในภาพถ่าย เป็นค่าการสะท้อนที่เปลี่ยนแปลงไปแตกต่างกันค่า NDVI เข้าใกล้ค่า 0 แสดงถึงพื้นที่แปลงปลูกปาล์มน้ำมันมีความอุดมสมบูรณ์น้อย และพื้นที่ที่มีแปลงปลูกยางพารามีความอุดมสมบูรณ์มากขึ้นจะยิ่งมีค่าเข้าใกล้ +1 มากขึ้นตามลำดับ เนื่องจากคุณสมบัตินี้เราจึงใช้ NDVI เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์และทำนายการเปลี่ยนแปลงของแปลงปลูกปาล์มน้ำมันที่มีผลจากการกระทบจากสิ่งแวดล้อมรอบ ๆ ได้

2.7 ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM)

จุดประสงค์ของการใช้ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) คือการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Explanatory Variables) กับ ตัวแปรตาม (Response Variable) โดยมีแนวคิดที่ว่าตัวแปรตาม (Y) สามารถเขียนอยู่ในรูปของผลรวมของ ค่าเฉลี่ย (μ) กับ ความคลาดเคลื่อน (ϵ) ได้ ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการ ดังนี้

$$Y = \mu + \epsilon$$

ซึ่งตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLMs) เป็นชื่อที่ใช้เรียกกลุ่มของตัวแบบ สมมติฐานของตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป มีดังนี้

1. องค์ประกอบแบบสุ่ม (Random Component) ค่าของ Y เป็นอิสระต่อกัน และมีการแจกแจงแบบใดแบบหนึ่งในวงศ์ชี่กำลัง (Exponential Family)

2. องค์ประกอบแบบเป็นระบบ (Systematic Component)

สามารถเขียนตัวแปรต้นให้อยู่ในรูปตัวประมาณเชิงเส้น η ได้ โดยที่ $\eta = \mathbf{X}\beta$

3. ฟังก์ชันเชื่อมโยง (Link Function) ความสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบแบบสุ่มและองค์ประกอบแบบเป็นระบบถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันเชื่อมโยง (g) โดยที่ฟังก์ชันเชื่อมโยงนั้นสามารถหาอนุพันธ์ได้ (Differentiable) และเป็นฟังก์ชันโดยที่

$$E[Y] \equiv \underline{\mu} = g^{-1}(\underline{\eta})$$

การแจกแจงที่อยู่ในวงศ์ชี่กำลัง (Exponential Family) มีคุณสมบัติ 2 ประการ ดังนี้

1. การแจกแจงสามารถเขียนได้ในรูปแบบของค่าเฉลี่ย และความแปรปรวน

2. ความแปรปรวนเป็นฟังก์ชันของค่าเฉลี่ยทางเดียว (Monotonic)

จากคุณสมบัติข้อที่ (2) เราสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$Var(Y_i) = \frac{\phi V(\mu_i)}{\omega_i}$$

โดยที่ ϕ เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดขนาดของความแปรปรวน (Scaled Parameter) และ ω_i เป็นค่าคงที่ที่กำหนดน้ำหนักให้กับค่าสังเกต (Prior Weight) แต่ละตัว โดยการแจกแจงที่อยู่ในวงศ์ชี่กำลังและความแปรปรวนของการแจกแจงต่าง ๆ (สำนักงานอตราเบี่ยงประกันวินาศภัย, 2559) สามารถสรุปได้โดยย่อตาม ตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตัวอย่างความแปรปรวนของการแจกแจงที่อยู่ในวงศ์ชี่กำลัง (Exponential Family)

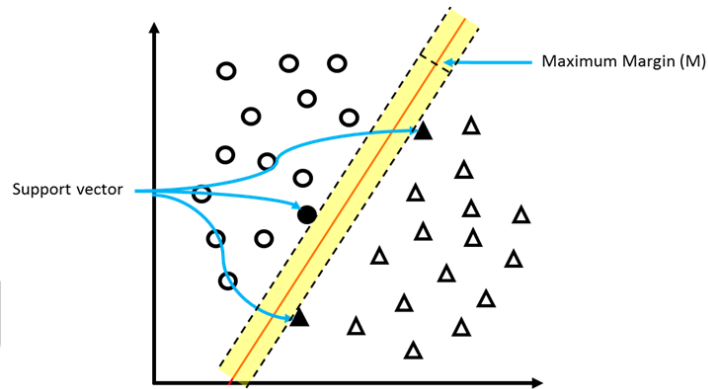
การแจกแจง	ความแปรปรวน
Normal	1
Poisson	x
Gamma	x^2
Binomial	$x(1-x)$ เมื่อ จำนวนการทดลองเท่ากับ 1 ครั้ง
Inverse Gaussian	x^3

2.8 ป่าสุ่ม (Random forest)

อัลกอริทึม Random Forest เป็นอัลกอริทึมประเภทหนึ่งของอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ที่มีลักษณะแบบไม่ตัดแต่งกิ่ง (Unpruned) หรือต้นไม้ถดถอย (Regression Trees) ซึ่งถูกสร้างจากนำข้อมูลมาฝึกสอนแล้วไปสุ่มเลือกตัวอย่างข้อมูลและคุณลักษณะข้อมูลนั้นแล้วนำมาสร้างเป็นต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ซึ่งมีตัวอย่างส่วนหนึ่งที่ไม่ถูกเลือกจะถูกนำมาใช้ในการทดสอบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เรียกข้อมูลนี้ว่า Out-of-Bag (OOB) เป็นเทคนิคที่คล้ายๆ กับ Bagging แต่แทนที่จะสุ่มข้อมูลอย่างเดียว ก็ทำการสุ่มเลือกแอตทริบิวต์ (ฟีเจอร์) ต่าง ๆ ออกมาเป็นหลายๆ ชุดด้วยและสร้างโมเดลด้วยเทคนิค Decision Tree หลายๆ ต้น ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดลเราจะเรียกว่า เทรนนิ่งดาต้า (training data) ซึ่งจะ ประกอบด้วยแอตทริบิวต์ทั่วไป (หรือตัวแปรต้นในทางสถิติ) และแอตทริบิวต์ประเภทสัญลักษณ์ (label) หรือ คลาส (class) ผลลัพธ์ที่ได้ทำให้โมเดลทำนาย (predict) ออกมา (เป็นตัวแปรตามในทางสถิติ) ผลลัพธ์ที่ได้จะยิ่งดีจากต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) แต่ละต้นถูกนำมาคิดเป็นการโหวตที่มากที่สุด

2.9 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เป็นตัวจำแนกเชิงเส้น (Linear Classifier) แบบ 2 คลาส ข้อได้เปรียบของ SVM คือมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลที่มีมิติจำนวนมากได้หลักการของ SVM คือการหาเส้นตรงที่มีมาร์จินที่โตที่สุด (Maximum Margin) ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 คลาส ดังตัวอย่างในภาพที่ 12 เป็นข้อมูลขนาด 2 มิติ โดนถูกจำแนกออกเป็น 2 คลาส ได้แก่ + (O) และคลาส - (Δ) โดยเส้นตรงที่ใช้แบ่งข้อมูลมีมาร์จินเท่ากับ $M=2w$ ซึ่ง เป็นความกว้างระหว่างเส้นตรงกับซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support vector) ของข้อมูลทั้ง 2 คลาส (● และ ▲)



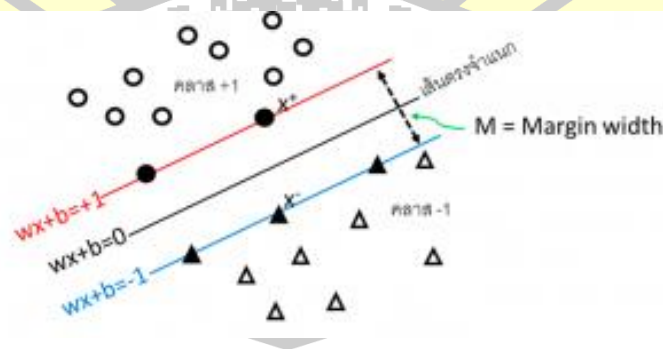
ภาพที่ 12 ตัวอย่างของตัวแบบจำแนก SVM บนข้อมูลขนาด 2 มิติ
ที่มา: (www.knowledge.snruc.ac.th.2562: เว็บไซต์)

การใช้เส้นตรงสำหรับแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่มด้วยมาร์จินที่โตที่สุด (Maximum Margin) เป็นวิธีที่การันตีได้ว่าจะสามารถแยกข้อมูลได้โดยมีความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยมี support vector เป็นตัวกำหนดขนาดของ Margin ดังนั้นถ้าข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงใด ๆ เส้นตรงจำแนกก็ยังขึ้นอยู่กับ support vector ซึ่งจะยังเป็น Maximum Margin อยู่ ดังตัวอย่างในภาพที่ 13 เป็นการหา Maximum Margin ในเชิงคณิตศาสตร์ จากภาพที่ 13 จะเห็นได้ว่าข้อมูล x จะถูกแบ่งเป็นระนาบบวก และระนาบบลบ โดยมีสมการคือ $w \cdot x + b \geq 1$ สำหรับคลาส+ และ $w \cdot x + b \leq -1$ สำหรับคลาส - ดังนั้นจะสามารถจำแนกข้อมูลได้โดย

$$+1 \text{ ถ้า } w \cdot x + b \geq +1$$

$$-1 \text{ ถ้า } w \cdot x + b \leq -1$$

$$\text{ถ้า } -1 < w \cdot x + b \leq +1$$



ภาพที่ 13 การคำนวณ Maximum Margin

ที่มา: (www.knowledge.snruc.ac.th.2562: เว็บไซต์)

2.10 รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (Root Mean Square Error: RMSE)

รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด คือ การวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการประมาณการจากแบบจำลองยกกำลังสอง ถ้าค่า RMSE มีค่าน้อยแสดงว่าแบบจำลองสามารถประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง แต่ถ้ามีค่าเท่ากับศูนย์ หมายความว่าไม่เกิดความคลาดเคลื่อนในแบบจำลอง สามารถคำนวณได้ดังนี้ (สุวดี น้าพาเจริญ และ ชลธิชา จำรัสพร 2015)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}$$

เมื่อ n คือ จำนวนตัวแปร
 \hat{x}_i คือ ค่าพยากรณ์
 x_i คือ ค่าจริง

2.11 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2)

R^2 จะเป็นค่าที่บอกร้อยละของการเปลี่ยนแปลงของค่า Y ที่เกิดจากอิทธิพลของค่า X ที่ได้จากการคำนวณจากสมการ ดังนี้

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

เมื่อ y_i คือ ค่าปริมาณตะกอนแขวนลอยที่ได้จากแบบจำลอง
 \bar{y}_i คือ ค่าปริมาณตะกอนแขวนลอยที่ได้จากการสำรวจในสนาม
 \hat{y}_i คือ สมการถดถอย
 n คือ จำนวนของกลุ่มตัวอย่าง

ถ้าสมการมีค่า R^2 ยิ่งมีค่าสูงยิ่งทำให้เกิดความแม่นยำของการนำสมการไปใช้เพื่อทำนายหรือคาดคะเนผลลัพธ์ย่อมสูงตามไปด้วย โดยทั่วไป สมการที่มักนำไปใช้ควรมีค่า R^2 อย่างน้อย 0.75

หากสูงกว่า 0.90 ถือว่าดีมาก ค่า R^2 มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 ถ้าค่าเป็น 0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์ใด ๆ ระหว่างตัวแปรตามและอิสระ แต่ถ้าค่าเป็น 1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์กันอย่างสมบูรณ์ (สุวดี นำพา เจริญ และ ชลธิชา จำรัสพร 2015)

2.12 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Zhou et al. (2017) ทำการศึกษาการทำนายผลผลิตข้าวโดยใช้ดัชนีพืชพรรณหลายช่วงเวลา จากภาพถ่ายแบบหลายช่วงคลื่น (MS) และภาพถ่าย RGB ที่ติดตั้งกล้องบันทึกภาพบนอากาศยานไร้คนขับ (UAV) ในการเก็บข้อมูลภาพหลายช่วงเวลาตามระยะการเจริญเติบโตของข้าว 7 ระยะ โดยนำค่าสะท้อนแสงจากภาพไปคำนวณดัชนีสีและดัชนีพืชพรรณ เพื่อเป็นพารามิเตอร์ในการสร้างแบบจำลองนายผลผลิต โดยวิเคราะห์แบบจำลองด้วย ฟังก์ชันการถดถอยเชิงเส้น ผลการวิจัยพบว่าขั้นตอนที่เป็นประโยชน์ถูกระบุว่าเป็นขั้นตอนที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการทำนายผลผลิตข้าวด้วยดัชนีพืช ในระยะเดียวสำหรับภาพดิจิทัลและภาพแบบหลายช่วงคลื่น พบว่าดัชนีสีที่เหมาะสมที่สุดคือ VARI ด้วยค่า R^2 เท่ากับ 0.71 ในขณะที่ดัชนีพืชพรรณที่ดีที่สุด NDVI_[800,720] จากภาพแบบหลายช่วงคลื่น แสดงความสัมพันธ์เชิงเส้นกับผลผลิตของเมล็ดพืชและได้ค่า R^2 สูงกว่า (0.75) มากกว่าดัชนีสีได้ ซึ่งดัชนีพืชที่มีหลายช่วงขณะมีความสัมพันธ์กับผลผลิตของเมล็ดข้าวสูงกว่าดัชนีพืชระยะเดียว และดัชนีพืชในสองช่วงการเติบโตแบบสุ่มด้วยฟังก์ชันการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) ทำนายได้ดีที่สุด ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุดเท่ากับ 0.76 นอกจากนี้ ดัชนีพืชที่มีความสัมพันธ์สูงกับดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) นั้นมีประสิทธิภาพในการทำนายผลผลิตได้ดีและดัชนีพืชที่ประกอบด้วยแถบขอบสีแดง (720 nm) และใกล้กับแถบอินฟราเรด (800 nm) พบว่ามีประสิทธิภาพมากกว่าในการทำนายผลผลิตและ LAI ที่ระดับสูง โดยสรุปการศึกษาครั้งนี้แสดงให้เห็นว่าทั้ง ภาพถ่ายแบบหลายช่วงคลื่น และเซ็นเซอร์ดิจิทัลที่ติดตั้งบน UAV เป็นแพลตฟอร์มที่เชื่อถือได้สำหรับการเจริญเติบโตของข้าวและการประมาณผลผลิตข้าวและกำหนดช่วงเวลาที่ดีที่สุดและ VIs ที่เหมาะสมสำหรับการทำนายผลผลิตข้าว

Duan et al. (2019) ได้ทำการศึกษาการสำรวจเพื่อปรับปรุงการประมาณค่า LAI ของข้าว ในการตรวจสอบสถานะการเจริญเติบโตของข้าว โดยใช้พื้นผิวสเปกตรัมฟูรีเยร์จากภาพ UAV โดยมีวัตถุประสงค์แรกคือการเปรียบเทียบโดยใช้การสะท้อนแสงของทรงพุ่มข้าวและดัชนีพืชสำหรับการประมาณค่า LAI ของข้าว วัตถุประสงค์ที่สองคือการวิเคราะห์กลไกทางกายภาพของพื้นผิวสเปกตรัมฟูรีเยร์ที่เกี่ยวข้องกับ LAI วัตถุประสงค์สุดท้ายคือการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการใช้คุณสมบัติสเปกตรัมและคุณสมบัติพื้นผิวในการประมาณค่า LAI ของข้าว โดยจากการศึกษานี้ได้พัฒนาพื้นผิวสเปกตรัมฟูรีเยร์จากภาพ UAV เพื่อประมาณค่า LAI ของข้าว และวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างเนื้อ

สเปกตรัมฟูรีเยร์กับข้าว LAI ด้วย ผลการวิจัยพบว่าพื้นผิวสเปกตรัมฟูรีเยร์สามารถปรับปรุงความแม่นยำของการประมาณค่า LAI ของข้าวได้ สรุปได้ว่าคุณสมบัติพื้นผิวของภาพตรวจสอบระยะไกลที่มีความละเอียดสูงอาจมีประสิทธิภาพในการประมาณค่า LAI ของข้าวมากกว่าคุณสมบัติสเปกตรัม

Devia et al. (2019) ทำการศึกษาการประมาณมวลชีวภาพในอัตราความเร็วสูงในพืชข้าว โดยใช้ภาพมัลติสเปกตรอลจากอากาศยานไร้คนขับ โดยจำลองความสัมพันธ์ของดัชนีพืชเหล่านี้เพื่อประเมินมวลชีวภาพของพื้นที่เพาะปลูก วิธีการที่ถูกลบเทียบโดยใช้พื้นที่สุ่มตัวอย่างขั้นต่ำ 1 เมตรเชิงเส้นของพืช การทดสอบเชิงทดลองที่ครอบคลุมได้ดำเนินการผ่านสองพันธุ์ข้าวที่แตกต่างกันภายใต้ระบบการผลิตที่ตอนและที่ลุ่ม ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่น่าเสนอสามารถประเมินมวลชีวภาพของพื้นที่ขนาดใหญ่ของพืชที่มีความสัมพันธ์เฉลี่ย 0.76 เมื่อเทียบกับวิธีการทำลายด้วยตนเองแบบดั้งเดิม สำหรับความรู้ของเราเป็นงานแรกที่ใช้พื้นที่สุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก 1 เมตรเชิงเส้นเพื่อปรับแต่งและตรวจสอบความถูกต้องของการประเมินภาพชีวมวลโดยใช้ NIR ของชีวมวลในพืชข้าว

Kawamura et al. (2020) ทำการศึกษาหาความสูงของข้าว (PH) ในพื้นที่ปลูกข้าวไร่ในประเทศลาวโดยใช้อากาศยานไร้คนขับ (UAV) เพื่อเป็นตัวแปรทางปฐพีวิทยาที่สำคัญในการประเมินสถานะการเจริญเติบโตของข้าวในพื้นที่ ซึ่งการศึกษานี้จะประเมินความเป็นไปได้ของภาพถ่ายจาก UAV ขนาดเล็กราคาประหยัดสำหรับการประมาณค่า PH ด้วยแบบจำลองความสูงของทรงพุ่ม (CHM) ในระยะข้าวใกล้ออกดอกเพื่อสร้างแบบจำลองพื้นผิวดิจิทัล (DSM) โดย CHM ได้รับการพัฒนาจากความแตกต่างของ DSM โดยใช้ภาพ UAV ที่ได้รับก่อนระยะข้าวออกดอก จากนั้นเมตริก CHM ของแต่ละพืดจะถูกคำนวณโดยใช้เปอร์เซ็นต์ไทล์ที่ 90-99 และค่าพิคเซลที่ใหญ่ที่สุด 1-10% ของ CHM และนำไปเปรียบเทียบกับค่า PH จากสนามที่วัดด้วยตนเอง (78.25-189.75 ซม.) ความแม่นยำในการทำนายได้รับการประเมินในเปอร์เซ็นต์ไทล์ที่ 90-99 และค่าสูงสุด 1-10% ของเมตริก CHM ด้วยขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายระหว่างเมตริก PH และ CHM ของการวัดภาคสนามแสดงให้เห็นว่าเมตริก CHM มีความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดกับ PH ของการวัดภาคสนาม ($R^2 = 0.712$ RMSE = 9.142 ซม., $p < 0.001$)

Guo et al. (2020) ศึกษาการปรับแก้ดัชนีพืชสำหรับการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ โดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืช ที่คำนวณจากภาพที่มีเซนเซอร์ สีแดง - เขียว - น้ำเงิน (RGB) จากอากาศยานไร้คนขับ (UAV) และปริมาณคลอโรฟิลล์ของใบพื้นดินของข้าวโพดที่วัดโดยใช้ SPAD-502 โดยใช้ระดับความสูงของเที่ยวบินในการบันทึกภาพที่ 50 เมตร และทำการวิเคราะห์แบบจำลองอัลกอริทึม 3 วิธี คือ Backpropagation neural network (BP), Support Vector Machine (SVM) และ Random Forest (RF) ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของคลอโรฟิลล์ (R^2) อยู่ในช่วง 0.46 - 0.57

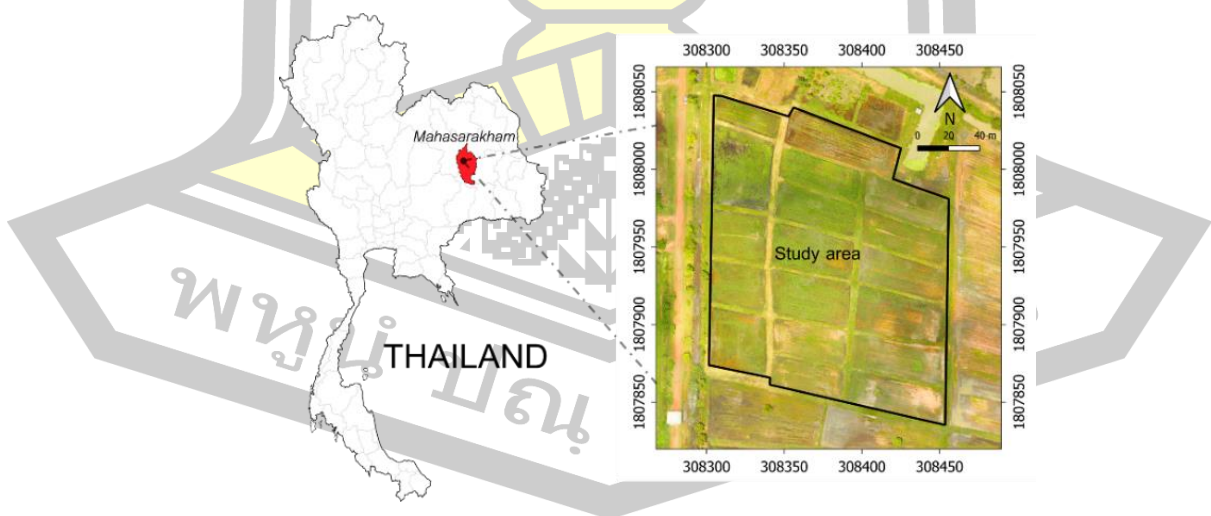
บทที่ 3

วิธีดำเนินการศึกษา

การศึกษาในครั้งนี้เป็นการศึกษาเพื่อพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) โดยการใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว ซึ่งในบทนี้จะแสดงรายละเอียดวิธีดำเนินการศึกษาดังนี้

3.1 พื้นที่ศึกษา

การศึกษาได้ดำเนินการที่แปลงปลูกข้าวของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม ณ ศูนย์การถ่ายทอดเทคโนโลยีเกษตรกรรมเฉลิมพระเกียรติ ตำบลนาสีนวน อำเภอกันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม ประเทศไทย ตั้งอยู่ ละติจูด $16^{\circ}20'42.1''$ เหนือ ลองจิจูด $103^{\circ}12'21.7''$ ตะวันออก ดังแสดงในภาพที่ 14 โดยลักษณะภูมิประเทศโดยทั่วไป เป็นพื้นที่ราบลูกคลื่น (Rolling Plain) มีความสูงจากระดับน้ำทะเลประมาณ 155 เมตร พื้นดินที่เพาะปลูกเป็นดินปนทราย สภาพอากาศโดยทั่วไปจะมีลักษณะฝนตกสลับกับอากาศแห้ง (Wet and dry climate) โดยในปี พ.ศ. 2557 มีปริมาณน้ำฝนรวม 1493.7 มิลลิเมตร อุณหภูมิเฉลี่ยตลอดทั้งปี 27.91 องศาเซลเซียส และมีความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยทั้งปี 77 เปอร์เซ็นต์ (กระทรวงเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร, 2557)



ภาพที่ 14 พื้นที่ศึกษา

การศึกษาได้ดำเนินการในฤดูการปลูกข้าวนาปี ตั้งแต่เดือน กรกฎาคม ถึง พฤศจิกายน พ.ศ. 2562 ของพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 เป็นพันธุ์ข้าวนาสวนไวต่อแสง อาศัยน้ำฝนในการทำนา และทำการปลูกข้าวด้วยวิธีการหว่าน โดยเริ่มหว่านในวันที่ 24 กรกฎาคม พ.ศ. 2562 มีขนาดพื้นที่ปลูกข้าว 25,972 ตารางเมตร (ความยาว 172 เมตร ความกว้าง 151 เมตร) หรือประมาณ 16 ไร่

3.2 อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษาจะแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในภาคสนาม และอุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ประมวลผลข้อมูล

3.2.1. อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในภาคสนาม

1. UAV ยี่ห้อ/รุ่น Phantom 3 Advance เป็นโดรนแบบควอดคอปเตอร์ (4 ใบพัด) มีระบบควบคุมการบินอัตโนมัติด้วย GPS พร้อม กล้อง Phantom 3 adv RGB ที่เป็นกล้องดิจิทัลบันทึกภาพเซนเซอร์ RGB ที่มีความละเอียด 12 ล้าน FOV 94° 20 มิลลิเมตร (เทียบเท่ากับ 35 มิลลิเมตร) f/2.8 ให้ค่าการสะท้อนแสงในแต่ละช่วงคลื่น คือ Red เท่ากับ 660 nm Green เท่ากับ 550 nm และ BLUE เท่ากับ 475 nm ดังแสดงในภาพที่ 15
2. กล้อง Survey3W (RGN) เป็นกล้องที่ใช้ในการบันทึกภาพที่มีเซนเซอร์ตรวจจับของ ช่วงคลื่นสีแดง (Red) สีเขียว (Green) และอินฟราเรด (Near Infrared) ความละเอียดจุดภาพ 12 ล้านพิกเซล HFOV 87° (19mm) f/2.8 มีตัวรับสัญญาณ USB GPS ภายนอกเพื่อให้ภาพที่ถ่ายมีค่าพิกัด โดยกล้อง Survey3W ให้ค่าการสะท้อนแสงในแต่ละช่วงคลื่น คือ Near Infrared เท่ากับ 850 nm Red เท่ากับ 660 nm และ Green เท่ากับ 550 nm
3. GNSS RTK KQ M8pro ดังแสดงในภาพที่ 16
4. ตาชั่ง
5. เครื่องวัดค่าคลอโรฟิลล์ ดังแสดงในภาพที่ 17
6. แผ่นปรับเทียบแสง (Calibration) ดังแสดงในภาพที่ 18a
7. เป้าระบุพิกัดจุดควบคุมภาพภาคพื้นดิน (GCP) ทำจากแผ่นไว้นิล สีดำสลับสีเหลือง ขนาด 100 x 100 เมตร ดังแสดงในภาพที่ 18b
8. แอปพลิเคชัน PIX4D Capture วางแผนการบิน
9. แอปพลิเคชัน Handy GPS ใช้ในการบอกตำแหน่ง
10. กรอบกำหนดขอบเขตเก็บตัวอย่าง ขนาด 30 x 30 เซนติเมตร ดังแสดงในภาพที่ 19a
11. กรอบกำหนดขอบเขตเก็บเกี่ยวผลผลิต 200 x 200 เซนติเมตร ดังแสดงในภาพที่ 19b

12. ตลับเมตร (Measuring Tape)
13. โทรศัพท์มือถือ ระบบปฏิบัติการ Android
14. หมุดเหล็ก
15. ถุงเก็บตัวอย่าง
16. ไม้ปักจุดเก็บตัวอย่าง
17. ค้อน (Hammer)



ภาพที่ 15 UAV ยี่ห้อ/รุ่น Phantom 3 Advance พร้อม กล้อง Phantom 3 adv RGB



ภาพที่ 16 GNSS RTK KQ M8pro



ภาพที่ 17 เครื่องวัดค่าคลอโรฟิลล์



(a)



(b)

ภาพที่ 18 (a) แผ่นปรับเทียบแสง และ (b) เป้าระบุพิกัดจุดควบคุมภาพภาคพื้นดิน



(a)



(b)

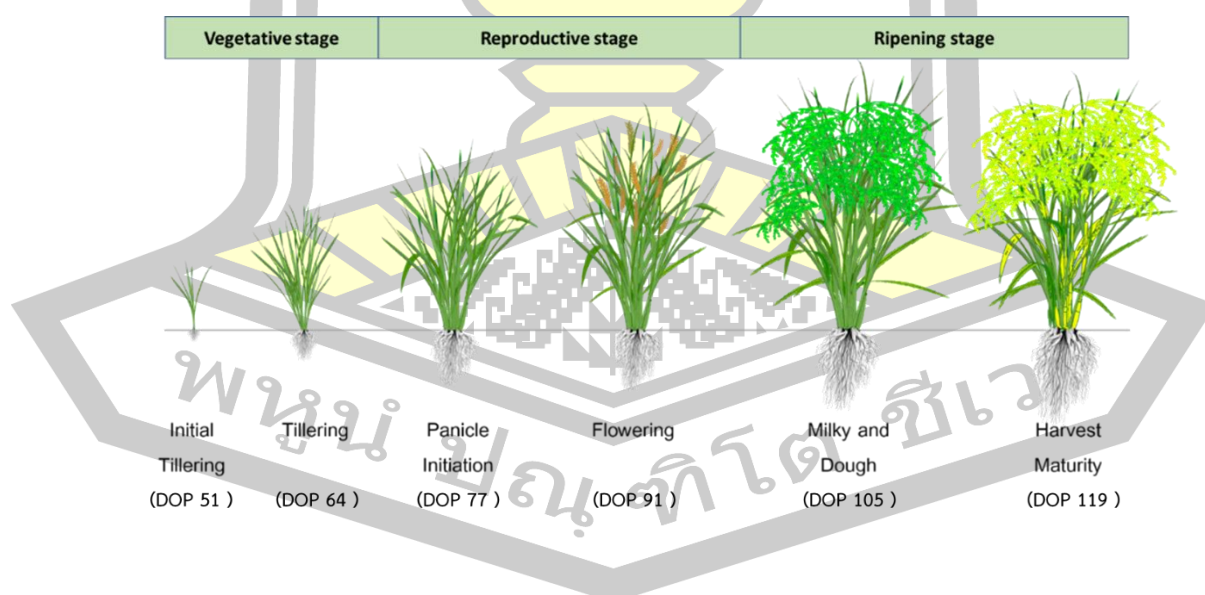
ภาพที่ 19 (a) กรอบกำหนดขอบเขตเก็บตัวอย่าง และ (b) กรอบกำหนดขอบเขตเก็บเกี่ยวผลผลิต

3.2.2. อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในประมวลผลข้อมูล

1. คอมพิวเตอร์ หรือ โน้ตบุ๊ก
2. โปรแกรม Agisoft Photoscan Professional
3. โปรแกรม Qgis 2.18
4. โปรแกรม MAPIR Survey3
5. โปรแกรม Rapid Miner Studio
6. โปรแกรม ImageJ

3.3 การเก็บข้อมูล ภาคสนาม

การเก็บข้อมูลภาคสนามนั้นจะเริ่มจากการวางแผน วันที่ลงสนามเก็บข้อมูล โดยจะลงสนามเก็บข้อมูลตามระยะการเจริญเติบโต (Growth stage) ของข้าวทั้ง 6 ระยะ คือ ก่อนแตกกอ (Initial Tillering) แตกกอ (Tillering) เริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation) ออกดอก (Flowering) เมล็ดเป็นนํ้านมและแป้ง (Milky and Dough) และเมล็ดสุกครบกำหนดเก็บเกี่ยว (Harvest Maturity) ดังแสดงในภาพที่ 20 มีระยะเวลาห่างจากวันเริ่มปลูก (Day of Planting ; DOP) ที่ 51,64,77,91,105 และ 119 ตามลำดับ และนอกจากนี้ยังมีวันที่เก็บเกี่ยวผลผลิตข้าว มีระยะเวลาห่างจากวันเริ่มปลูก 120 วัน ดังนั้นมีการลงภาคสนามเก็บข้อมูลทั้งหมด 7 ครั้ง ดังแสดงในตารางที่ 2



ภาพที่ 20 ระยะการเจริญเติบโตของข้าว

ตารางที่ 2 วันที่ลงเก็บข้อมูลภาคสนาม

No.	Date (d/m/y)	Growth stage	DOP	Remark
1	13/09/2562	Initial Tillering	51	Monitoring
2	26/09/2562	Tillering	64	Monitoring
3	09/10/2562	Panicle Initiation	77	Monitoring
4	23/10/2562	Flowering	91	Monitoring
5	06/11/2562	Milky and Dough	105	Monitoring
6	20/11/2562	Harvest Maturity	119	Monitoring
7	21/11/2562	Harvest Maturity	120	Harvest

โดยการลงเก็บข้อมูลแต่ละครั้ง จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ การเก็บข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ และการเก็บข้อมูลภาคพื้นดิน ซึ่งมีรายละเอียดของขั้นตอนดังนี้

3.3.1 การเก็บข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ

1. ทำการปักหมุดเหล็กวางเป้าระบุพิกัด ณ พิกัดที่จะใช้เป็นจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCP) จำนวน 8 จุด กระจายอยู่ในพื้นที่และวางเป้าระบุพิกัด ให้เป้าอยู่กึ่งกลางหมุดให้ได้มากที่สุดเพื่อพิกัดจะได้ไม่คาดเคลื่อน และปักหมุดเหล็ก 1 หมุด เป็นหมุดหมายพยาน ณ บริเวณพื้นที่ทำการสำรวจ

2. ประกอบโดรนโดยใส่แบตเตอรี่และใบพัด ทำการตรวจสอบใบพัดให้มั่นใจว่าใบพัดจะไม่หลุดออกจากตัวโดรน ดังแสดงในภาพที่ 21a และทำการติดตั้งกล้อง Phantom 3 adv RGB และกล้อง Survey3W (RGN) เข้ากับตัวโดรนเพื่อทำการบันทึกภาพ ดังแสดงในภาพที่ 21b



(a)



(b)

ภาพที่ 21 (a) ประกอบโดรนโดยใส่แบตเตอรี่และใบพัด และ (b) ทำการติดตั้งกล้องกับตัวโดรน

4. นำพิกัดพื้นที่ที่ใช้ในการบินที่ได้จาก Google Earth มาใส่ในแอปพลิเคชัน Pix4D Capture เพื่อสร้างแนวการบินให้โดรน ในโทรศัพท์มือถือ ระบบปฏิบัติการ Android

5. ทำการเชื่อมแอปพลิเคชันกับโดรนให้เชื่อมต่อกันและให้โดรนทำการสำรวจตามแนวการบินที่กำหนดไว้ จนแล้วเสร็จ โดยบินที่ระดับความสูง 90 เมตร ถ่ายภาพให้มีระยะซ้อนด้านหน้า 80% และระยะซ้อนด้านข้าง 60 % โดยดำเนินการบินบันทึกภาพภายใต้ท้องฟ้าที่แจ่มใสและความเร็วลมต่ำ ในช่วงเวลาระหว่าง 10.00 นาฬิกา ถึง 15.00 นาฬิกา ตามเวลาประเทศไทย ดังแสดงในภาพที่ 22

6. เมื่อโดรนบินสำรวจเสร็จ ทำการนำโดรนมาบันทึกภาพแผ่นปรับเทียบแสง (Calibration) ณ ช่วงเวลานั้นด้วย

7. ตรวจสอบการบันทึกข้อมูลภาพถ่าย



ภาพที่ 22 การบินบันทึกภาพด้วยอากาศยานไร้คนขับ

3.3.2 การเก็บข้อมูลภาคพื้นดิน จะมีวิธีการดำเนินงานตามช่วงเวลา 2 ช่วงดังนี้

(1) ช่วงการเก็บตัวอย่างก่อนเก็บเกี่ยวผลผลิตหรือเรียกว่าช่วงติดตามการเจริญเติบโต

1. เลือกจุดเก็บตัวอย่าง โดยใช้ไม้ปักจุดเก็บตัวอย่าง กระจายรอบพื้นที่นาข้าว

2. ทำการหาค่าพิกัดของจุดหมายพยาน โดยใช้แอปพลิเคชัน Handy GPS ใช้ในการหาพิกัดตำแหน่ง และบันทึกค่าพิกัดจุดหมายพยาน ไว้สำหรับการเก็บข้อมูลสนามทุกครั้ง

3. ใช้ GNSS RTK หาค่าพิกัดจุดเก็บตัวอย่าง โดยการตั้ง Base station ของ GNSS RTK ที่หมุดหมายพยานหรือจุดที่ทราบค่าพิกัด ดังแสดงในภาพที่ 23a และเชื่อมต่อกับ Rover เพื่อเก็บค่าพิกัดจุดควบคุมภาคพื้นดิน เก็บค่าระดับดิน ดังแสดงในภาพที่ 23b และจุดเก็บตัวอย่าง ดังแสดงในภาพที่ 23c



(a)

(b)

(c)

ภาพที่ 23 (a) ตั้ง Base station (b) เก็บค่าพิกัดจุดควบคุมภาคพื้นดิน และ (c) เก็บค่าพิกัดจุดเก็บตัวอย่าง

5. เก็บตัวอย่างข้าวแบบสุ่มเก็บ โดยนำกรอบเก็บตัวอย่าง ขนาด 30 x 30 เซนติเมตร ไปวาง ณ จุดที่จะเก็บตัวอย่างที่เลือก ดังแสดงในภาพที่ 24a แล้วเก็บตัวอย่างภายในกรอบเก็บตัวอย่าง และใส่ถุงแยกกันไว้พร้อมระบุชื่อกำกับ ดังแสดงในภาพที่ 24b



(a)



(b)

ภาพที่ 24 (a) จุดที่จะเก็บตัวอย่างที่เลือก และ (b) ตัวอย่างข้าว

6. วัดความสูงต้นข้าว ด้วยตลับเมตรโดยวัดจากโคนต้นถึงปลายใบที่ยาวที่สุด ดังแสดงในภาพที่ 25a และทำการบันทึกค่า

7. วัดค่าคลอโรฟิลล์ ด้วยเครื่องวัดคลอโรฟิลล์โดยการช่มเลือกใบตัวแทน ทำการวัดค่าคลอโรฟิลล์ 3 จุดต่อหนึ่งใบ ดังแสดงในภาพที่ 25b และทำการเฉลี่ยค่าทั้ง 3 พร้อมทำการบันทึกค่า

8. วัดพื้นที่ใบ โดยการช่มเลือกใบตัวแทน ทำการคลี่ใบแล้วถ่ายภาพใบข้าวเทียบกับกระดาษสเกลหรือไม้บรรทัด ดังแสดงในภาพที่ 25c ใช้โปรแกรม ImageJ ในการช่วยหาพื้นที่ใบ จากนั้นทำการนับจำนวนใบข้าวต่อ 1 จุดเก็บตัวอย่าง และคำนวณหาดัชนีพื้นที่ใบ(LAI) ต่อตารางเมตร จากสมการต่อไปนี้

$$LAI = \frac{\text{พื้นที่ใบตัวแทน (m}^2\text{)} \times \text{จำนวนใบ}}{\text{พื้นที่ในกรอบเก็บตัวอย่างขนาด 0.30x0.30 (m}^2\text{)}}$$



(a)



(b)



(c)

ภาพที่ 25 (a) การวัดความสูงต้นข้าว (b) การวัดวัดค่าคลอโรฟิลล์ และ (b) การวัดพื้นที่ใบ

9. หาน้ำหนักแห้งของต้นข้าวหรือหาชีวมวล (biomass) โดยการนำต้นข้าวใส่ถุงกระดาษแล้วทำการอบในตู้อบ 24 ชั่วโมง จากนั้นนำต้นข้าวที่อบแห้งออกมาจากตู้อบ และทำการชั่งน้ำหนักพร้อมบันทึกค่า ดังแสดงในภาพที่ 26



ภาพที่ 26 หาน้ำหนักแห้งของต้นข้าว

(2) ช่วงการเก็บเกี่ยวผลผลิตข้าว

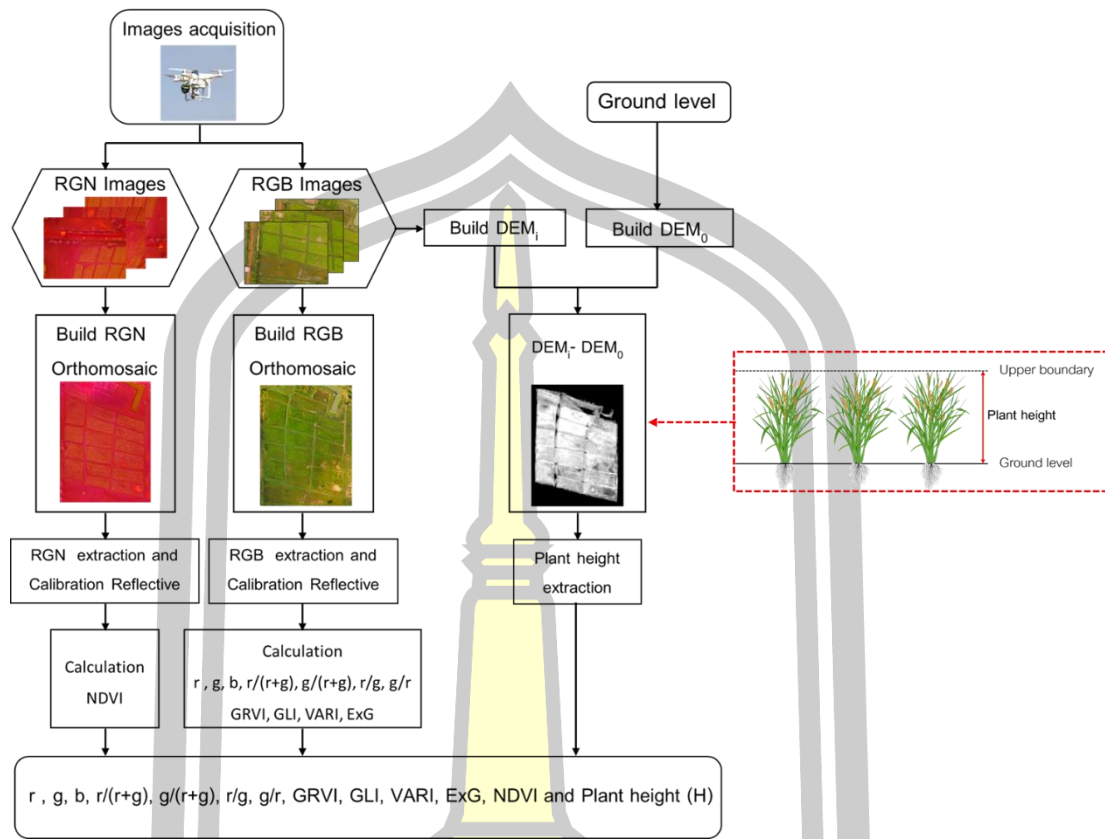
1. เก็บเกี่ยวผลผลิต ณ ช่วงเก็บเกี่ยว โดยการเลือกตำแหน่งที่จะเก็บเกี่ยวผลผลิต
2. เก็บค่าพิกัดตำแหน่งที่จะเก็บเกี่ยวผลผลิต โดยการตั้ง Base station ที่หมุดหมายพยาน และเชื่อมต่อกับ Rover ให้เรียบร้อย เพื่อสำรวจโดยใช้ GNSS RTK เก็บค่าพิกัด
3. เก็บเกี่ยวผลผลิต (Yield) โดยนำกรอบกำหนดขอบเขตเก็บเกี่ยวผลผลิต 200 x 200 เซนติเมตร ไปวาง ณ จุดที่จะเก็บเกี่ยวผลผลิตที่เลือกไว้ แล้วใช้เคียวเกี่ยวเกี่ยวผลผลิตภายในแต่กรอบ แล้วใส่ถุงแยกกันไว้พร้อมระบุชื่อกำกับ จำนวน 200 จุด และนำมาเข้ากระบวนการแยกเมล็ดข้าว ออก แล้วนำไปชั่งน้ำหนัก พร้อมบันทึกค่า ดังแสดงในภาพที่ 27



ภาพที่ 27 กระบวนการเก็บเกี่ยวผลผลิตข้าว

3.4 การประมวลผลภาพ

การประมวลผลภาพดำเนินการเพื่อให้ได้ชุดข้อมูลของภาพ ประกอบด้วย ค่าการสะท้อนแสง ดัชนีสี ดัชนีพืชพรรณ และความสูงของต้นข้าว มีขั้นตอนการประมวลผลสำหรับภาพที่ได้จาก UAV ดังแสดงในภาพที่ 15 โดยการนำภาพ RGB และภาพ RGN ที่ได้จาก UAV หลายๆ ภาพมารวมกันด้วยวิธีโมเสคภาพ (Mosaic) ซึ่งวิธีการนี้ใช้การซ้อนทับกัน (Overlap) ที่บริเวณรอยต่อของแต่ละภาพ เข้าด้วยกันเพื่อรวมกันเป็นภาพเดียว ด้วย โปรแกรม Agisoft Photoscan Professional ทำให้ได้ภาพแผนที่ภาพออร์โธ (Orthophoto map) ที่มีรายละเอียดจุดภาพบนพื้นดิน (GSD) ที่แตกต่างกัน คือ GSD 5,10,25,50,100 และ 200 เซนติเมตร ในการพิจารณาค่าสะท้อนแสง โดยภาพแผนที่ภาพออร์โธจะถูกบันทึกในรูปแบบ TIF ไฟล์



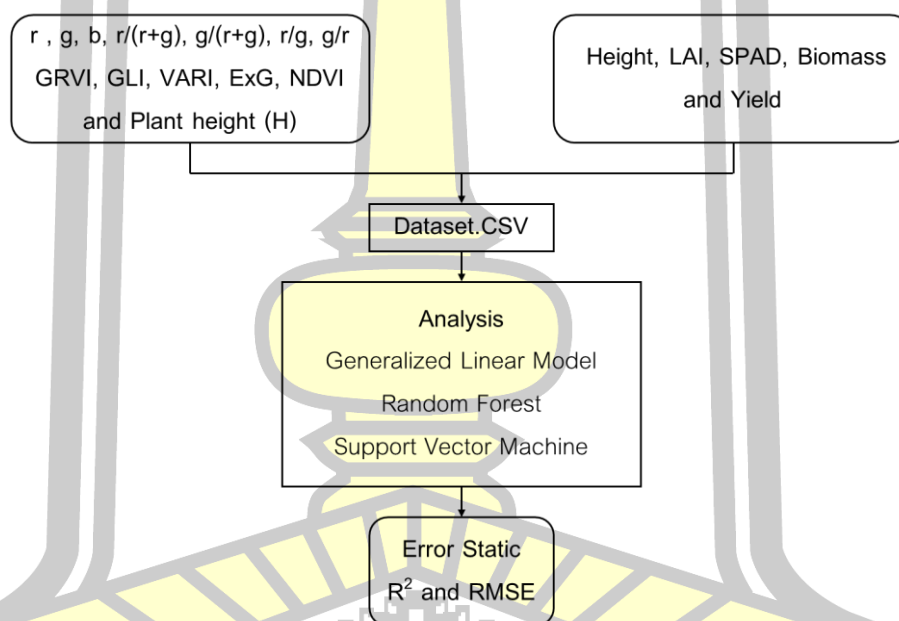
ภาพที่ 28 กระบวนการประมวลผลภาพ

การดึงค่าการสะท้อนแสงและปรับแก้ค่าการสะท้อนแสง หลังจากได้ภาพแผนที่ภาพออร์โท (Orthophoto map) ทำการดึงค่าการสะท้อนแสง RGB ด้วยโปรแกรม Qgis 2.18 ณ จุดเก็บผลผลิตข้าว และนำค่าการสะท้อนแสง R G และ B ไปทำการปรับแก้ค่าการสะท้อนแสง โดยเทียบกับค่าการสะท้อนแสง จากแผ่นปรับเทียบแสง (Calibration) จากนั้นจัดรูปแบบค่าสะท้อนแสง ให้อยู่ในรูปแบบมาตรฐาน โดยมีสมการในการจัดรูปแบบมาตรฐาน คือ $r = R/(R+G+B)$; $g = G/(R+G+B)$; $b = B/(R+G+B)$ โดยที่ R G และ B คือ ค่าสะท้อนแสงสีแดง (Red) สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) จากภาพ และ r g และ b คือ ค่าสะท้อนแสงสีแดง (Red) สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) ในรูปแบบมาตรฐาน

การประมาณความสูงของพืช (Plant height) เริ่มจากการสร้างแบบจำลองความสูงขอบบนของข้าว (DEM_i) จากภาพ RGB ด้วย WebOEM และสร้างแบบจำลองความสูงของพื้นดิน (DEM_0) จากค่าระดับพื้นดิน (Ground level) ด้วยโปรแกรม Qgis 2.18 และทำการหาแบบจำลองความสูงของต้นข้าวได้จากการนำ DEM_i ลบด้วย DEM_0 และดึงค่าความสูงของข้าว ณ จุดเก็บผลผลิตข้าว โดยดำเนินการในโปรแกรม Qgis 2.18

3.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

การศึกษานี้มีชุดข้อมูลประกอบไปด้วย ค่าการสะท้อนแสง ดัชนีสี ดัชนีพืช ความสูงของต้นข้าว และคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว ได้แก่ ความสูง (Height) ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ค่าชีวมวล (Biomass) และผลผลิต (Yield) ทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE) ในการประเมินประสิทธิภาพการทำนายผลผลิต จากชุดข้อมูลในแต่ละระยะการเจริญเติบโตของข้าวและที่รายละเอียดจุดภาพบนพื้นดิน (GSD) ที่แตกต่างกัน ดังแสดงกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลใน ดังแสดงในภาพที่ 29



ภาพที่ 29 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบป่าสุ่ม และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ดำเนินการในโปรแกรม Rapid Miner Studio โดยวิธีการของโปรแกรมจะทำการแบ่งข้อมูล ออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง (Model) 60 เปอร์เซ็นต์ และข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ (Testing) 40 เปอร์เซ็นต์ เพื่อวิเคราะห์และสร้างแบบจำลองโดยผลลัพธ์ออกมาในรูปแบบค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE)

นอกจากนี้ทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของชุดข้อมูลที่ประกอบไปด้วย ค่าการสะท้อนแสง ดัชนีสี ดัชนีพีช ความสูงของต้นข้าวจากภาพ และคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว ด้วย สหสัมพันธ์ (Correlation) ว่ามีความสัมพันธ์ในทิศทางใด มีความสัมพันธ์กันมากหรือน้อย และมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันหรือตรงกันข้าม ดูจากค่า สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Coefficient of Correlation ; R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap โดยที่ค่า R จะไม่มีหน่วยและมีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1 ค่า R ค่าเข้าใกล้ -1 แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์เชิงลบและมีความสัมพันธ์มาก ค่า R ค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์เชิงบวกและมีความสัมพันธ์มาก และค่า R ค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันน้อยหรือไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น



บทที่ 4

ผลการศึกษา

จากการสำรวจภาคสนามโดยใช้อากาศยานไร้คนขับ (UAV) ในการสำรวจเก็บข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ ร่วมกับการเก็บข้อมูลตัวอย่างข้าวมาวิเคราะห์หาคคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว อันได้แก่ ค่าความสูง (Height) ค่าชีวมวล (Biomass) ค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) และผลผลิต (Yield) เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลค่าการสะท้อนแสง จากการประมวลผลภาพจากกล้อง RGB และ RGN ที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซล (GSD) 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร กับคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว ในการสร้างแบบจำลองเพื่อติดตามการเจริญเติบโตและทำนายผลผลิตของข้าว โดยวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) ซึ่งหลักการการสร้างแบบจำลองและวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์นี้จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง จำนวน 60% และกลุ่มข้อมูลในการทดสอบแบบจำลอง จำนวน 40% กลุ่มข้อมูล โดยแต่ละแบบจำลองจะถูกประเมินความน่าเชื่อถือทางสถิติของแบบจำลอง โดยใช้ค่า R^2 และ RMSE ของแต่ละครั้ง และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.05 ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังต่อไปนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์ความสูงต้นข้าว

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของความสูง (Height) ต้นข้าวจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงต้นข้าวจากภาพถ่าย (H) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 30 โดยพบว่า ความสูงของต้นข้าวจากการวัด มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นข้าวจากภาพถ่าย (H) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.40 ถึง 0.84 และรองลงมาคือ NDVI โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.54 ถึง 0.59



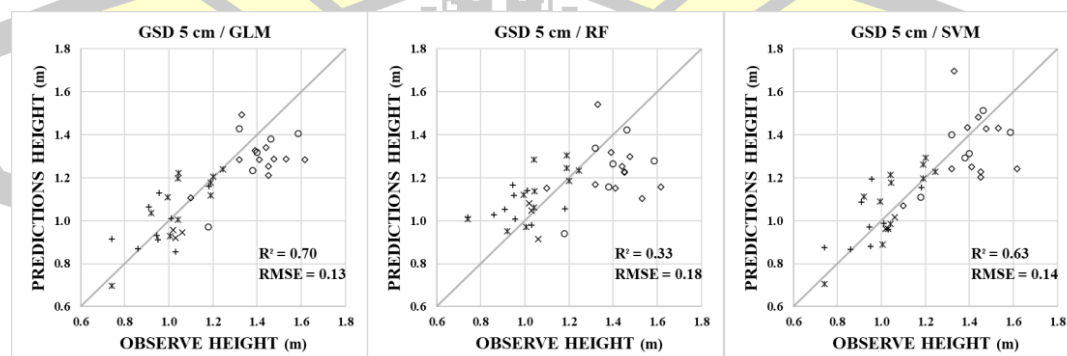
ภาพที่ 30 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นข้าวจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

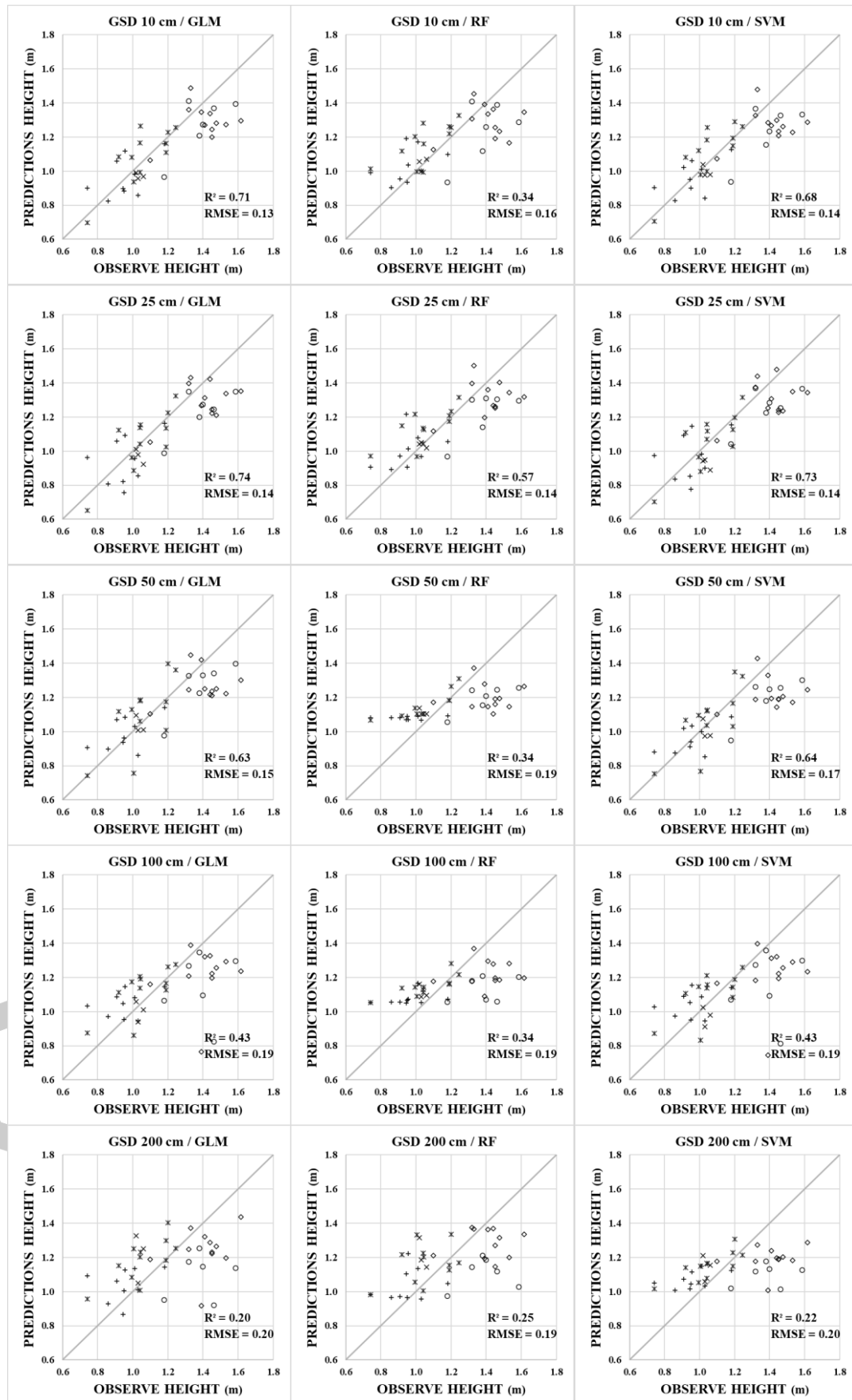
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับความสูงของต้นข้าวจากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองออกเป็นสองกรณี คือ กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นข้าวจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว และกรณีที่สองสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นข้าวจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าความสูง ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นข้าวจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 3 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) ดังภาพที่ 31 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.20 – 0.74 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.13 – 0.20 เมตร

ตารางที่ 3 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.70	0.13	0.71	0.13	0.74	0.14	0.63	0.15	0.43	0.19	0.20	0.20
RF	0.33	0.18	0.34	0.16	0.57	0.14	0.34	0.19	0.34	0.19	0.25	0.19
SVM	0.63	0.14	0.68	0.14	0.73	0.14	0.64	0.17	0.43	0.19	0.22	0.20





× ระยะก่อนแตกกอ (Initial Tillering)	+ ระยะแตกกอ (Tillering)	× ระยะเริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation)
○ ระยะออกดอก (Flowering)	○ ระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough)	

ภาพที่ 31 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับ ความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.14 เมตร

และจากความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นข้าวจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 4

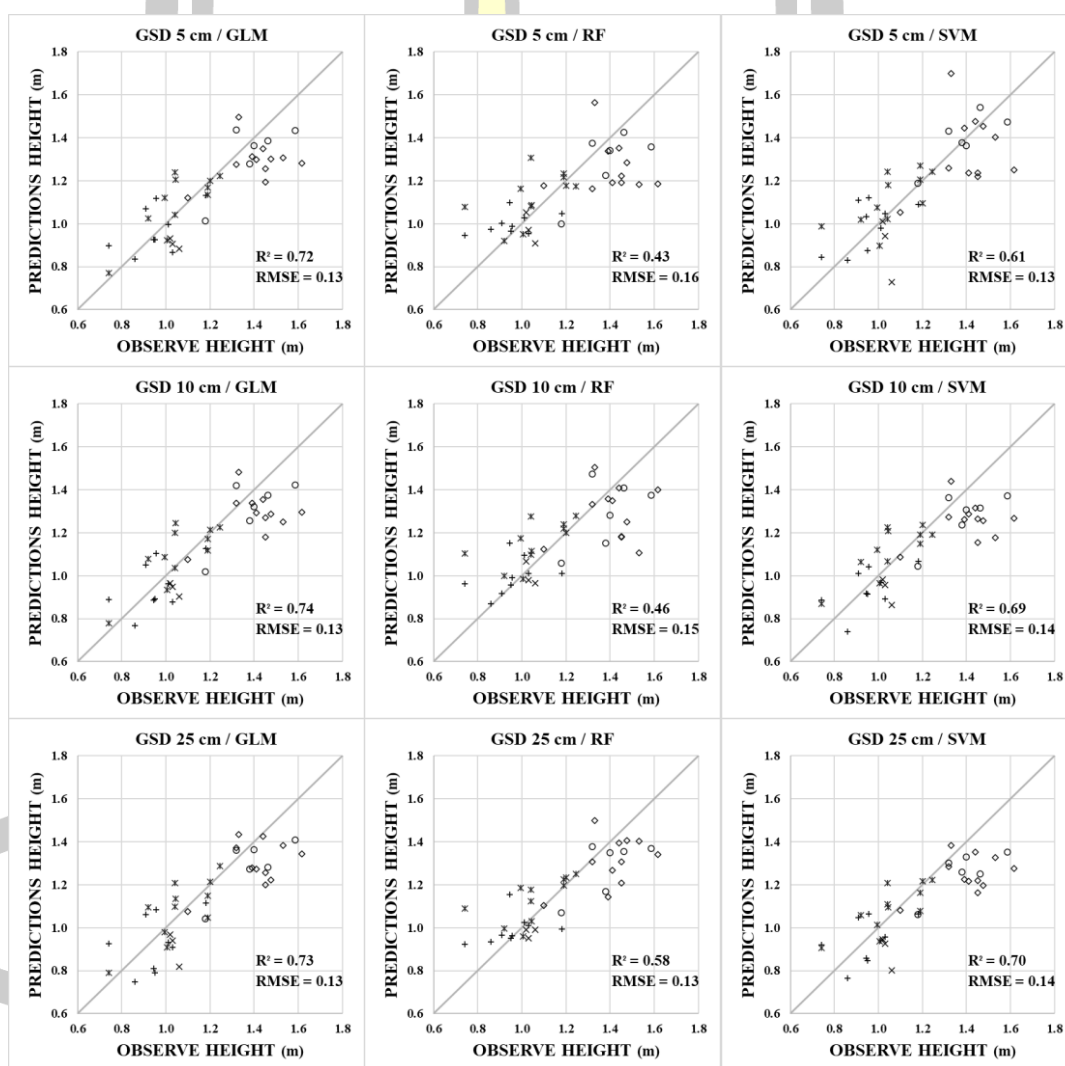
ตารางที่ 4 สมการประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

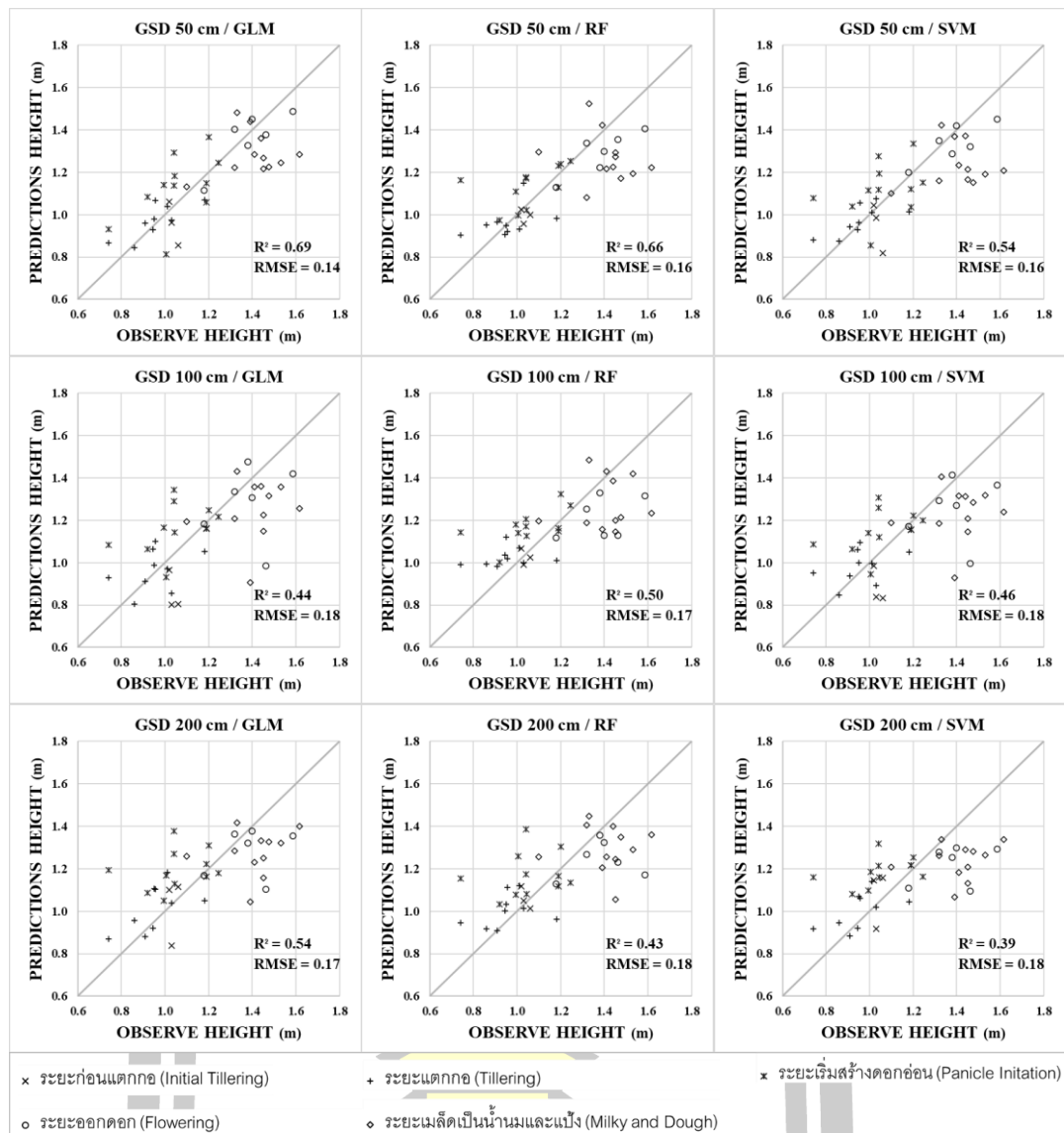
GSD (cm)	Model Expression (m)	R^2	RMSE (m)
5	Height = 1.201(H) + 0.352	0.70	0.13
10	Height = 1.211(H) - 0.029(r) + 0.605(b) + 0.328	0.71	0.13
25	Height = 1.313(H) - 0.398(GLI) + 0.936(b) + 0.351	0.74	0.14
50	Height = 1.006(H) - 0.696(r) + 0.101(b) + 0.806	0.63	0.15
100	Height = 0.640(H) + 0.020(ExG) + 0.588(g) + 0.450	0.43	0.19
200	Height = 0.438(H) - (r/g)-2.250(r) + 1.962	0.20	0.20

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นข้าวจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจากภาพถ่าย (H) โดยกรณีที่สองจะมีตัวแปรเพิ่มจากกรณีที่หนึ่ง คือ NDVI ที่ได้จากภาพถ่ายโดยกล้อง RGN ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 5 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) ดังภาพที่ 32 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.39 – 0.74 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.13 – 0.18 เมตร

ตารางที่ 5 R² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
GLM	0.72	0.13	0.74	0.13	0.73	0.13	0.69	0.14	0.44	0.18	0.54	0.17
RF	0.43	0.16	0.46	0.15	0.58	0.13	0.66	0.16	0.50	0.17	0.43	0.18
SVM	0.61	0.13	0.69	0.14	0.70	0.14	0.54	0.16	0.46	0.18	0.39	0.18





ภาพที่ 32 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับ ความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

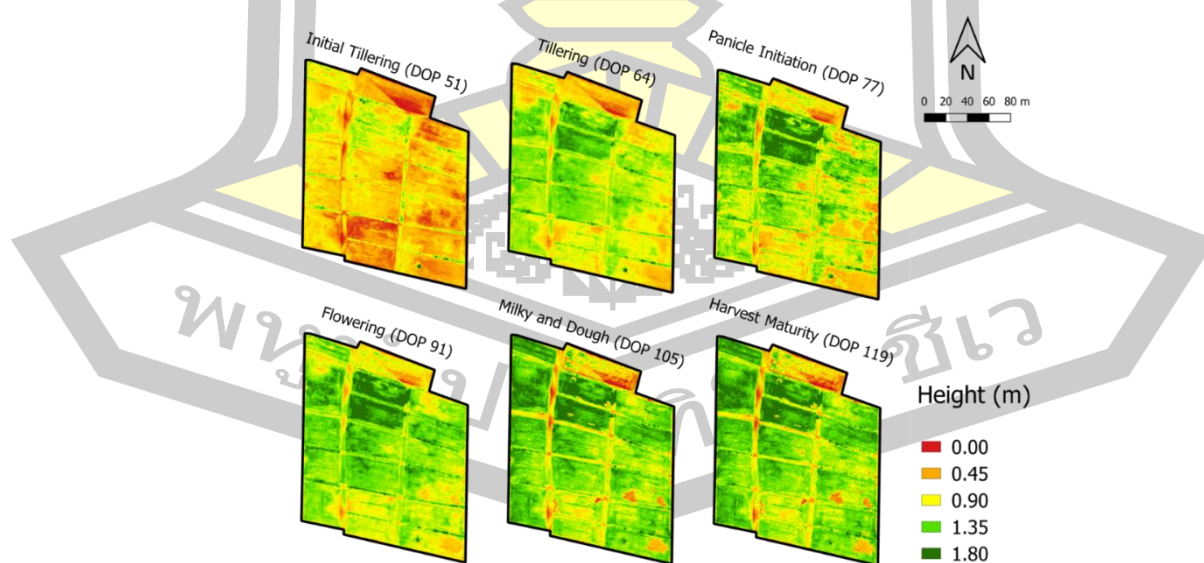
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่รายละเอียดจุดภาพ 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.13 เมตร

และจากความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นข้าวจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 6

ตารางที่ 6 สมการประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน

GSD (cm)	Model Expression (m)	R ²	RMSE (m)
5	Height = 1.110(H)+0.154(NDVI)+0.427	0.72	0.13
10	Height = 1.108(H)+0.171(NDVI)+0.709(b)+0.393	0.74	0.13
25	Height = 1.145(H)+0.267(NDVI)-0.427(GLI)+0.832(b)+0.500	0.73	0.13
50	Height = 0.819(H)+0.390(NDVI)-0.272(r)+0.414(b)+0.750	0.69	0.14
100	Height = 0.467(H)+0.537(NDVI)+0.132(ExG)+0.023(g/r)+0.115(g)+0.767	0.44	0.18
200	Height = 0.244(H)+0.643(NDVI)-0.253(r/g)-0.327(r)+1.482	0.54	0.17

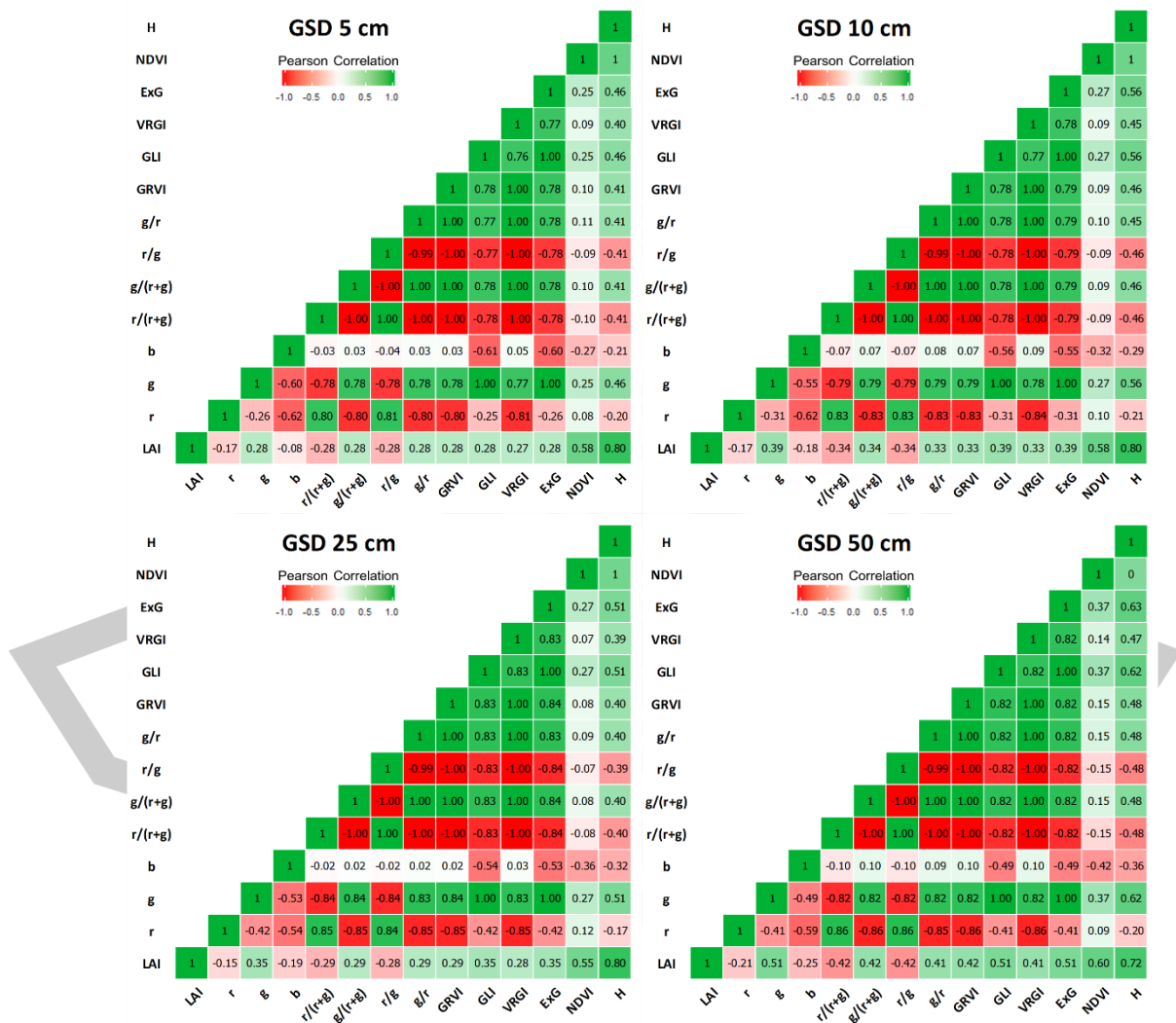
เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูง ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุดของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของต้นข้าว ได้ดังภาพที่ 33

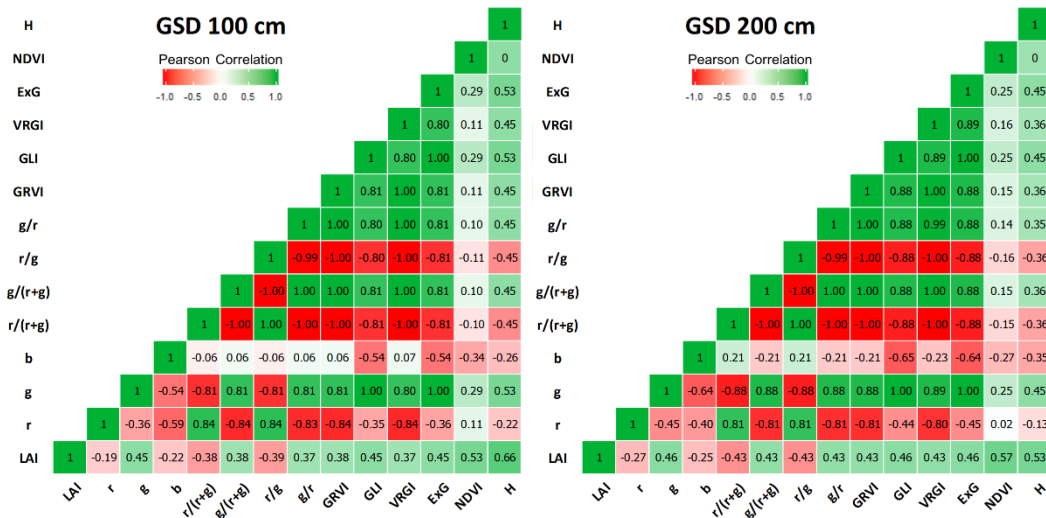


ภาพที่ 33 แผนที่ติดตามความสูงของข้าว

4.2 ผลการวิเคราะห์ดัชนีพื้นที่ใบ

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 34 โดยพบว่า LAI มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นข้าวจากภาพถ่าย (H) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.53 ถึง 0.80 และรองลงมาคือ NDVI โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.53 ถึง 0.60





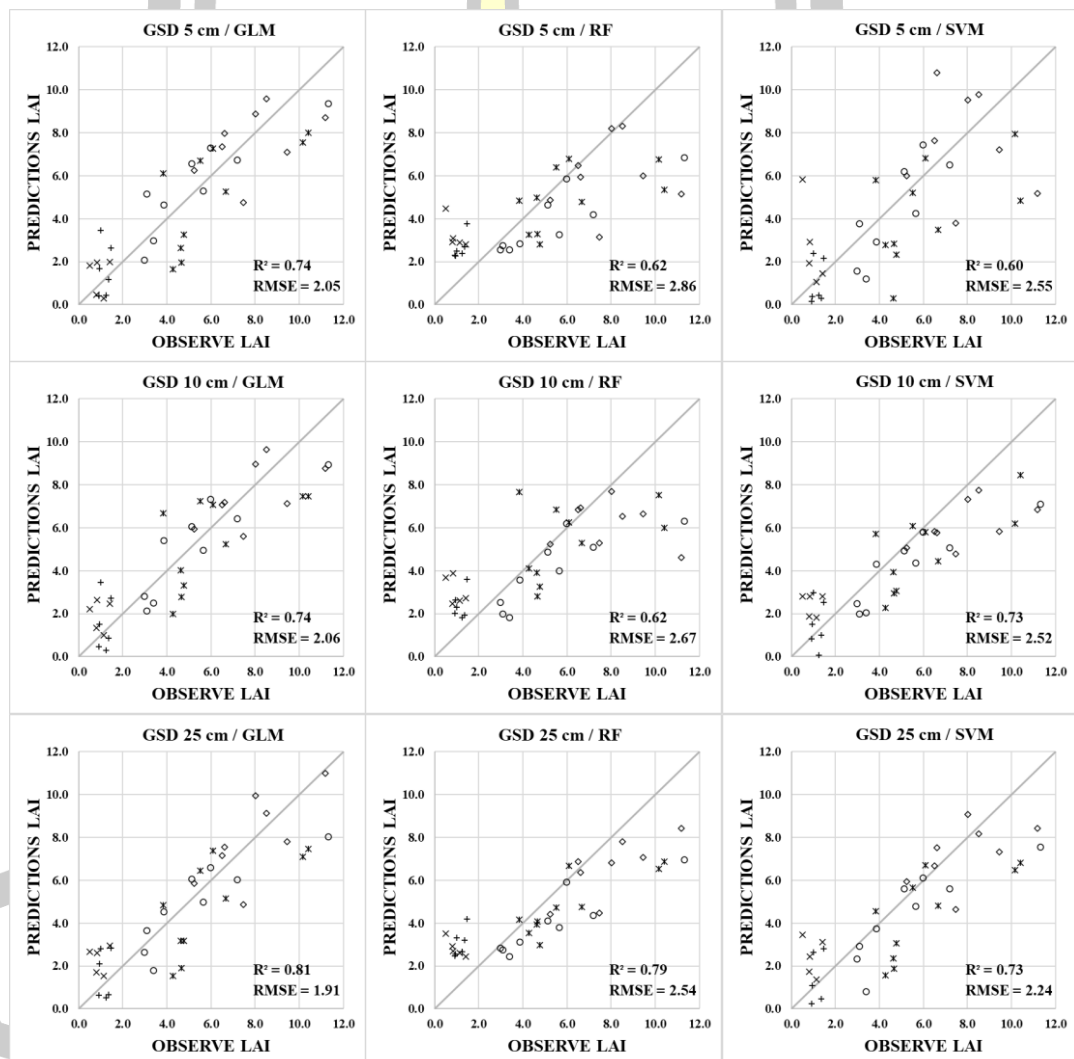
ภาพที่ 34 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่าย

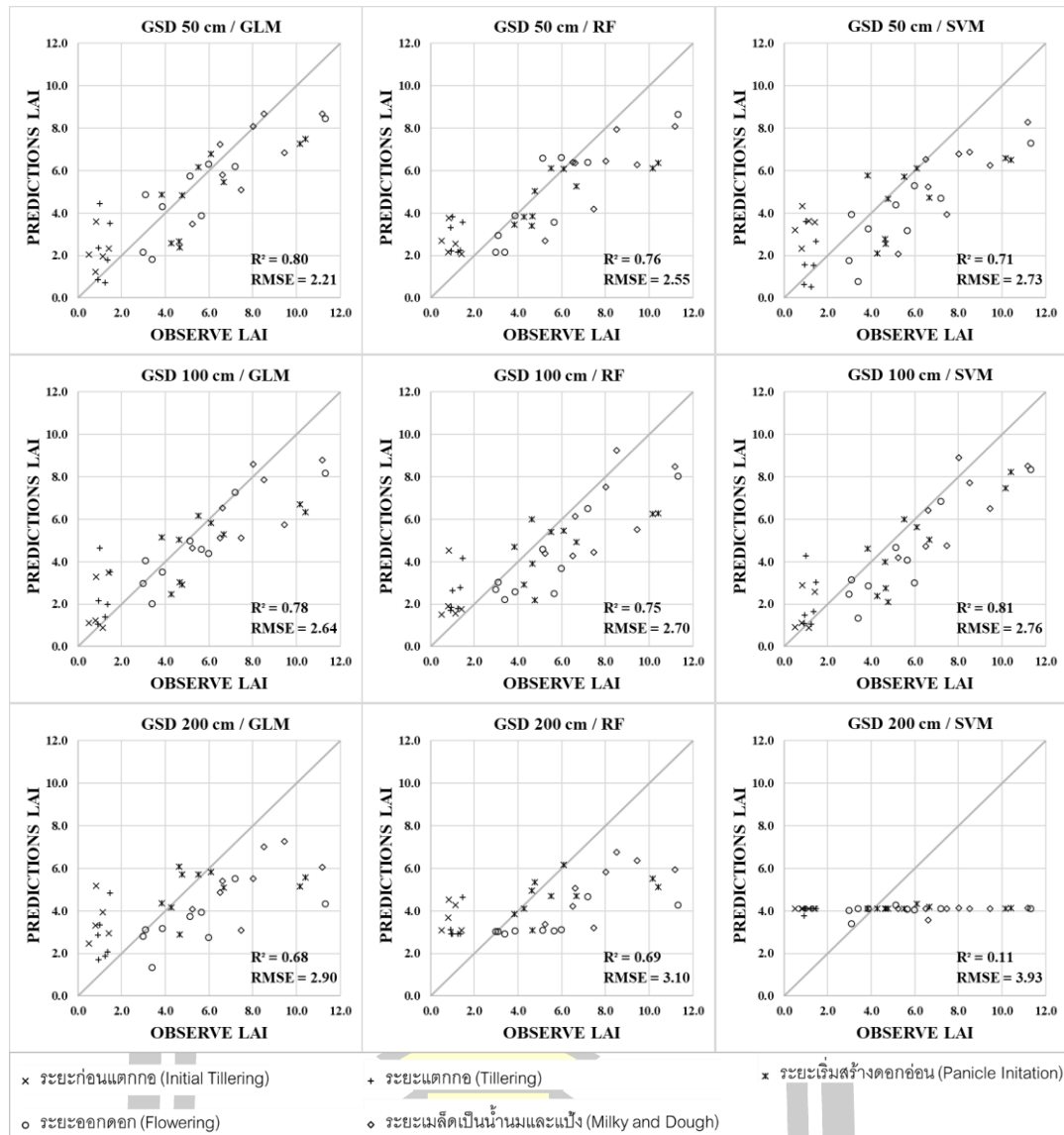
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับดัชนีพื้นที่ใบ จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองออกเป็นสองกรณี คือ กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว และกรณีที่สองสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 7 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) ดังภาพที่ 35 โดยพบว่า R² มีค่าอยู่ระหว่าง 0.11 – 0.81 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.91 – 3.93

ตารางที่ 7 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.74	2.05	0.74	2.06	0.81	1.91	0.80	2.21	0.78	2.64	0.68	2.90
RF	0.62	2.86	0.62	2.67	0.79	2.54	0.76	2.55	0.75	2.70	0.69	3.10
SVM	0.60	2.55	0.73	2.52	0.73	2.24	0.71	2.73	0.81	2.76	0.11	3.93





ภาพที่ 35 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับ ดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ ระยะพื้นที่ใบถึงขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวงนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.81 และ RMSE เท่ากับ 1.91

และจากความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วย กล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 8

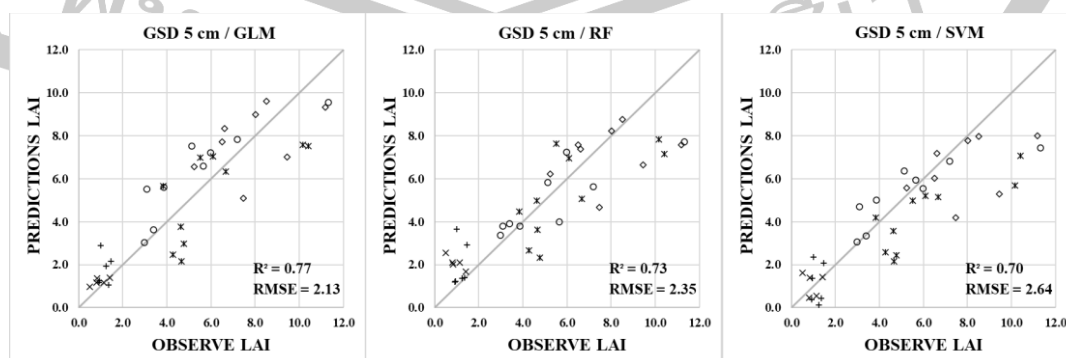
ตารางที่ 8 สมการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

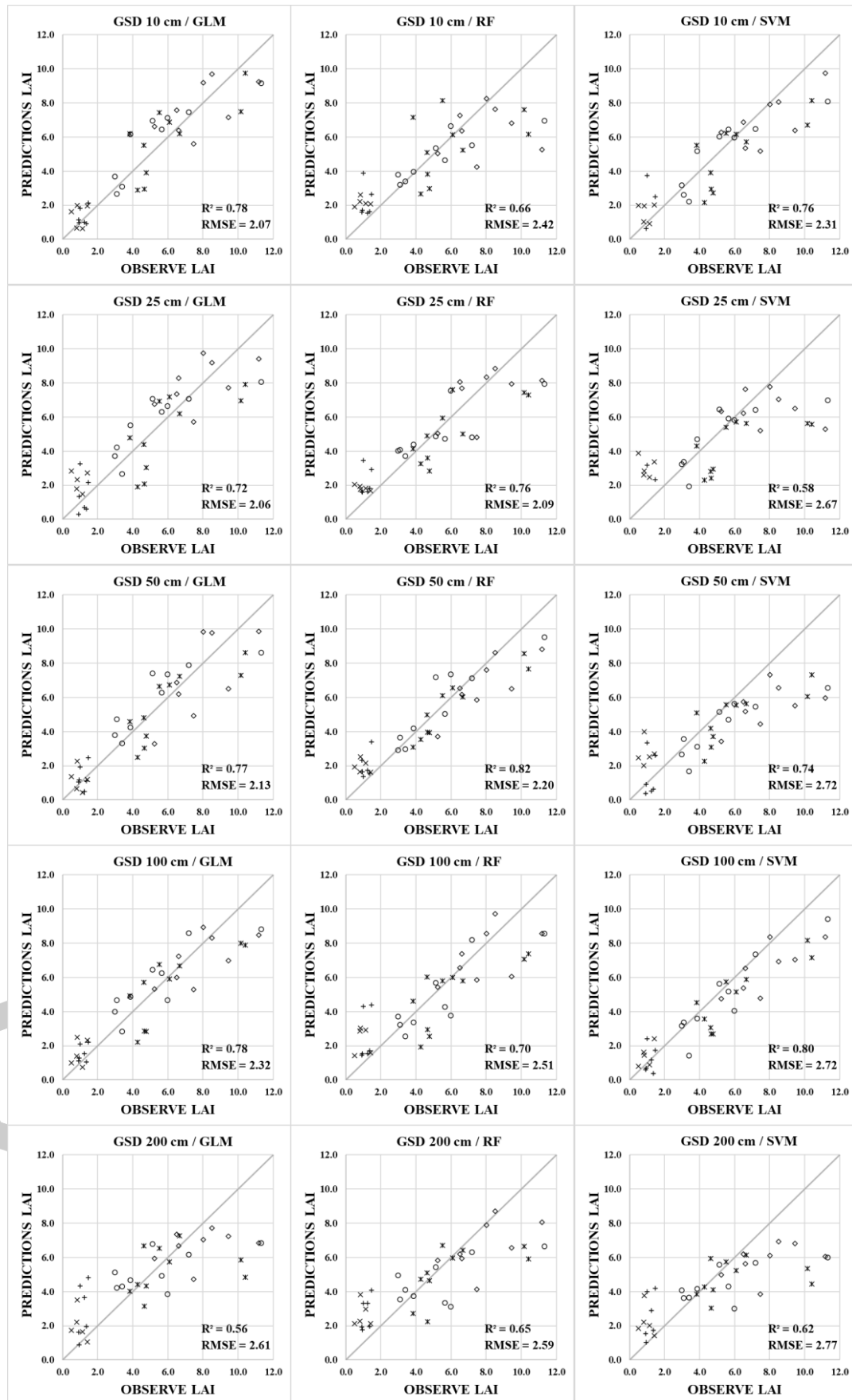
GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	LAI= 18.515(H)-6.118(GLI)-1.579(VARI)-5.283	0.74	2.05
10	LAI= 17.338(H)-9.166(g)+2.571(b)-2.015	0.74	2.06
25	LAI= 17.515(H)-4.150(VARI)+10.383(b)-6.974	0.81	1.91
50	LAI= 13.414(H)-0.415(r/g)-3.566	0.80	2.21
100	LAI= 9.048(H)+4.103(GLI)-0.422(r/g)-2.062	0.78	2.64
200	LAI= 3.585(H)-5.922(r/g)-0.494(r)+3.186(g)+6.981	0.68	2.90

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจากภาพถ่าย (H) โดยกรณีที่สองจะมีตัวแปรเพิ่มจากกรณีหนึ่ง คือ NDVI ที่ได้จากภาพที่ถ่ายโดยกล้อง RGN ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 9 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) ดังภาพที่ 36 โดยพบว่า R² มีค่าอยู่ระหว่าง 0.56 – 0.82 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.06 – 2.77

ตารางที่ 9 R² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า LAI จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
GLM	0.77	2.13	0.78	2.07	0.72	2.06	0.77	2.13	0.78	2.32	0.56	2.61
RF	0.73	2.35	0.66	2.42	0.76	2.09	0.82	2.20	0.70	2.51	0.65	2.59
SVM	0.70	2.64	0.76	2.31	0.58	2.67	0.74	2.72	0.80	2.72	0.62	2.77





x	ระยะก่อนแตกกอ (Initial Tillering)	+	ระยะแตกกอ (Tillering)	x	ระยะเริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation)
o	ระยะออกดอก (Flowering)	o	ระยะเมล็ดเป็นน้ำมันและแป้ง (Milky and Dough)		

ภาพที่ 36 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับ ดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

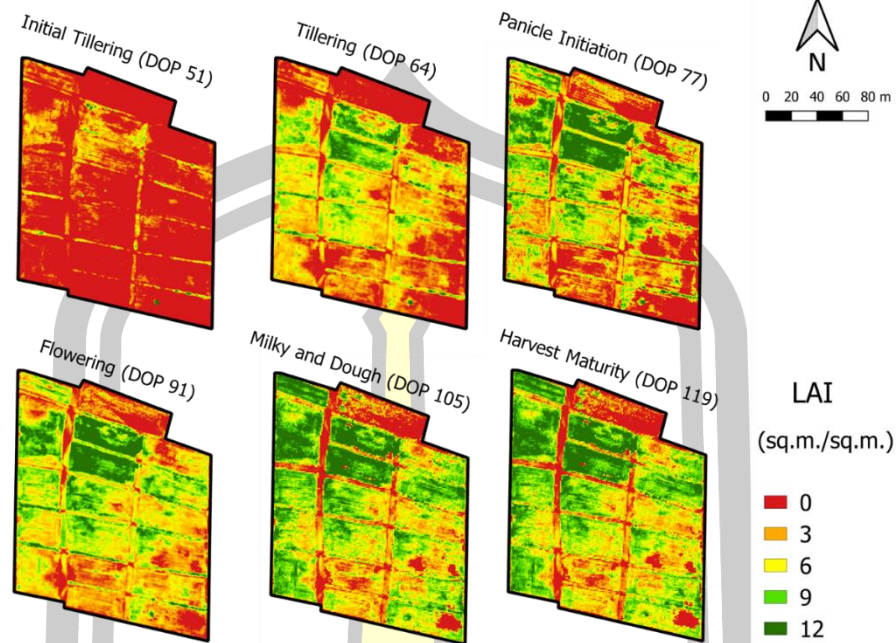
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระพื่นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Random Forest) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.82 และ RMSE เท่ากับ 2.20 เมตร

และจากความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วย กล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลอง ด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 10

ตารางที่ 10 สมการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	$LAI = 16.080(H) + 4.167(NDVI) - 12.087(g) + 0.150(b) + 0.632$	0.77	2.13
10	$LAI = 14.674(H) + 4.650(NDVI) - 0.679(ExG) - 2.359(g) + 7.720(b) - 3.159$	0.78	2.07
25	$LAI = 14.999(H) + 4.494(NDVI) - 3.023(VARI) + 14.897(b) - 5.166$	0.72	2.06
50	$LAI = 9.607(H) + 7.355(NDVI) - 0.709(r/g) - 4.283(r) + 1.775$	0.77	2.13
100	$LAI = 7.607(H) + 5.609(NDVI) - 2.574(r/g) + 2.708$	0.78	2.32
200	$LAI = 2.257(H) + 8.858(NDVI) + 0.389(ExG) - 13.257(r) + 6.684(g) + 6.853$	0.56	2.61

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลอง ประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามค่าดัชนีพื้นที่ใบ ได้ดังภาพที่ 37



ภาพที่ 37 แผนที่ติดตามค่าดัชนีพื้นที่ใบ

4.3 ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์

ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์ ในรูปความสัมพันธ์ของค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r , g , b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจากภาพถ่าย (H) แต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 38 โดยพบว่าค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) มีความสัมพันธ์กับ g GLI และ ExG มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.34 - 0.68

พหุ ประสิทธิภาพ



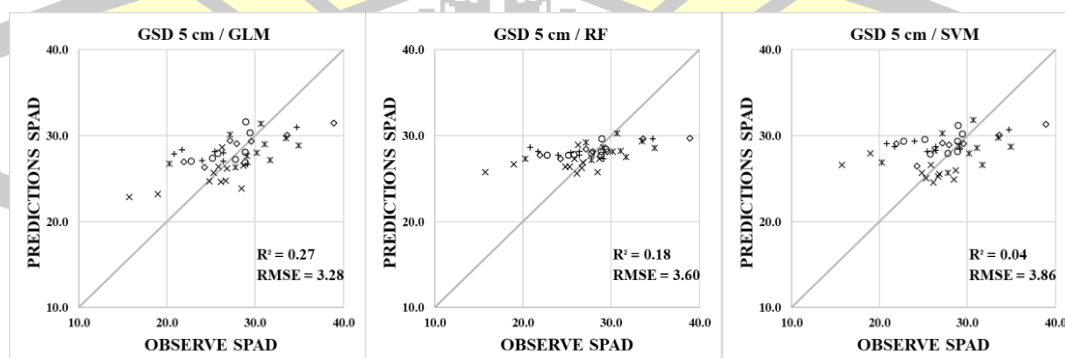
ภาพที่ 38 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) กับข้อมูลจากภาพถ่าย

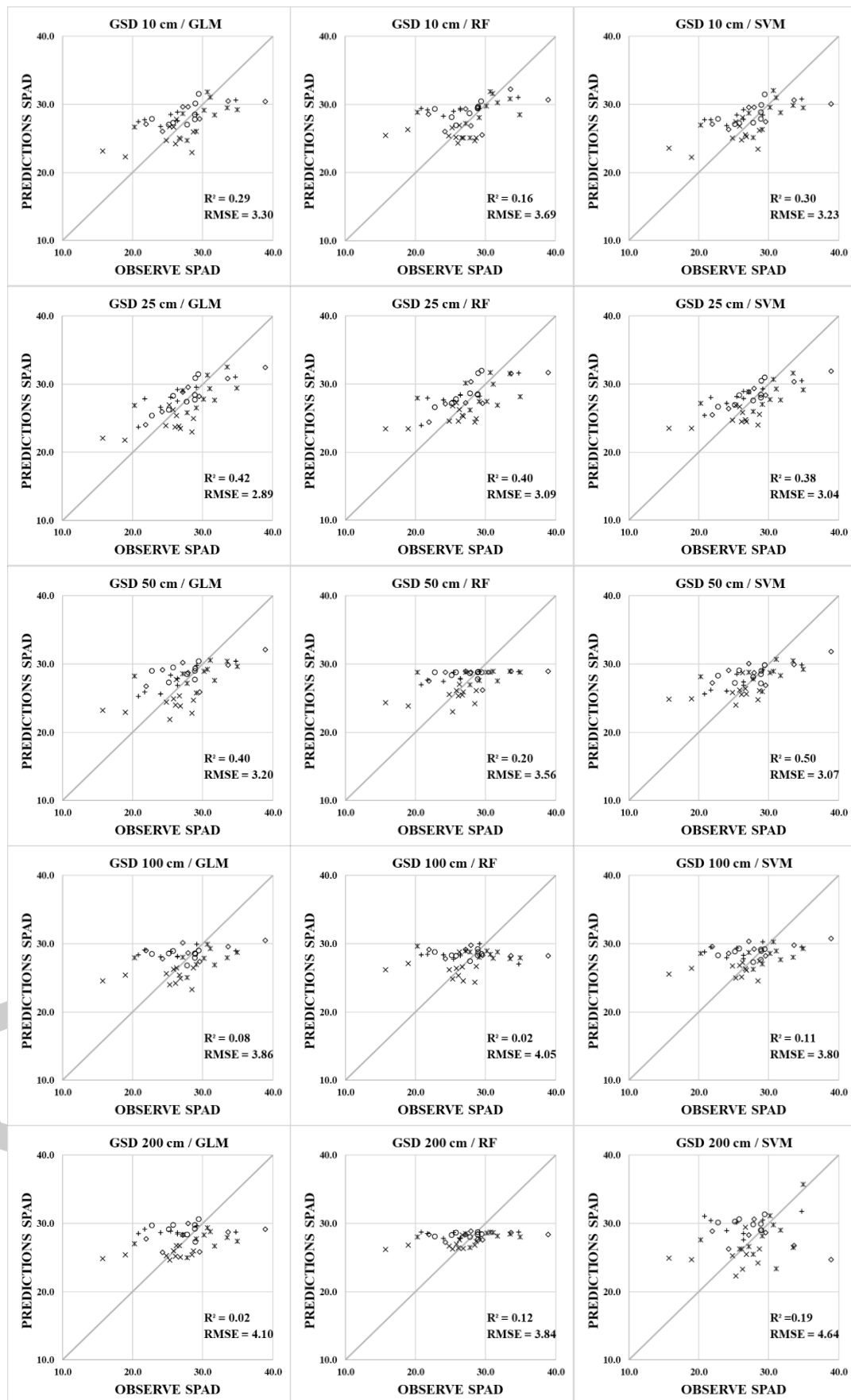
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับค่าคลอโรฟิลล์ จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองออกเป็นสองกรณี คือ กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว และกรณีที่สองสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 11 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) ดังภาพที่ 39 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.02 – 0.50 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.89 – 4.64

ตารางที่ 11 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า SPAD จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.27	3.28	0.29	3.30	0.42	2.89	0.40	3.20	0.08	3.86	0.02	4.10
RF	0.18	3.60	0.16	3.69	0.40	3.09	0.20	3.56	0.02	4.05	0.12	3.84
SVM	0.04	3.86	0.30	3.23	0.38	3.04	0.50	3.07	0.11	3.80	0.19	4.64





x	ระยะก่อนแตกกอ (Initial Tillering)	+	ระยะแตกกอ (Tillering)	x	ระยะเริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation)
o	ระยะออกดอก (Flowering)	o	ระยะเมล็ดเป็นน้ำมันและแป้ง (Milky and Dough)		

ภาพที่ 39 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.50 และ RMSE เท่ากับ 3.07

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 12

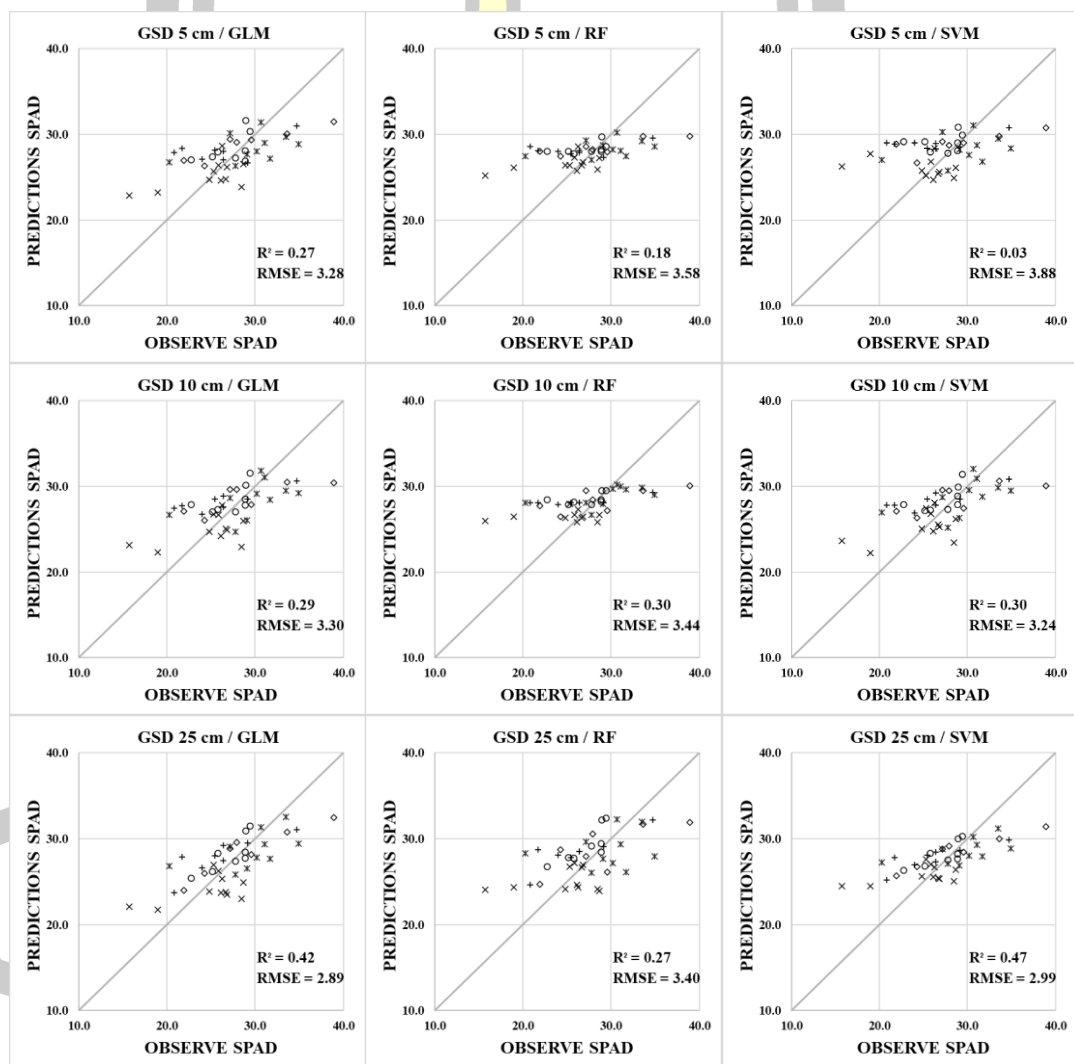
ตารางที่ 12 สมการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

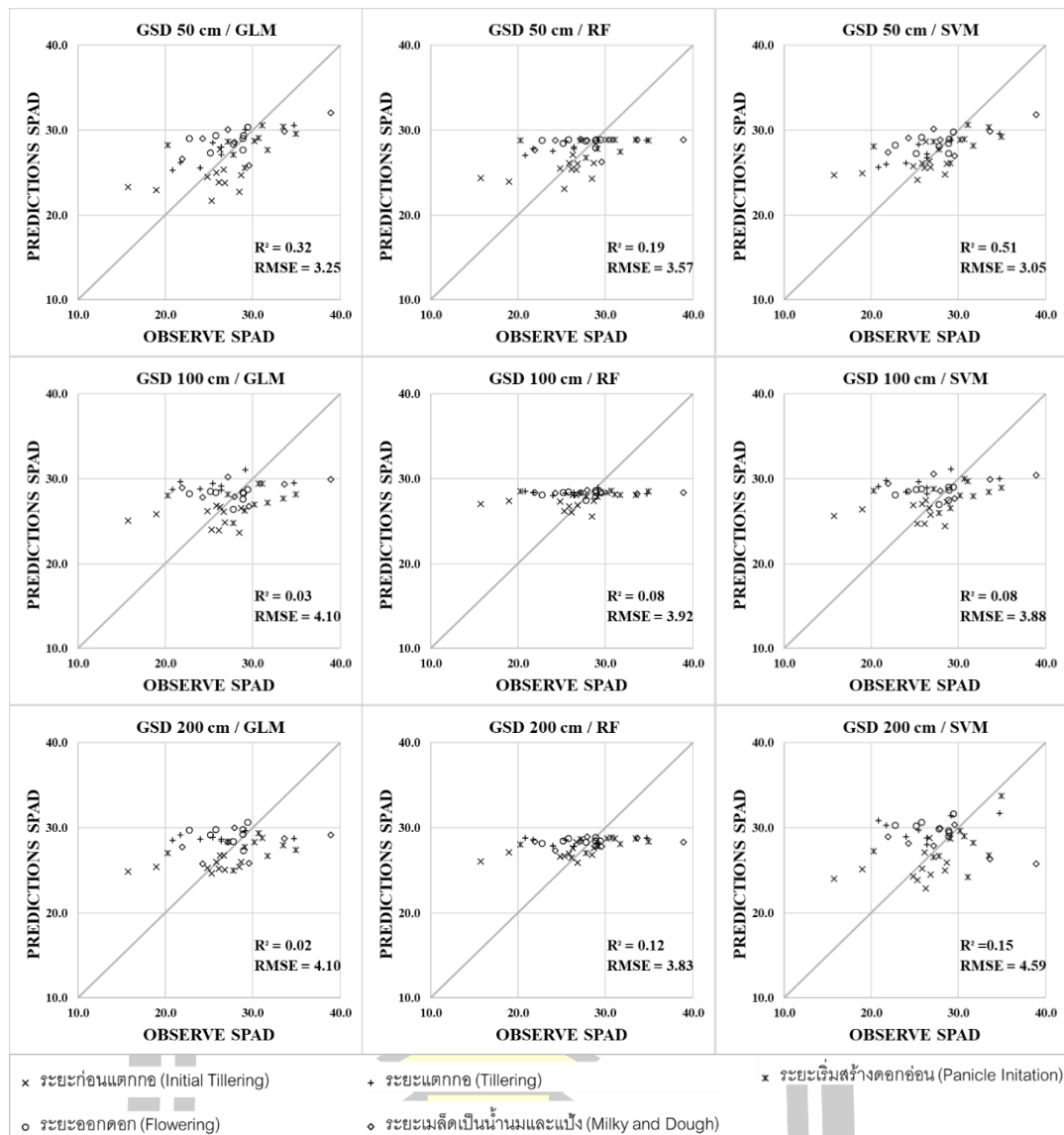
GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	SPAD= 3.233(H)+36.477(g)-9.551(b)+9.956	0.27	3.28
10	SPAD= 2.515(H)+11.321(ExG)-18.983(b)+23.506	0.29	3.30
25	SPAD= 0.302(H)+32.319(GLI)+0.163(g)-20.124(b)+20.548	0.42	2.89
50	SPAD= 0.891(H)+21.115(GLI)-24.570(b)+23.733	0.40	3.20
100	SPAD= 4.923(H)+13.265(r)-17.675(b)+20.431	0.08	3.86
200	SPAD= 2.415(H)+15.116(r)-17.256(b)+20.973	0.02	4.10

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจากภาพถ่าย (H) โดยกรณีที่สองจะมีตัวแปรเพิ่มจากกรณีหนึ่ง คือ NDVI ที่ได้จากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGN ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 13 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) ดังภาพที่ 40 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.02 – 51 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.89 – 4.59

ตารางที่ 13 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.27	3.28	0.29	3.30	0.42	2.89	0.32	3.25	0.03	4.10	0.02	4.10
RF	0.18	3.58	0.30	3.44	0.27	3.40	0.19	3.57	0.08	3.92	0.12	3.83
SVM	0.03	3.88	0.30	3.24	0.47	2.99	0.51	3.05	0.08	3.88	0.15	4.59





ภาพที่ 40 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

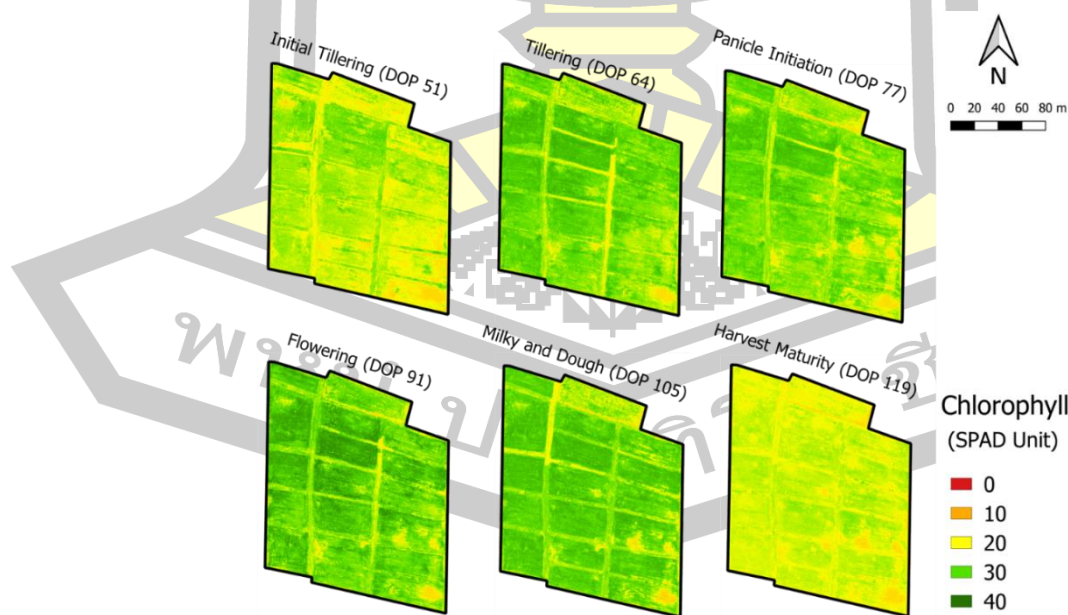
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.51 และ RMSE เท่ากับ 3.05

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB และ RGN สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 14

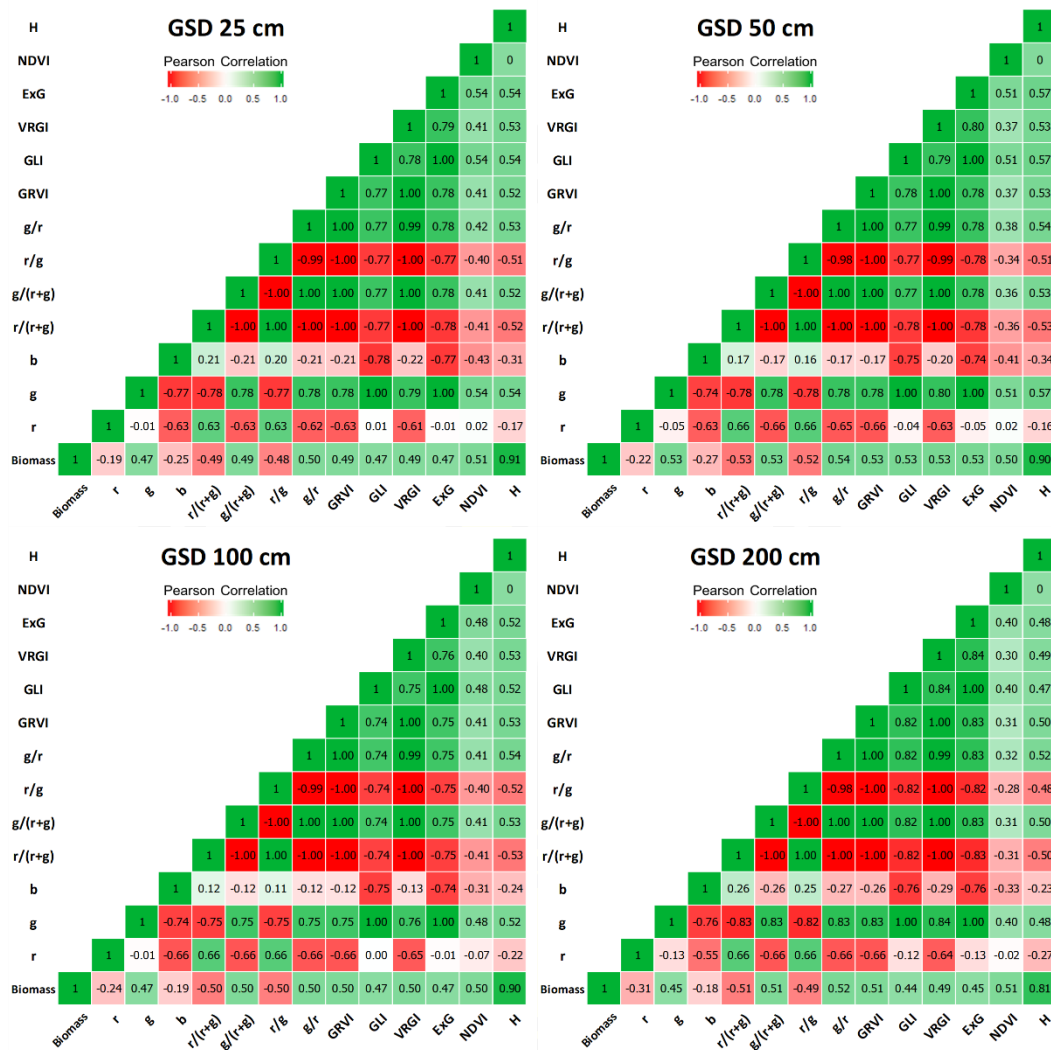
ตารางที่ 14 สมการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	SPAD= 3.233(H)+36.477(g)-9.551(b)+9.956	0.27	3.28
10	SPAD= 2.515(H)+11.321(ExG)-18.983(b)+23.506	0.29	3.30
25	SPAD= 0.302(H)+32.319(GLI)+0.163(g)-20.124(b)+20.548	0.42	2.89
50	SPAD= 1.134(H)-0.592(NDVI)+20.668(GLI)-26.178(b)+23.769	0.32	3.25
100	SPAD= 5.640(H)-2.353(NDVI)+17.297(r)-19.053(b)+18.002	0.03	4.10
200	SPAD= 2.415(H)+15.116(r)-17.256(b)+20.973	0.02	4.10

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ของทั้งสองกรณี พบว่าแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามค่าคลอโรฟิลล์ ได้ดังภาพที่ 41



ภาพที่ 41 แผนที่ติดตามค่าคลอโรฟิลล์



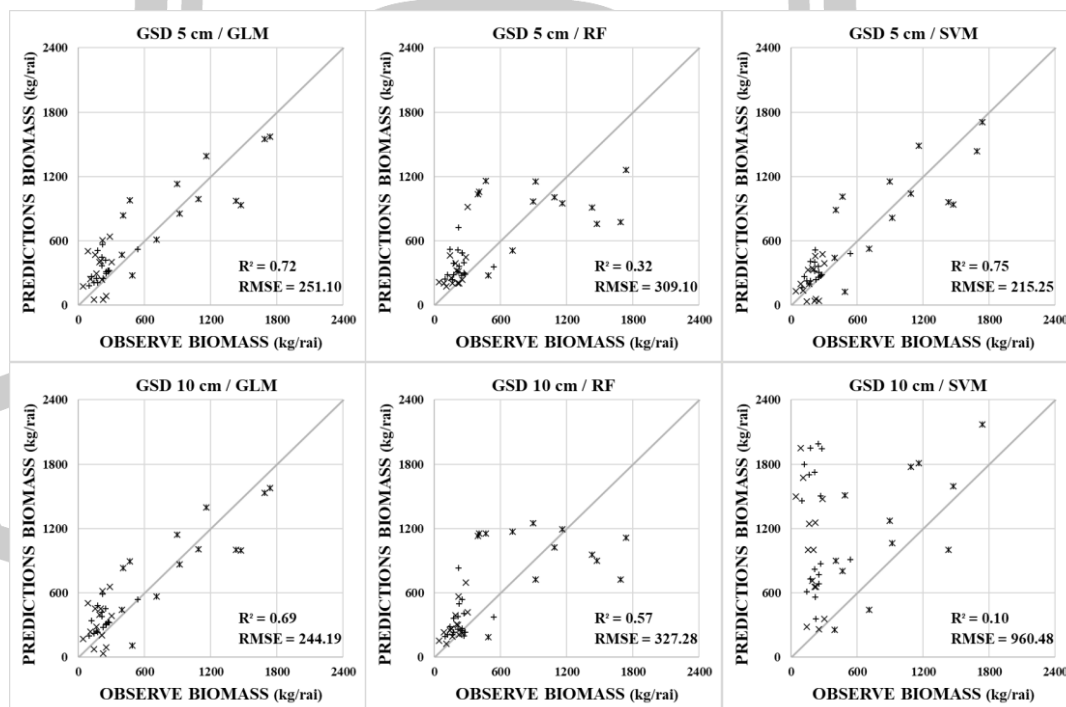
ภาพที่ 42 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่าย ช่วงที่ 1

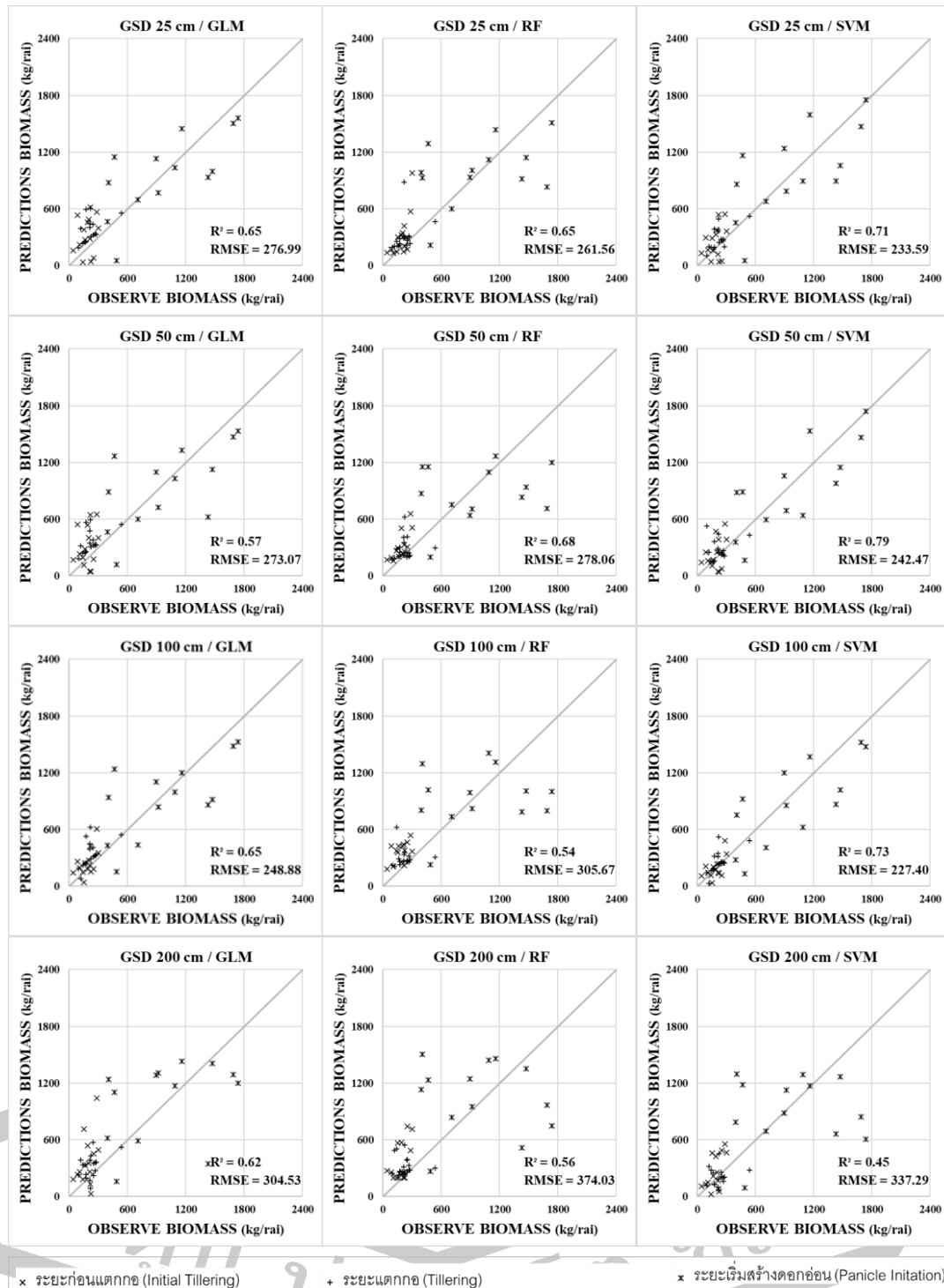
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล (Biomass) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับค่าชีวมวลจากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองออกเป็นสองกรณี คือ กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว และกรณีที่สองสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าชีวมวล ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

กรณีศึกษาที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 15 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) ดังภาพที่ 43 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.10 – 0.79 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 215.25 – 960.48 กิโลกรัมต่อไร่

ตารางที่ 15 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 1

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.72	251.10	0.69	244.19	0.65	276.99	0.57	273.07	0.65	248.88	0.62	304.53
RF	0.32	309.10	0.57	327.28	0.65	261.56	0.68	278.06	0.54	305.67	0.56	374.03
SVM	0.75	215.25	0.10	960.48	0.71	233.59	0.79	242.47	0.73	227.40	0.45	337.29





ภาพที่ 43 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

ช่วงที่ 1

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวลที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อ พิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 242.47 กิโลกรัมต่อไร่

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วย กล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 16

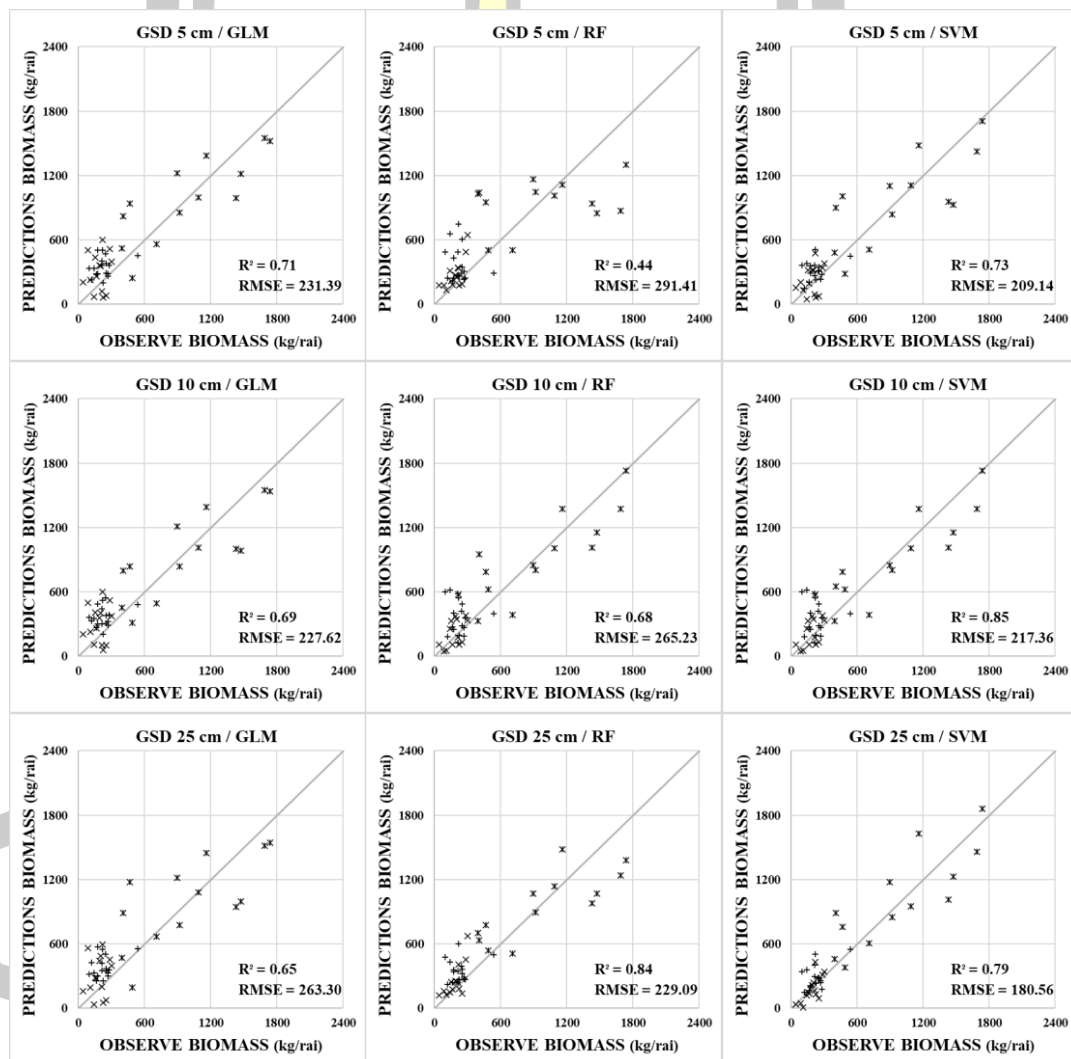
ตารางที่ 16 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 1

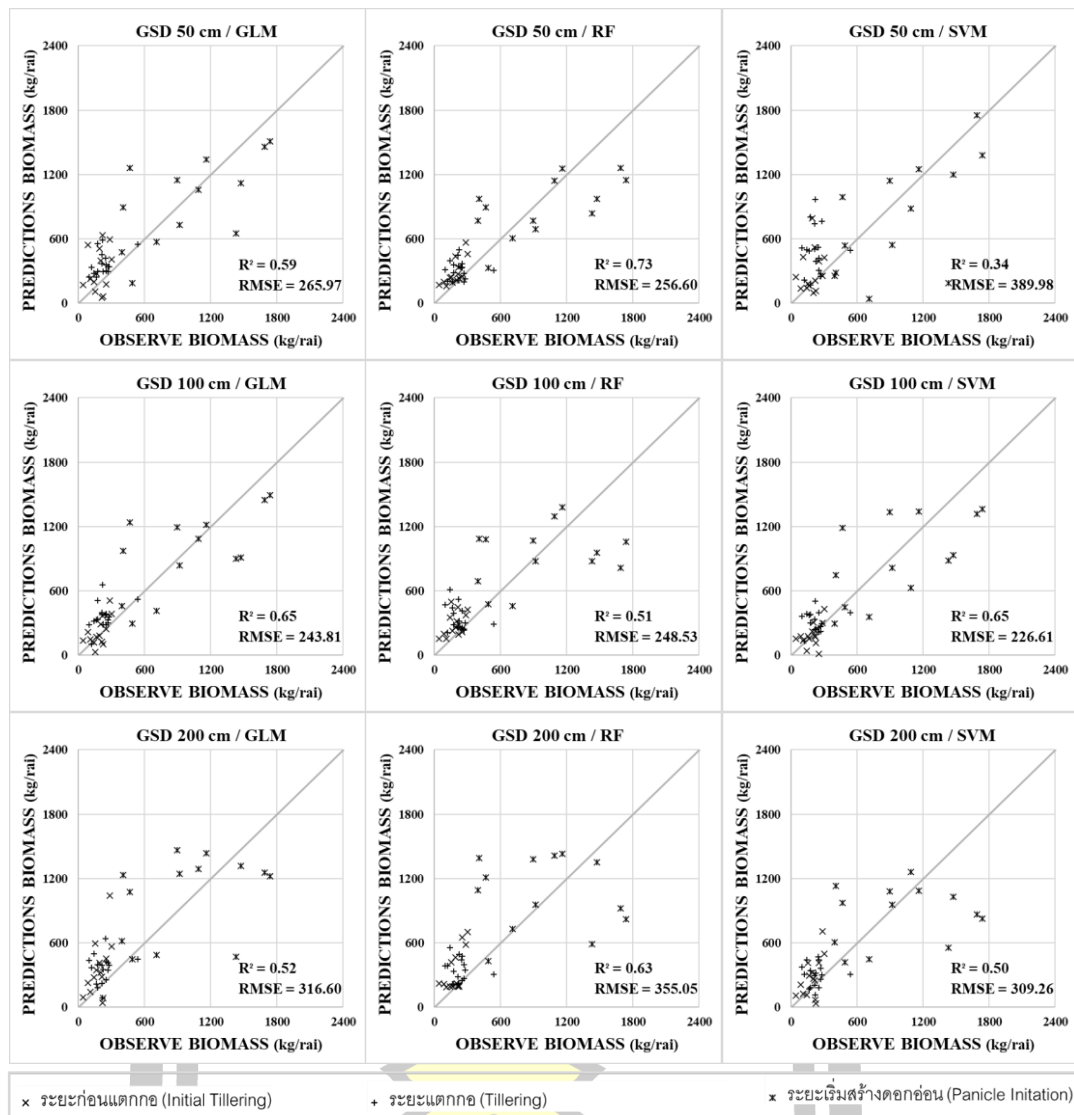
GSD (cm)	Model Expression (kg/rai)	R^2	RMSE (kg/rai)
5	Biomass = 2528(H)+579(b)-655	0.72	251.10
10	Biomass = 2534(H)+370(b)-631	0.69	244.19
25	Biomass = 2480(H)-375(r)-394	0.65	276.99
50	Biomass = 2283(H)-447(r)-293	0.57	273.07
100	Biomass = 2101(H)-405	0.65	248.88
200	Biomass = 2230(H)+45(ExG)+349(g/r)-1033	0.62	304.53

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB และ RGN อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจาก ภาพถ่าย (H) โดยกรณีที่สองจะมีตัวแปรเพิ่มจากกรณีหนึ่ง คือ NDVI ที่ได้จากภาพที่ถ่ายโดยกล้อง RGN ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 17 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล จากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) ดังภาพที่ 44 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.34 – 0.85 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 180.56 – 389.98 กิโลกรัมต่อไร่

ตารางที่ 17 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ช่วงที่ 1

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.71	231.39	0.69	227.62	0.65	263.30	0.59	265.97	0.65	243.81	0.52	316.60
RF	0.44	291.41	0.68	265.23	0.84	229.09	0.73	256.60	0.51	284.53	0.63	355.05
SVM	0.73	209.14	0.85	217.36	0.79	180.56	0.34	389.98	0.65	226.61	0.50	309.26





ภาพที่ 44 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 1

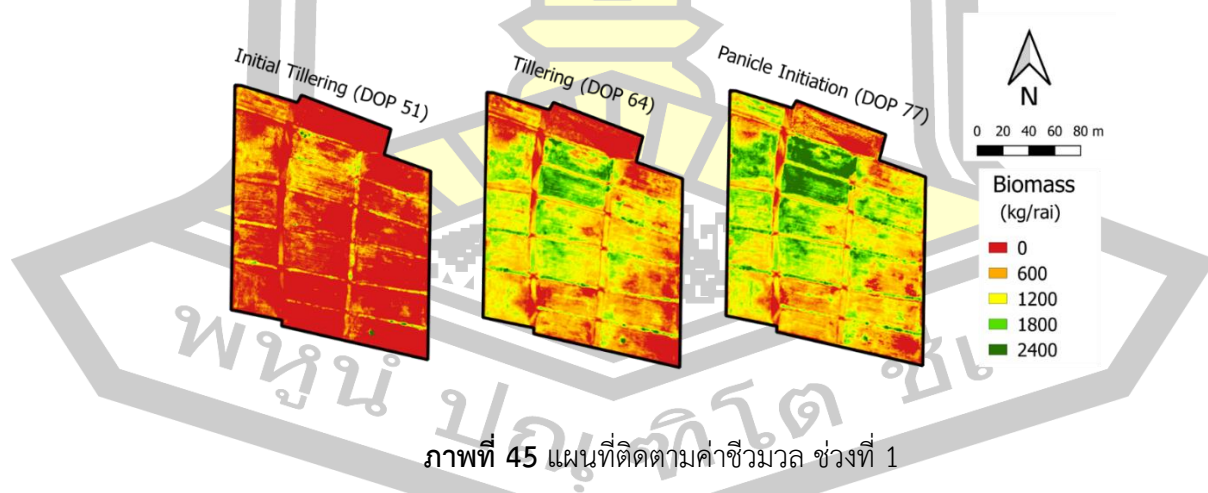
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R² เท่ากับ 0.85 และ RMSE เท่ากับ 217.36 กิโลกรัมต่อไร่

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วย กล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 18

ตารางที่ 18 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 1

GSD (cm)	Model Expression (kg/rai)	R ²	RMSE (kg/rai)
5	Biomass = 2443(H)+399(NDVI)-260(ExG)-116(g)+537(b)-365	0.71	231.39
10	Biomass = 2461(H)+390(NDVI)-364(ExG)+211(b)-352	0.69	227.62
25	Biomass = 2416(H)+305(NDVI)-108(g)+522(b)-458	0.65	263.30
50	Biomass = 2233(H)+150(NDVI)-362(r)+116(b)-285	0.59	265.97
100	Biomass = 1986(H)+295(NDVI)-286	0.65	243.81
200	Biomass = 2048(H)+645(NDVI)+425(g/r)-315(r)-443	0.52	316.60

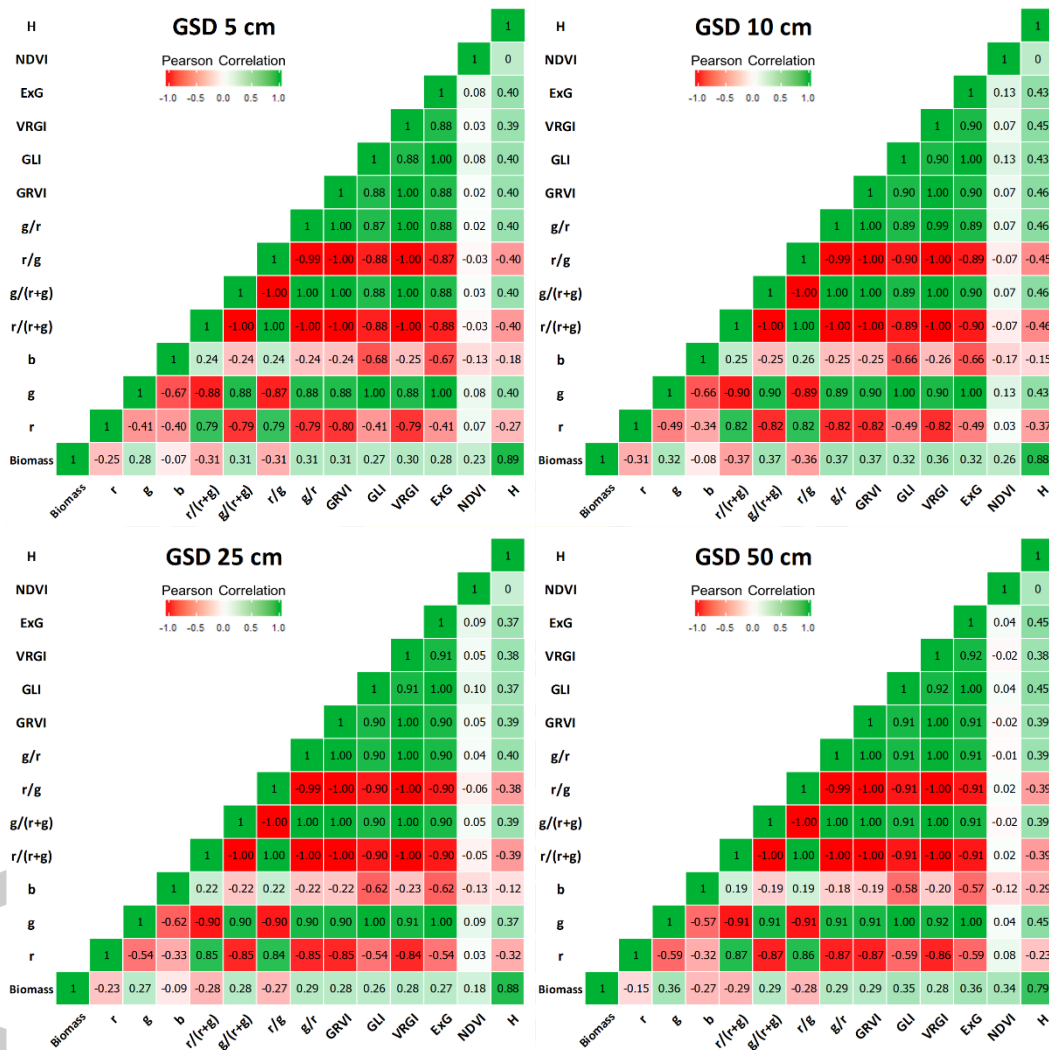
เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูง ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลอง ประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของต้นข้าว ได้ดังภาพที่ 45



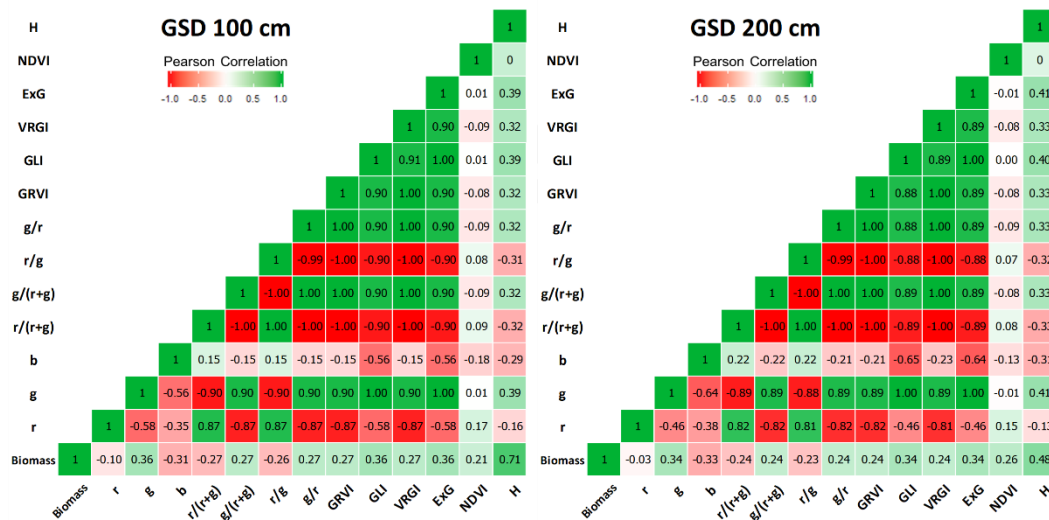
4.4.1 ผลการวิเคราะห์ค่าชีวมวล ช่วงที่ 2

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด ในช่วงที่ 2 กับข้อมูล จากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b)

อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัดขึ้นจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงต้นข้าวจากภาพถ่าย (H) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซล ขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 46 โดยพบว่า ค่าชีวมวล (Biomass) มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นข้าวจากภาพถ่าย (H) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.48 ถึง 0.89



มณฑลพิษณุโลก



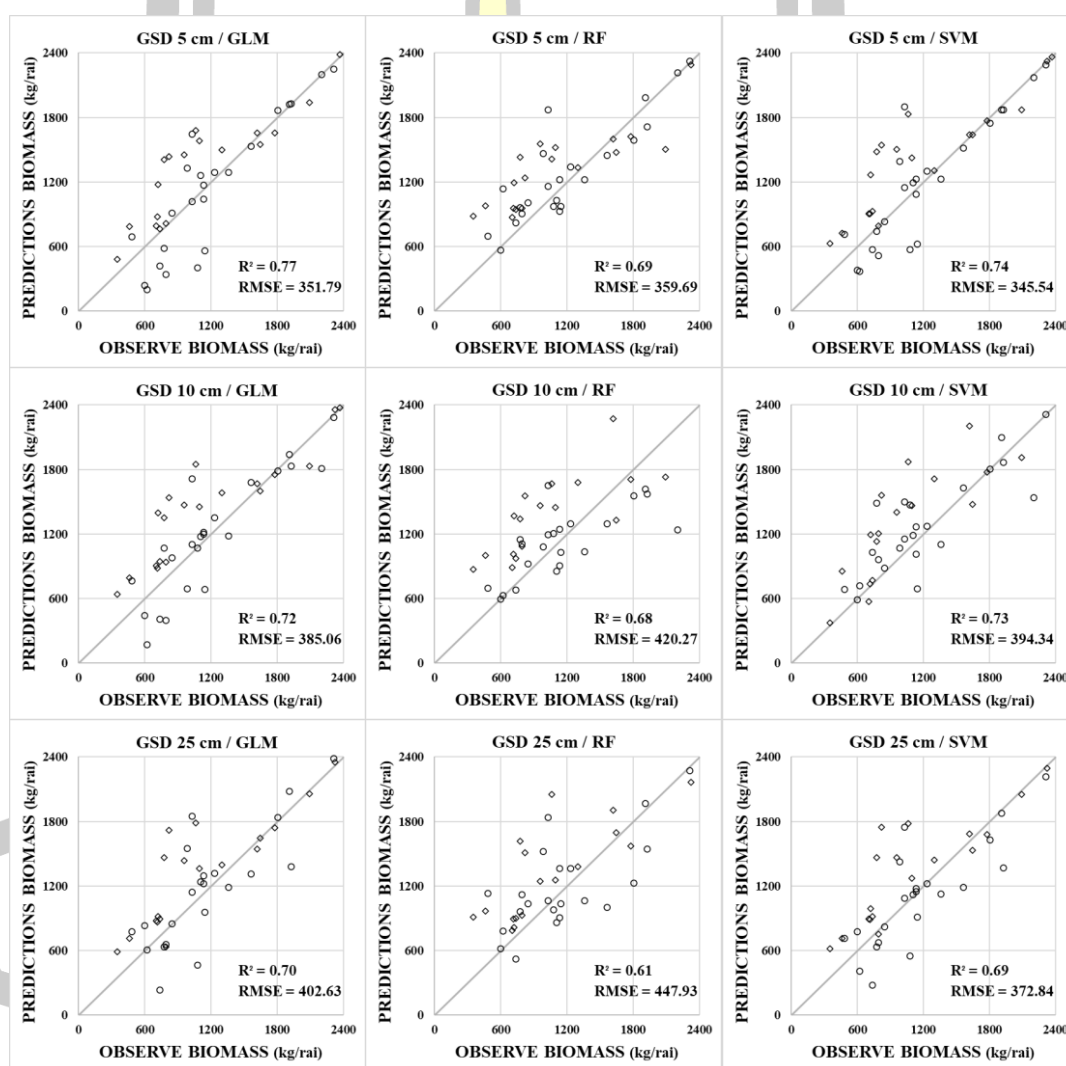
ภาพที่ 46 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่าย ช่วงที่ 2

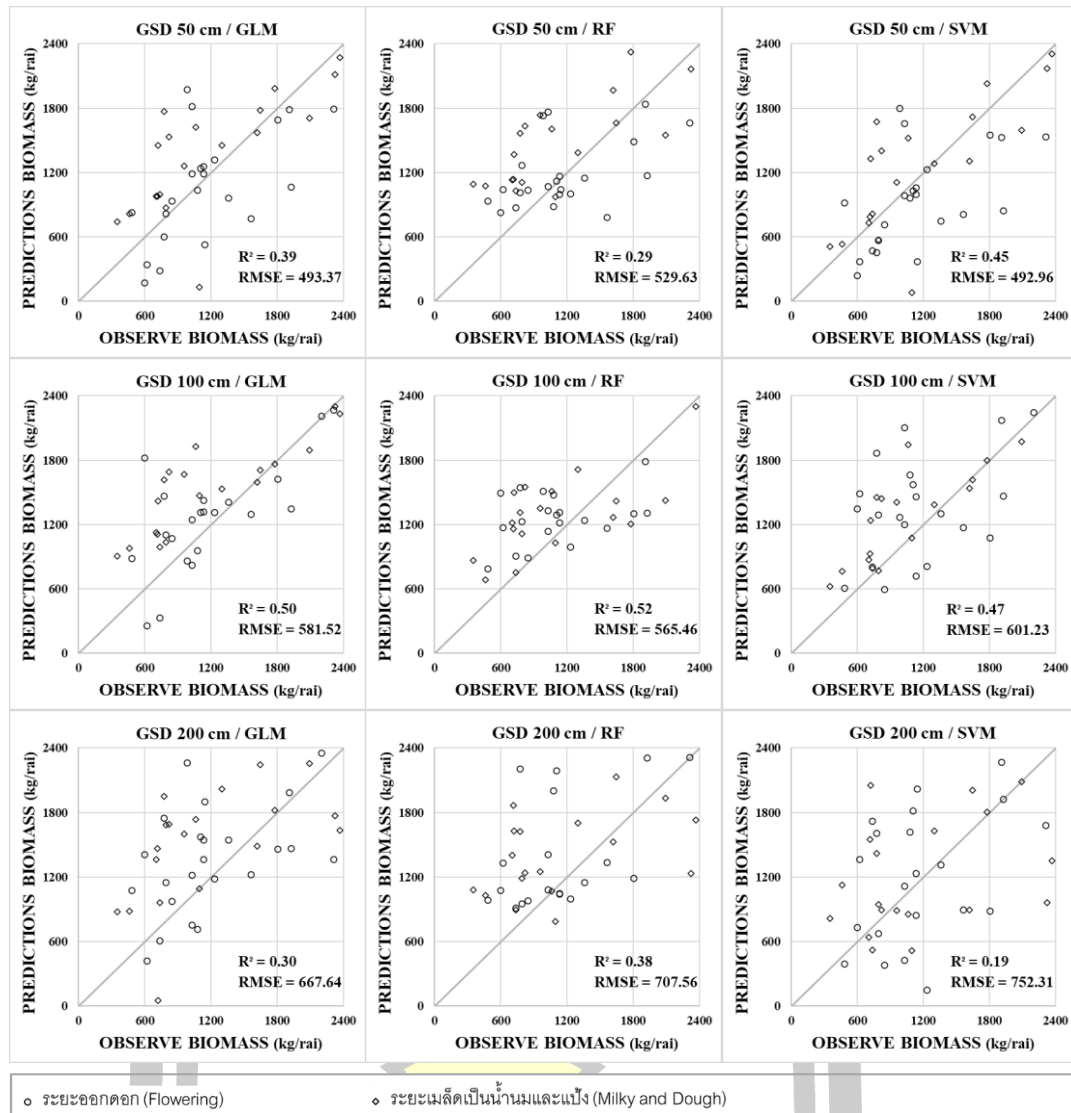
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล (Biomass) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับค่าชีวมวลจากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองออกเป็นสองกรณี คือ กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว และกรณีที่สองสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าชีวมวล ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

กรณีที่หนึ่ง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r , g , b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง ($GRVI$, GLI , $VARI$, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 19 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) ดังภาพที่ 47 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.19 – 0.77 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 345.54 – 752.31 กิโลกรัมต่อไร่

ตารางที่ 19 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 2

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.77	351.79	0.72	385.06	0.70	402.63	0.39	493.37	0.50	581.52	0.30	667.64
RF	0.69	359.69	0.68	420.27	0.61	447.93	0.29	529.63	0.52	565.46	0.38	707.56
SVM	0.74	345.54	0.73	394.34	0.69	372.84	0.45	492.96	0.47	601.23	0.19	752.31





ภาพที่ 47 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 2

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวลที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อ พิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.79 กิโลกรัมต่อไร่

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วย กล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 20

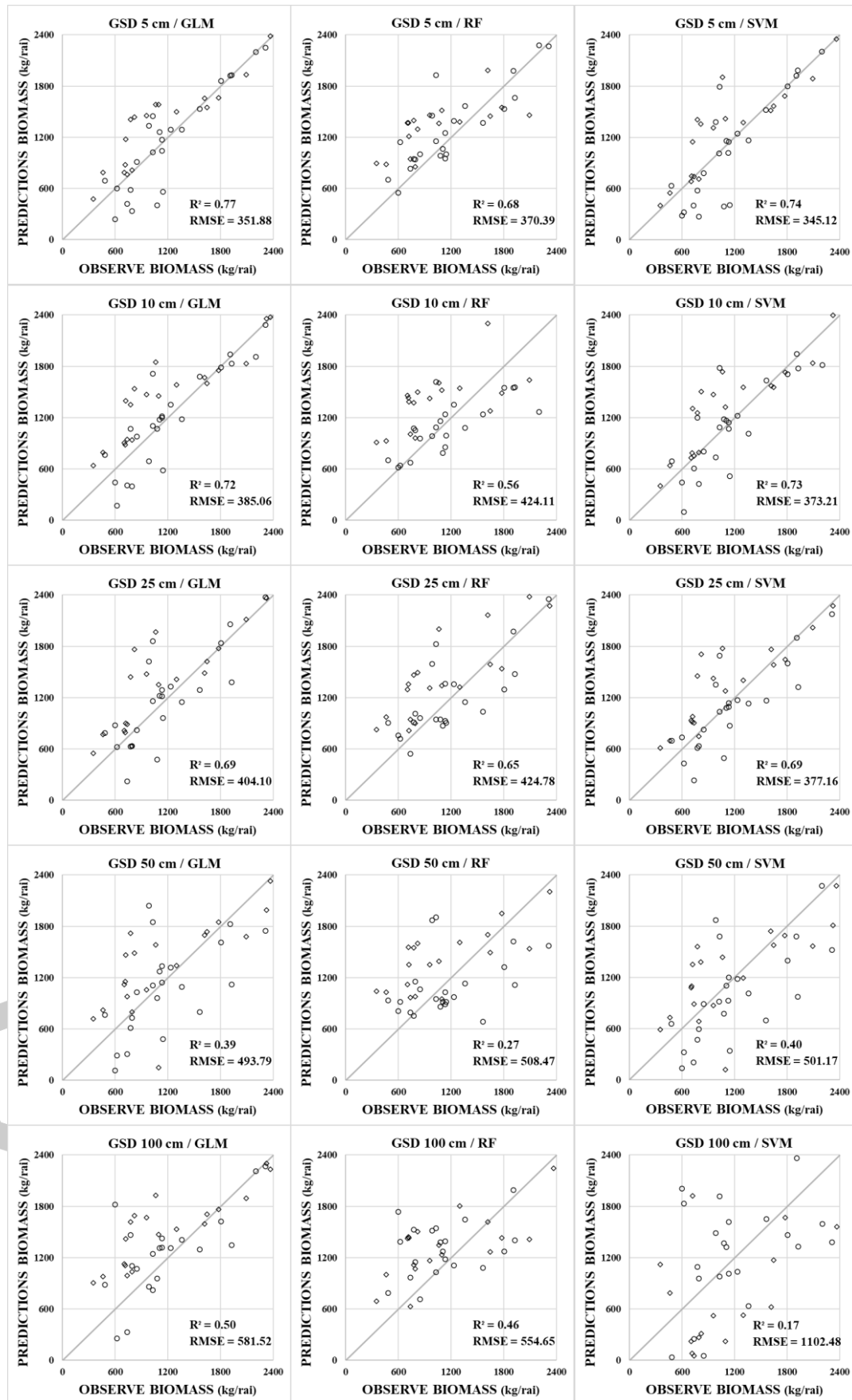
ตารางที่ 20 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ช่วงที่ 2

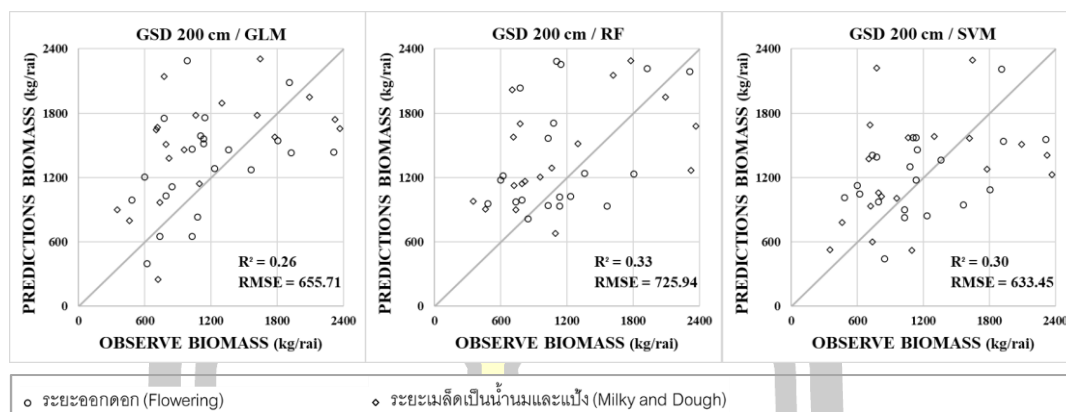
GSD (cm)	Model Expression (kg/rai)	R ²	RMSE (kg/rai)
5	Biomass = 5620(H)-159(GLI)+2551(b)-2553	0.77	351.79
10	Biomass = 5040(H)+1753(b)+2125	0.72	385.06
25	Biomass = 5702(H)-832(GLI)-2271	0.70	402.63
50	Biomass = 4655(H)-1767	0.39	493.37
100	Biomass = 4029(H)+1223(GLI)-152(b)-1602	0.50	581.52
200	Biomass = 2018(H)+3630(g)-2609(b)-1372	0.30	667.64

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB และ RGN อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจาก ภาพถ่าย (H) โดยกรณีที่สองจะมีตัวแปรเพิ่มจากกรณีหนึ่ง คือ NDVI ที่ได้จากภาพที่ถ่ายโดยกล้อง RGN ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 21 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล จากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากประมาณ (Predictions Biomass) ดังภาพที่ 48 โดยพบว่า R² มีค่าอยู่ระหว่าง 0.17 – 0.77 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 345.12 – 1102.48 กิโลกรัมต่อไร่

ตารางที่ 21 R² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 2

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
GLM	0.77	351.88	0.72	385.06	0.69	404.10	0.39	493.79	0.50	581.52	0.26	655.71
RF	0.68	370.39	0.56	424.11	0.65	424.78	0.27	508.47	0.46	554.65	0.33	725.94
SVM	0.74	345.12	0.73	373.21	0.69	377.16	0.40	501.17	0.17	1102.48	0.30	633.45





ภาพที่ 48 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 2

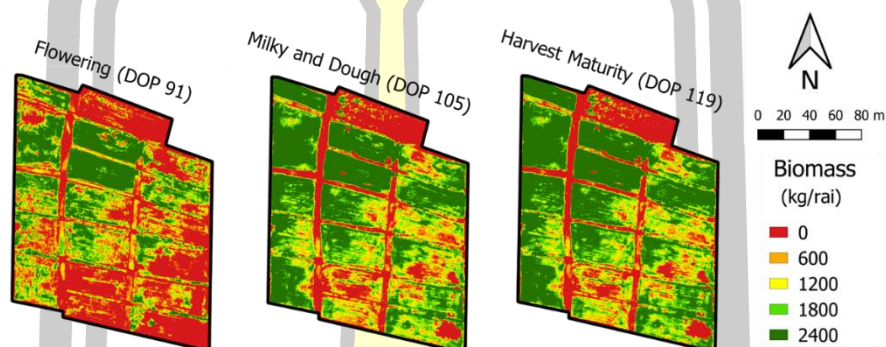
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R² เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.88 กิโลกรัมต่อไร่

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 22

ตารางที่ 22 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ช่วงที่ 2

GSD (cm)	Model Expression (kg/rai)	R ²	RMSE (kg/rai)
5	Biomass = 5622(H)-12(NDVI)-163(GLI)+2539(b)-2551	0.77	351.88
10	Biomass = 5040(H)+1753(b)-2125	0.72	385.06
25	Biomass = 5766(H)-260(NDVI)-785(GLI)-99(VARI)-2314	0.69	404.10
50	Biomass = 4481(H)+725(NDVI)+113(ExG)+190(g/(r+g))-1835	0.39	493.79
100	Biomass = 4029(H)+1223(GLI)-152(b)-1602	0.50	581.52
200	Biomass = 1935(H)+1373(NDVI)+993(g/r)-4056(b)-608	0.26	655.71

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามค่าชีวมวล ได้ดังภาพที่ 49



ภาพที่ 49 แผนที่ติดตามค่าชีวมวล ช่วงที่ 2

4.5 ผลการวิเคราะห์ผลผลิต

ผลการวิเคราะห์ผลผลิต (Yield) จากการสร้างแบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ตามระยะการเจริญเติบโตของข้าว 6 ระยะการเจริญเติบโต คือ ก่อนแตกกอ (Initial Tillering) แตกกอ (Tillering) เริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation) ออกดอก (Flowering) เมล็ดเป็นน้านมและแป้ง (Milky and Dough) และเมล็ดสุกครบกำหนดเก็บเกี่ยว (Harvest Maturity) ซึ่งแต่ละระยะการเจริญเติบโต มีระยะเวลาห่าง จากวันเริ่มปลูก (Day of Planting ; DOP) 51,64,77,91,105 และ 119 วัน ตามลำดับ และทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) สามารถประเมินความน่าเชื่อถือทางสถิติของแบบจำลอง ด้วยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลผลิตของแต่ละระยะการเจริญเติบโตของข้าว โดยการวิเคราะห์ข้อมูลจะแบ่งออกเป็นสองกรณี ดังนี้

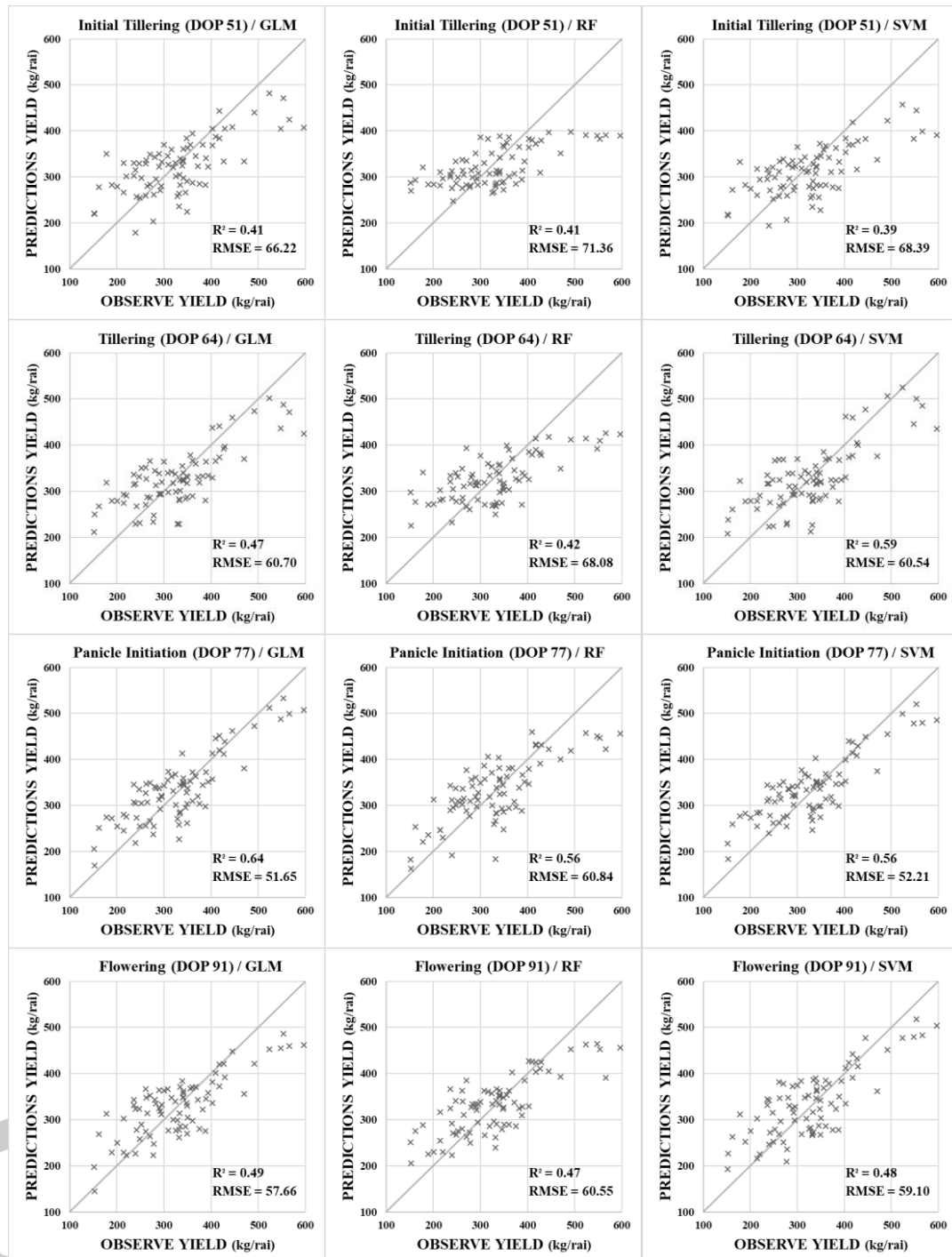
กรณีที่หนึ่ง ความสัมพันธ์ระหว่าง Yield กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่า

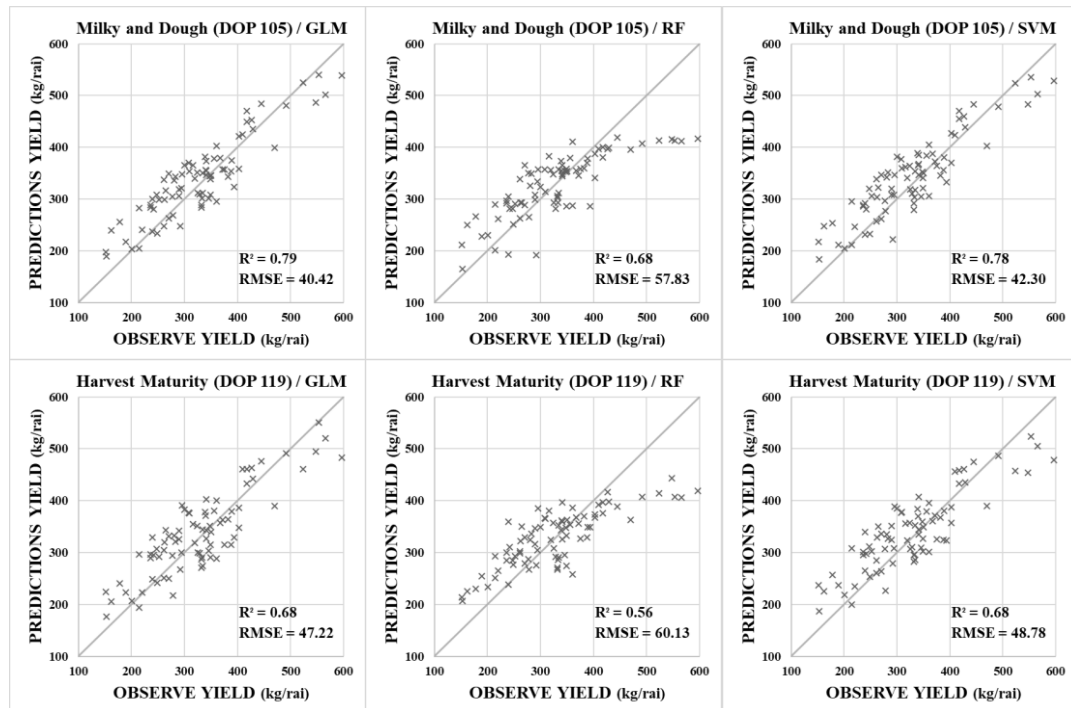
การสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG,) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลดังแสดงในตารางที่ 23 โดยมีค่าความถูกต้องของแบบจำลอง ด้วยค่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.25 - 0.79 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 40.42 – 78.92 กิโลกรัมต่อไร่

ตารางที่ 23 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Growth stage	Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Initial Tilling	GML	0.39	67.24	0.39	67.54	0.39	67.25	0.41	66.22	0.38	68.13	0.40	67.07
	RF	0.36	71.54	0.34	73.74	0.20	78.38	0.41	71.36	0.33	73.86	0.23	78.92
	SVM	0.40	67.83	0.41	66.92	0.38	68.79	0.39	68.39	0.36	70.54	0.42	65.86
Tilling	GML	0.50	59.64	0.50	59.16	0.53	58.33	0.47	60.70	0.50	59.37	0.47	61.16
	RF	0.51	65.05	0.50	63.21	0.46	66.87	0.42	68.08	0.28	67.64	0.38	64.61
	SVM	0.51	59.96	0.53	59.29	0.53	58.68	0.59	60.54	0.47	64.72	0.45	62.61
Panicle Initiation	GML	0.55	52.28	0.64	51.76	0.66	51.28	0.64	51.65	0.55	51.43	0.66	51.17
	RF	0.51	62.06	0.48	61.37	0.49	62.67	0.56	60.84	0.47	65.73	0.50	65.14
	SVM	0.55	55.2	0.73	53.19	0.67	54.25	0.56	52.21	0.51	57.77	0.60	51.86
Flowering	GML	0.48	59.77	0.51	58.43	0.54	59.48	0.49	57.66	0.44	59.79	0.48	59.56
	RF	0.43	65.12	0.50	61.74	0.41	66.50	0.47	60.55	0.30	68.41	0.41	68.16
	SVM	0.49	59.16	0.52	59.00	0.54	57.09	0.48	59.10	0.39	63.59	0.44	61.98
Milky and Dough	GML	0.76	41.48	0.78	41.10	0.76	42.80	0.79	40.42	0.78	42.34	0.78	41.76
	RF	0.67	55.96	0.65	55.56	0.64	54.92	0.68	57.83	0.66	56.09	0.62	57.56
	SVM	0.76	46.09	0.76	47.09	0.77	44.93	0.78	42.30	0.76	44.04	0.78	46.83
Harvest Maturity	GML	0.72	43.94	0.70	45.37	0.69	46.28	0.68	47.22	0.70	45.67	0.69	46.16
	RF	0.61	57.16	0.53	61.85	0.58	58.85	0.56	60.13	0.47	64.40	0.53	58.44
	SVM	0.71	49.40	0.71	50.10	0.68	50.48	0.68	48.78	0.69	47.08	0.68	48.08

พบว่าข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่ระยะการเจริญเติบโตของข้าวที่ระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough) ระยะพื้นที่ต่อฟีกเซล (GSD) 50 เซนติเมตร และวิเคราะห์ด้วย Generalized Linear Models มีค่าความแม่นยำของแบบจำลองสูงที่สุด โดยมีค่า $R^2 = 0.79$ และค่า RMSE = 40.42 กิโลกรัมต่อไร่ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด (Observe Yield) กับผลผลิตจากการทำนาย (Predictions Yield) ที่ GSD 50 เซนติเมตร ดังแสดงในภาพที่ 50





ภาพที่ 50 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด (Observe Yield) กับผลผลิตจากการทำนาย (Predictions Yield) ที่ GSD 50 เซนติเมตร ของข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

และจากความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ของ GSD ที่ดีที่สุดของแต่ละระยะการเจริญเติบโตได้ดังแสดงในตารางที่ 24

ตารางที่ 24 สมการประมาณผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่ดีที่สุดของแต่ละระยะการเจริญเติบโต

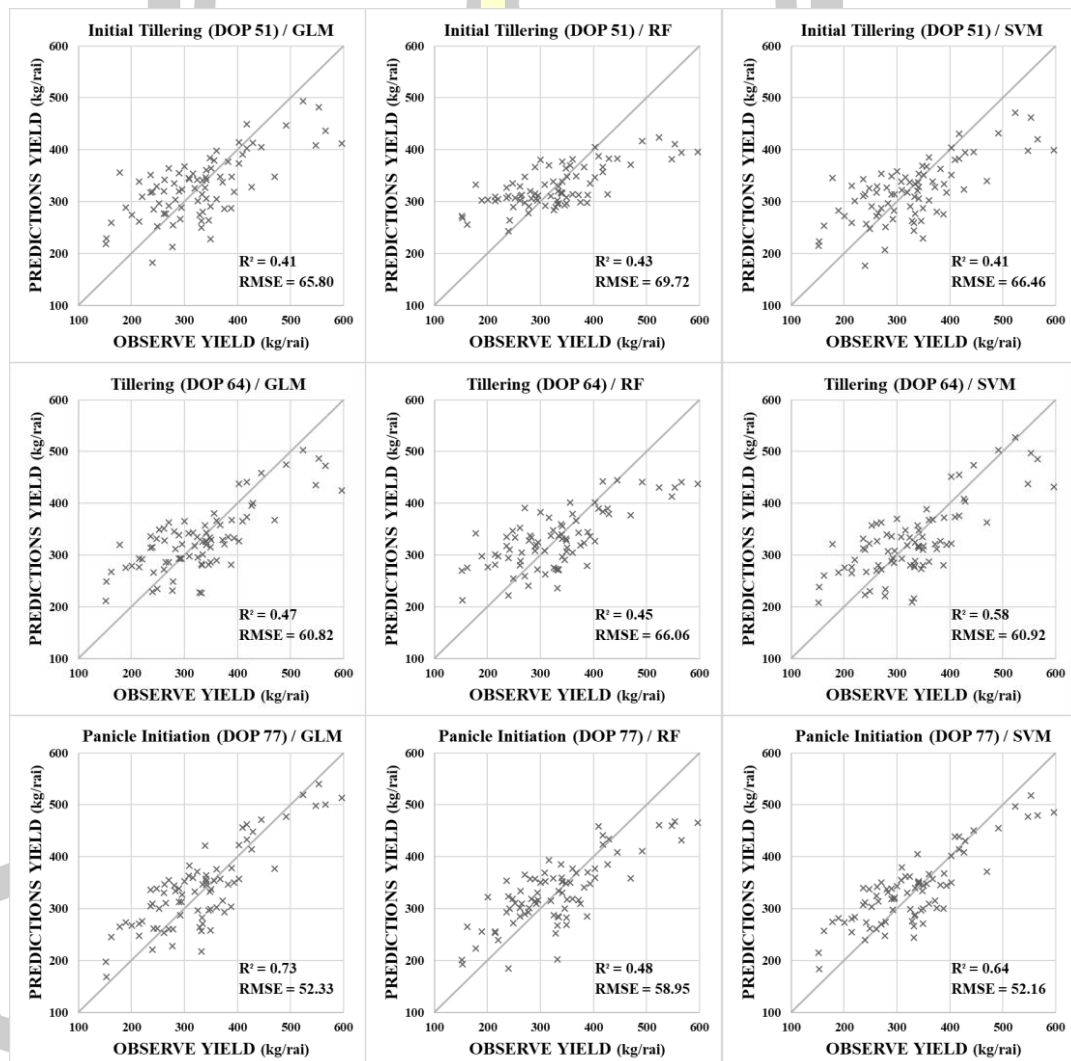
Growth stage	GSD (cm)	Model Expression (kg/rai)	R ²	RMSE (kg/rai)
Initial Tillering	50	Yield = 582(H)-66(ExG)-11(g/r)+139	0.41	66.22
Tillering	25	Yield = 755(H)+21(ExG)+26(GLI)-19(b)-251	0.53	58.33
Panicle Initiation	25	Yield = 501(H)-83(r/g)-451(r)+176	0.66	51.28
Flowering	25	Yield = 334(H)+136(g/r)-485(r)-269	0.54	59.48
Milky and Dough	50	Yield = 522(H)+93(ExG)+14(g/r)-218	0.79	40.42
Harvest Maturity	5	Yield = 531(H)+154(ExG)+240(VARI)+414	0.72	43.94

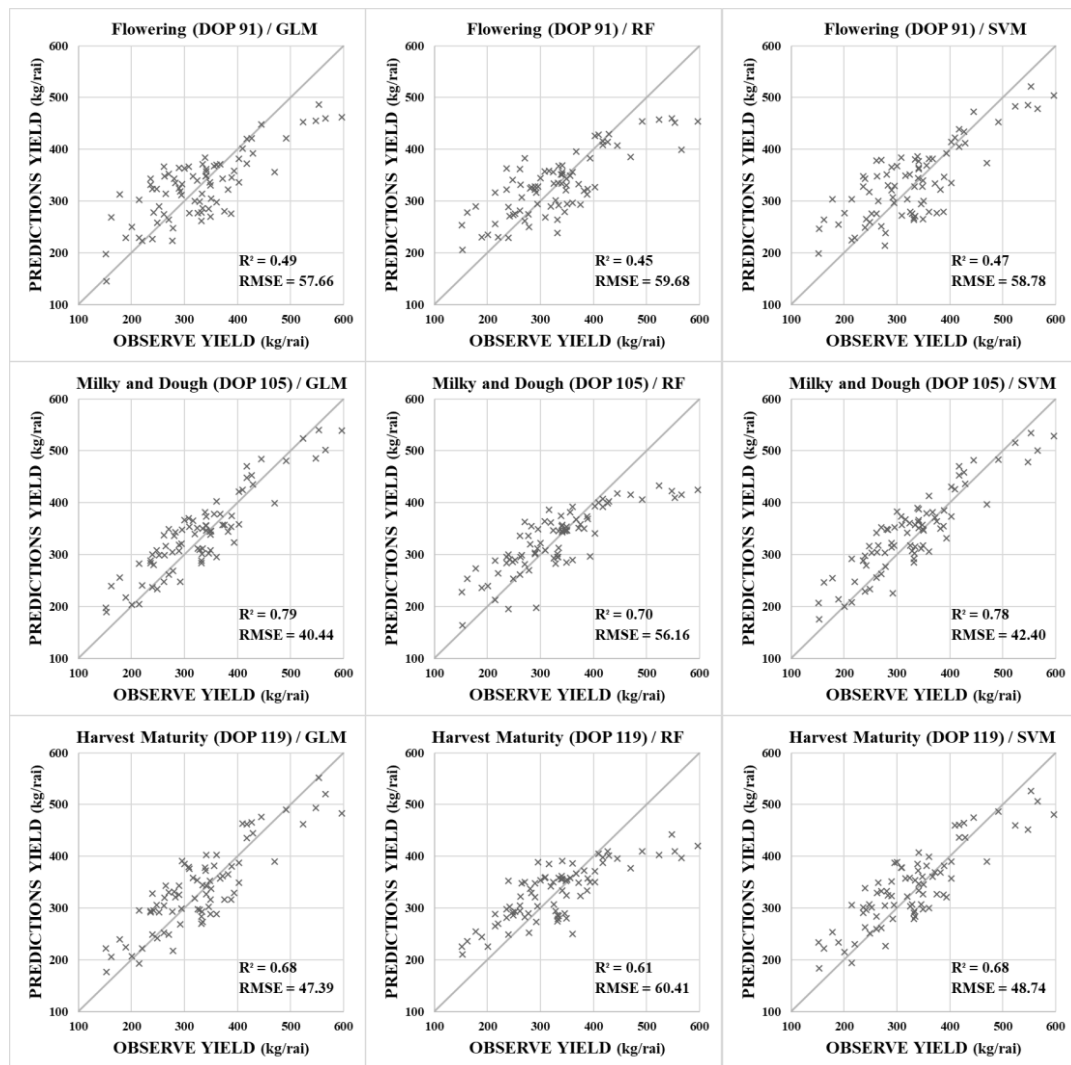
กรณีที่สอง ความสัมพันธ์ระหว่าง Yield กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI) และความสูงจากภาพถ่าย (H) โดยกรณีที่สองจะมีตัวแปรเพิ่มจากกรณีหนึ่ง คือ NDVI ที่ได้จากภาพที่ถ่ายด้วยกล้อง RGN ซึ่งได้ผลดังแสดงในตารางที่ 25 โดยมีค่าความถูกต้องของแบบจำลอง ด้วยค่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.25 - 0.79 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 40.44 – 138.20 กิโลกรัมต่อไร่

ตารางที่ 25 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

Growth stage	Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm		GSD 200 cm	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Initial Tillering	GML	0.41	65.80	0.40	66.39	0.41	66.09	0.41	65.80	0.38	67.94	0.40	66.51
	RF	0.38	68.04	0.37	70.62	0.32	72.66	0.43	69.72	0.38	72.88	0.25	77.35
	SVM	0.40	66.56	0.40	66.82	0.39	67.34	0.41	66.46	0.35	71.21	0.40	67.12
Tillering	GML	0.49	60.00	0.49	59.47	0.53	58.33	0.47	60.82	0.49	59.75	0.47	61.15
	RF	0.42	66.50	0.56	61.92	0.43	65.74	0.45	66.06	0.40	67.87	0.30	67.23
	SVM	0.47	60.47	0.46	61.93	0.61	59.60	0.58	60.92	0.44	66.20	0.44	63.02
Panicle Initiation	GML	0.57	52.56	0.64	51.82	0.60	51.89	0.73	52.33	0.54	51.75	0.55	51.87
	RF	0.49	63.12	0.52	61.70	0.50	62.79	0.48	58.95	0.45	64.88	0.53	63.18
	SVM	0.44	138.2	0.64	52.40	0.58	54.74	0.64	52.16	0.58	50.34	0.51	55.95
Flowering	GML	0.49	58.98	0.51	57.23	0.53	59.38	0.49	57.66	0.44	59.32	0.47	60.07
	RF	0.42	65.07	0.50	59.37	0.42	65.01	0.45	59.68	0.31	66.88	0.38	67.48
	SVM	0.49	59.22	0.52	57.62	0.52	60.53	0.47	58.78	0.39	63.27	0.43	62.95
Milky and Dough	GML	0.77	42.07	0.78	41.19	0.76	42.80	0.79	40.44	0.77	42.41	0.78	41.76
	RF	0.66	56.65	0.72	55.90	0.70	52.44	0.70	56.16	0.56	58.69	0.65	58.76
	SVM	0.73	47.08	0.76	47.82	0.70	50.26	0.78	42.40	0.76	44.55	0.75	44.94
Harvest Maturity	GML	0.71	44.72	0.70	45.60	0.66	47.10	0.68	47.39	0.68	46.47	0.68	46.54
	RF	0.61	58.13	0.56	60.84	0.56	58.83	0.61	60.41	0.51	61.98	0.53	57.96
	SVM	0.72	47.39	0.69	48.97	0.67	49.59	0.68	48.74	0.68	48.02	0.67	48.75

พบว่าข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และกล้อง RGN ร่วมกัน ที่ระยะการเจริญเติบโตของข้าวที่ระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough) ระยะพื้นที่ต่อพิกเซล (GSD) 50 เซนติเมตร และวิเคราะห์ด้วย Generalized Linear Models มีค่าความแม่นยำของแบบจำลองสูงที่สุด โดยมีค่า $R^2 = 0.79$ และค่า RMSE = 40.44 กิโลกรัมต่อไร่ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด (Observe Yield) กับผลผลิตจากการทำนาย (Predictions Yield) ที่ GSD 50 เซนติเมตร ดังแสดงในภาพที่ 51





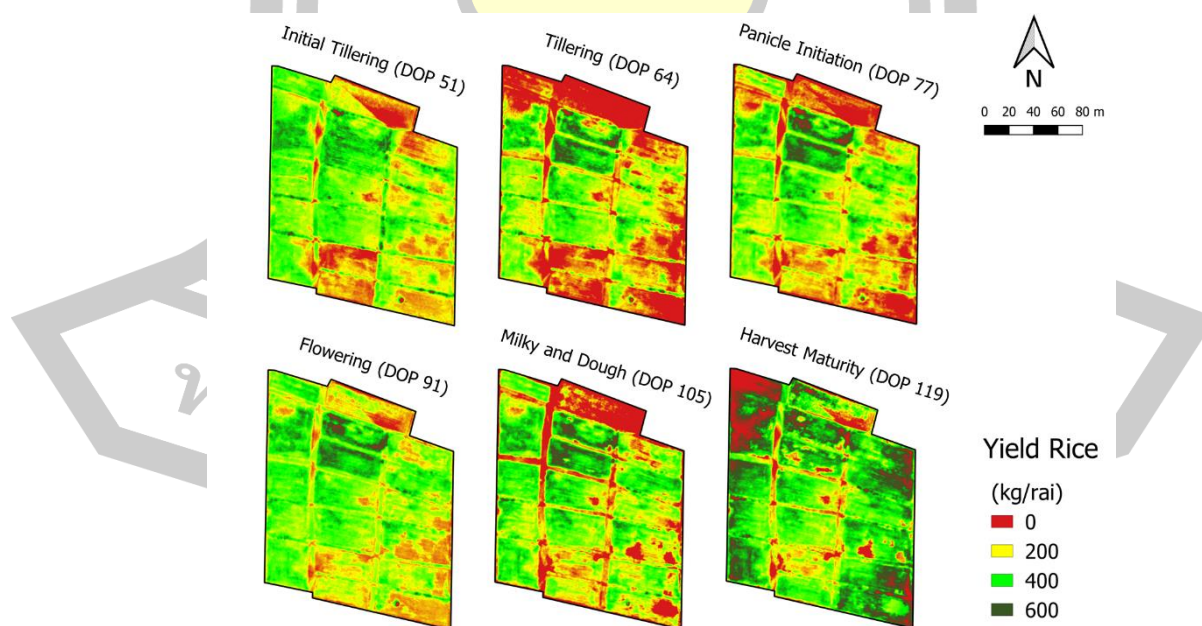
ภาพที่ 51 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด (Observe Yield) กับผลผลิตจากการทำนาย (Predictions Yield) ที่ GSD 50 เซนติเมตร ของข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN

และจากความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ของ GSD ที่ดีที่สุดของแต่ละระยะการเจริญเติบโตได้ดังแสดงในตารางที่ 26

ตารางที่ 26 สมการประมาณผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ที่ดีที่สุดของแต่ละระยะการเจริญเติบโต

Growth stage	GSD (cm)	Model Expression (kg/rai)	R ²	RMSE (kg/rai)
Initial Tillering	50	Yield = 565(H)+81(NDVI)-55(ExG)-107(g/r)+268	0.41	65.80
Tillering	25	Yield = 755(H)+21(ExG)+26(GLI)-19(b)-251	0.53	58.33
Panicle Initiation	50	Yield = 589(H)-62(NDVI)+67(VARI)-382(r)-9	0.73	52.33
Flowering	25	Yield = 300(H)+141(NDVI)+253(g/(r+g))-431(r)+197	0.53	59.38
Milky and Dough	50	Yield = 565(H)+81(NDVI)-55(ExG)-107(g/r)-268	0.79	40.44
Harvest Maturity	5	Yield = 546(H)-109(NDVI)+181(ExG)+255(VARI)+395	0.71	44.72

เมื่อเปรียบเทียบค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด ของแต่ละกรณี นั้นก็คือ ข้อมูลจากภาพที่ระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough) ระยะพื้นที่ต่อพิกเซล (GSD) 50 เซนติเมตร และวิเคราะห์ด้วย Generalized Linear Models มีค่า R² เท่ากันคือ 0.79 และมีค่า RMSE กรณีที่ 1 เท่ากับ 40.42 และกรณีที่ 2 40.44 กิโลกรัมต่อไร่ ซึ่งจะเห็นว่ากรณีที่ 1 มีค่า RMSE ที่น้อยกว่าเพียงเล็กน้อย และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดของแต่ละระยะการเจริญโตของข้าว 6 ระยะ ของกรณีที่ 1 มาสร้างแผนที่ทำนายผลผลิต ได้ดังภาพที่ 52



ภาพที่ 52 แผนที่เปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายผลผลิตแต่ละระยะการเจริญโตของข้าว

จากพื้นที่ศึกษาสามารถแบ่งเป็นแปลงย่อย ๆ ในการเก็บผลผลิต ได้ทั้งหมด 18 แปลงย่อยดังภาพที่ 53 และใช้แบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องดีที่สุดใน นั่นก็คือ ข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว ที่ระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough) ระยะพื้นที่ต่อพิกเซล (GSD) 50 เซนติเมตร และวิเคราะห์ด้วย Generalized Linear Models ในการประมาณผลผลิตเทียบในแต่ละแปลงย่อย ๆ รวมถึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลอื่นๆ ที่นอกเหนือจากระยะพื้นที่ต่อพิกเซล 50 เซนติเมตรด้วย ดังแสดงในตารางที่ 27



ภาพที่ 53 แปลงย่อยในพื้นที่ศึกษา

พหุ ประถมศึกษา

ตารางที่ 27 แสดงการเปรียบเทียบผลผลิตจริงกับ ผลผลิตจากแบบจำลองประมาณค่า

แปลง ที่	ผลผลิต จริง (kg)	ผลผลิตจากแบบจำลองประมาณค่า (kg)						เปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อน (%)					
		5 cm	10 cm	25 cm	50 cm	100 cm	200 cm	5 cm	10 cm	25 cm	50 cm	100 cm	200 cm
1	154	149	148	148	148	148	148	3.5	4.1	4.0	3.7	4.1	4.2
2	464	501	499	499	501	500	500	8.1	7.5	7.5	8.0	7.8	7.7
3	329	301	300	304	302	304	300	8.5	8.7	7.7	8.1	7.7	8.7
4	221	257	255	255	257	254	256	16.1	15.5	15.4	16.1	15.1	16.0
5	367	348	346	347	348	346	347	5.1	5.7	5.4	5.1	5.7	5.5
6	70	81	83	77	85	80	85	15.2	18.1	9.4	21.1	13.8	21.1
7	279	294	296	293	299	296	298	5.4	6.0	5.2	7.2	6.3	6.8
8	426	342	344	339	348	351	346	19.6	19.3	20.4	18.4	17.6	18.9
9	399	375	374	374	375	374	375	6.0	6.3	6.3	5.9	6.3	6.1
10	305	378	378	377	379	378	378	23.9	23.8	23.7	24.2	24.0	24.1
11	194	170	169	168	172	170	169	12.3	13.1	13.4	11.4	12.6	12.7
12	189	173	172	171	175	175	173	8.3	9.2	9.4	7.5	7.5	8.4
13	260	226	224	223	226	223	225	13.1	13.8	14.4	13.0	14.2	13.4
14	337	327	325	326	326	323	326	3.0	3.6	3.4	3.4	4.1	3.4
15	291	263	262	261	264	261	263	9.8	10.0	10.5	9.2	10.2	9.5
16	391	330	328	326	330	326	328	15.5	16.2	16.7	15.7	16.5	16.0
17	317	324	322	320	324	319	322	2.2	1.5	1.0	2.1	0.6	1.7
18	239	238	235	232	236	228	236	0.2	1.6	3.1	1.1	4.5	1.3
รวม	5232	5078	5057	5038	5095	5057	5075	2.9	3.3	3.7	2.6	3.3	3.0

อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นการศึกษาเพื่อศึกษาพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายจากกล้อง RGB และ RGN ของภาพแต่ละระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร ร่วมกับคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว โดยการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) โดยมีการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE) สามารถอภิปรายและสรุปผลการศึกษาได้ดังต่อไปนี้

5.1 อภิปรายผลการศึกษา

5.1.1 ผลการประมาณค่าความสูง

ผลการศึกษาการประมาณค่าความสูง (Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับพบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูงที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.14 เมตร และแบบจำลองประมาณค่าความสูงที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกันมีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.13 เมตร

5.1.2 ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ

ผลการศึกษาการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับพบว่า แบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.81 และ

RMSE เท่ากับ 1.91 และแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกันมีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Random Forest) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.82 และ RMSE เท่ากับ 2.20

5.1.3 ผลการประมาณค่าคลอโรฟิลล์

ผลการศึกษการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ พบว่าแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.50 และ RMSE เท่ากับ 3.07 และแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกันมีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.51 และ RMSE เท่ากับ 3.05

5.1.4 ผลการประมาณค่าชีวมวล

ผลการศึกษการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ ช่วงที่ 1 เพื่อใช้ประมาณค่าชีวมวล ในระยะก่อนแตกกอ (Initial Tillering) ระยะแตกกอ (Tillering) และระยะเริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation) พบว่า แบบจำลองประมาณค่าชีวมวล ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 242.47 กิโลกรัมต่อไร่ และแบบจำลองประมาณค่าชีวมวลที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกันมีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.85 และ RMSE เท่ากับ 217.36 กิโลกรัมต่อไร่

ผลการศึกษการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ ช่วงที่ 2 เพื่อใช้ประมาณค่าชีวมวล ในระยะออกดอก (Flowering) ระยะเมล็ดเป็นน้านมและแป้ง (Milky and Dough) และระยะเมล็ดสุครบกำหนดเก็บเกี่ยว (Harvest Maturity) พบว่าแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบ

เชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.79 กิโลกรัมต่อไร่ และแบบจำลองประมาณค่าชีวมวลที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกันมีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.88 กิโลกรัมต่อไร่

5.1.5 ผลการทำนายผลผลิต

ผลการศึกษการทำนายผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับของแต่ละระยะการเจริญเติบโตของข้าว 6 ระยะ คือ ก่อนแตกกอ (Initial Tillering) แตกกอ (Tillering) เริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation) ออกดอก (Flowering) เมล็ดเป็นนํ้านมและแป้ง (Milky and Dough) และเมล็ดสุกครบกำหนดเก็บเกี่ยว (Harvest Maturity) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลผลิต พบว่า แบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะเมล็ดเป็นนํ้านมและแป้ง (Milky and Dough) ที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 40.42 กิโลกรัมต่อไร่ และแบบจำลองทำนายผลผลิตข้าว ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะเมล็ดเป็นนํ้านมและแป้ง (Milky and Dough) ที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) ให้ข้อมูลภาพที่พัฒนาแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 40.44 กิโลกรัมต่อไร่

5.2 สรุปผลการศึกษา

การศึกษาพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ที่ภาพระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร ร่วมกับคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว อันได้แก่ ค่าความสูง (Height) ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ค่าชีวมวล (Biomass) และผลผลิต (Yield) โดยทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) แบบป่าสุ่ม (Random Forest) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ของข้าวพันธุ์ขาวดอกมะลิ 105 ที่แปลงปลูกข้าวของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม ณ ศูนย์การถ่ายทอดเทคโนโลยีเกษตรกรรมเฉลิมพระเกียรติ ตำบลนาสีนวน อำเภอ

กันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม ประเทศไทย จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรในแบบจำลองทางสถิติที่ได้ แสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติสูงในการสร้างแบบจำลอง ซึ่งสามารถสรุปผลของแต่ละแบบจำลองได้ดังต่อไปนี้

5.2.1 แบบจำลองในการประมาณค่าความสูง (Height) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าความสูงใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.14 เมตร ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิภพขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) และแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิภพไม่ละเอียดมากนักก็สามารถประมาณค่าความสูงได้ดี

5.2.2 แบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.81 และ RMSE เท่ากับ 1.91 ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิภพขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) และแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิภพไม่ละเอียดมากนักก็สามารถประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบได้ดี

5.2.3 แบบจำลองในการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.50 และ RMSE เท่ากับ 3.07 ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิภพขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) แสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับสามารถประมาณค่าคลอโรฟิลล์ได้และใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาแบบจำลองในการประมาณค่าคลอโรฟิลล์เพื่อให้มีค่าความถูกต้องที่สูงขึ้นได้

5.2.4 แบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) สามารถสรุปผลออกเป็น 2 ช่วงดังนี้
 ช่วงที่ 1 แบบจำลองเพื่อใช้ประมาณค่าชีวมวล ในระยะก่อนแตกกอ (Initial Tillering) ระยะแตกกอ (Tillering) และระยะเริ่มสร้างดอกอ่อน (Panicle Initiation) การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องที่สูงขึ้นกว่าการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว ดังนั้น การประมาณค่าชีวมวลในช่วงนี้ หากต้องการความถูกต้องที่สูงควรใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน โดยให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.85 และ RMSE เท่ากับ 217.36 กิโลกรัมต่อไร่ ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) หรือถ้าหากต้องการประหยัดค่าใช้จ่ายในการซื้อกล้อง RGN ก็ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวได้ โดยให้ค่าความถูกต้อง R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 242.47 กิโลกรัมต่อไร่ ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) แสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับสามารถประมาณค่าชีวมวลได้

ช่วงที่ 2 แบบจำลองเพื่อใช้ประมาณค่าชีวมวล ในระยะออกดอก (Flowering) ระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough) และระยะเมล็ดสุกครบกำหนดเก็บเกี่ยว (Harvest Maturity) การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าชีวมวลในช่วงนี้ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.79 กิโลกรัมต่อไร่ ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) แสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิกเซลละเอียดมากส่งผลต่อการประมาณค่าชีวมวลของข้าวในช่วงระยะการเจริญเติบโตนี้ได้ดี

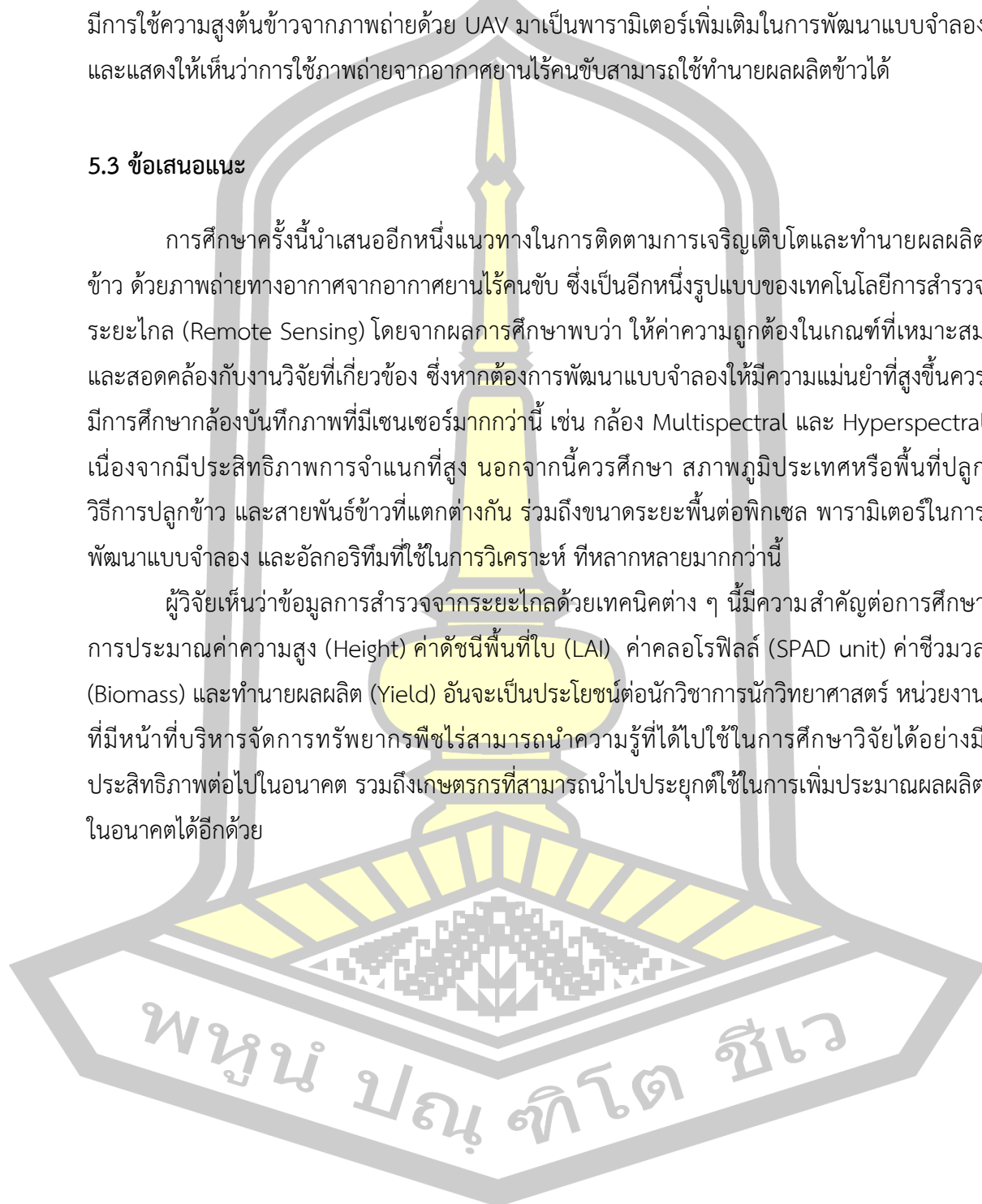
5.2.5 แบบจำลองในการทำนายผลผลิต (Yield) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าหรือทำนายผลผลิต จากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 40.42 กิโลกรัมต่อไร่ ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะเมล็ดเป็นน้ำนมและแป้ง (Milky and Dough) ที่ระยะพื้นต่อพิกเซล 50

เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) ซึ่งมีค่าความถูกต้องสอดคล้องและสูงกว่า ผลงานวิจัยของ (Zhou et al., 2017) เนื่องจากมีการใช้ความสูงต้นข้าวจากภาพถ่ายด้วย UAV มาเป็นพารามิเตอร์เพิ่มเติมในการพัฒนาแบบจำลอง และแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับสามารถใช้ทำนายผลผลิตข้าวได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

การศึกษาครั้งนี้นำเสนออีกหนึ่งแนวทางในการติดตามการเจริญเติบโตและทำนายผลผลิตข้าว ด้วยภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับ ซึ่งเป็นอีกหนึ่งรูปแบบของเทคโนโลยีการสำรวจระยะไกล (Remote Sensing) โดยจากผลการศึกษาพบว่า ให้ค่าความถูกต้องในเกณฑ์ที่เหมาะสมและสอดคล้องกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งหากต้องการพัฒนาแบบจำลองให้มีความแม่นยำที่สูงขึ้นควรมีการศึกษาล้องบันทึกภาพที่มีเซนเซอร์มากกว่านี้ เช่น กล้อง Multispectral และ Hyperspectral เนื่องจากมีประสิทธิภาพการจำแนกที่สูง นอกจากนี้ควรศึกษา สภาพภูมิประเทศหรือพื้นที่ปลูก วิธีการปลูกข้าว และสายพันธุ์ข้าวที่แตกต่างกัน รวมถึงขนาดระยะพื้นที่ต่อพิกเซล พารามิเตอร์ในการพัฒนาแบบจำลอง และอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ ที่หลากหลายมากกว่านี้

ผู้วิจัยเห็นว่าข้อมูลการสำรวจจากระยะไกลด้วยเทคนิคต่าง ๆ นี้มีความสำคัญต่อการศึกษาการประมาณค่าความสูง (Height) ค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ค่าชีวมวล (Biomass) และทำนายผลผลิต (Yield) อันจะเป็นประโยชน์ต่อนักวิชาการนักวิทยาศาสตร์ หน่วยงานที่มีหน้าที่บริหารจัดการทรัพยากรพืชไร่สามารถนำความรู้ที่ได้ไปใช้ในการศึกษาวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไปในอนาคต รวมถึงเกษตรกรที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการเพิ่มประมาณผลผลิตในอนาคตได้อีกด้วย



บรรณานุกรม



บรรณานุกรม

- กระทรวงเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร, กรมอุตุนิยมวิทยา. 2557. *Mahasarakham.Pdf*.
ไพศาล สันติธรรมนนท์. 2553. *การรังวัดด้วยภาพดิจิทัล*. สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
สมบัติ อยู่เมือง. 2558. “ข้อมูลจากการสำรวจระยะไกล (Remote Sensing).”
สมาคมผู้ส่งออกข้าวไทย. 2562. “การส่งออกข้าวไทย ปี 2562.”
สำนักงานพัฒนาเศรษฐกิจจากฐานชีวภาพ. n.d. *สารานุกรมภูมิปัญญาท้องถิ่นไทย - ภูมิปัญญาข้าว
ไทย-2537.Pdf*. กรุงเทพมหานคร: สำนักงานพัฒนาเศรษฐกิจจากฐานชีวภาพ (องค์การ
มหาชน).
สำนักงานอัตราเบี้ยประกันวินาศภัย. 2559. *การสร้างตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized
Linear Models)*.
สำนักสำรวจด้านวิศวกรรมและธรณีวิทยา, ส่วนเทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ. 2560. *คู่มือการปฏิบัติงาน
(Work Manual) การสำรวจทำแผนที่ภาพออร์โธเชิงเลขจากภาพถ่ายอากาศ มาตรฐานส่วน 1 :
4000*.
สุพรรณิการ์ เกตุศิริ. 2557. “การสำรวจข้อมูลระยะไกลหรือการรับรู้ระยะไกล(Remote Sensing).”
สุวดี นำพาเจริญ และ ชลธิชา จำรัสพร. 2015. “การวิเคราะห์สมการถดถอย การแปลความหมายค่า
R-Square และการประเมินตัวแบบว่าเหมาะสมหรือไม่.” Retrieved December 10, 2019
Bendig, Juliane, Andreas Bolten, Simon Bennertz, Janis Broscheit, Silas Eichfuss, and
Georg Bareth. 2014. “Estimating Biomass of Barley Using Crop Surface Models
(CSMs) Derived from UAV-Based RGB Imaging.” *Remote Sensing* 6(11):10395–412.
Bendig, Juliane, Maximilian Willkomm, Nora Tilly, Martin Leon Gnyp, Simon Bennertz,
Victoria I. S. Lenz-Wiedemann, Georg Bareth, Yuxin Miao, and Qiang Cao. 2015.
“Very High Resolution Crop Surface Models (CSM) from UAV-Based Stereo
Images for Rice Growth Monitoring in Northeast China.” *Gis.Science - Die
Zeitschrift Fur Geoinformatik* (1):1–9.
Bendig, Juliane, Kang Yu, Helge Aasen, Andreas Bolten, Simon Bennertz, Janis
Broscheit, Martin L. Gnyp, and Georg Bareth. 2015. “Combining UAV-Based Plant
Height from Crop Surface Models, Visible, and near Infrared Vegetation Indices
for Biomass Monitoring in Barley.” *International Journal of Applied Earth
Observation and Geoinformation* 39:79–87. doi:
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>.
Denniss, Anthony. 1995. “T. M. Lillesand, & R. W. Kiefer, 1994. Remote Sensing

- and Image Interpretation, 3rd Ed. Xvi + 750 Pp. New York, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore: John Wiley & Sons. Price £67.00 (Hard Covers), £19.95 (Paperback). ISBN 0 471 30575 8 (Pb).” *Geological Magazine* 132(2):248–49. doi: 10.1017/S0016756800012024.
- Devia, Carlos A., Juan P. Rojas, E. Petro, Carol Martinez, Ivan F. Mondragon, D. Patino, M. C. Rebolledo, and J. Colorado. 2019. “High-Throughput Biomass Estimation in Rice Crops Using UAV Multispectral Imagery.” *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*. doi: 10.1007/s10846-019-01001-5.
- Duan, Bo, Shenghui Fang, Renshan Zhu, Xianting Wu, Shanqin Wang, Yan Gong, and Yi Peng. 2019. “Remote Estimation of Rice Yield with Unmanned Aerial Vehicle (Uav) Data and Spectral Mixture Analysis.” *Frontiers in Plant Science* 10.
- Gong, Yan, Bo Duan, Shenghui Fang, Renshan Zhu, Xianting Wu, Yi Ma, and Yi Peng. 2018. “Remote Estimation of Rapeseed Yield with Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imaging and Spectral Mixture Analysis.” *Plant Methods* 14(1):1–14. doi: 10.1186/s13007-018-0338-z.
- Guo, Yahui, Guodong Yin, Hongyong Sun, Hanxi Wang, Shouzhi Chen, J. Senthilnath, Jingzhe Wang, and Yongshuo Fu. 2020. “Scaling Effects on Chlorophyll Content Estimations with RGB Camera Mounted on a UAV Platform Using Machine-Learning Methods.” *Sensors (Switzerland)* 20(18):1–22.
- Holman, Fenner H., Andrew B. Riche, Adam Michalski, March Castle, Martin J. Wooster, and Malcolm J. Hawkesford. 2016. “High Throughput Field Phenotyping of Wheat Plant Height and Growth Rate in Field Plot Trials Using UAV Based Remote Sensing.” *Remote Sensing* 8(12). doi: 10.3390/rs8121031.
- Ito, Shoichi, E. Wesley F. Peterson, and Warren R. Grant. 1989. “Rice in Asia: Is It Becoming an Inferior Good?” *American Journal of Agricultural Economics* 71(1):32. doi: 10.2307/1241772.
- Kawamura, Kensuke, Hidetoshi Asai, Taisuke Yasuda, Phanthasin Khanthavong, Pheunphit Soisouvanh, and Sengthong Phongchanmixay. 2020. “Field Phenotyping of Plant Height in an Upland Rice Field in Laos Using Low-Cost Small Unmanned Aerial Vehicles (UAVs).” *Plant Production Science* 23(4):452–65. doi: 10.1080/1343943X.2020.1766362.

- Li, Zongnan, Zhongxin Chen, Limin Wang, Jia Liu, and Qingbo Zhou. 2014. "Area Extraction of Maize Lodging Based on Remote Sensing by Small Unmanned Aerial Vehicle."
- Mašková, Zuzana, František Zemek, and Jan Kvěť. 2008. "Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in the Management of Mountain Meadows." *Boreal Environment Research* 13(5):417–32.
- Panda, Sudhanshu Sekhar, Daniel P. Ames, and Suranjan Panigrahi. 2010. "Application of Vegetation Indices for Agricultural Crop Yield Prediction Using Neural Network Techniques." *Remote Sensing* 2(3):673–96. doi: 10.3390/rs2030673.
- Pathaichindachote, Wanwarang, Natjaree Panyawut, Kannika Sikaewtung, Sujin Patarapuwadol, and Amorntip Muangprom. 2019. "Genetic Diversity and Allelic Frequency of Selected Thai and Exotic Rice Germplasm Using SSR Markers." *Rice Science* 26(6):393–403. doi: 10.1016/j.rsci.2018.11.002.
- Reynolds, C. A., M. Yitayew, D. C. Slack, C. F. Hutchinson, A. Huete, and M. S. Petersen. 2000. "Estimating Crop Yields and Production by Integrating the FAO Crop Specific Water Balance Model with Real-Time Satellite Data and Ground-Based Ancillary Data." *International Journal of Remote Sensing* 21(18):3487–3508. doi: 10.1080/014311600750037516.
- Subudhi, Prasanta K., Takuji Sasaki, and Gurdev S. Khush. 2006. "Rice." Pp. 1–78 in *Cereals and Millets*, edited by C. Kole. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Suphan, Promchai, Siwa Kaewplang, and Worawat Sa-Ngiamvibool. 2019. "Monitoring of Rice Growth with UAV-Derived Aerial Imagery." *Maharakham International Journal of Engineering Technology* 5(1):28–32.
- Uto, K., H. Seki, G. Saito, and Y. Kosugi. 2013. "Characterization of Rice Paddies by a UAV-Mounted Miniature Hyperspectral Sensor System." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 6(2):851–60. doi: 10.1109/JSTARS.2013.2250921.
- Wan, Liang, Haiyan Cen, Jiangpeng Zhu, Jiafei Zhang, Yueming Zhu, Dawei Sun, Xiaoyue Du, Li Zhai, Haiyong Weng, Yijian Li, Xiaoran Li, Yidan Bao, Jianyao Shou, and Yong He. 2020. "Grain Yield Prediction of Rice Using Multi-Temporal UAV-

- Based RGB and Multispectral Images and Model Transfer – a Case Study of Small Farmlands in the South of China.” *Agricultural and Forest Meteorology* 291:108096. doi: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108096>.
- Watanabe, Kakeru, Wei Guo, Keigo Arai, Hideki Takanashi, Hiromi Kajiya-Kanegae, Masaaki Kobayashi, Kentaro Yano, Tsuyoshi Tokunaga, Toru Fujiwara, Nobuhiro Tsutsumi, and Hiroyoshi Iwat. 2017. “High-Throughput Phenotyping of Sorghum Plant Height Using an Unmanned Aerial Vehicle and Its Application to Genomic Prediction Modeling.” *Frontiers in Plant Science* 8(March):1–11. doi: 10.3389/fpls.2017.00421.
- Zha, Hainie, Yuxin Miao, Tiantian Wang, Yue Li, Jing Zhang, and Weichao Sun. 2020. “Sensing-Based Rice Nitrogen Nutrition Index Prediction with Machine Learning.” *Remote Sensing* (12):215.
- Zhang, D., X. Zhou, J. Zhang, L. Huang, and J. Zhao. 2017. “Developing a Small UAV Platform to Detect Sheath Blight of Rice.” Pp. 3190–93 in *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*.
- Zheng, Hengbiao, Tao Cheng, Dong Li, Xia Yao, Yongchao Tian, Weixing Cao, and Yan Zhu. 2018. “Combining Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-Based Multispectral Imagery and Ground-Based Hyperspectral Data for Plant Nitrogen Concentration Estimation in Rice.” *Frontiers in Plant Science* 9.
- Zheng, Hengbiao, Xiang Zhou, Jiaoyang He, Xia Yao, Tao Cheng, Yan Zhu, Weixing Cao, and Yongchao Tian. 2020. “Early Season Detection of Rice Plants Using RGB, NIR-G-B and Multispectral Images from Unmanned Aerial Vehicle (UAV).” *Computers and Electronics in Agriculture* 169.
- Zhou, X., H. B. Zheng, X. Q. Xu, J. Y. He, X. K. Ge, X. Yao, T. Cheng, Y. Zhu, W. X. Cao, and Y. C. Tian. 2017. “Predicting Grain Yield in Rice Using Multi-Temporal Vegetation Indices from UAV-Based Multispectral and Digital Imagery.” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 130:246–55. doi: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2017.05.003.
- Van Zuidam, R. A. 1986. “Aerial Photo-Interpretation in Terrain Analysis and Geomorphologic Mapping.” *Aerial Photo-Interpretation in Terrain Analysis and Geomorphologic Mapping*. doi: 10.2307/634926.

ภาคผนวก

ตารางที่ 28 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าความสูง

Height	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	H
0.97	0.43	0.44	0.13	0.49	0.51	0.97	1.04	0.02	0.23	0.02	0.33	-0.35	0.47
1.18	0.40	0.46	0.14	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.26	0.09	0.38	-0.26	0.53
1.02	0.42	0.49	0.09	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.32	0.08	0.47	-0.35	0.50
1.03	0.45	0.44	0.11	0.50	0.50	1.02	0.98	-0.01	0.22	-0.01	0.32	-0.29	0.47
1.06	0.49	0.43	0.07	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.21	-0.07	0.30	-0.60	0.49
1.00	0.48	0.48	0.03	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.30	0.00	0.45	-0.23	0.59
1.27	0.47	0.48	0.05	0.50	0.50	0.99	1.01	0.01	0.30	0.01	0.44	-0.46	0.61
0.83	0.50	0.50	0.01	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.33	0.00	0.49	-0.01	0.58
0.95	0.49	0.51	0.00	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.35	0.02	0.52	-0.13	0.47
1.01	0.48	0.51	0.01	0.48	0.52	0.93	1.07	0.04	0.36	0.04	0.54	-0.26	0.55
0.86	0.48	0.42	0.09	0.53	0.47	1.14	0.88	-0.07	0.19	-0.07	0.27	-0.28	0.52
0.86	0.51	0.46	0.02	0.53	0.47	1.11	0.90	-0.05	0.27	-0.05	0.39	-0.46	0.43
0.91	0.52	0.47	0.01	0.53	0.47	1.12	0.90	-0.06	0.27	-0.06	0.40	-0.11	0.59
0.79	0.47	0.45	0.08	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.24	-0.03	0.34	-0.17	0.37
0.94	0.53	0.46	0.01	0.54	0.47	1.15	0.87	-0.07	0.26	-0.07	0.38	-0.36	0.36
0.82	0.50	0.49	0.01	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.32	0.00	0.48	-0.50	0.45
0.85	0.47	0.49	0.05	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.31	0.02	0.46	-0.12	0.39
0.95	0.47	0.53	0.00	0.47	0.53	0.88	1.14	0.07	0.39	0.07	0.59	-0.24	0.48
1.03	0.53	0.44	0.03	0.55	0.45	1.21	0.83	-0.09	0.22	-0.10	0.32	-0.17	0.42
0.82	0.49	0.46	0.05	0.52	0.48	1.08	0.93	-0.04	0.26	-0.04	0.38	-0.44	0.55
0.99	0.50	0.44	0.06	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.23	-0.07	0.33	-0.29	0.45
1.18	0.47	0.46	0.07	0.51	0.49	1.03	0.97	-0.02	0.26	-0.02	0.37	-0.27	0.67
1.06	0.47	0.47	0.06	0.50	0.50	1.01	0.99	-0.01	0.27	-0.01	0.40	-0.40	0.66
0.96	0.51	0.45	0.04	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.24	-0.07	0.35	-0.18	0.65
1.01	0.50	0.46	0.04	0.52	0.48	1.08	0.93	-0.04	0.26	-0.04	0.38	-0.32	0.63
0.90	0.50	0.49	0.01	0.50	0.50	1.01	0.99	-0.01	0.32	-0.01	0.47	-0.25	0.63
0.89	0.50	0.47	0.03	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.28	-0.03	0.41	-0.20	0.58
0.91	0.48	0.43	0.09	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.20	-0.07	0.28	-0.47	0.63
0.74	0.50	0.47	0.03	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.29	-0.03	0.42	-0.31	0.47
0.76	0.48	0.46	0.06	0.51	0.49	1.03	0.97	-0.02	0.27	-0.02	0.39	-0.27	0.58
0.76	0.49	0.50	0.01	0.49	0.51	0.97	1.03	0.02	0.34	0.02	0.51	-0.33	0.59
1.04	0.51	0.47	0.02	0.52	0.48	1.07	0.93	-0.04	0.28	-0.04	0.42	0.08	0.54

ตารางที่ 29 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ

LAI	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	H
1.40	0.43	0.44	0.13	0.49	0.51	0.97	1.04	0.02	0.23	0.02	0.33	-0.35	0.47
0.51	0.42	0.38	0.20	0.52	0.48	1.10	0.91	-0.05	0.10	-0.06	0.14	-0.42	0.41
1.14	0.40	0.44	0.16	0.47	0.53	0.90	1.11	0.05	0.22	0.07	0.32	-0.39	0.38
1.02	0.40	0.46	0.14	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.26	0.09	0.38	-0.26	0.53
0.83	0.42	0.49	0.09	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.32	0.08	0.47	-0.35	0.50
0.84	0.45	0.44	0.11	0.50	0.50	1.02	0.98	-0.01	0.22	-0.01	0.32	-0.29	0.47
1.22	0.49	0.43	0.07	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.21	-0.07	0.30	-0.60	0.49
1.09	0.41	0.42	0.17	0.49	0.51	0.97	1.03	0.02	0.19	0.02	0.27	-0.41	0.41
0.81	0.42	0.45	0.12	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.25	0.04	0.36	-0.41	0.39
2.12	0.48	0.51	0.01	0.49	0.51	0.94	1.06	0.03	0.35	0.03	0.53	-0.30	0.54
1.00	0.50	0.50	0.01	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.33	0.00	0.49	-0.01	0.58
1.25	0.49	0.51	0.00	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.35	0.02	0.52	-0.13	0.47
1.45	0.48	0.51	0.01	0.48	0.52	0.93	1.07	0.04	0.36	0.04	0.54	-0.26	0.55
1.29	0.48	0.42	0.09	0.53	0.47	1.14	0.88	-0.07	0.19	-0.07	0.27	-0.28	0.52
0.90	0.50	0.45	0.06	0.53	0.47	1.11	0.90	-0.05	0.24	-0.06	0.34	-0.37	0.38
1.34	0.51	0.46	0.02	0.53	0.47	1.11	0.90	-0.05	0.27	-0.05	0.39	-0.46	0.43
1.00	0.47	0.45	0.08	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.24	-0.03	0.34	-0.17	0.37
0.79	0.53	0.46	0.01	0.54	0.47	1.15	0.87	-0.07	0.26	-0.07	0.38	-0.36	0.36
1.13	0.50	0.49	0.01	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.32	0.00	0.48	-0.50	0.45
1.33	0.47	0.49	0.05	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.31	0.02	0.46	-0.12	0.39
1.59	0.47	0.53	0.00	0.47	0.53	0.88	1.14	0.07	0.39	0.07	0.59	-0.24	0.48
1.24	0.52	0.45	0.03	0.53	0.47	1.14	0.88	-0.07	0.25	-0.07	0.36	-0.37	0.34
1.24	0.53	0.44	0.03	0.55	0.45	1.21	0.83	-0.09	0.22	-0.10	0.32	-0.17	0.42
0.83	0.49	0.46	0.05	0.52	0.48	1.08	0.93	-0.04	0.26	-0.04	0.38	-0.44	0.55
0.95	0.50	0.44	0.06	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.23	-0.07	0.33	-0.29	0.45
1.66	0.51	0.45	0.04	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.24	-0.07	0.35	-0.18	0.65
1.15	0.50	0.46	0.04	0.52	0.48	1.08	0.93	-0.04	0.26	-0.04	0.38	-0.32	0.63
1.07	0.50	0.49	0.01	0.50	0.50	1.01	0.99	-0.01	0.32	-0.01	0.47	-0.25	0.63
1.02	0.50	0.47	0.03	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.28	-0.03	0.41	-0.20	0.58
1.29	0.50	0.47	0.03	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.29	-0.03	0.42	-0.31	0.47
1.46	0.48	0.46	0.06	0.51	0.49	1.03	0.97	-0.02	0.27	-0.02	0.39	-0.27	0.58
2.23	0.43	0.54	0.03	0.44	0.56	0.80	1.26	0.11	0.41	0.12	0.63	-0.15	0.69
1.96	0.43	0.53	0.04	0.45	0.56	0.80	1.25	0.11	0.39	0.11	0.59	-0.21	0.51
8.38	0.39	0.50	0.11	0.44	0.57	0.77	1.30	0.13	0.34	0.15	0.51	-0.11	0.71
2.66	0.41	0.47	0.12	0.46	0.54	0.87	1.15	0.07	0.28	0.08	0.41	-0.08	0.66

ตารางที่ 30 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์

SPAD	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	H
24.55	0.43	0.44	0.13	0.49	0.51	0.97	1.04	0.02	0.23	0.02	0.33	-0.35	0.47
18.95	0.42	0.38	0.20	0.52	0.48	1.10	0.91	-0.05	0.10	-0.06	0.14	-0.42	0.41
20.55	0.43	0.44	0.13	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.23	0.03	0.33	-0.31	0.27
22.73	0.40	0.44	0.16	0.47	0.53	0.90	1.11	0.05	0.22	0.07	0.32	-0.39	0.38
26.88	0.40	0.46	0.14	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.26	0.09	0.38	-0.26	0.53
26.28	0.42	0.49	0.09	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.32	0.08	0.47	-0.35	0.50
25.83	0.45	0.44	0.11	0.50	0.50	1.02	0.98	-0.01	0.22	-0.01	0.32	-0.29	0.47
23.90	0.49	0.43	0.07	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.21	-0.07	0.30	-0.60	0.49
26.65	0.43	0.43	0.15	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.20	0.00	0.28	-0.35	0.19
15.75	0.43	0.39	0.18	0.52	0.48	1.09	0.92	-0.04	0.13	-0.05	0.18	-0.61	0.07
26.80	0.42	0.46	0.13	0.48	0.53	0.91	1.10	0.05	0.26	0.06	0.38	-0.21	0.22
22.93	0.41	0.42	0.17	0.49	0.51	0.97	1.03	0.02	0.19	0.02	0.27	-0.41	0.41
28.68	0.42	0.45	0.12	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.25	0.04	0.36	-0.41	0.39
24.80	0.43	0.42	0.14	0.51	0.49	1.03	0.98	-0.01	0.19	-0.02	0.27	-0.43	0.24
26.10	0.42	0.44	0.15	0.49	0.51	0.96	1.05	0.02	0.21	0.03	0.30	-0.23	0.08
15.35	0.46	0.41	0.13	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.16	-0.07	0.22	-0.31	0.01
24.98	0.42	0.42	0.16	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.18	0.00	0.26	-0.40	0.05
28.45	0.42	0.42	0.16	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.18	0.00	0.26	-0.43	0.04
25.28	0.41	0.45	0.14	0.48	0.53	0.91	1.11	0.05	0.25	0.06	0.36	-0.15	0.18
27.30	0.45	0.41	0.14	0.52	0.48	1.08	0.92	-0.04	0.17	-0.05	0.23	-0.11	0.13
30.50	0.50	0.45	0.06	0.53	0.47	1.11	0.90	-0.05	0.24	-0.06	0.34	-0.37	0.38
26.43	0.51	0.46	0.02	0.53	0.47	1.11	0.90	-0.05	0.27	-0.05	0.39	-0.46	0.43
34.20	0.52	0.47	0.01	0.53	0.47	1.12	0.90	-0.06	0.27	-0.06	0.40	-0.11	0.59
25.45	0.47	0.45	0.08	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.24	-0.03	0.34	-0.17	0.37
20.83	0.53	0.46	0.01	0.54	0.47	1.15	0.87	-0.07	0.26	-0.07	0.38	-0.36	0.36
33.08	0.50	0.49	0.01	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.32	0.00	0.48	-0.50	0.45
30.88	0.47	0.44	0.10	0.52	0.48	1.08	0.93	-0.04	0.21	-0.04	0.30	-0.15	0.32
18.00	0.48	0.45	0.07	0.52	0.48	1.07	0.94	-0.03	0.24	-0.03	0.35	0.09	0.11
28.48	0.52	0.45	0.03	0.53	0.47	1.14	0.88	-0.07	0.25	-0.07	0.36	-0.37	0.34
23.98	0.53	0.44	0.03	0.55	0.45	1.21	0.83	-0.09	0.22	-0.10	0.32	-0.17	0.42
26.43	0.50	0.44	0.06	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.23	-0.07	0.33	-0.29	0.45
25.45	0.47	0.46	0.07	0.51	0.49	1.03	0.97	-0.02	0.26	-0.02	0.37	-0.27	0.67
29.38	0.47	0.47	0.06	0.50	0.50	1.01	0.99	-0.01	0.27	-0.01	0.40	-0.40	0.66
27.53	0.51	0.45	0.04	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.24	-0.07	0.35	-0.18	0.65
26.75	0.47	0.47	0.05	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.29	0.00	0.42	0.08	0.74

ตารางที่ 31 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าชีวมวล

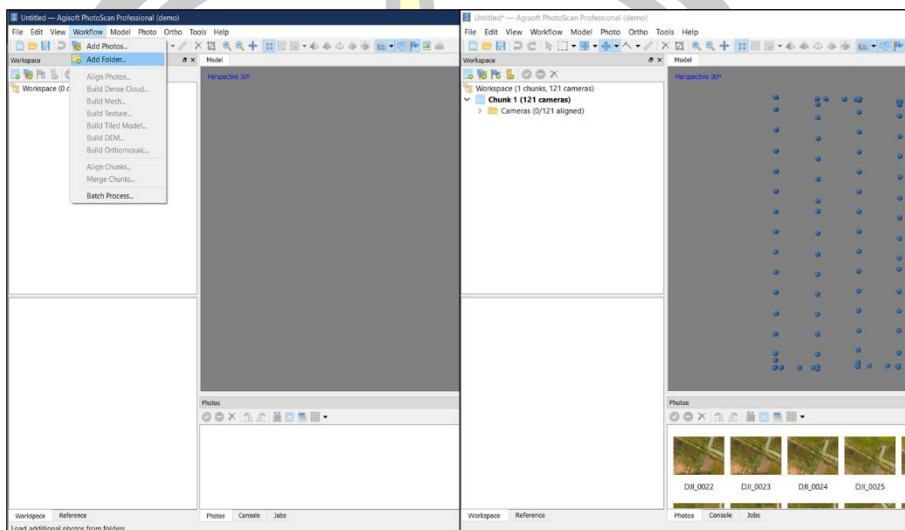
biomass	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	H
12.57	0.43	0.44	0.13	0.49	0.51	0.97	1.04	0.02	0.23	0.02	0.33	-0.35	0.47
4.83	0.42	0.38	0.20	0.52	0.48	1.10	0.91	-0.05	0.10	-0.06	0.14	-0.42	0.41
8.07	0.43	0.44	0.13	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.23	0.03	0.33	-0.31	0.27
8.11	0.40	0.36	0.23	0.53	0.48	1.11	0.91	-0.05	0.07	-0.07	0.09	-0.16	0.17
6.58	0.41	0.38	0.21	0.52	0.48	1.07	0.93	-0.04	0.10	-0.05	0.14	-0.59	0.32
10.56	0.40	0.44	0.16	0.47	0.53	0.90	1.11	0.05	0.22	0.07	0.32	-0.39	0.38
17.02	0.40	0.46	0.14	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.26	0.09	0.38	-0.26	0.38
8.77	0.42	0.49	0.09	0.46	0.54	0.87	1.16	0.07	0.32	0.08	0.47	-0.35	0.34
12.39	0.45	0.44	0.11	0.50	0.50	1.02	0.98	-0.01	0.22	-0.01	0.32	-0.29	0.47
15.84	0.49	0.43	0.07	0.53	0.47	1.13	0.88	-0.06	0.21	-0.07	0.30	-0.60	0.49
14.15	0.43	0.43	0.15	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.20	0.00	0.28	-0.35	0.19
3.99	0.43	0.39	0.18	0.52	0.48	1.09	0.92	-0.04	0.13	-0.05	0.18	-0.61	0.31
7.95	0.42	0.46	0.13	0.48	0.53	0.91	1.10	0.05	0.26	0.06	0.38	-0.21	0.22
8.65	0.41	0.42	0.17	0.49	0.51	0.97	1.03	0.02	0.19	0.02	0.27	-0.41	0.41
11.32	0.42	0.45	0.12	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.25	0.04	0.36	-0.41	0.39
11.93	0.40	0.38	0.22	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.11	-0.04	0.15	-0.41	0.16
6.08	0.39	0.36	0.25	0.52	0.48	1.07	0.94	-0.03	0.06	-0.05	0.09	-0.45	0.32
6.01	0.44	0.39	0.17	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.13	-0.08	0.18	-0.46	0.32
12.67	0.43	0.42	0.14	0.51	0.49	1.03	0.98	-0.01	0.19	-0.02	0.27	-0.43	0.24
11.93	0.44	0.41	0.15	0.52	0.49	1.06	0.94	-0.03	0.17	-0.04	0.23	-0.17	0.35
8.92	0.42	0.44	0.15	0.49	0.51	0.96	1.05	0.02	0.21	0.03	0.30	-0.23	0.34
2.46	0.46	0.41	0.13	0.53	0.47	1.13	0.89	-0.06	0.16	-0.07	0.22	-0.31	0.30
11.57	0.49	0.41	0.10	0.54	0.46	1.18	0.85	-0.08	0.17	-0.09	0.23	-0.57	0.35
8.87	0.42	0.42	0.16	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.18	0.00	0.26	-0.40	0.34
9.25	0.42	0.42	0.16	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.18	0.00	0.26	-0.43	0.34
7.98	0.41	0.45	0.14	0.48	0.53	0.91	1.11	0.05	0.25	0.06	0.36	-0.15	0.18
8.29	0.41	0.38	0.21	0.52	0.48	1.07	0.93	-0.03	0.11	-0.05	0.15	-0.63	0.33
7.08	0.40	0.38	0.21	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.11	-0.03	0.15	-0.32	0.19
5.43	0.46	0.38	0.16	0.55	0.45	1.23	0.82	-0.10	0.10	-0.13	0.14	-0.41	0.32
11.91	0.45	0.41	0.14	0.52	0.48	1.08	0.92	-0.04	0.17	-0.05	0.23	-0.11	0.13
30.23	0.48	0.51	0.01	0.49	0.51	0.94	1.06	0.03	0.35	0.03	0.53	-0.30	0.46
14.24	0.48	0.48	0.03	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.30	0.00	0.45	-0.23	0.37
15.83	0.47	0.48	0.05	0.50	0.50	0.99	1.01	0.01	0.30	0.01	0.44	-0.46	0.38
7.65	0.46	0.52	0.02	0.47	0.53	0.90	1.11	0.05	0.36	0.06	0.55	-0.42	0.33
8.64	0.46	0.52	0.01	0.47	0.53	0.89	1.13	0.06	0.37	0.06	0.57	-0.03	0.33
9.62	0.50	0.50	0.01	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	0.33	0.00	0.49	-0.01	0.34
11.20	0.49	0.51	0.00	0.49	0.51	0.96	1.04	0.02	0.35	0.02	0.52	-0.13	0.47

ตารางที่ 32 ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองทำนายผลผลิต

Yield	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	H
0.16	0.40	0.38	0.21	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.03	0.11	-0.04	0.15	-0.36	0.38
0.24	0.42	0.43	0.15	0.49	0.51	0.98	1.02	0.01	0.20	0.01	0.29	-0.34	0.46
0.23	0.42	0.44	0.14	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.23	0.04	0.33	-0.35	0.48
0.26	0.42	0.46	0.11	0.48	0.52	0.91	1.10	0.05	0.27	0.05	0.39	-0.17	0.49
0.28	0.43	0.49	0.08	0.47	0.53	0.89	1.13	0.06	0.31	0.07	0.46	-0.07	0.52
0.33	0.41	0.48	0.12	0.46	0.54	0.85	1.18	0.08	0.29	0.09	0.44	-0.04	0.66
0.29	0.40	0.48	0.11	0.46	0.54	0.84	1.19	0.09	0.30	0.10	0.45	-0.05	0.69
0.31	0.43	0.51	0.07	0.46	0.54	0.84	1.19	0.09	0.34	0.09	0.52	-0.06	0.60
0.27	0.41	0.42	0.17	0.49	0.51	0.97	1.03	0.01	0.19	0.02	0.27	-0.07	0.50
0.33	0.42	0.44	0.14	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.23	0.04	0.33	-0.07	0.52
0.29	0.43	0.46	0.11	0.49	0.52	0.94	1.06	0.03	0.26	0.03	0.37	-0.12	0.41
0.20	0.40	0.36	0.24	0.52	0.48	1.09	0.92	-0.04	0.07	-0.06	0.09	-0.46	0.31
0.25	0.45	0.43	0.12	0.51	0.49	1.05	0.95	-0.02	0.20	-0.03	0.29	-0.34	0.33
0.15	0.47	0.38	0.15	0.55	0.45	1.23	0.82	-0.10	0.10	-0.12	0.14	-0.35	0.24
0.21	0.44	0.40	0.16	0.52	0.48	1.10	0.91	-0.05	0.15	-0.06	0.21	-0.34	0.24
0.18	0.41	0.39	0.20	0.51	0.49	1.03	0.97	-0.02	0.13	-0.02	0.18	-0.36	0.33
0.20	0.40	0.41	0.19	0.49	0.51	0.98	1.03	0.01	0.16	0.02	0.23	-0.14	0.38
0.25	0.41	0.41	0.19	0.50	0.50	1.01	0.99	-0.01	0.15	-0.01	0.22	-0.53	0.43
0.34	0.42	0.45	0.13	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.24	0.04	0.35	-0.08	0.52
0.35	0.42	0.48	0.10	0.47	0.53	0.88	1.14	0.06	0.30	0.07	0.44	-0.10	0.63
0.35	0.43	0.46	0.11	0.48	0.52	0.93	1.08	0.04	0.27	0.04	0.39	0.00	0.54
0.37	0.41	0.45	0.14	0.48	0.52	0.92	1.08	0.04	0.24	0.05	0.35	-0.27	0.53
0.25	0.47	0.42	0.11	0.53	0.48	1.10	0.91	-0.05	0.19	-0.06	0.26	-0.52	0.43
0.22	0.41	0.40	0.19	0.51	0.50	1.02	0.98	-0.01	0.14	-0.01	0.20	-0.33	0.43
0.23	0.44	0.44	0.12	0.50	0.50	0.99	1.01	0.00	0.23	0.00	0.33	-0.15	0.37
0.22	0.42	0.38	0.20	0.53	0.47	1.12	0.89	-0.06	0.09	-0.08	0.13	-0.45	0.33
0.23	0.48	0.44	0.09	0.52	0.48	1.10	0.91	-0.05	0.21	-0.05	0.31	-0.59	0.35
0.24	0.41	0.46	0.13	0.47	0.53	0.90	1.11	0.05	0.26	0.06	0.38	-0.13	0.51
0.29	0.41	0.43	0.16	0.49	0.51	0.95	1.05	0.03	0.21	0.03	0.30	-0.23	0.43
0.28	0.42	0.41	0.17	0.51	0.49	1.04	0.96	-0.02	0.16	-0.02	0.23	-0.20	0.45
0.28	0.38	0.40	0.23	0.49	0.51	0.95	1.05	0.03	0.14	0.04	0.19	-0.09	0.37
0.23	0.40	0.40	0.20	0.50	0.51	0.98	1.02	0.01	0.15	0.01	0.21	-0.30	0.32
0.19	0.42	0.42	0.17	0.50	0.50	1.01	0.99	0.00	0.18	0.00	0.25	-0.32	0.39
0.15	0.41	0.44	0.15	0.48	0.52	0.94	1.07	0.03	0.22	0.04	0.32	-0.20	0.38
0.22	0.40	0.41	0.19	0.50	0.50	1.00	1.01	0.00	0.15	0.00	0.22	-0.20	0.36

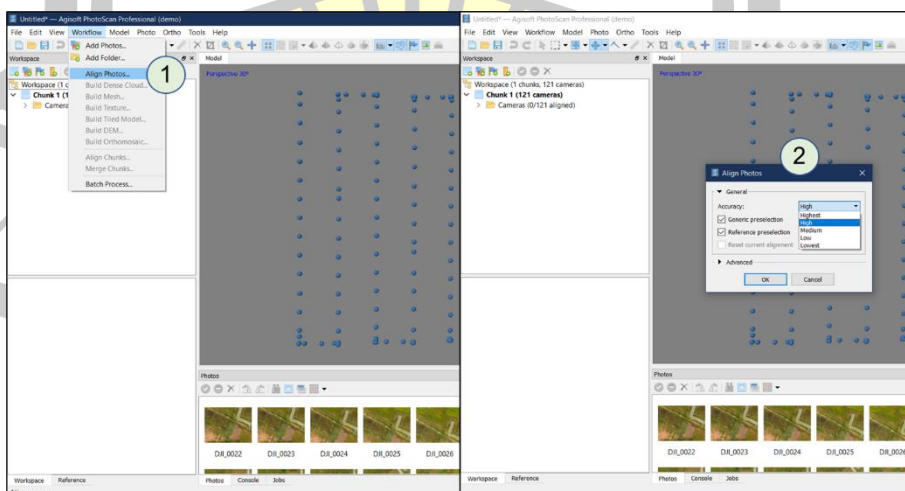
การประมวลผลภาพที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับ มีขั้นตอนดังนี้

1. นำภาพที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับนำเข้าโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional โดยไปที่คำสั่ง Workflow >> Add Folder ที่จัดเก็บภาพ แล้วกด OK ดังภาพที่ 54



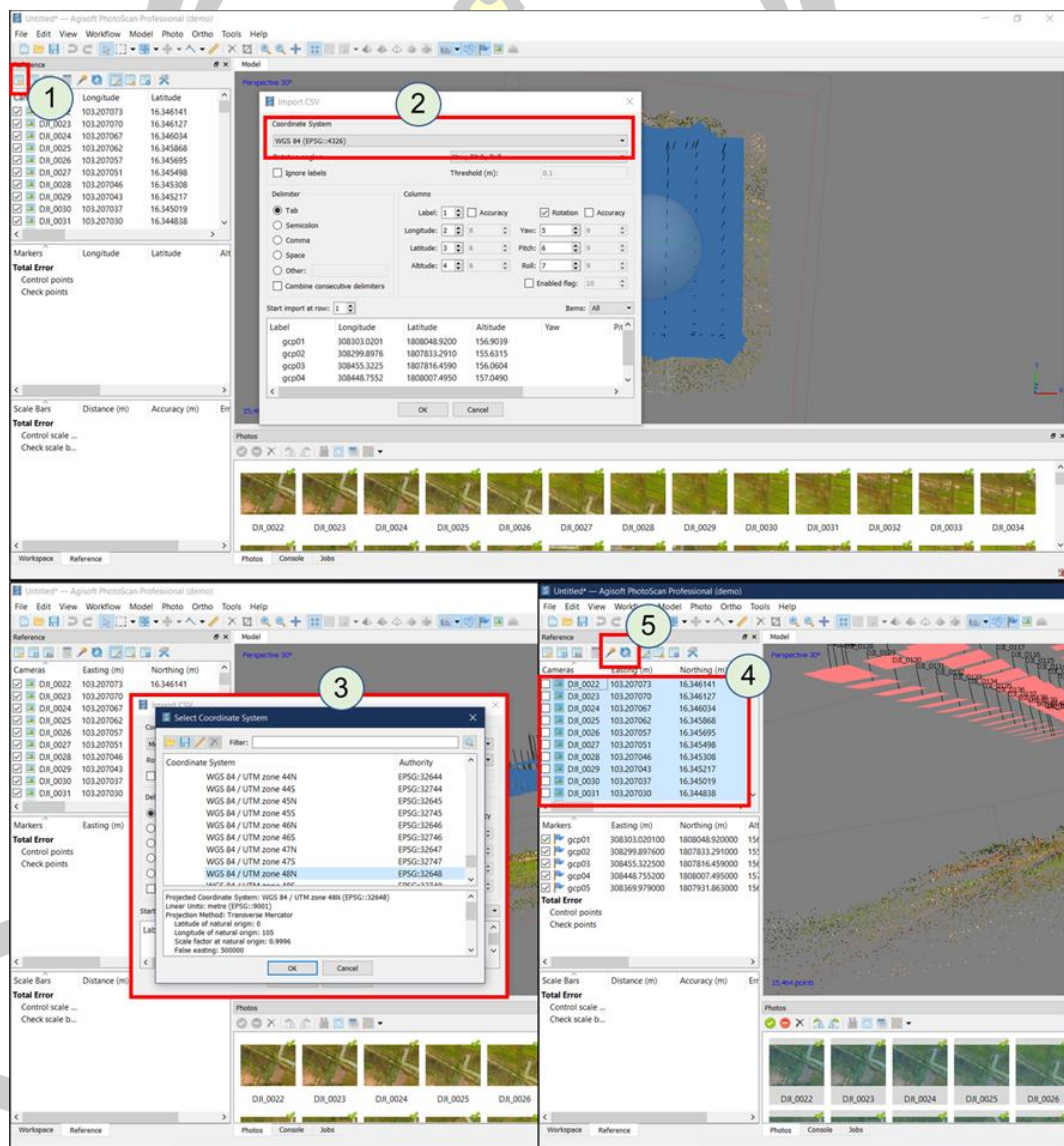
ภาพที่ 54 ขั้นตอนการนำภาพจาก UAV เข้าโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional

2. ทำการเริ่มประมวลผลภาพโดยไปที่คำสั่ง Workflow >> Align Photos >> ทำการเลือกความละเอียดในการประมวลผล แล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผลดังภาพที่ 55



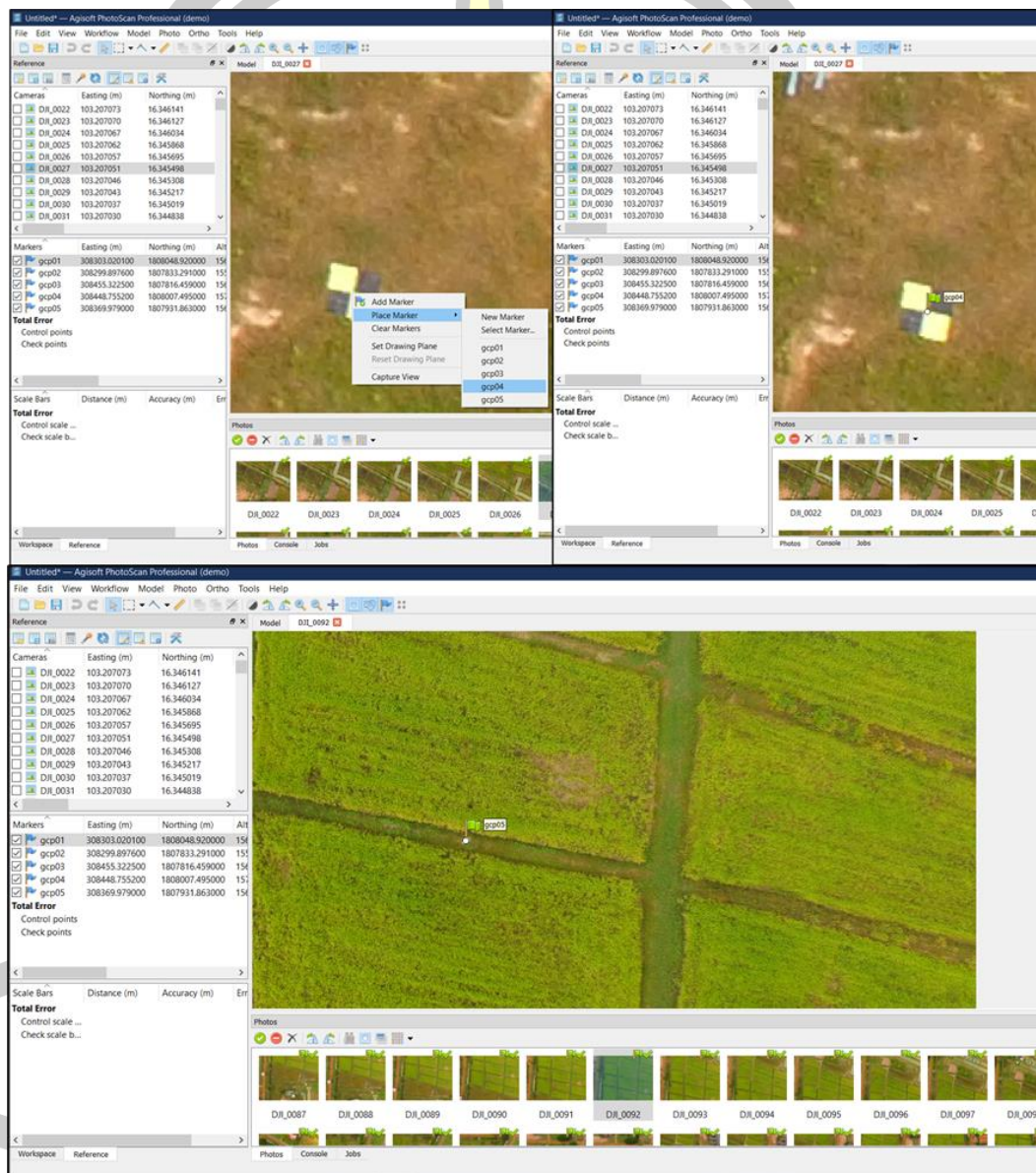
ภาพที่ 55 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Align Photos

3. นำค่าพิกัด ณ ตำแหน่งที่เราวางจุดควบคุมภาพในสนาม เพื่อใช้ในการปรับแก้ค่าพิกัดเชิงภูมิศาสตร์ โดยจัดเรียงเป็น ENZ ในไฟล์ Text และนำเข้าโปรแกรมโดยไปที่ Workspace >> Input >> จากนั้นเลือก Zone ให้ตรงกับพื้นที่ศึกษา (ถ้าไม่เจอเข้าไปที่ More) และนำเครื่องหมาย ที่หน้ารูปภาพออกทุกรูปและกด Optimize camera >> Update เพื่อที่เราจะไม่ใช้ค่าพิกัดจากรูปแต่เราจะปรับแก้ด้วยค่าพิกัดที่จุดควบคุมภาพ ดังภาพที่ 56



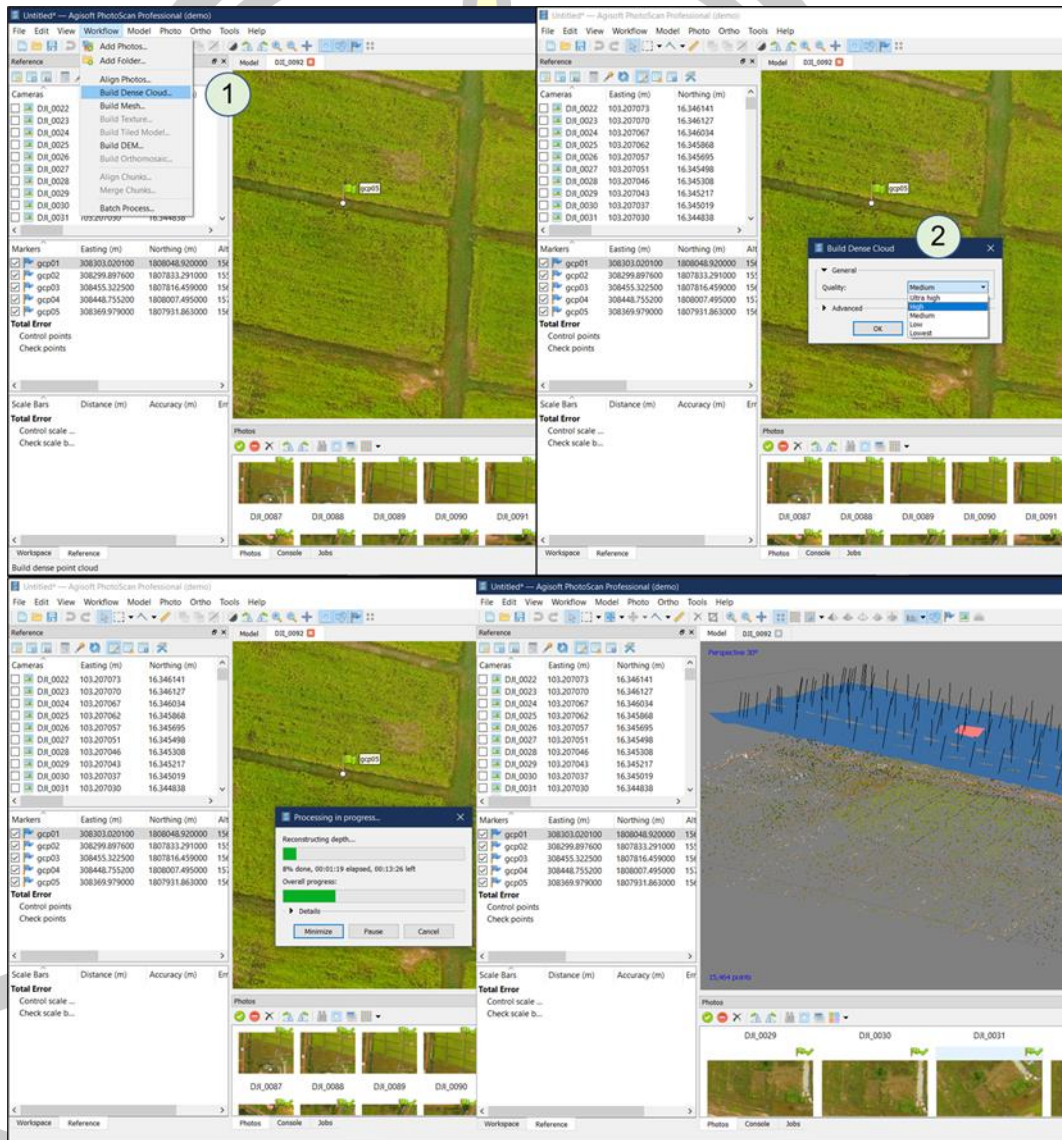
ภาพที่ 56 แสดงขั้นตอนการนำค่าพิกัดจริงมาใช้ในการปรับแก้ค่าพิกัดของภาพ

4. จากนั้นทำการตั้งค่าพิกัดให้ตรงกับจุดควบคุมภาพทั้งหมด (ถ้าขึ้นรูปตุ๊กตาสีดำแสดงว่าภาพนั้นยังไม่ได้ปรับค่าพิกัดให้ตรง ทำการลากให้เข้าจุด) ให้ครบทุกจุดที่เราเก็บค่าพิกัด เมื่อครบแล้วก็ทำการกด Optimize camera >> Update อีกครั้งเพื่อเป็นการอัปเดตค่าพิกัดที่เราได้ปรับแก้ให้กับภาพ ดังภาพที่ 57



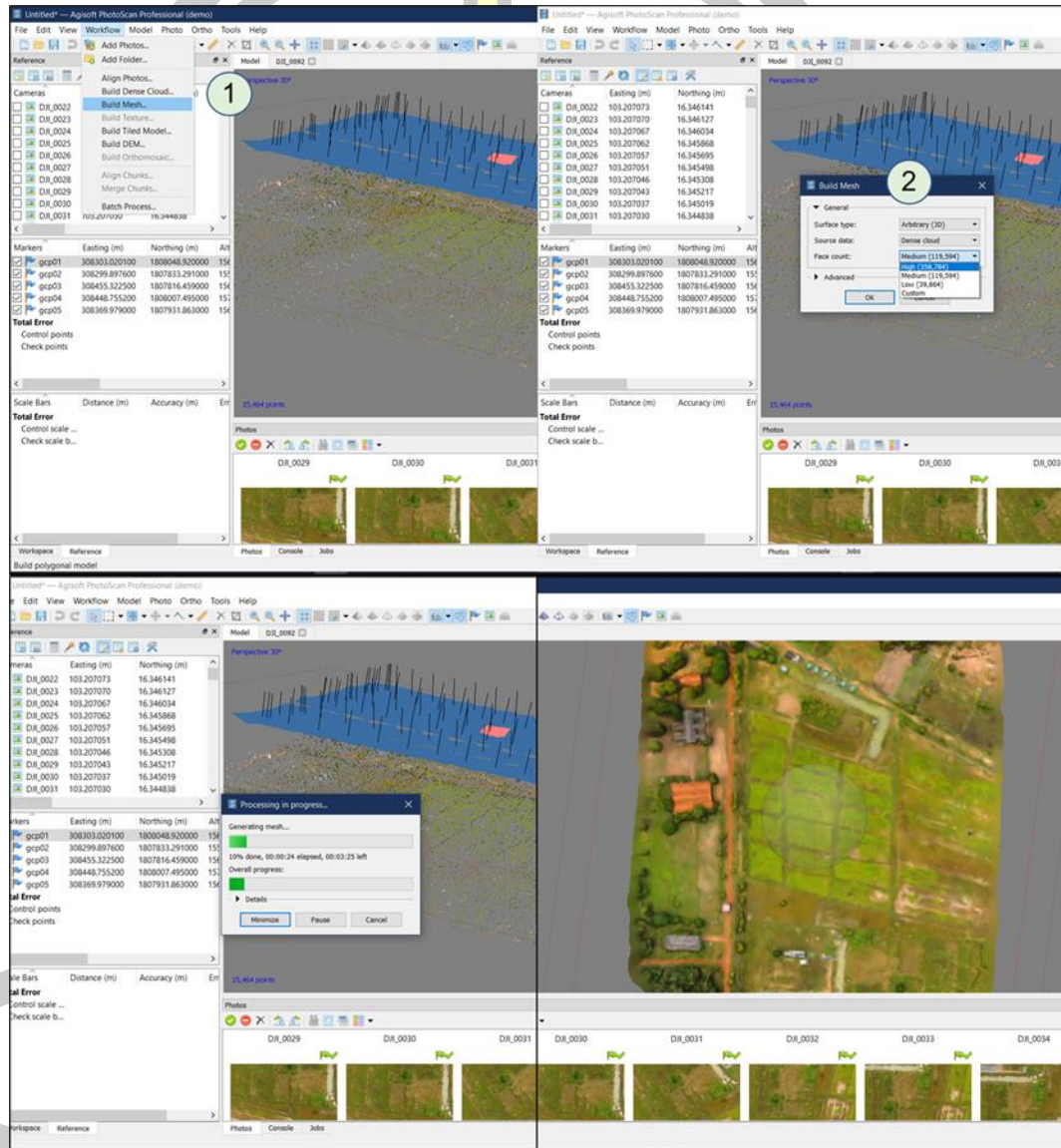
ภาพที่ 57 แสดงขั้นตอนการตั้งค่าพิกัดของภาพ

5. ทำการประมวลผลภาพต่อไปที่ คำสั่ง กด Build Dense Cloud >> ทำการเลือกความละเอียดในการประมวลผล (ควรจะเลือกให้สอดคล้องกับขั้นตอน Align Photos) แล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผลตั้งภาพที่ 58 ในขั้นตอนนี้จะใช้ระยะเวลาในการประมวลผลที่ค่อนข้างนานพอสมควร ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสเปกของคอมพิวเตอร์ของแต่ละคน



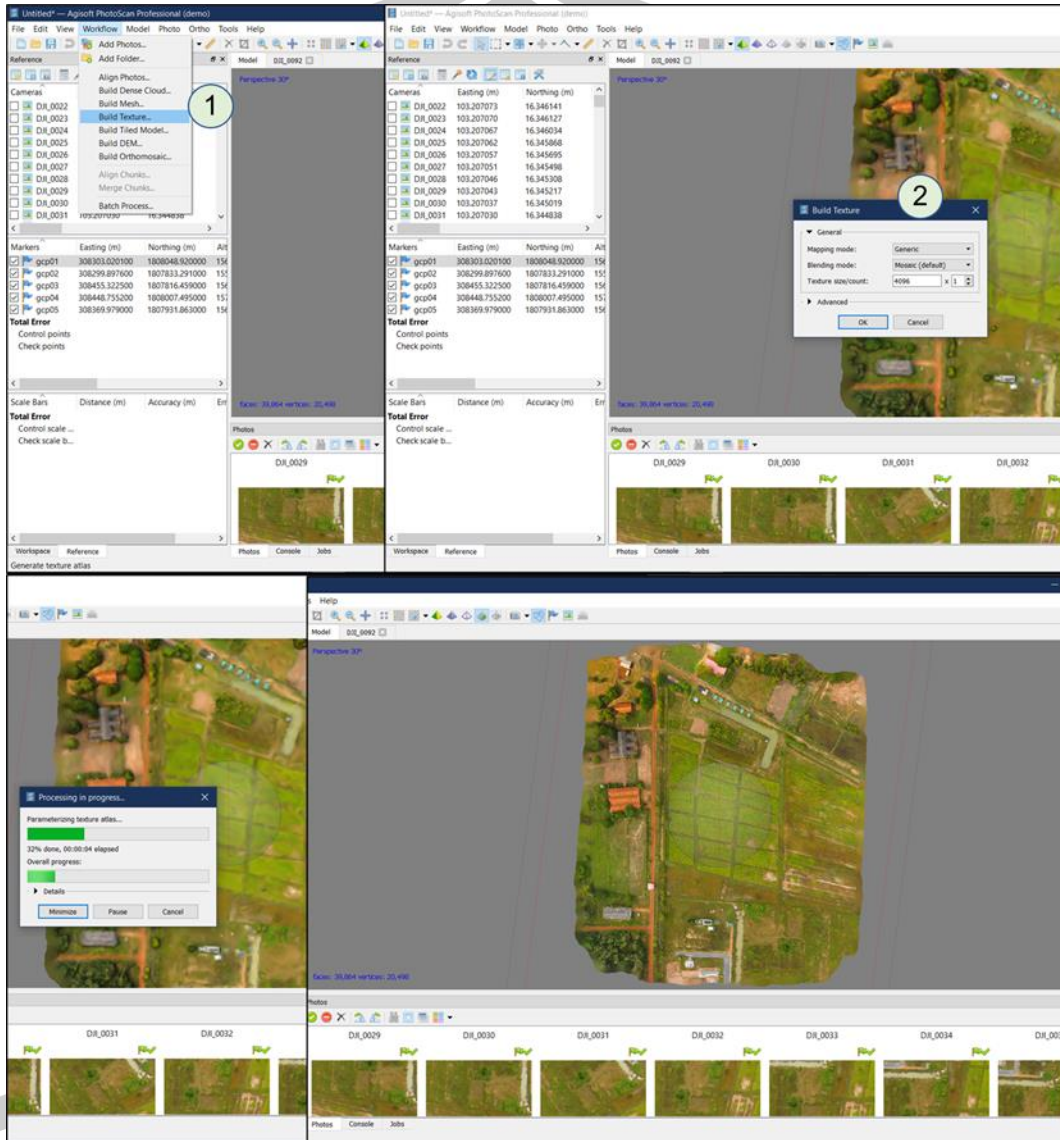
ภาพที่ 58 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Dense Cloud

6. ทำการประมวลผลภาพต่อไปที่ คำสั่ง กด Build Mesh >> เลือก Surface type เป็น Arbitrary 3D เพราะเราจะสร้างภาพ 3D และทำการเลือกความละเอียดในการประมวลผล (ควรจะเลือกให้สอดคล้องกับขั้นตอน Align Photos และ Build Dense Cloud) แล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผลดังภาพที่ 59



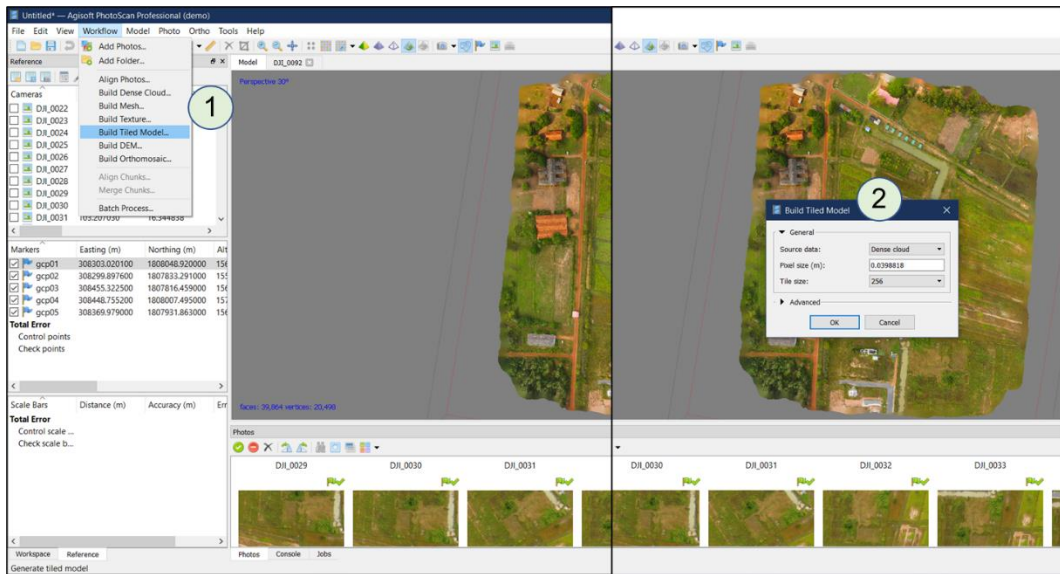
ภาพที่ 59 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Mesh

7. ทำการประมวลผลภาพต่อไปที่ คำสั่ง กด Build Texture (เป็นการสร้างลักษณะพื้นผิวให้กับแผนที่) >> แล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผลดังภาพที่ 60



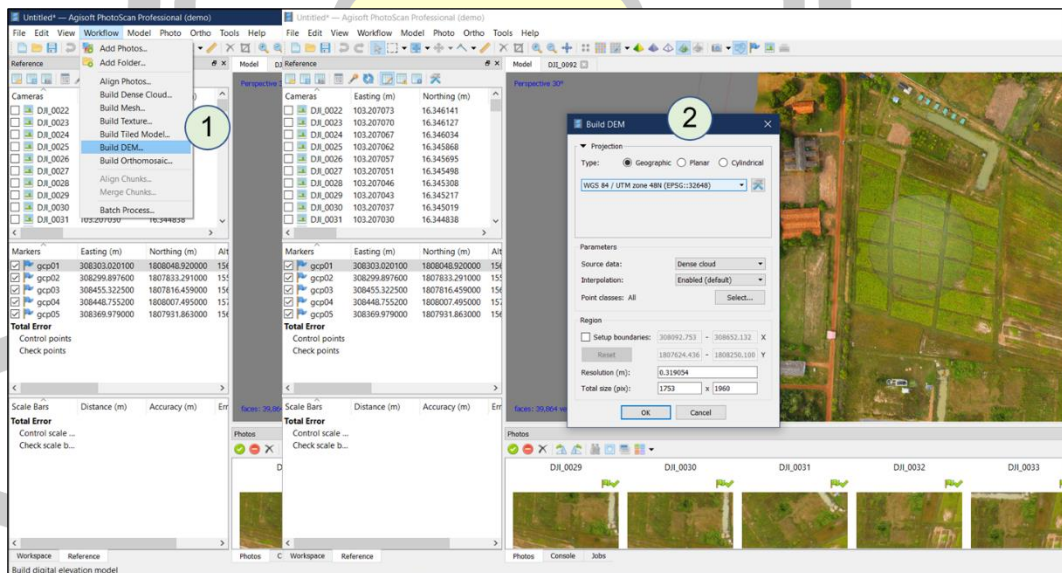
ภาพที่ 60 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Texture

8. ทำการประมวลผลภาพต่อไปที่ คำสั่ง กด Build Tiled Model >> แล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผลดังภาพที่ 61



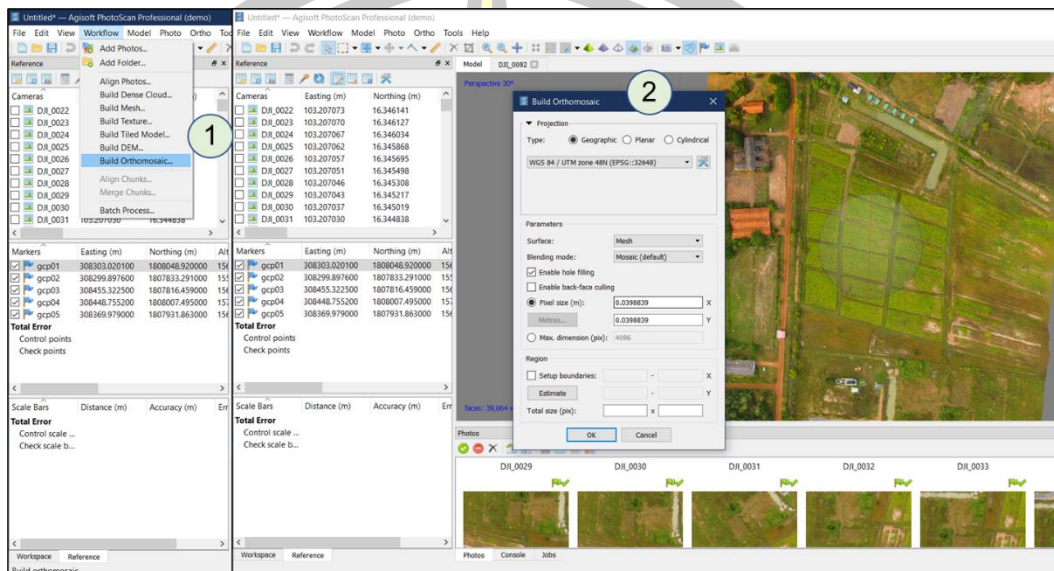
ภาพที่ 61 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Tiled Model

9. ทำการประมวลผลภาพต่อไปโดยไปที่ คำสั่ง กด Build DEM (เพื่อสร้างแบบจำลองความสูง)>> เลือก Zone พื้นที่ศึกษาแล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผล ดังภาพที่ 62



ภาพที่ 62 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build DEM

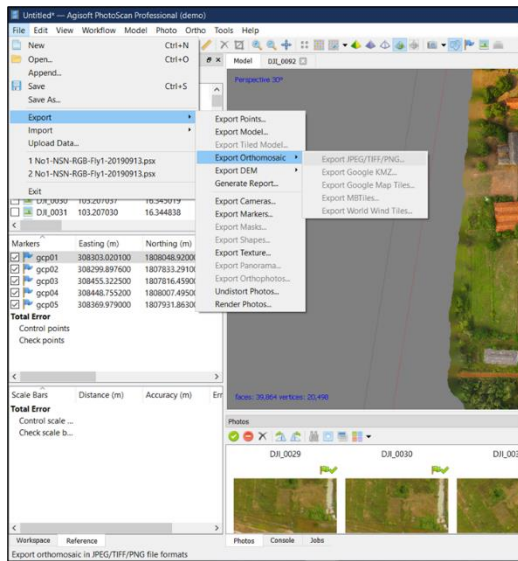
10. ทำการประมวลผลภาพต่อไปที่ คำสั่ง กด Build Orthomosaic (เพื่อสร้างแบบจำลองออร์โท) >> จากนั้นเลือก Zone ให้ตรงกับพื้นที่ศึกษา (ถ้าไม่เจอเข้าไปที่ More) แล้วกด OK จากนั้นโปรแกรมจะประมวลผลดังภาพที่ 63



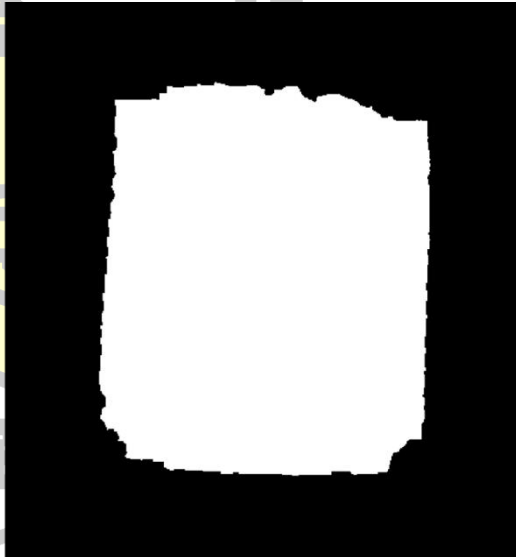
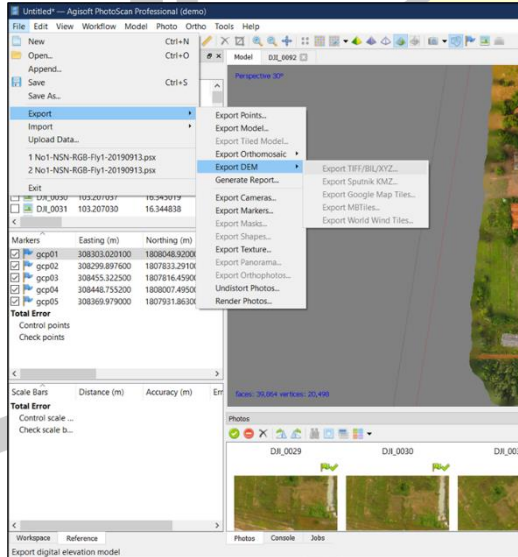
ภาพที่ 63 แสดงขั้นตอนประมวลผลภาพ Build Orthomosaic

11. ทำการ Export ภาพ Orthomosaic โดยไปที่คำสั่ง กด >> Export >> Export Orthomosaic >> เลือกนามสกุล .TIFF >> จากนั้นเลือก Zone ให้ตรงกับพื้นที่ศึกษา (ถ้าไม่เจอเข้าไปที่ More) >> กำหนดขนาดรายละเอียดจุดภาพ >> แล้วกด OK >> Save ไฟล์ภาพ ทำให้ได้ภาพ Orthomosaic ดังภาพที่ 64

12. ทำการ Export ภาพแบบจำลองความสูง (DEM) โดยไปที่ คำสั่ง กด File >> Export >> Export DEM >> เลือกนามสกุล .TIFF >> จากนั้นเลือก Zone ให้ตรงกับพื้นที่ศึกษา (ถ้าไม่เจอเข้าไปที่ More) >> กำหนดขนาดรายละเอียดจุดภาพ >> แล้วกด OK >> Save ไฟล์ภาพ ทำให้ได้แบบจำลองความสูง (DEM) ดังภาพที่ 65



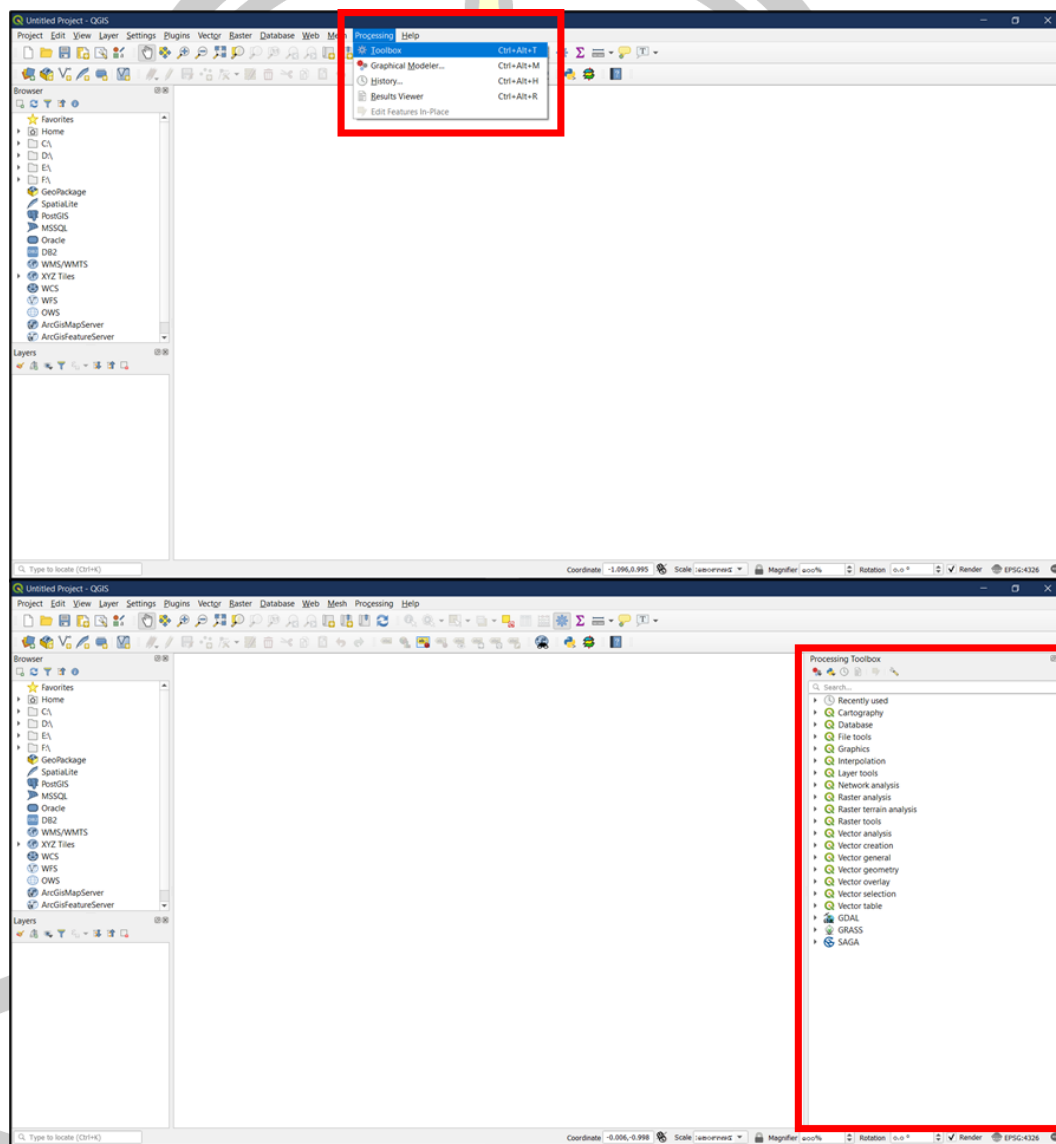
ภาพที่ 64 แสดงขั้นตอนส่งออกภาพ Orthomosaic



ภาพที่ 65 แสดงขั้นตอนส่งออกภาพแบบจำลองความสูง (DEM)

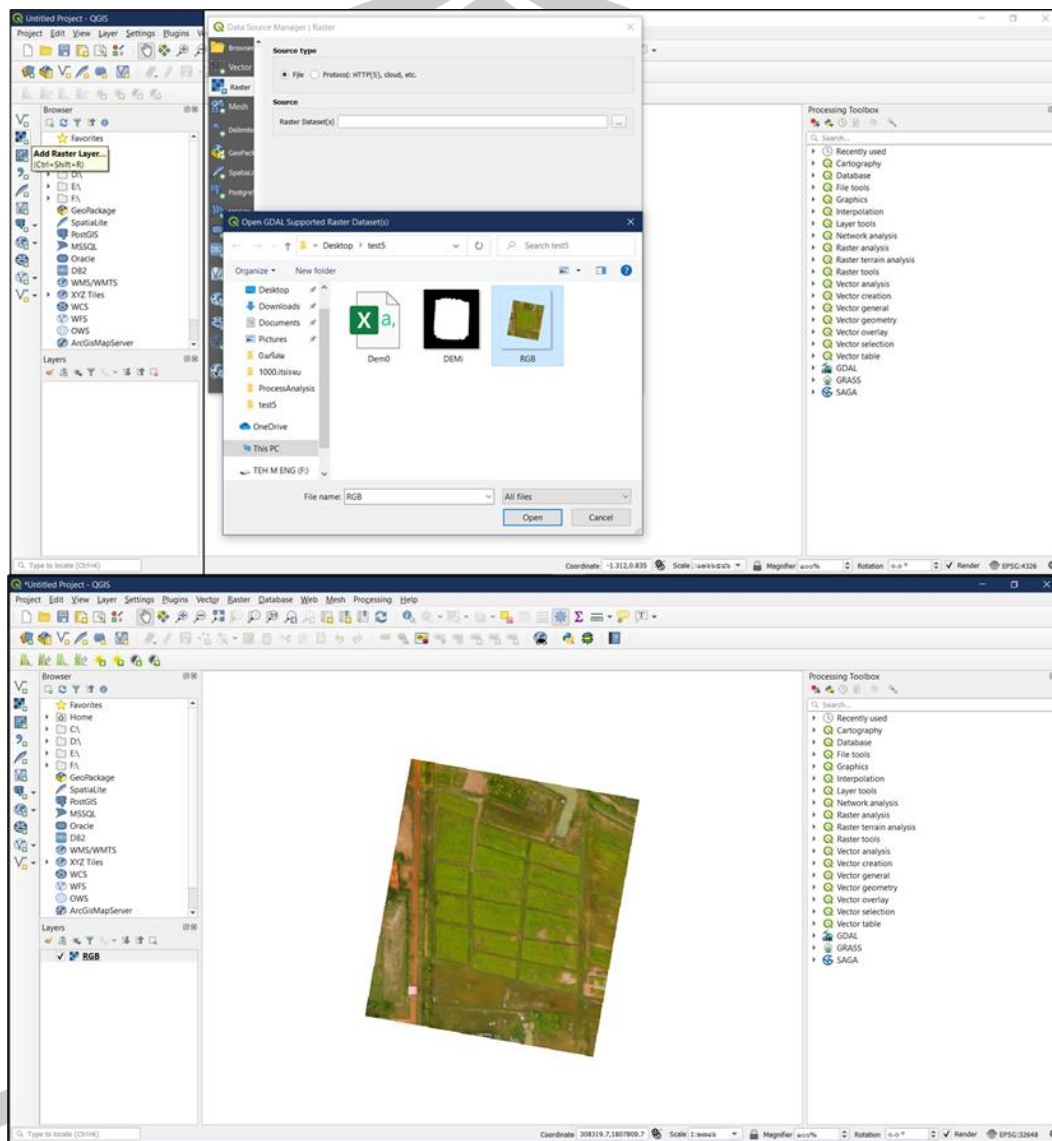
วิธีการคำนวณผลผลิตของอ้อยโดยใช้โปรแกรม QGIS มีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการเปิดโปรแกรม QGIS 3.8 และทำการติดตั้ง Plugin Processing Toolbar โดยไปที่ Processing >> Processing Toolbox จะได้ดังภาพที่ 66



ภาพที่ 66 แสดงขั้นตอนการติดตั้ง Plugin Processing Toolbox ในโปรแกรม QGIS 3.8

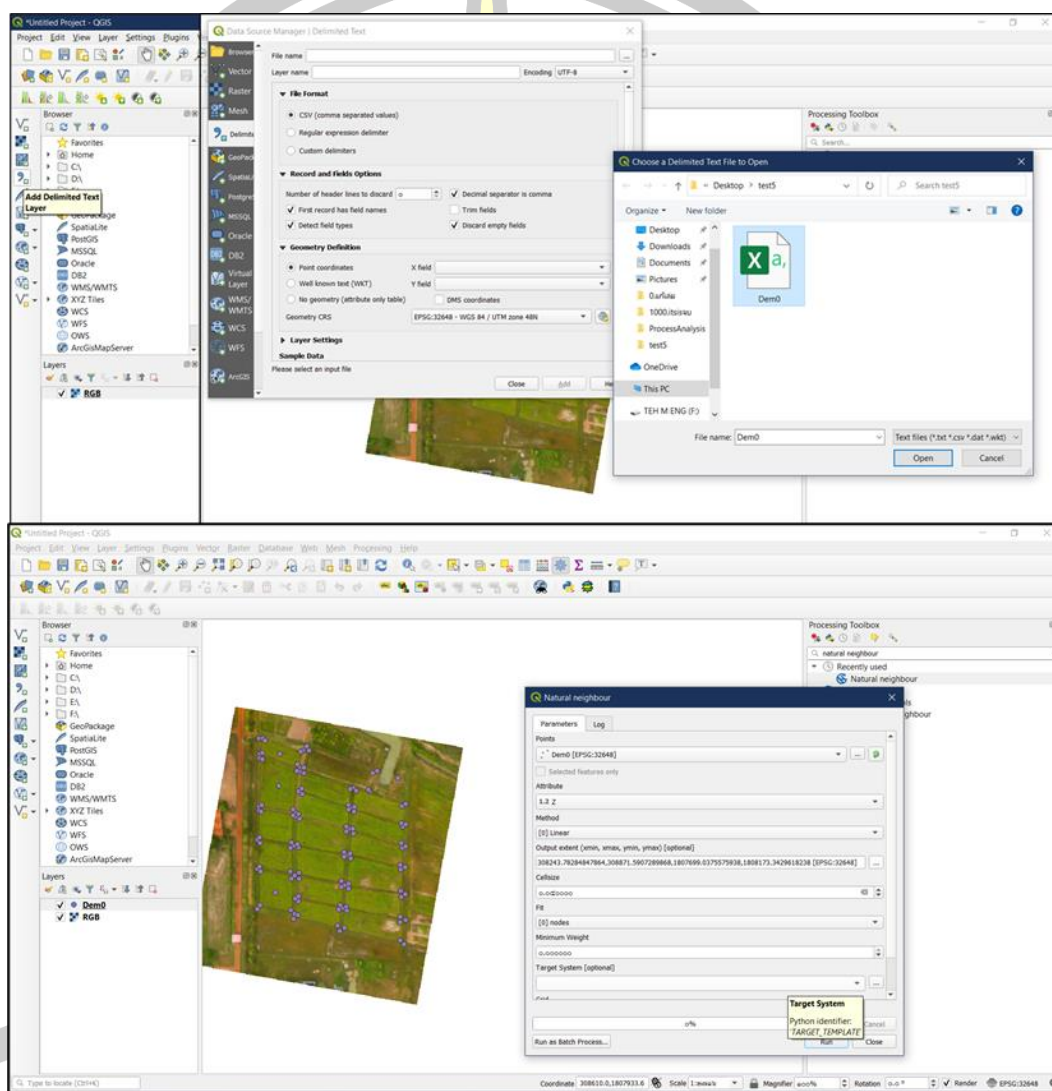
2. นำภาพ Orthomosaic ที่เราได้จากโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional โดยไปที่ Add Raster Layer >> ทำการไปเลือกไฟล์รูป กด OK แล้วกด Add จะได้ตั้งภาพที่ 67



ภาพที่ 67 แสดงขั้นตอนการนำเข้าภาพ Orthomosaic

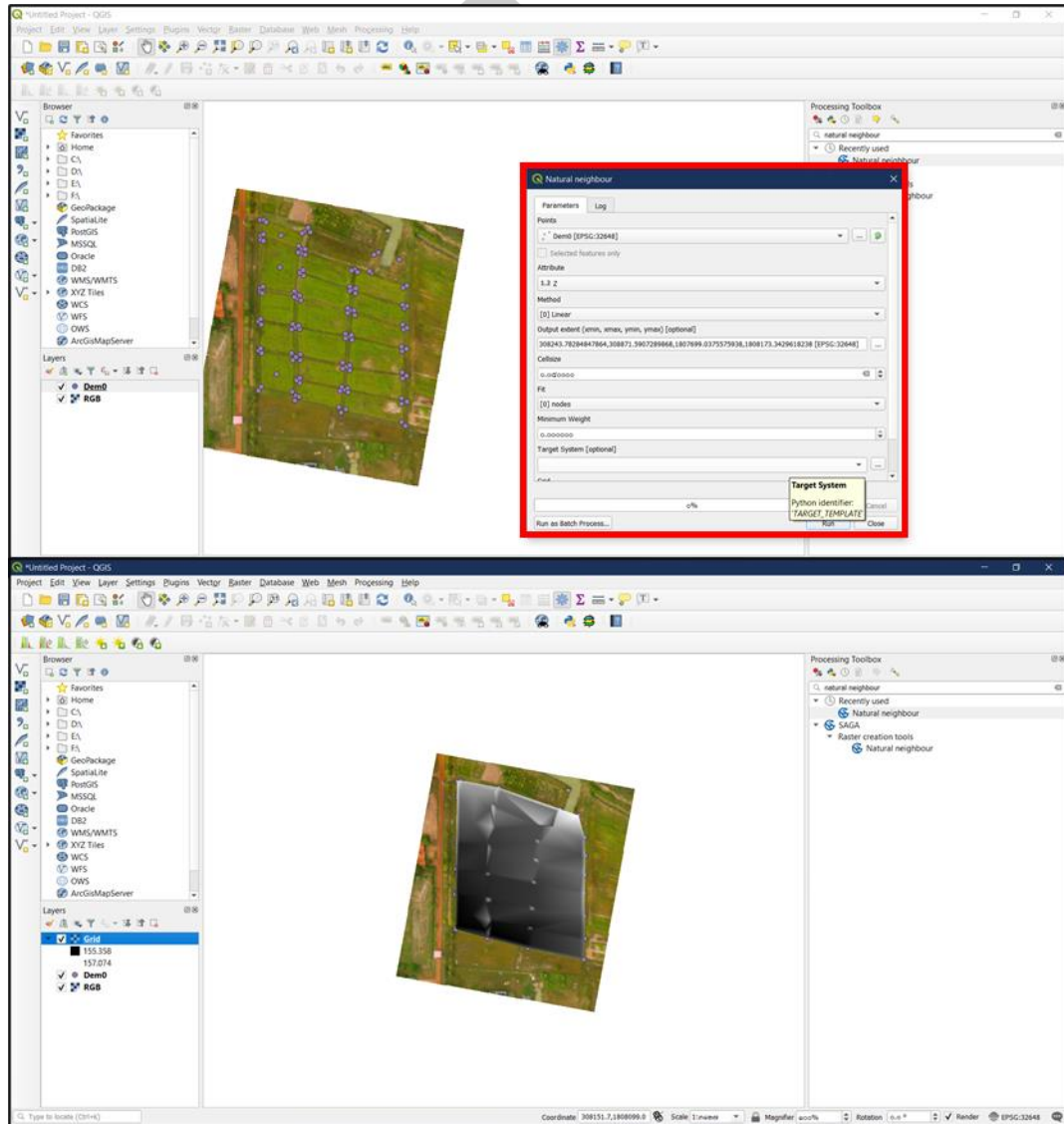
พจนานุกรมศัพท์โตชีวะ

3. ทำการนำค่าพิกัดพื้นดิน เข้าไปในโปรแกรมเพื่อสร้างแบบจำลองพื้นดิน (DEM₀) โดยไปที่ add delimited Text Layer >> เลือกไฟล์ค่าระดับ .CSV >> เลือกโซนให้ตรงกับพื้นที่ศึกษา>> Add จากนั้นไปพิมพ์หาค่าสั่ง natural neighbour และเปิดขึ้นมา ดังภาพที่ 68



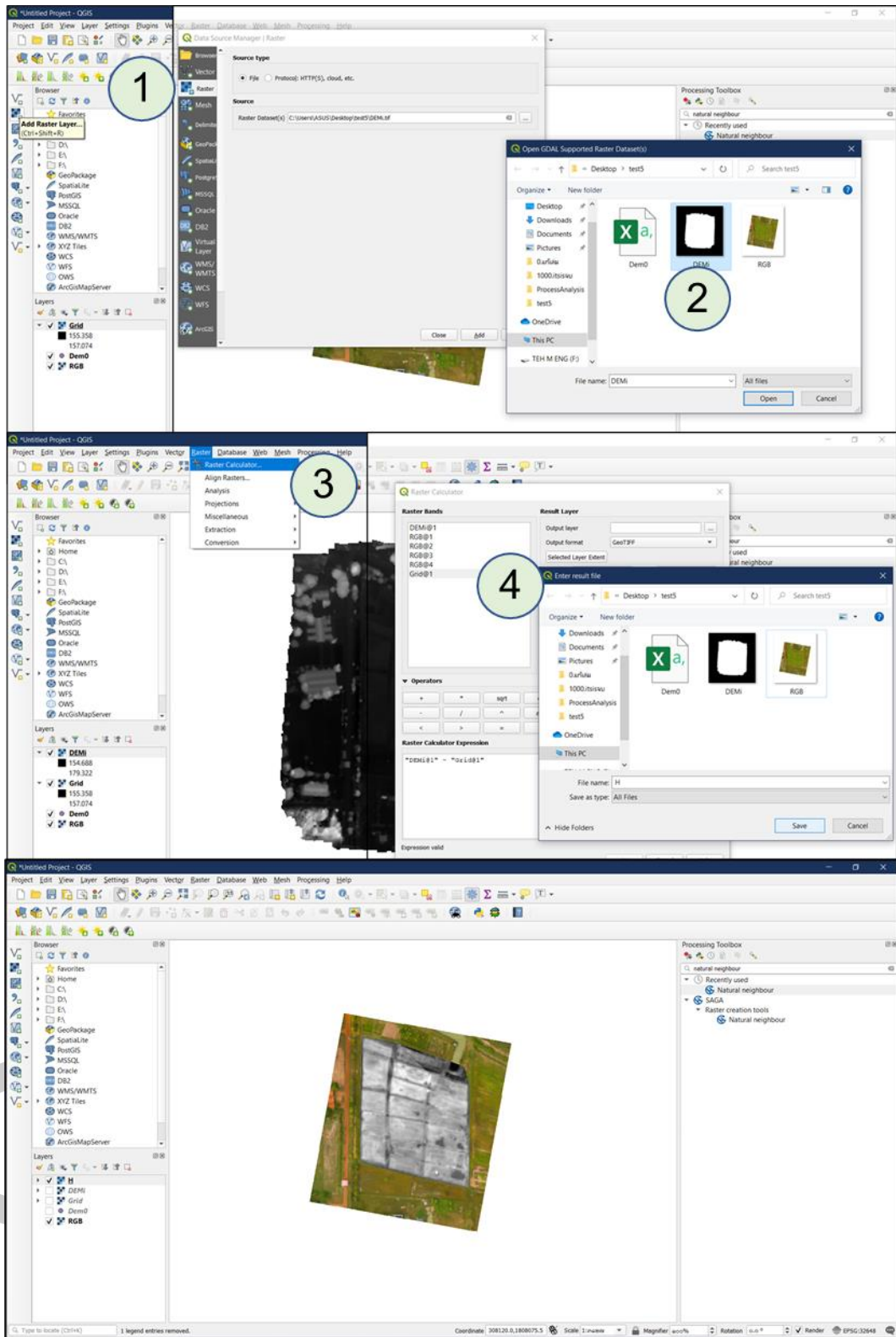
ภาพที่ 68 แสดงขั้นตอนการเปิดคำสั่งสร้างแบบจำลองพื้นดิน (DEM₀)

4. ทำการเซตค่าต่างๆ และทำการ run จะได้แบบจำลองพื้นดินออกมา ดังภาพที่ 69



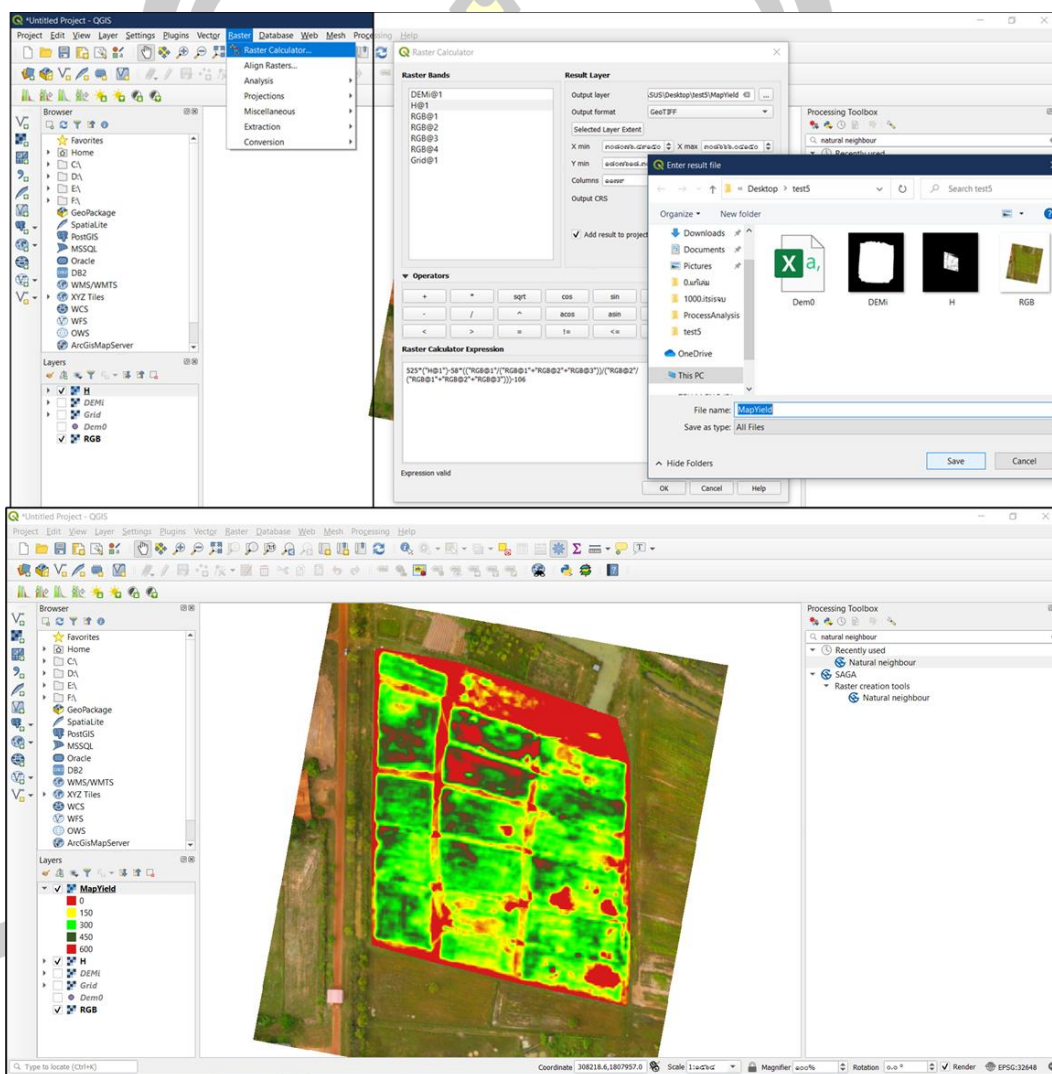
ภาพที่ 69 แสดงขั้นตอนการสร้างแบบจำลองพื้นดิน (DEM₀)

5. ทำการนำเข้าภาพแบบจำลองพื้นผิวขอบบนของข้าว (DEM_i) ที่ได้จาก Agisoft PhotoScan Professional เพื่อลบกับแบบจำลองพื้นดิน (DEM₀) ก็จะทำให้ได้แบบจำลองความสูงของต้นข้าวออกมา ดังภาพที่ 70



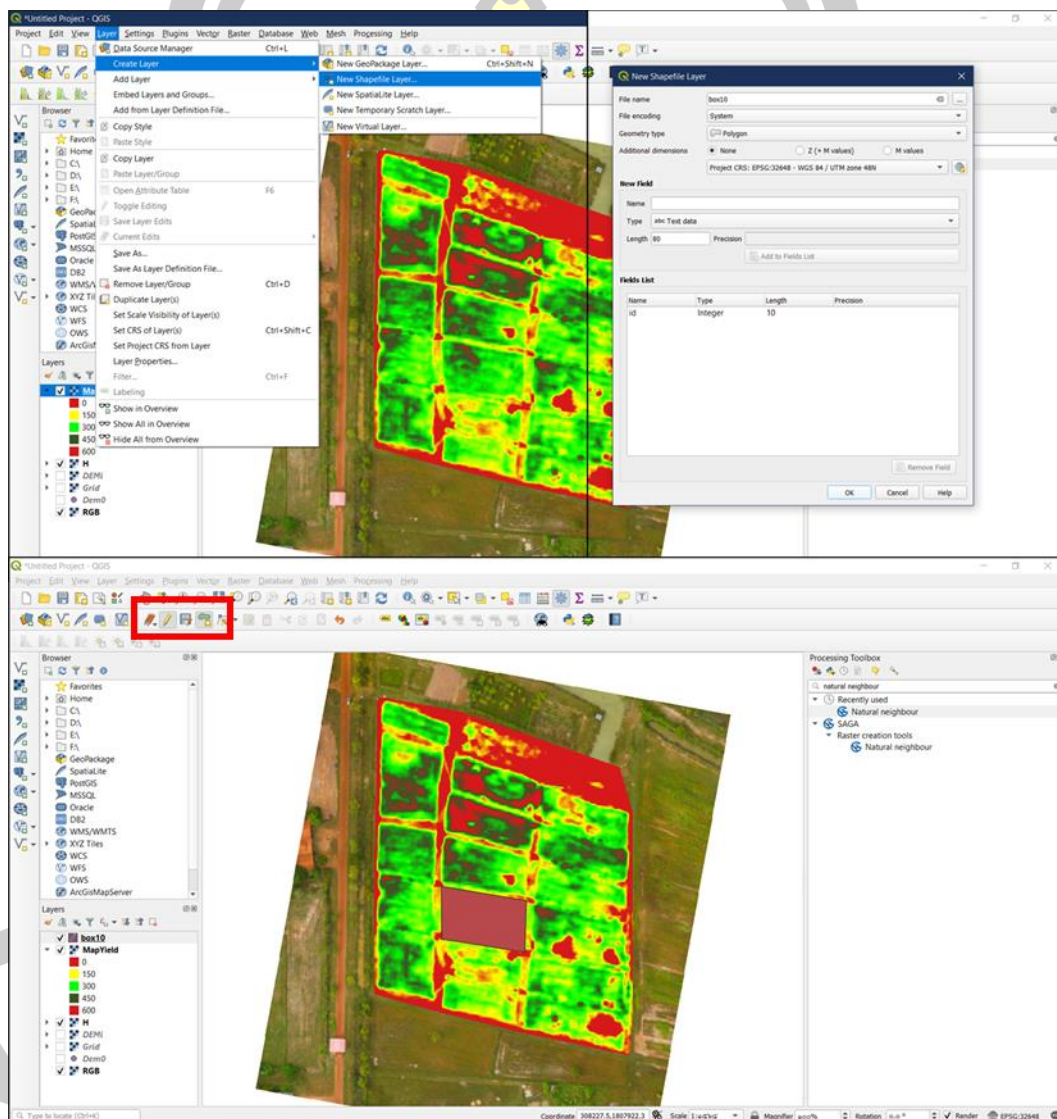
ภาพที่ 70 แสดงขั้นตอนหาแบบจำลองความสูงของต้นข้าว

6. จากนั้นเราจะทำการคำนวณแผนที่ผลผลิตโดยนำสมการเส้นตรงที่เราได้จากการวิเคราะห์ ในที่นี้จะใช้สมการ $Yield = 525(H) - 58(r/g) - 106$ โดยที่ $r = R/(R+G+B)$ และ $g = G/(R+G+B)$ ค่า H คือความสูงต้นข้าวจากแบบจำลองความสูง ในที่นี้คือ $H = H@1$ และค่าการสะท้อนแสงของภาพนั้น จะเรียง RGB คือ ค่า $R = RGB@1$, $G = RGB@2$ และ $B = RGB@3$ ดังนั้นใช้สมการข้างต้น ในการสร้างแผนที่ ดังภาพที่ 71



ภาพที่ 71 แสดงขั้นตอนการสร้างแผนที่

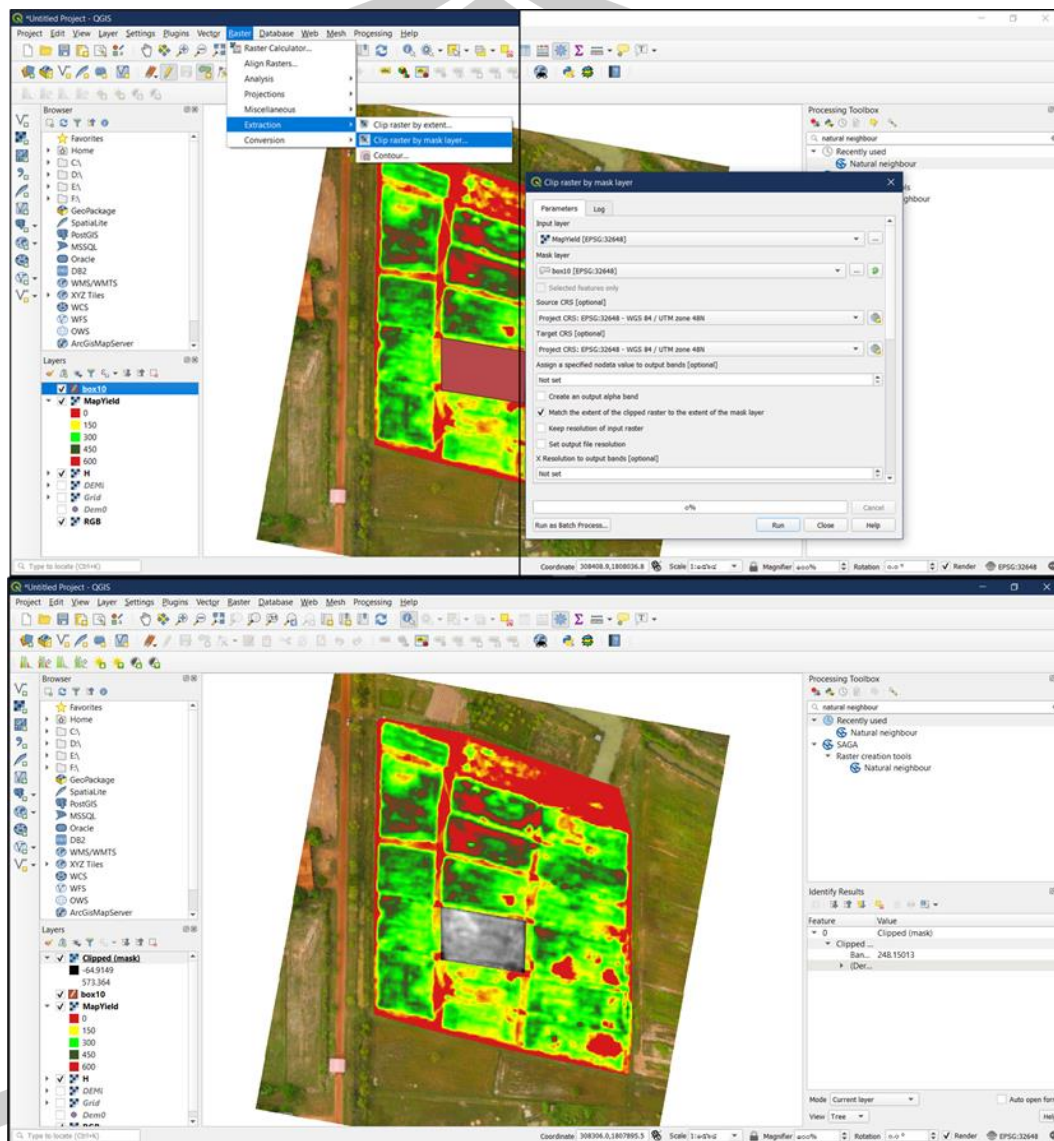
7. ทำการตัดแปลงย่อยเพื่อหาผลผลิตรายแปลง เริ่มจากไปที่ >> Layer >> Create Layer >> New Shapefile Layer >> จากนั้นทำการตั้งชื่อไฟล์ .shs >> เลือก Geometry type เป็น Polygon >> เลือก Zone ถูกต้อง >> กด OK จากนั้นจะมี Layer ขึ้นมา ต่อมาให้ไปที่ Toggle Editing (ดินสอสีเหลือง) >> Add Point Polygon และทำการลากพื้นที่ให้สอดคล้องกับบริเวณที่เราเก็บตัวอย่าง >> Save Layer Edit ดังภาพที่ 72



ภาพที่ 72 แสดงขั้นตอนการสร้าง Shapefile ของพื้นที่ที่ต้องการหาผลผลิต

8. ต่อมาจะเป็นการตัดภาพแค่บริเวณที่เราจะทำการหาค่าผลผลิต โดยไปที่ Raster >> Extraction >> Clip raster by mask layer >> เลือกกรุปที่เราต้องการจะตัด ช่อง Input

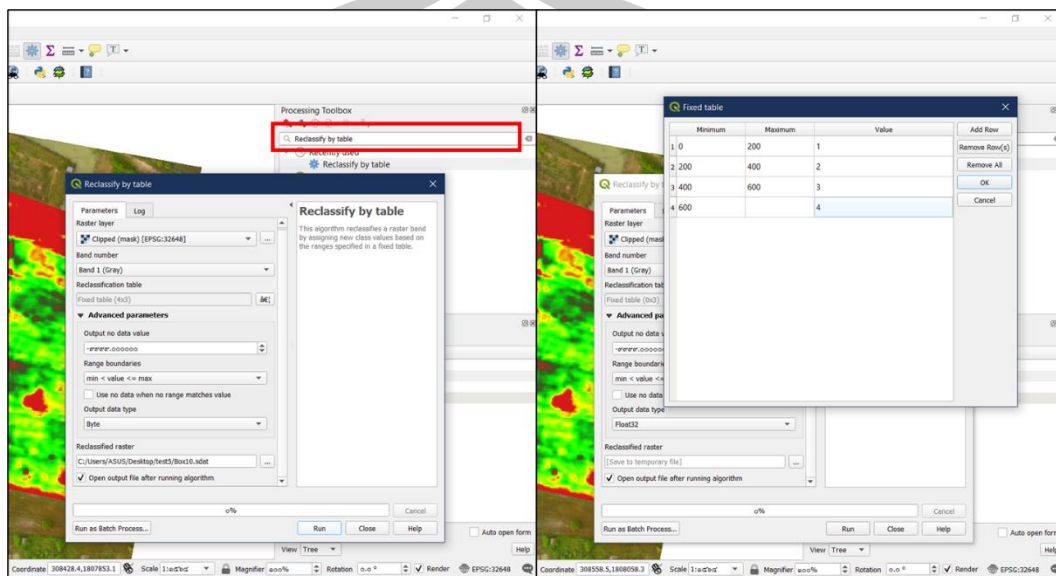
>>เลือก Shapefile ที่เราต้องการจะใช้การตัด ช่อง Mask layer >>และเลือก Zone ให้ถูกต้อง >> Save File >> Run ดังภาพที่ 73



ภาพที่ 73 แสดงขั้นตอนการตัดภาพส่วนที่ต้องการ

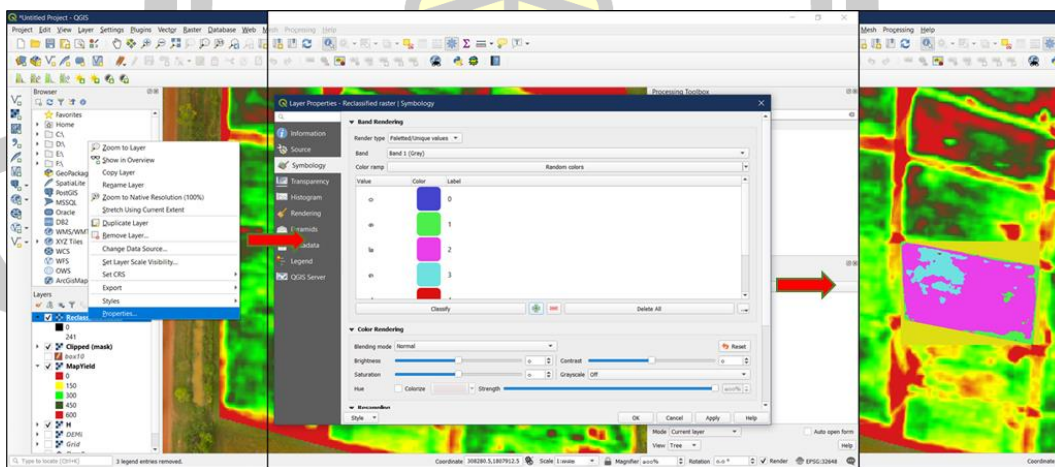
9. ต่อมาจะเป็นการให้โปรแกรมช่วยในการจำแนกเขตสีของผลผลิต ว่าแต่ละเขตสีคิดเป็นพื้นที่เท่าไร โดยไปที่ Processing Toolbar >> พิมพ์ Reclassify by table >> เลือกภาพที่เราทำการตัดมา >> และทำการกำหนดช่วงของค่าผลผลิตเราในช่อง Reclassification

table >> เลือก Range boundaries เป็น min < value <=max >> เลือก Output data เป็น Byte >> Save File >> Run ดังภาพที่ 74



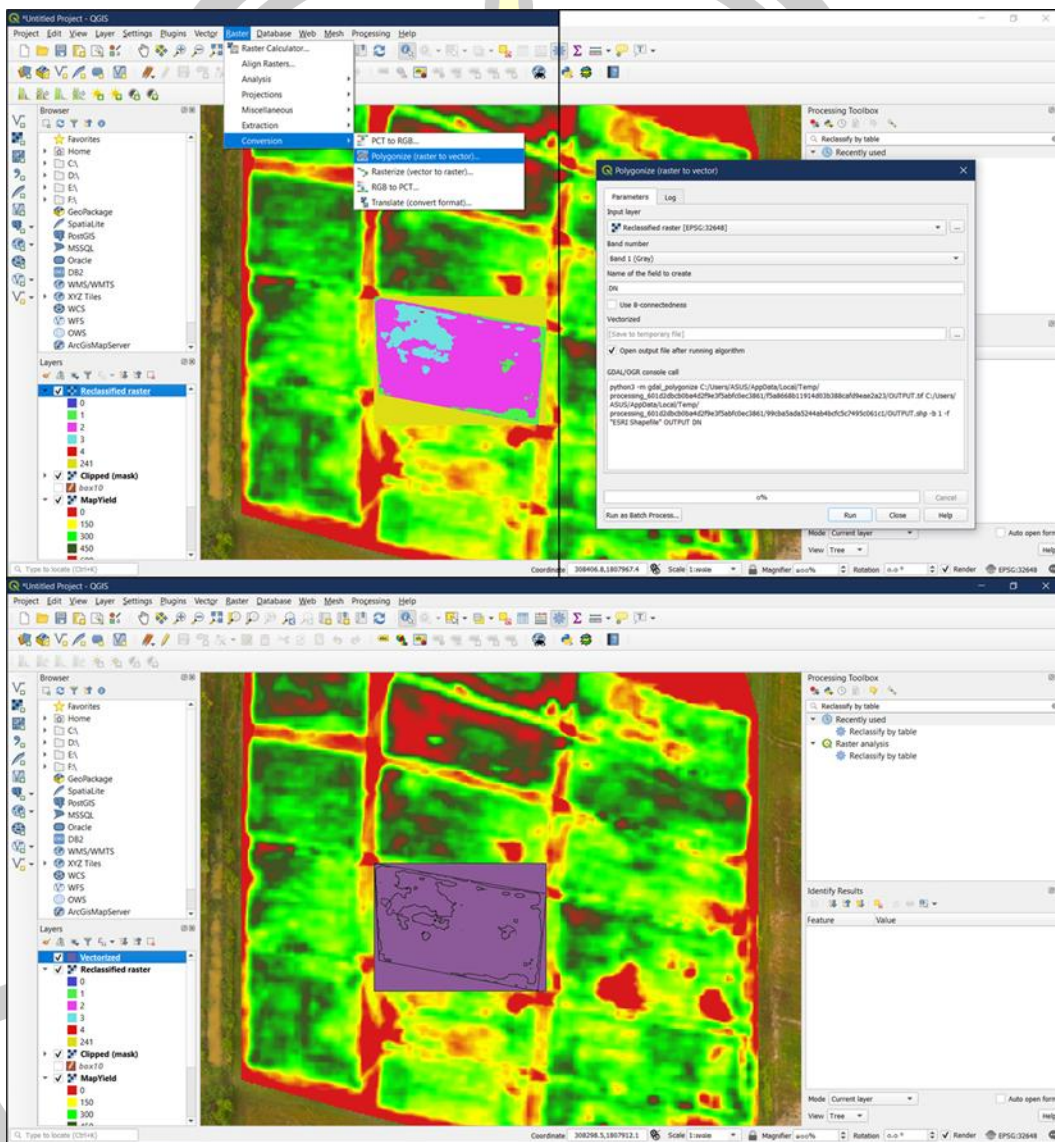
ภาพที่ 74 แสดงขั้นตอนการทำภาพเป็น Reclassify

10. ทำการจำแนก เขตสีให้ชัดเจนโดยคลิกขวาที่ Layer Reclassify >> Properties >> เลือก Render type เป็น Paletted/Unique value >> กด Classify >> กด OK ดังภาพที่ 75



ภาพที่ 75 แสดงขั้นตอนการจำแนกเขตสีช่วงของค่าผลผลิตแต่ละช่วง

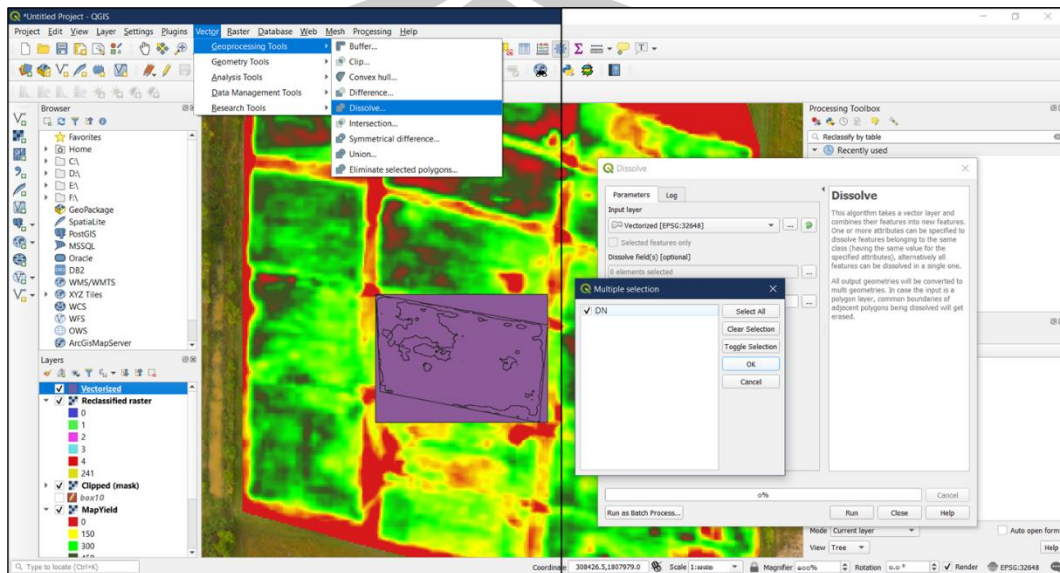
11. ณ ตอนนีเราได้ภาพที่เป็น ไฟล์ Raster ซึ่งแต่การที่โปรแกรมจะคำนวณพื้นที่ที่เราจำแนกเป็นค่าตัวเลขได้นั้น ต้องเป็นไฟล์ Vector ดังนั้นเราต้องทำการแปลงไฟล์ Raster เป็น Vector โดยไปที่ Raster >> Conversion >> Polygonize (raster to vector) >> เลือกภาพที่เราจะแปลง>> Save file .shp >>Run ดังภาพที่ 76



ภาพที่ 76 แสดงขั้นตอนการแปลงภาพจากข้อมูล Raster เป็น ข้อมูล Vector

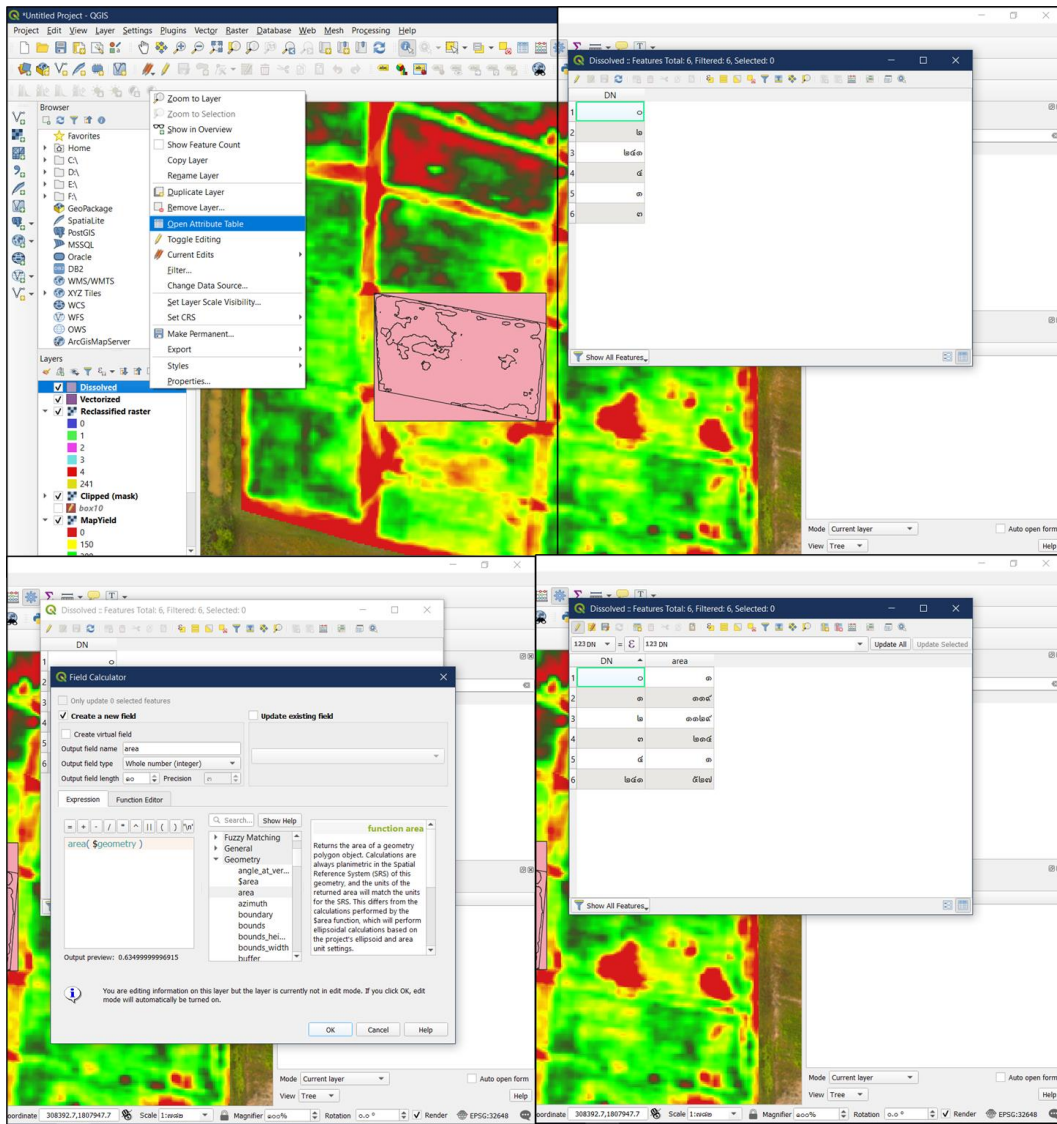
12. เมื่อเราได้ไฟล์ Vector แล้วต่อไปจะเป็นการคำนวณพื้นที่ของเขตสีแต่ละส่วนว่ามีพื้นที่ขนาดเท่าไร โดยไป Vector >> Geoprocessing Tools >> Dissolve >> เลือกไฟล์ที่คำนวณ

ได้ >> เข้าไปที่ Dissolve field และ >> หน้า DN และกด OK >> Save file >> Run ดังภาพที่ 77



ภาพที่ 77 แสดงขั้นตอนการแบ่งพื้นที่ของแต่ละช่วงด้วย Dissolved

13. เมื่อเราได้ไฟล์ Dissolved จากนั้นทำการคลิกขวาที่ภาพ ไปแล้วที่ Open Attribute Table >> Open field calculator >> กรอก Output file name ว่า area >> เลือก Output file type เป็น Decimal number และ พิมพ์คำสั่งในช่อง Expression ดังนี้ $area(\$geometry)$ >> กด RUN และจะได้ขนาดพื้นที่ของแต่ละเขตสีต่าง ๆ ดังภาพที่ 78
- โดยสามารถอธิบายการคำนวณผลผลิตได้ดังนี้ (1) ช่วงที่ 1 มีผลผลิตอยู่ที่ 200 กิโลกรัมต่อไร่ และมีพื้นที่เขตสีของช่วงที่ 1 อยู่ 119 ตารางเมตร ดังนั้นในแปลงย่อยนี้มีผลผลิตช่วงที่ 1 เท่ากับ $(200/1600)*119 = 14.88$ กิโลกรัม (2) ช่วงที่ 2 มีผลผลิตอยู่ที่ 400 กิโลกรัมต่อไร่ และมีพื้นที่เขตสีของช่วงที่ 2 อยู่ 1129 ตารางเมตร ดังนั้นในแปลงย่อยนี้มีผลผลิตช่วงที่ 1 เท่ากับ $(400/1600)*1129 = 282.25$ กิโลกรัม (3) ช่วงที่ 3 มีผลผลิตอยู่ที่ 600 กิโลกรัมต่อไร่ และมีพื้นที่เขตสีของช่วงที่ 3 อยู่ 214 ตารางเมตร ดังนั้นในแปลงย่อยนี้มีผลผลิตช่วงที่ 1 เท่ากับ $(600/1600)*214 = 80.25$ กิโลกรัม แสดงว่าผลผลิตรวมของแปลงย่อยนี้เท่ากับ $14.88+282.25+80.25 = 337.38$ กิโลกรัม



ภาพที่ 78 แสดงขั้นตอนการหาพื้นที่ของแต่ละเขตสีหรือพื้นที่ของผลิตแต่ละช่วง



ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายรัฐพงษ์ ม่วงประโคน
วันเกิด	วันที่ 10 สิงหาคม 2539
สถานที่เกิด	อำเภอประโคนชัย จังหวัดบุรีรัมย์
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	บ้านเลขที่ 172 หมู่ 5 ตำบลจรเข้มาก อำเภอประโคนชัย จังหวัดบุรีรัมย์ รหัสไปรษณีย์ 31140
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	-
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	-
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2555 มัธยมศึกษาตอนต้น โรงเรียนประโคนชัยพิทยาคม จังหวัดบุรีรัมย์ พ.ศ. 2558 มัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนประโคนชัยพิทยาคม จังหวัดบุรีรัมย์ พ.ศ. 2562 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.บ.) สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม พ.ศ. 2564 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วศ.ม.) สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ทุนวิจัย	พ.ศ. 2563 ทุนวิจัยบัณฑิตศึกษาด้านการเกษตรและอุตสาหกรรมเกษตรจาก สำนักงานพัฒนาการวิจัยการเกษตร (องค์การมหาชน) ประจำปีงบประมาณ 2563
ผลงานวิจัย	พ.ศ. 2564 รัฐพงษ์ ม่วงประโคน, พีระยศ แข็งขัน และ ศิวา แก้วปลั่ง. การ ประเมินภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับสำหรับการประมาณ ผลผลิตข้าว.วารสารแก่นเกษตร,49 (ฉบับเพิ่มเติม 1), 314-322.

พจนานุกรมศัพท์โต