



การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยอากาศยานไร้คนขับ

วิทยานิพนธ์

ของ

ฐิติ สະวิคามิน

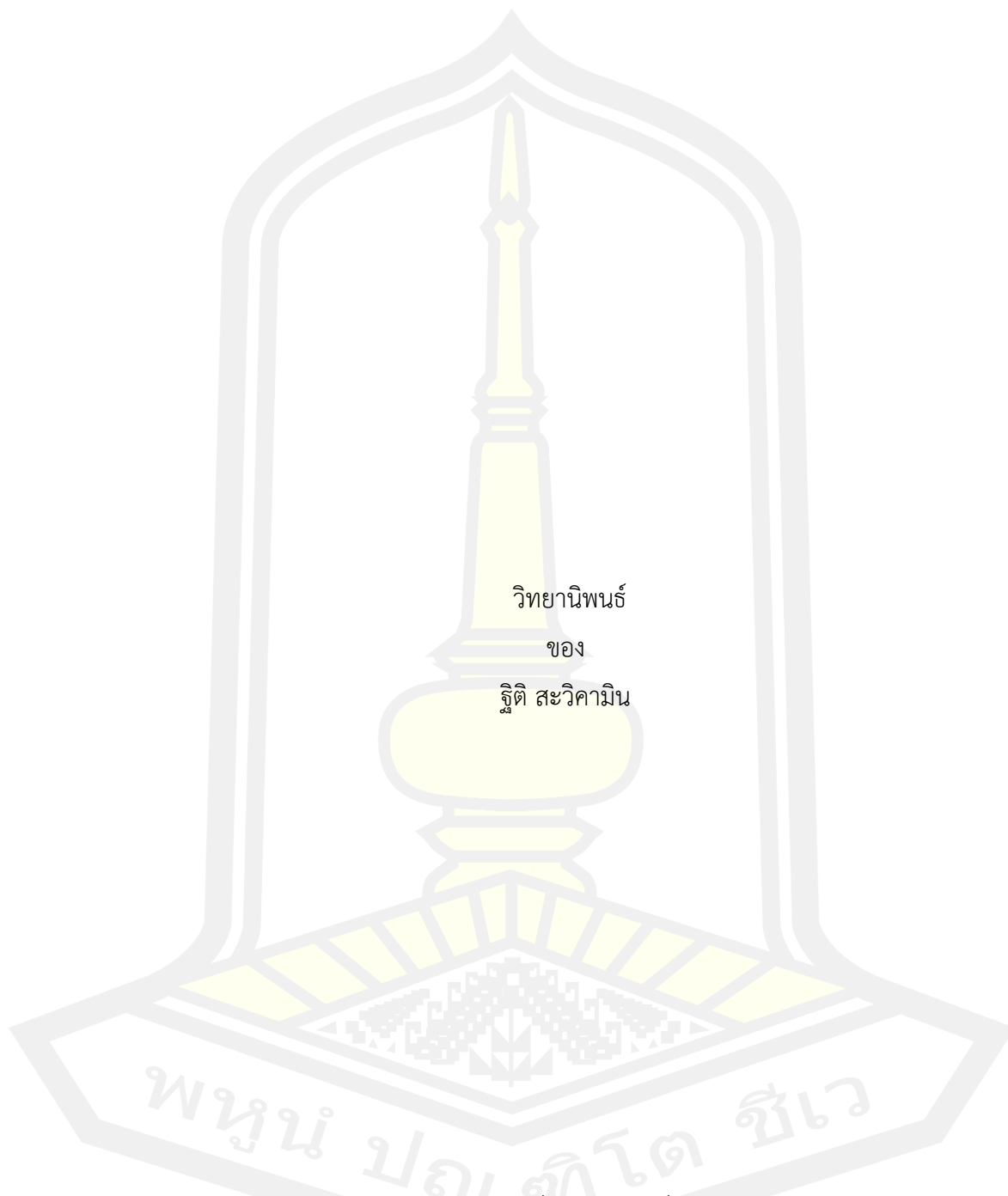
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา

มีนาคม 2565

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยอากาศยานไร้คนขับ



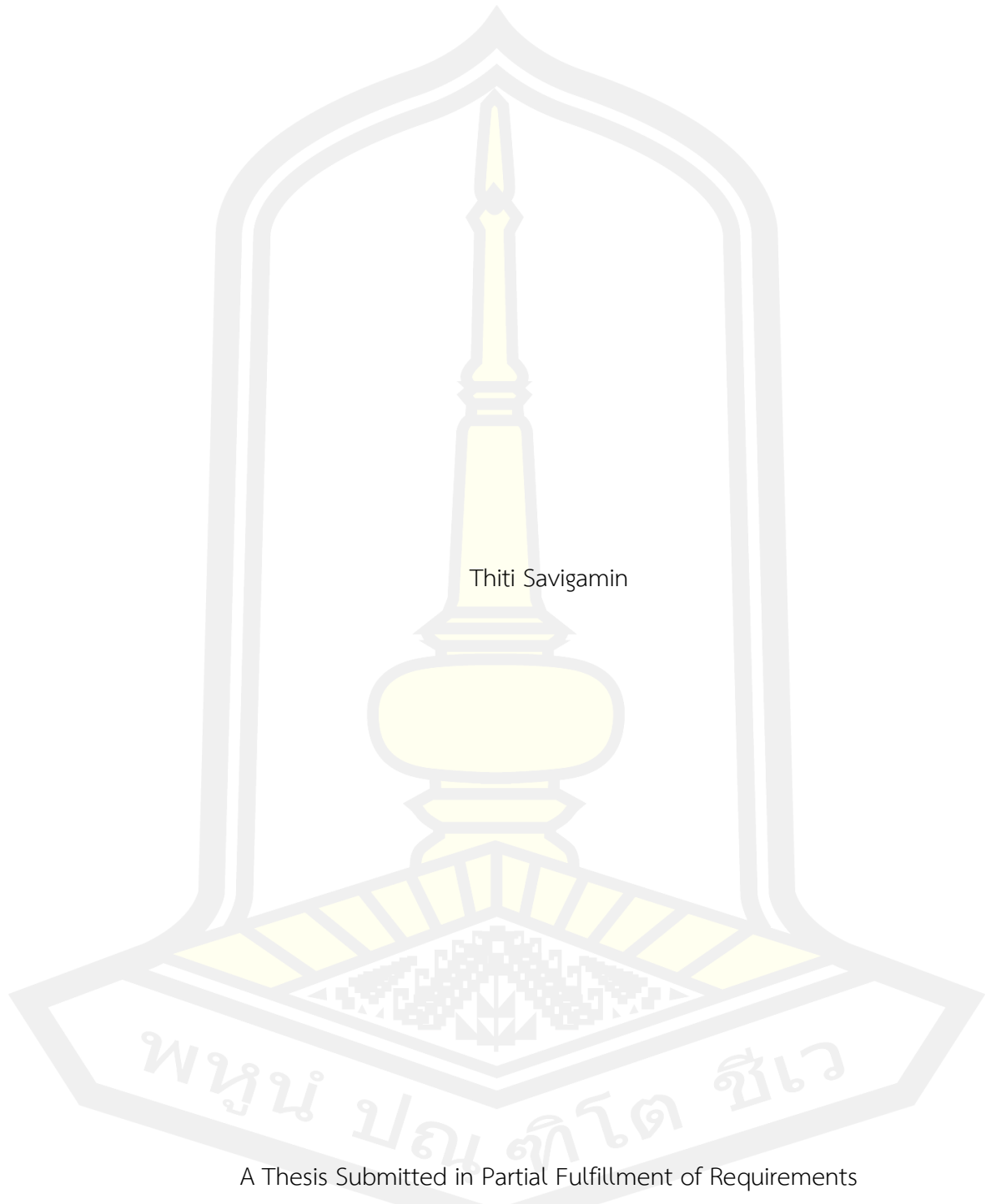
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา

มีนาคม 2565

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Cassava cultivation monitoring and yield prediction using UAV remote sensing



Thiti Savigamin

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

March 2022

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายรัฐติ สะivicามิน แล้ว
เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชา
วิศวกรรมโยธา ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(อ. ดร. ชัยโชค ไวกาษา)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. ศิวา แก้วปลั่ง)

.....กรรมการ

(ศ. ดร. อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. เรืองรุชดี ชีระโรจน์)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. รัตนา หอมวิเชียร)

มหาวิทยาลัยขอนแก่นให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(รศ. ดร. เกียรติศักดิ์ ศรีประทีป)

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยอากาศยานไร้คนขับ		
ผู้วิจัย	ฐิติ สะวิคามิน		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศิวา แก้วปลั่ง		
ปริญญา	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต	สาขาวิชา	วิศวกรรมโยธา
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2565

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการประมาณผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยการรับรู้ระยะไกลจากอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้โดยใช้ค่าการสะท้อนแสงของช่วงคลื่น Red, Green, Blue, NIR, Red Edge และแบบจำลองความสูง (DEM) จากกล้อง MAPIR Survey 3 ชนิด RGB RGN และ Red Edge ร่วมกับคุณสมบัติทางกายภาพของมันสำปะหลังจากแปลงทดลอง ทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองการประมาณค่าความสูง ค่าดัชนีพื้นที่ใบ ค่าชีวมวลผลผลิต และค่าดัชนีการเก็บเกี่ยว ให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลองสูงที่สุดโดยทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) ได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.78, 0.70, 0.86, 0.42 และ 0.83 RMSE เท่ากับ 0.26, 0.38, 0.65, 1.73 และ 0.06 ตามลำดับ และแบบจำลองการประมาณค่าค่าคลอโรฟิลล์ให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลองสูงที่สุดโดยทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.59 และ RMSE เท่ากับ 2.06 จากผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอในการศึกษานี้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางสำหรับการติดตามการเจริญเติบโตและการประมาณผลผลิตของมันสำปะหลังในพื้นที่อื่นๆ ได้

คำสำคัญ : มันสำปะหลัง, อากาศยานไร้คนขับ, การติดตามการเจริญเติบโต, การประมาณการผลผลิต, ค่าสะท้อนแสง

TITLE	Cassava cultivation monitoring and yield prediction using UAV remote sensing		
AUTHOR	Thiti Savigamin		
ADVISORS	Assistant Professor Siwa Kaewplang , Ph.D.		
DEGREE	Doctor of Philosophy	MAJOR	Civil Engineering
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2022

ABSTRACT

The purpose of this study was to develop model for cassava growth monitoring and yield estimation from UAV-Remote sensing by using reflectance spectrum of red, green, blue, nir, red edge and DEM from MAPIR Survey 3 camera type RGB RGN and Red Edge together with the physical properties of cassava from the experimental plantation. Analyze the models with a mathematical algorithm such as Generalized linear model, Deep Learning and Support Vector Machine to compare the performance of the model. The results shown the estimation of height, chlorophyll, LAI, biomass, yield and harvest Index. Highest model accuracy was obtained by analyzing with a generalized linear model algorithm. The best-fit models with R² values are those of 0.78, 0.70, 0.86, 0.42 and 0.83, respectively, and possess the lowest RMSE values of 0.26, 0.38, 0.65, 1.73 and 0.06, respectively. The chlorophyll estimation model gave the highest model accuracy by analyzing the Support Vector Machine algorithm, R² was 0.59 and RMSE was 2.06. It is anticipated that the methodology presented in this study can be used as a guideline for estimating the biophysical variables of cassava plantations in other areas, as well.

Keyword : Cassava, Drone, Growth Tracking, Yield Estimates, Reflective Value

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา จากสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ ประจำปีงบประมาณ 2563

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลือและความเอาใจใส่อย่างสูงยิ่งจากผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศิวา แก้วปลั่ง อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ที่ได้ให้ความกรุณาเสียสละเวลาแนะนำแนวทางที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์เป็นอย่างดีตลอดมา อีกทั้งยังเป็นตัวอย่างที่ดีและสร้างแรงบันดาลใจ ให้ข้าพเจ้า ได้พัฒนาความรู้ในด้านวิศวกรรมสำรวจ และงานวิจัยด้านงานวิศวกรรมสำรวจต่อไป

ขอขอบพระคุณประธานสอบ ดร.ชัยโชค ไวกาษา และศาสตราจารย์ ดร.อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง รองศาสตราจารย์ ดร.เรืองรุชดี ชีระโรจน์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.รัตนา หอมวิเชียร กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่าน ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำ เสนอข้อคิดเห็น ข้อปรับปรุงและแนวทาง ที่เป็นประโยชน์ รวมถึงการตรวจสอบแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์และเจ้าหน้าที่คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคามทุกท่าน ที่ได้ให้ความรู้ ให้คำปรึกษา และประสบการณ์ที่มีคุณค่ายิ่ง ตลอดจนการอำนวยความสะดวกในทุก ๆ ด้าน ตลอดช่วงระยะเวลาการศึกษา และขอขอบคุณ พี่ ๆ และน้อง ๆ นิสิตปริญญาเอก ปริญญาโท สาขาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ทุกท่านที่เป็นกำลังใจตลอดมา

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ภาควิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ที่ได้ให้ความรู้ในระดับปริญญาตรี เป็นจุดเริ่มต้นในการศึกษาต่อในระดับปริญญาโท

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ หลักสูตรครุศาสตร์อุตสาหกรรมมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ที่ได้ให้ความรู้ ในระดับปริญญาโท เป็นจุดเริ่มต้นในการศึกษาต่อในระดับปริญญาเอก

ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และทุกคนในครอบครัว ที่ได้ให้โอกาสในการศึกษาให้การสนับสนุน เป็นกำลังใจและมีความห่วงใยที่ดีตลอดมา ผู้วิจัยขออุทิศความดีที่เกิดจากการศึกษาในครั้งนี้ให้กับผู้มีพระคุณดังกล่าวทุกท่าน

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฐ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของการทำการศึกษา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	6
1.3 ขอบเขตและข้อจำกัดของการวิจัย.....	6
1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ.....	7
บทที่ 2 ปรีทัศน์เอกสารข้อมูล.....	8
2.1 มันทึบปะหลัง.....	8
2.2 เทคโนโลยีการสำรวจทรัพยากรจากภาพถ่ายดาวเทียม (Remote Sensing).....	14
2.3 การสำรวจด้วยภาพถ่ายทางอากาศ (Photogrammetry).....	18
2.4 ดัชนีค่าสะท้อนแสงที่ใช้ในการศึกษา.....	25
2.5 ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM).....	27
2.6 ป่าสุ่ม (Random Forest: RF).....	28
2.7 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM).....	29
2.8 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2).....	30
2.9 รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (Root Mean Square Error: RMSE).....	31

2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	31
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย	36
3.1 พื้นที่ศึกษา	36
3.2 อุปกรณ์เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา	37
3.3 การเก็บข้อมูลภาคสนาม	41
3.4 การวิเคราะห์ข้อมูล	45
3.5 การวิเคราะห์ข้อมูล	48
บทที่ 4 ผลการศึกษา.....	50
4.1 ผลการวิเคราะห์ความสูงต้นมันสำปะหลัง.....	50
4.2 ผลการวิเคราะห์ดัชนีพื้นที่ใบ.....	59
4.3 ผลการวิเคราะห์ค่าชีวมวล.....	67
4.4 ผลการวิเคราะห์ Harvest Index (HI).....	76
4.5 ผลการวิเคราะห์ผลผลิต.....	84
4.6 ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์.....	92
4.7 การทำนายผลผลิต Harvest Index (HI.).....	100
4.8 การทำนาย ผลผลิต (Yield).....	108
4.9 อภิปรายผลการศึกษา	117
บทที่ 5 อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ	123
5.1 สรุปผลในรูปแบบตาราง.....	123
5.2 สรุปผลการศึกษา	125
5.3 ข้อเสนอแนะ	127
บรรณานุกรม.....	129
ภาคผนวก.....	141
ประวัติผู้เขียน.....	180

สารบัญตาราง

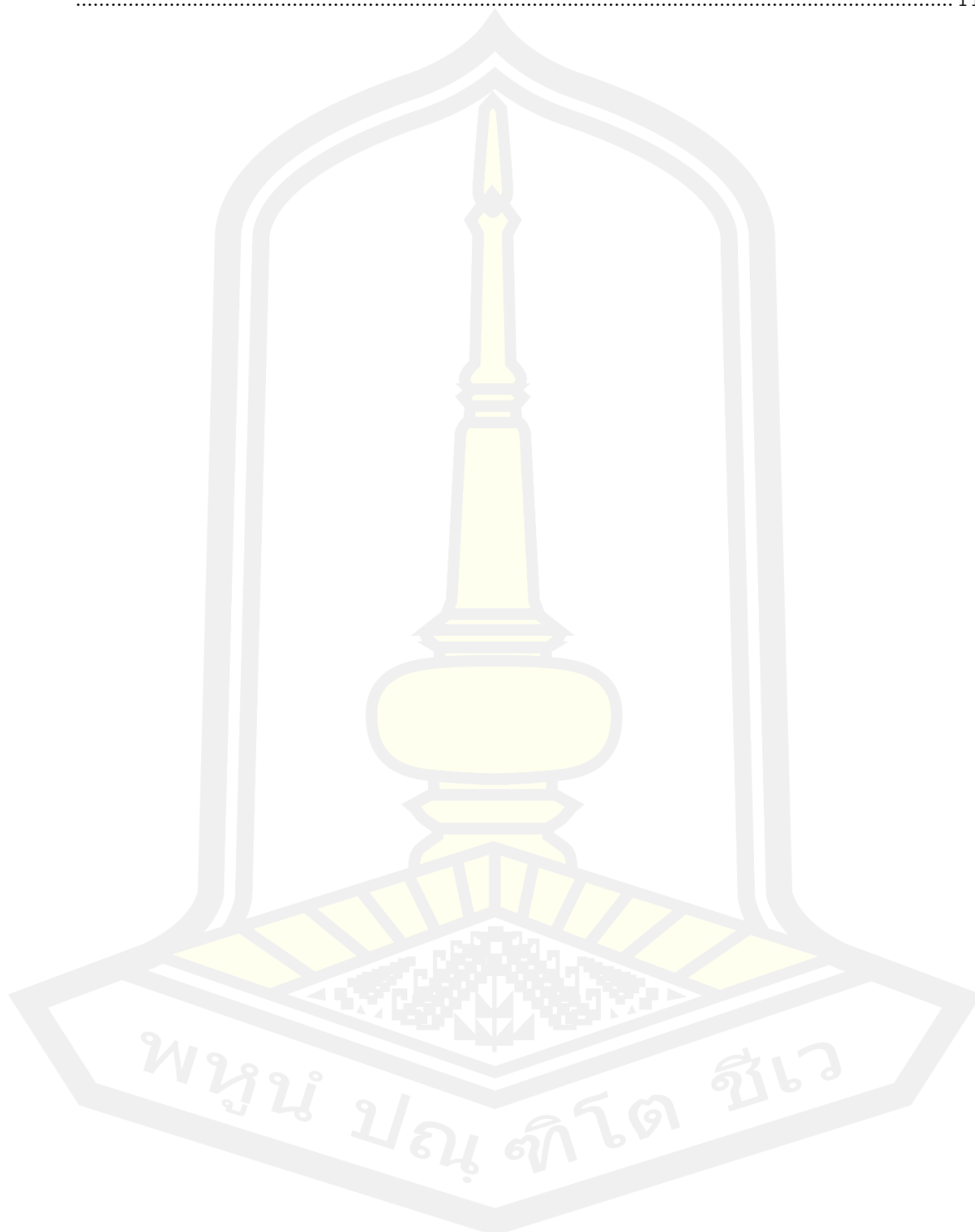
หน้า

ตารางที่ 1 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	52
ตารางที่ 2 สมการประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE .	55
ตารางที่ 3 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB57	
ตารางที่ 4 สมการประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	59
ตารางที่ 5 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	61
ตารางที่ 6 สมการประมาณค่า LAI จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	63
ตารางที่ 7 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB65	
ตารางที่ 8 สมการประมาณค่า LAI จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	66
ตารางที่ 9 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	69
ตารางที่ 10 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE .	71
ตารางที่ 11 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB73	
ตารางที่ 12 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	75
ตารางที่ 13 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	78
ตารางที่ 14 สมการประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	80
ตารางที่ 15 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	81
ตารางที่ 16 สมการประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	83

ตารางที่ 17 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	86
ตารางที่ 18 สมการประมาณค่าผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	88
ตารางที่ 19 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	90
ตารางที่ 20 สมการประมาณค่าผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	92
ตารางที่ 21 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE.....	94
ตารางที่ 22 สมการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE.....	96
ตารางที่ 23 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	97
ตารางที่ 24 สมการประมาณค่าผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	99
ตารางที่ 25 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	102
ตารางที่ 26 สมการประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	104
ตารางที่ 27 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	106
ตารางที่ 28 แบบจำลองทำนายค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	108
ตารางที่ 29 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE.....	110
ตารางที่ 30 สมการประมาณค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	112
ตารางที่ 31 R ² และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	114

ตารางที่ 32 แบบจำลองทำนายผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

..... 116



สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 กระบวนการการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล	15
ภาพที่ 2 ลักษณะการสะท้อนช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของ พืช ดิน และน้ำ	15
ภาพที่ 3 ภาพสีผสมของข้อมูลดาวเทียม	17
ภาพที่ 4 แสดงชนิดภาพถ่ายภาพแนวตั้ง ภาพเฉียงต่ำ ภาพเฉียงสูง	19
ภาพที่ 5 แสดงส่วนซ้อนบริเวณที่เหลื่อมกันของภาพ	20
ภาพที่ 6 แสดงส่วนเกยของแนวกบิน	20
ภาพที่ 7 แผนที่ภาพออร์โท (Orthophoto Map)	22
ภาพที่ 8 ภาพเกิดจากการประยุกต์ Oblique View	22
ภาพที่ 9 ภาพตัวอย่างแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM)	23
ภาพที่ 10 ภาพตัวอย่างผลผลิตที่เป็นข้อมูลแบบจุดพิกัด	24
ภาพที่ 11 ตัวอย่างของตัวแบบจำแนก SVM บนข้อมูลขนาด 2 มิติ	29
ภาพที่ 12 การคำนวณ Maximum Margin	30
ภาพที่ 13 แสดงจุดเก็บข้อมูล	37
ภาพที่ 14 Phantom 3 Professional	37
ภาพที่ 15 กล้อง MAPIR Survey3, เครื่องมือปรับเทียบการสะท้อนของแสง	38
ภาพที่ 16 Application PIX4D Capture	39
ภาพที่ 17 Total Station N6 Series	39
ภาพที่ 18 คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลภาพ MSI GF63 8RC	40
ภาพที่ 19 เครื่องวัดคลอโรฟิล Atleaf	40
ภาพที่ 20 บ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี	41
ภาพที่ 21 การรังวัดจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCPs) 5 จุด	41

ภาพที่ 22	ตั้งค่าโปรแกรม PIX4D ก่อนทำการบิน	42
ภาพที่ 23	ความสูงและเวลาของการบิน ช่วง 30, 50 และ 90 เมตร	43
ภาพที่ 24	แปลงทดลอง มันทำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) ทั้งหมด 11 แปลง	44
ภาพที่ 25	เก็บตัวอย่างมันทำปะหลัง	44
ภาพที่ 26	ระยะของการเก็บข้อมูลมันทำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13)	45
ภาพที่ 27	Agisoft PhotoScan Professional	45
ภาพที่ 28	โปรแกรม MAPIR Camera Calibrate	46
ภาพที่ 29	โปรแกรม QGIS Desktop 3.4.13	46
ภาพที่ 30	ตารางการเก็บข้อมูลมันทำปะหลัง	47
ภาพที่ 31	แสดงแผนผังขั้นตอนวิธีการศึกษา	49
ภาพที่ 32	Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นมันทำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย	51
ภาพที่ 33	Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE	54
ภาพที่ 34	Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นมันทำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย	56
ภาพที่ 35	Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	58
ภาพที่ 36	แผนที่ติดตามความสูงของมันทำปะหลัง	59
ภาพที่ 37	Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่าย	60
ภาพที่ 38	Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE	62

ภาพที่ 39 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจาก ภาพถ่าย	64
ภาพที่ 40 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับ ดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	66
ภาพที่ 41 แผนที่ติดตามดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ของมันสำปะหลัง	67
ภาพที่ 42 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจาก ภาพถ่าย	68
ภาพที่ 43 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE	70
ภาพที่ 44 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจาก ภาพถ่าย	72
ภาพที่ 45 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB... 74	74
ภาพที่ 46 แผนที่ติดตามดัชนีค่าชีวมวล (Biomass) ของมันสำปะหลัง	75
ภาพที่ 47 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่าง Harvest Index (HI.) ต้นมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย	77
ภาพที่ 48 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe HI) กับความ สูงจากการประมาณ (Predictions HI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	79
ภาพที่ 49 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่าง Harvest Index (HI.) ต้นมันสำปะหลัง จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย.....	81
ภาพที่ 50 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe HI) กับความ สูงจากการประมาณ (Predictions HI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	83
ภาพที่ 51 แผนที่ติดตามดัชนีค่า Harvest Index (HI.).....	84
ภาพที่ 52 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าผลผลิตของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย	85

ภาพที่ 53 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe YIELD) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions YIELD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE	87
ภาพที่ 54 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าผลผลิตของมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย	89
ภาพที่ 55 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe YIELD) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions YIELD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB	91
ภาพที่ 56 แผนที่ติดตามค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง.....	92
ภาพที่ 57 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ ของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย	93
ภาพที่ 58 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE	95
ภาพที่ 59 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ ของมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย.....	97
ภาพที่ 60 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	99
ภาพที่ 61 แผนที่ติดตามค่าคลอโรฟิลล์.....	100
ภาพที่ 62 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) ของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย	101
ภาพที่ 63 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE	103
ภาพที่ 64 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) ของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย	105
ภาพที่ 65 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB.....	107
ภาพที่ 66 แผนที่ทำนายค่า Harvest Index (HI.)	108

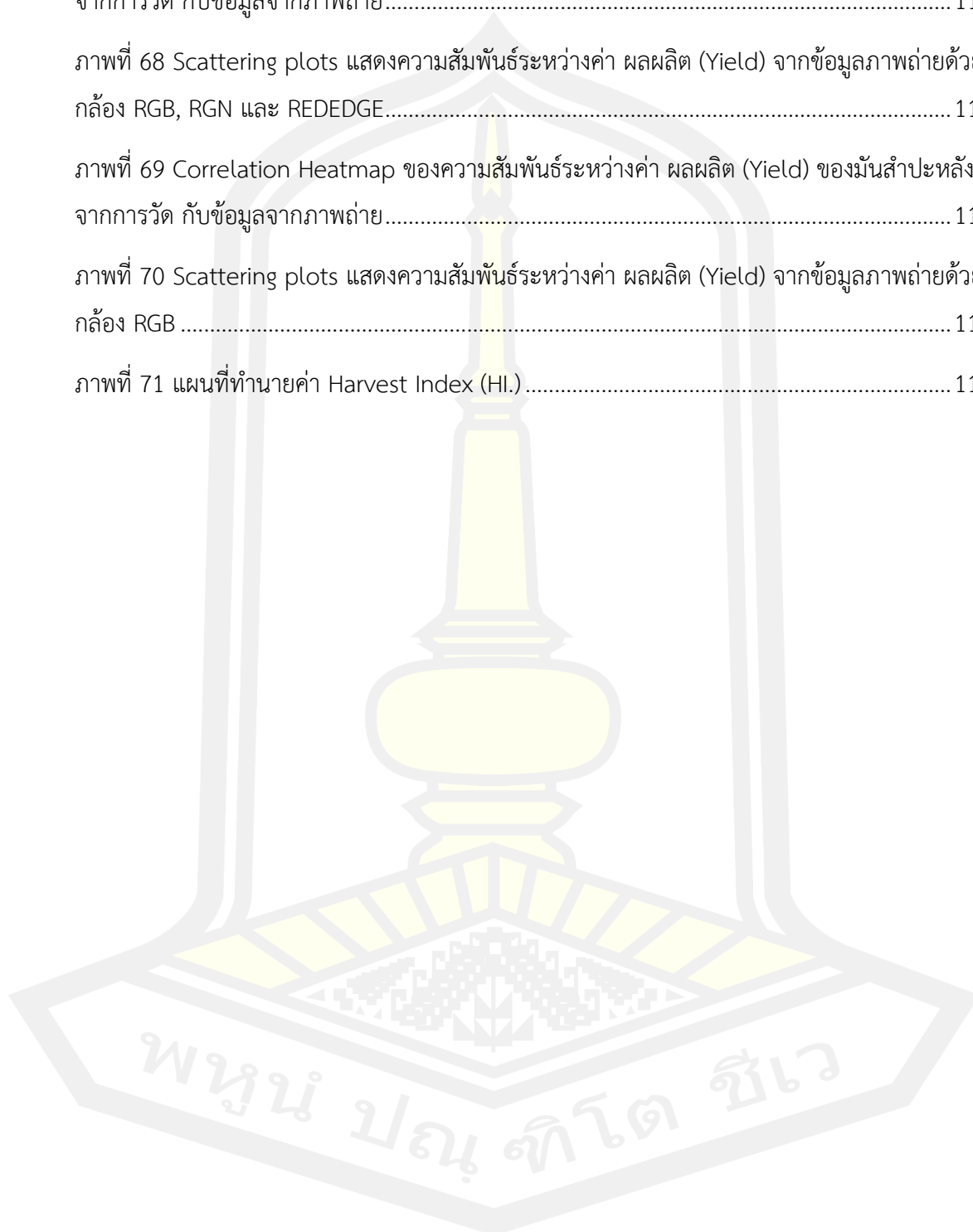
ภาพที่ 67 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield)ของมันสำปะหลัง
จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย..... 110

ภาพที่ 68 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย
กล้อง RGB, RGN และ REEDGE..... 112

ภาพที่ 69 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง
จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย..... 113

ภาพที่ 70 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย
กล้อง RGB 115

ภาพที่ 71 แผนที่ทำนายค่า Harvest Index (HI.) 116



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของการทำการศึกษา

ความท้าทายที่สำคัญมากของมนุษยชาติในศตวรรษที่ 21 คือ การที่จะทำอย่างไรให้ปริมาณประชากรโลกที่จะเพิ่มขึ้นจาก 7,600 ล้านคน ในปัจจุบันเป็น 9,800 ล้านคน ภายในปี 2050 ตามข้อมูลจากสำนักงานกิจการเศรษฐกิจและสังคมแห่งสหประชาชาติ (UN Department of Economic and Social Affairs) นั้นมีปริมาณอาหารที่เพียงพอต่อความต้องการผลิตทางการเกษตร ทั้งด้วยจำนวนประชากรที่เพิ่มขึ้น และกำลังซื้อที่เพิ่มขึ้นของกลุ่มผู้บริโภคที่ต้องการอาหาร ความต้องการที่เพิ่มขึ้นเหล่านี้ทำให้ราคาของสินค้าเกษตรกรรมมีการปรับตัวสูงขึ้น และส่งผลกระทบต่ออย่างรุนแรงต่อกลุ่มผู้บริโภค ซึ่งเดิมมีกำลังซื้อน้อยอยู่แล้วให้มีความสามารถในการซื้อลดลงไปอีก ประกอบกับสภาพการเปลี่ยนแปลงของอากาศที่เห็นได้อย่างชัดเจนและส่งผลกระทบมากขึ้นในทุกๆ ปี เช่น แผ่นดินไหว ความแห้งแล้ง อุทกภัย หรือการแพร่ระบาดของเชื้อโรค ซึ่งเกิดขึ้นได้ง่าย และทวีความรุนแรงขึ้นในแต่ละปี สร้างปัญหาเรื่องการขนส่ง ความอดอยาก และอาหารเป็นพิษ นอกจากนี้ สินค้าที่ได้จากการผลิตโดยเกษตรกร กว่าที่จะผ่านกระบวนการต่างๆ จนออกสู่ตลาดและมาถึงผู้บริโภคในที่สุดนั้น มีการสูญเสียสินค้าถึงร้อยละ 40 หรือมากกว่าหนึ่งในสามของสินค้าที่มีการผลิตได้ ดังนั้นการเพิ่มปริมาณแหล่งอาหารที่เพียงพอต่อความต้องการผลิตทางการเกษตร ภายใต้แผนพัฒนาด้านศักยภาพของผลผลิตทางการเกษตร เพื่อรองรับแนวโน้มทางการเปลี่ยนแปลงในอนาคต เพราะอาหารก็คือทรัพยากรที่มีความสำคัญ

มันสำปะหลังเป็นสินค้าพืชเศรษฐกิจที่มีความสำคัญของโลกจากข้อมูลองค์การอาหารและเกษตรแห่งสหประชาชาติ (Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO) ปี 2561 มี ปริมาณการผลิตมันสำปะหลังรวมทุกประเทศผลิตได้ประมาณ 278 ล้านตันต่อปี นอกจากนั้นมันสำปะหลังยังเป็นพืชอาหารหลักที่สำคัญต่อความมั่นคงด้านอาหารของประเทศในเขตร้อน โดยเฉพาะประเทศต่างๆ ในทวีปแอฟริกาและทวีปอเมริกาใต้ สำหรับในทวีปเอเชีย ประเทศอินโดนีเซียและอินเดียยังคงมีการบริโภคมันสำปะหลังกันเป็นจำนวนมาก ปริมาณผลผลิตที่ได้ในแต่ละปีร้อยละ 60 ใช้เป็นอาหารของมนุษย์ ร้อยละ 27.5 ใช้ทำเป็นอาหารสัตว์ และร้อยละ 12.5 ใช้ประโยชน์ในด้านอื่นๆ แหล่งปลูกมันสำปะหลังของโลก มีอยู่ใน 3 ทวีป คือ ทวีปแอฟริกา ทวีปเอเชีย และทวีปอเมริกาใต้ ตามลำดับ โดยในปัจจุบันพื้นที่เพาะปลูกมันสำปะหลังของโลกมีประมาณ 117 ล้านไร่ โดยส่วนใหญ่กระจายอยู่ในทวีปแอฟริกา มีพื้นที่ประมาณ 75 ล้านไร่ ผู้ผลิต

อัตโนมัติต่างๆ สามารถปฏิบัติการได้แม่นยำกว่าการควบคุมด้วยมนุษย์ อีกทั้งยังช่วยทุ่นแรงงาน ซึ่งนอกจากจะช่วยลดการใช้ปัจจัยการผลิตแล้ว ยังให้ผลผลิตต่อพื้นที่ (Yield) ที่ดีขึ้นด้วย

การสำรวจและติดตามการเจริญเติบโตแต่ละช่วงอายุของพืชเป็นขั้นตอนที่สำคัญของการเกษตรความแม่นยำสูง (Thenkabail et al., 2000) การสำรวจข้อมูลจากระยะไกลมีศักยภาพในการให้ข้อมูลเกี่ยวกับการเกษตรความแม่นยำสูง (Mulla, 2013) ปัจจุบันมีการประยุกต์ใช้อากาศยานไร้คนขับในการเกษตรแบบแม่นยำสูงอย่างแพร่หลาย เนื่องจากเป็นวิธีการสำรวจพื้นที่เกษตรกรรมที่มีประสิทธิภาพสูง สามารถได้ข้อมูลคุณภาพแปลงปลูกที่เป็นปัจจุบัน ลดระยะเวลา แรงงาน และงบประมาณที่ใช้ในการเก็บข้อมูล หลายรายงานการศึกษามีการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับในการติดตามการเจริญเติบโตของข้าวจากดัชนีพื้นที่ใบ (Gong et al., 2021 : Yamaguchi et al., 2021 : Du et al., 2020 : Li et al., 2019 : Duan et al., 2019 : Barrero & Perdomo, 2018) การประมาณค่าชีวมวลของข้าว (Muangprakhon & Kaewplang, 2021 : Zheng et al., 2019 : Devia et al., 2019 : Cen et al., 2019 : Suphan, et al., 2019) การตรวจวัดปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบข้าว (Cao et al., 2020 : Yuhao et al., 2020) การติดตามความต้องการปุ๋ยของข้าว (Jiang et al., 2021 : Lu et al., 2021 : Cen et al., 2019 : Li et al., 2018 : Qin et al., 2016) และการประมาณผลผลิตข้าว (Wang et al., 2021 : Wan et al., 2020 : Lee et al., 2019 : Zhou et al., 2017) มีรายงานการวิจัยใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับการติดตามการเจริญเติบโตของอ้อยจากดัชนีพื้นที่ใบ (Yang et al., 2017) ค่าชีวมวลของอ้อย (Bunruang & Kaewplang, 2021 : Shendryk et al., 2020 : Sofonia et al., 2019) การประมาณค่าความสูงของอ้อย (Yu et al., 2020) และการประมาณผลผลิตของอ้อย (Sumesh et al., 2021 : Akbarian et al., 2020 : Yu et al., 2020 : Xu et al., 2020 : Sanches et al., 2018 : Som-ard et al., 2018) การติดตามปริมาณคลอโรฟิลล์ของข้าวโพด (Qiao et al., 2020 : Lang et al., 2019) การประมาณผลผลิตข้าวโพด (Zhang et al., 2020 : Ramos et al., 2020 : Wahab et al., 2018 : Maresma et al., 2016) และมีรายงานการติดตามการเจริญเติบโตการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบชีวมวลและทำนายผลผลิตของมันสำปะหลัง (Selvaraj et al., 2020)

หลายรายงานการศึกษาพบว่า การสำรวจโดยใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับให้ข้อมูลการรับรู้ระยะไกลสำหรับคำนวณพื้นที่ ปริมาตรและความสูง (Muangprakhon & Kaewplang, 2021 : Zhou et al., 2020 : Yu et al., 2020 : Lu et al., 2019) รวมถึงข้อมูลการสะท้อนแสงของพืชในรูปแบบของดัชนีค่าสะท้อนแสงจากกล้อง Multispectral (Argolo dos Santos et al., 2020 : Selvaraj et al., 2020 : Zheng et al., 2020 : Costa et al., 2020 : Su et al., 2018 : Duan et al., 2017) และกล้อง RGB (Costa et al., 2020 : Wan et al., 2020 : Zheng et al., 2020 : Bareth et al., 2016)

ปัจจุบันการวิเคราะห์เพื่อสร้างแบบจำลองในงานเกษตรแบบแม่นยำสูงจากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับมีการใช้ Machine Learning อย่างแพร่หลาย เนื่องจากเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูง เช่น การทำแผนที่ความต้องการปุ๋ย (Astaoui et al., 2021 : Zha et al., 2020 : Colorado et al., 2020 : Osco et al., 2020) การติดตามการเจริญเติบโตของพืชจากดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) (Yang et al., 2021 : Zhang et al., 2021 : Cheng et al., 2020 : Duan et al., 2019) การตรวจวัดปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบพืช (Changchun et al., 2021 : Cao et al., 2020 : Guo et al., 2020 : Qiao et al., 2020) การติดตามการเจริญเติบโตของพืชจากความสูงพืช (da Silva et al., 2020 : Osco et al., 2020 : Ten Harkel et al., 2020) การติดตามการเจริญเติบโตของพืชจากชีวมวล (Biomass) (Tian et al., 2021 : Ten Harkel et al., 2020 : Han et al., 2019 : Niu et al., 2019 : Jiang et al., 2019) ทำนายผลผลิตพืช (Astaoui et al., 2021 : Varela et al., 2021 : Zhou et al., 2021 : Maimaitijiang et al., 2020 : Ramos et al., 2020 : Selvaraj et al., 2020)

หลายรายงานการวิจัยที่จะกล่าวถึงต่อไปนี้จะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการสำรวจระยะไกลภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับกับการเกษตร โดย Kang และคณะ (2021) ทำการศึกษาการประมาณการประมาณผลผลิตข้าวโดยใช้ภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับติดตั้งกล้องแบบหลายช่วงคลื่น วิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง partial least squares regression, ridge regression และ artificial neural network (ANN) ร่วมกับดัชนี GNDVI NDRE Clrededge GDVI GRNDVI และ MTCI พบว่า แบบจำลอง ANN ให้ค่า RMSEP ดีที่สุด อยู่ในช่วง 0.14%-0.28% Wang และคณะ (2019) ทำการประมาณผลผลิตข้าวโดยใช้ความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสงจากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ ด้วยกล้องแบบไฮเปอร์สเปกตรัม จากดัชนี Relative Normalized Difference Vegetation Index (RNDVI), Relative Ratio Vegetation Index (RRVI) และ Relative Difference Vegetation Index (RDVI) พบว่าแบบจำลองกรณีวิเคราะห์ช่วงการเจริญเติบโตเดี่ยวพบว่า จากดัชนี RNDVI[880,712] ที่ช่วงการเจริญเติบโตข้าวแตกกอ (booting stage) ให้ความสัมพันธ์ดีที่สุดในการทำนายผลผลิตข้าว โดยมีค่า $R^2 = 0.75$ ในขณะที่กรณีการวิเคราะห์แบบหลายช่วงการเจริญเติบโต แบบจำลองของดัชนี RNDVI[808,744] ร่วมกับ RNDVI[880,712] ที่ช่วงการเจริญเติบโตข้าวแตกกอ (booting stage) ให้ค่า R^2 สูงถึง 0.83 Cholula และคณะ (2020) ทำการศึกษาการประเมินการใช้กล้อง RGB และ Multispectral ทำนายผลผลิตอ้อย โดยได้ข้อมูลความสูงต้นอ้อย NDVI และ ExG (Excess Green Index) จากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้แบบจำลองการถดถอยแบบขั้นตอน (Stepwise Regression) ให้ค่า สปส. การตัดสินใจ R^2 เท่ากับ 0.88 Guo และคณะ (2020) ทำการศึกษาการใช้ดัชนี MRBVI สำหรับการประมาณค่าคลอโรฟิลล์และการทำนายผลผลิตข้าวโพดจากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ

โดยความสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาณคลอโรฟิลล์กับ ดัชนี MRBVI มีค่า R^2 เท่ากับ 0.462 การทำนายผลผลิตข้าวโพด จากการวิเคราะห์โดยใช้ Machine learning (ML) 4 ชนิด ประกอบด้วย Back propagation neural network model (BP), Support vector machine (SVM), Random forest (RF) และ Extreme learning machine (ELM) ได้ Root mean square errors (RMSE) การทำนายผลผลิตข้าวโพด เท่ากับ 2.157, 1.099, 1.146 และ 1.698 (g/hundred grain weight) และ Mean absolute errors (MAEs) เท่ากับ 1.739, 0.886, 0.925 และ 1.356 (g/hundred grain weight) Peng และคณะ (2021) ทำการศึกษาการตรวจวัดค่าดัชนีพื้นที่ผิวใบ (LAI) จากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้กล้อง Multispectral ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 2 เมตร ทำการประมาณค่า LAI ได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.877 และ RMSE เท่ากับ 0.609 และทำนายค่าผลผลิตของข้าวโพดด้วยแบบจำลอง SAFY ได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.855 และ RMSE เท่ากับ 692.8kg/ha Shendryk และคณะ (2020) ศึกษาการทำนายปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อยแบบละเอียดด้วย LiDAR และกล้อง multispectral ที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ โดยทำการสำรวจ 6 ครั้ง ที่ทำในช่วงเวลา 42 วัน เพื่อติดตามความสูง ความหนาแน่น และดัชนีพืชของต้นอ้อย โดยสำรวจอ้อยก่อนเก็บเกี่ยว เปรียบเทียบระหว่าง LiDAR และกล้อง multispectral พบว่าช่วงวันที่ 100-142 หลังการเก็บเกี่ยว ครั้งก่อน ค่า NDVI จากกล้อง multispectral (R^2 เท่ากับ 0.57) ให้ผลที่ดีกว่าในการทำนายปริมาณไนโตรเจนจาก LiDAR (R^2 เท่ากับ 0.52) และ Selvaraj และคณะ (2020) ทำการติดตามการปลูกมันสำปะหลังตลอดฤดูเพาะปลูก โดยใช้ภาพถ่ายจากกล้องแบบ Multispectral ที่ติดตั้งกับอากาศยานไร้คนขับ ทำการถ่ายภาพ 3 ช่วงการเจริญเติบโต ประกอบไปด้วย ช่วงการยืดตัว (Elongation Stage : EL) ช่วงเริ่มแตกใบ (Early Bulky : EBK) และช่วงก่อนทิ้งใบ (Late Bulking : LBK) และทำการคำนวณค่าดัชนีการสะท้อนแสง (NDRE, NDVI, GNDVI, BNDVI, NDREI, NPCI and GRVI) จากภาพเพื่อสร้างแบบจำลองติดตามการเจริญเติบโตของมันสำปะหลัง เพื่อประมาณค่าชีวมวลเหนือพื้นดิน (ABG) ชีวมวลใต้พื้นดิน (BBG) และความสูงต้นมันสำปะหลัง (CH) และทำนายผลผลิตมันสำปะหลัง ผลการศึกษาพบว่า ช่วงการยืดตัว (Elongation Stage : EL) และ และช่วงก่อนทิ้งใบ (late bulking : LBK) เหมาะสมในการประมาณค่าชีวมวลเหนือพื้นดิน (ABG) ชีวมวลใต้พื้นดิน (BBG) และความสูงต้นมันสำปะหลัง (CH) ที่สุด โดยจากวิเคราะห์พบว่าระยะช่วงการยืดตัว (Elongation Stage : EL) รวมกับ ช่วงเริ่มแตกใบ (Early Bulky : EBK) กับดัชนี GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation) มีความสัมพันธ์ที่สัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่สูงกว่า ($r = 0.77$) และ ช่วงก่อนทิ้งใบ (Late Bulking : LBK) การวัดความสูงจาก UAV มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลัง (CH) ที่สุด ($r = 0.92$) และพบว่าดัชนี NDRE (Normalized difference red edge index) มีความสัมพันธ์สูงอย่างสม่ำเสมอ ($r = 0.65$ ถึง 0.84) กับ ค่าชีวมวลเหนือพื้นดิน (ABG) ที่ระยะช่วงก่อนทิ้งใบ (late bulking : LBK) และทำการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลัง โดยวิเคราะห์ข้อมูลโดย

ใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) ด้วยวิธี k-Nearest Neighbours (kNN), Random Forest (RF) และ Support Vector Machine (SVM) พบว่าให้ผลที่มีความถูกต้องสูง โดยมีค่า $R^2 = 0.67, 0.66$ และ 0.64 ตามลำดับ

จากหลายรายงานการศึกษาที่กล่าวมาแล้วพบว่า มีการใช้การรับรู้ระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายรายละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับในการเกษตรแบบแม่นยำสูงมากมาย แต่อย่างไรก็ตามเรายังพบว่าการประยุกต์ใช้กับการติดตามการเจริญเติบโตและทำนายผลผลิตของการปลูกมันสำปะหลังน้อยมาก ดังนั้นการศึกษานี้จึงมีเป้าหมายเพื่อทำการประเมินการใช้ภาพถ่ายความละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้กล้องแบบ RGB (Red Green Blue) และกล้อง MAPIR Survey 3 ที่มีค่าการสะท้อนแสงของช่วงคลื่น Blue, Green, Red, NIR และ Red Edge เพื่อทำการติดตามการเจริญของแปลงปลูกมันสำปะหลังในรูปแบบของปริมาณคลอโรฟิลล์ ความสูงของต้นมันสำปะหลัง ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ชีวมวล (Biomass) และทำนายผลผลิตจากช่วงการเจริญเติบโตแต่ละช่วงและก่อนเก็บเกี่ยว โดยทำการวิเคราะห์แบ่งออกเป็น 3 ช่วงการเจริญเติบโต ประกอบไปด้วย 1) ช่วงแตกกิ่งและสะสมอาหาร เป็นช่วงเริ่มปลูกถึงอายุ 90 วัน 2) ช่วงสะสมอาหารและสร้างแป้ง อายุ 90 – 180 วัน และ 3) ช่วงก่อนเก็บเกี่ยว อายุ 180 – 270 วัน โดยใช้แบบจำลอง Generalized Linear Models: GLM Random Forest (RF) และ Support Vector Machine (SVM) และทำการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโดยใช้ Root Mean Square Error (RMSE)

1.2 วัตถุประสงค์

ประเมินประสิทธิภาพการรับรู้ระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายรายละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับ เพื่อการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลัง

1.3 ขอบเขตและข้อจำกัดของการวิจัย

1.3.1 ทหสมการความสัมพันธ์ มันสำปะหลัง กับค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสี R, G, B, NIR และ RED EDGE โดยใช้แบบจำลอง Generalized Linear Models : GLM Random Forest (RF) และ Support Vector Machine (SVM) และทำการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโดยใช้ Root Mean Square Error (RMSE)

1.3.2 ข้อมูลภาพถ่ายความละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับแบบใบพัดหมุน Phantom 3 Professional และติดตั้งกล้อง MAPIR Survey 3

1.3.3 ทำการเก็บข้อมูลแปลงทดลองบ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี ซึ่งเป็นพื้นที่เพาะปลูกพืชมันสำปะหลัง โดยแบ่งเป็นแปลงทดลองทั้งหมด 11 แปลง แต่ละแปลง มีขนาด กว้าง 20 เมตร ยาว 20 เมตร บินเก็บข้อมูลที่สูง 30, 50 และ 90 เมตร จากผิวดินอยู่ที่พิกัด $17^{\circ}04'53.30''$ เหนือ และ $103^{\circ}02'11.40''$ ตะวันออก

1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

แนวทางในการตรวจและติดตามการเจริญเติบโตและผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยการรับรู้ระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายรายละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับ



บทที่ 2

ปริทัศน์เอกสารข้อมูล

ในการศึกษาเรื่อง การติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลัง ด้วยการสำรวจระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายระยะเยียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาแนวคิด ทฤษฎี และทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ถึงการสรุปวิธีการ ผลการศึกษา จุดที่สนใจและข้อเสนอแนะจากงานวิจัยต่างๆ ของผู้ที่ได้ทำการศึกษาวิจัยในอดีต โดยเป็นการทบทวนจากบทความทางวิชาการที่ได้รับการเผยแพร่ในวารสารวิจัยและการประชุมทางวิชาการในศาสตร์ที่เกี่ยวข้องทั้งในประเทศไทยและต่างประเทศ มีรายละเอียดของแต่ละหัวข้อดังต่อไปนี้

2.1 มันสำปะหลัง

มันสำปะหลัง (Cassava) เป็นพืชดั้งเดิมของชาวพื้นเมืองในเขตร้อนของทวีปอเมริกาตอนกลาง และทางเหนือของทวีปอเมริกาใต้ โดยสันนิษฐานไว้ 3 แหล่ง คือ

1. บริเวณอเมริกากลาง แถบประเทศเม็กซิโก กัวเตมาลา ฮอนดูรัส เปรู โดยพบพันธุ์ป่าและเมล็ดมันสำปะหลังที่มีอายุเก่าแก่ประมาณ 4000 ปี
2. ทางเหนือของอเมริกาใต้ แถบชายฝั่งทะเลคาริบเบียน ประเทศโคลัมเบียและเวเนซุเอลา โดยพบหลักฐานทางโบราณคดี และพบพันธุ์ป่าขึ้นอยู่บ้าง
3. ประเทศบราซิล โดยพบว่าในประเทศนี้พบมีพันธุ์ป่าของมันสำปะหลังจำนวนมาก โดยพบว่าชาวพื้นเมืองของประเทศเหล่านี้ปลูกมันสำปะหลังเพื่อใช้เป็นอาหาร จากหลักฐานทางโบราณคดี มีการค้นพบเครื่องปั้นดินเผาเป็นรูปหัวมันสำปะหลังที่ประเทศเปรู เครื่องปั้นนี้มีอายุประมาณ 2,500 ปี แสดงว่า มนุษย์เรานั้นรู้จักใช้มันสำปะหลังเป็นอาหารมานานเกินกว่า 2,500 ปีมาแล้ว ในสมัยโบราณก่อนที่ คริสโตเฟอร์ โคลัมบัส สำรวจพบทวีปอเมริกาในปี พ.ศ. 2035 ก็มีการปลูกมันสำปะหลังอยู่เฉพาะในเขตร้อนของทวีปอเมริกาเท่านั้น ส่วนในทวีปแอฟริกา และเอเชีย ยังไม่มีการปลูกมันสำปะหลัง เพราะยังไม่มีการติดต่อกัน ต่อมาจึงมีการนำมันสำปะหลังจากทวีปอเมริกาไปแพร่กระจายยังทวีปแอฟริกา และเอเชีย ตามลำดับเส้นทางการแพร่กระจาย มันสำปะหลังของโลกตามประวัติศาสตร์เชื่อว่า คริสโตเฟอร์ โคลัมบัส เดินทางมาพบแผ่นดินของทวีปอเมริกา บริเวณแถบเกาะ Hispaniola ของหมู่เกาะ West Indies โดยชนพื้นเมืองชาว Arawak ได้ช่วยเหลือเขาและลูกเรือรอดชีวิตมาด้วยแพนเค้กคล้ายขนมปัง แต่ทำมาจากมันสำปะหลัง จากหลักฐานเชื่อกันว่าชนพื้นเมืองที่อาศัยในทวีปอเมริกาใต้ใช้มันสำปะหลังเป็นอาหารมาประมาณ

5,000 ปีแล้ว ประมาณกลางศตวรรษที่ 16 มันสำปะหลังเริ่มแพร่กระจายจากถิ่นกำเนิดไปยังส่วนต่างๆ ของโลกในสมัยที่มีการล่าอาณานิคม โดยชาวโปรตุเกสได้นำมันสำปะหลังจากประเทศบราซิลในทวีปอเมริกาใต้เข้าสู่ทวีปแอฟริกา โดยใช้มันสำปะหลังเป็นอาหารในเรือค้าทาส คริสต์ศตวรรษที่ 17 มีการนำมันสำปะหลังมาปลูกครั้งแรกในทวีปเอเชีย ที่ประเทศฟิลิปปินส์ โดยนักเดินเรือชาวสเปนได้นำมาจากประเทศเม็กซิโก และชาวดัตช์ได้นำมันสำปะหลังจากสุรินัมเข้ามาปลูกที่เกาะชวาในประเทศอินโดนีเซีย นอกจากนี้มีหลักฐานว่า เมื่อ พ.ศ. 2337 ได้มีการนำมันสำปะหลังจากแอฟริกามาปลูกที่ศรีลังกาและอินเดีย เพื่อใช้ในการทดลอง ทำให้มันสำปะหลังแพร่กระจายไปทั่วในเขตเอเชีย ดังนั้น มันสำปะหลังจึงมีชื่อเรียกตามภาษาท้องถิ่นหลายชื่อด้วยกัน ภาษาโปรตุเกส เรียก “mandioca” ภาษาฝรั่งเศส เรียก “manioc” ภาษาสเปน เรียก “yuca” และภาษาอังกฤษเรียก “cassava (สถาบันวิจัยและพัฒนามหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2558)

สำหรับประเทศไทย ไม่มีหลักฐานที่ชัดเจนว่ามีการนำมันสำปะหลังเข้ามาปลูกในประเทศไทยเมื่อใดและอย่างไร แต่สันนิษฐานกันว่าคงจะเข้ามาในระยะเดียวกันกับการเข้าสู่ศรีลังกา และฟิลิปปินส์ คือ ประมาณ พ.ศ. 2329-2383 คาดว่าคงมีผู้นำเข้ามาจากมาลายูเข้ามาปลูกทางภาคใต้ราว พ.ศ. 2329 ซึ่งตรงกับสมัยรัชกาลที่ 1 แห่งกรุงรัตนโกสินทร์ เพราะคำว่า สำปะหลัง คล้ายกับคำในภาษาชวาตะวันตก ซึ่งเรียกมันสำปะหลังว่า สัมเปอ (Sampue) ซึ่งมีความหมายเหมือนคำในภาษามาเลย์ ซึ่งแปลว่า พืชที่มีรากขยายใหญ่ ก่อนสงครามโลกครั้งที่ 2 จากรายงานเรื่องการปลูกมันสำปะหลังเพื่อใช้ทำแป้งในจังหวัดสงขลา ในวารสารกสิกร เมื่อ พ.ศ. 2480 ระบุว่า มีการปลูกมันสำปะหลังทางภาคใต้ของไทยที่จังหวัดสงขลาเป็นพื้นที่หลายพันไร่ เพื่อผลิตแป้งมันสำปะหลังส่งออกไปจำหน่ายยังสิงคโปร์และปีนังก่อนส่งมาจำหน่ายที่กรุงเทพฯ อีกต่อหนึ่ง ปี พ.ศ. 2480 มีความพยายามของกระทรวงเกษตรและสหกรณ์ที่จะหา มันสำปะหลังพันธุ์ดีมาคัดเลือกพันธุ์ โดยนายทวนคมกฤษ ได้นำเข้าพันธุ์มันสำปะหลังจากประเทศฟิลิปปินส์และมาเลเซียมาปลูกเพื่อทำการศึกษาที่สถานีทดลองยางคองหงส์ อำเภอกหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา แต่ไม่พบรายงานผลการศึกษา ปี พ.ศ. 2505 มีการนำพันธุ์มันสำปะหลังจากอินโดนีเซียมาศึกษาที่สถานีกสิกรรมบางเขน ปี พ.ศ. 2505-2507 มีการรวบรวมพันธุ์มันสำปะหลังมาปลูกที่สถานีกสิกรรมในเขตพื้นที่จังหวัดชลบุรีและระยอง ปี พ.ศ. 2508 มีการนำพันธุ์มันสำปะหลังมาจากหมู่เกาะ Virgin Island ในทะเลแคริบเบียน และพันธุ์มันสำปะหลังจากศูนย์เกษตรร้อนนานาชาติมาศึกษาและรวบรวมพันธุ์ไว้ที่ศูนย์วิจัยพืชไร่ระยอง นำโดย ดร.อำพล เสนาณรงค์ คุณศิริพงษ์ บุญหลง คุณโสภณ สินธุประมา ดร.เจริญศักดิ์ โรจนฤทธิ์พิเชษฐ์ คุณชาญ ธิรพร คุณนิยม จันทนาคม คุณสมศักดิ์ ทองศรี Yoshiki Umemura และ Kazuo Kawano การปลูกมันสำปะหลังในประเทศไทยช่วงแรกที่ปลูกในภาคใต้นั้นเป็นมันสำปะหลังชนิดหวาน ใช้ทำขนม ต่อมาจึงนำเข้าพันธุ์ชนิดขมสำหรับปลูกส่งโรงงานในภายหลัง โดยปลูกเป็นพืชแซมระหว่างแถวต้นยางพาราขนาดเล็ก โดยเฉพาะที่จังหวัดสงขลา มีโรงงานผลิตแป้งมันและ

โรงงานทำสาकुส่งออกไปยังปิ้งและสิงคโปร์ แต่การปลูกมันสำปะหลังเป็นการค้าในภาคใต้นั้นค่อยๆ หมดไป เพราะการปลูกแซมในระหว่างแถวต้นยางพาราและพืชยืนต้นอื่นๆ นั้น เมื่อปลูกได้ 4-5 ปี ต้นยางพาราก็โตคลุมพื้นที่หมด ไม่สามารถปลูกมันสำปะหลังได้อีกต่อไป จึงได้ย้ายแหล่งปลูกไปยัง ภาคตะวันออกที่จังหวัดชลบุรี และระยอง ประมาณปี พ.ศ. 2491 ตั้งแต่หลังสงครามโลกครั้งที่ 2 การปลูกมันสำปะหลังเริ่มแพร่หลาย เมื่อมีการปลูกเป็นการค้าในภาคตะวันออกในจังหวัดชลบุรีและ ระยอง เพราะในระยะนั้นประเทศญี่ปุ่นขาดวัตถุดิบ และได้เริ่มสั่งซื้อแป้งมันสำปะหลังจาก ประเทศไทย ในขณะที่สภาพภูมิประเทศภาคตะวันออกของประเทศไทย คือ จังหวัดชลบุรีและระยอง มีสภาพพื้นที่เป็นที่ดอน ลักษณะเป็นเนินเขาลาดเอียง ดินเป็นดินทราย ไม่มีแม่น้ำใหญ่ที่จะทำการ ชลประทานได้ พื้นที่ดังกล่าวไม่เหมาะแก่การทำนาและพืชไร่ชนิดอื่น แต่มันสำปะหลังสามารถ เจริญเติบโตได้ดี ชาวบ้านจึงเริ่มปลูกมันสำปะหลังกัน ปรากฏว่าการปลูกมันสำปะหลังให้ผลผลิตดี จนกลายเป็นอาชีพที่แพร่หลายอย่างรวดเร็ว นอกจากญี่ปุ่นซึ่งเป็นลูกค้าประจำแล้ว ในเวลาต่อมา ประเทศสหรัฐอเมริกาและประเทศเพื่อนบ้านของไทยก็ได้สั่งซื้อแป้งมันสำปะหลังจากไทย จึงทำให้ โรงงานแป้งมันสำปะหลังเพิ่มขึ้นและทันสมัยขึ้น ควบคู่ไปกับพื้นที่ปลูกที่ขยายออกไปมากยิ่งขึ้น ซึ่งกล่าวได้ว่าอุตสาหกรรมแป้งมันสำปะหลัง ทำให้มีการปลูกมันสำปะหลังเป็นการค้าในระยะแรก แต่อุตสาหกรรมแป้งเพื่อส่งออกมิได้มีการเปลี่ยนแปลงมากมายเหมือนกับ การส่งผลิตภัณฑ์ มันสำปะหลังสำหรับใช้เลี้ยงสัตว์ ประมาณปี พ.ศ. 2499 เริ่มมีการใช้ผลิตภัณฑ์มันสำปะหลังเพื่อการ เลี้ยงสัตว์ โดยมีชาวเยอรมันทดลองนำเอาขี้แป้ง ซึ่งเป็นผลผลิตพลอยได้จากการทำแป้งมันสำปะหลัง ไปใช้เลี้ยงสัตว์ได้ผลเป็นที่พอใจคุ้มกับราคา แต่ขี้แป้งซึ่งเป็นผลพลอยได้จากการทำแป้งมันสำปะหลังมี ไม่มากพอกับความต้องการของตลาดยุโรป จึงมีผู้ริเริ่มเอาหัวมันสำปะหลังสดมาหั่นเป็นชิ้นๆ นำมาตากแห้งและบดด้วยหินบดข้าวเป็นมันป่น ปรากฏว่ามันป่นที่ได้จากการบดหัวมันสำปะหลังนี้ เป็นที่นิยมของโรงงานอาหารสัตว์ในยุโรปอย่างมาก ปี พ.ศ. 2500 ได้มีผู้นำเอากากมันสำปะหลังที่ทิ้ง จากโรงงานผลิตแป้งมันสำปะหลังมาผสมปนรวมกันเรียกว่า กากมันป่น (waste meal) เป็นสินค้าที่ ขายดี ในราวปี พ.ศ. 2503-2504 ปรากฏว่ามีผู้ปลอมปนมันสำปะหลังปนกันมากขึ้น โดยผสมกับดิน ทราย แกลบ ขี้เลื่อย มาบดปนลงไปบ้าง ผู้ซื้อในยุโรปจึงหันมาซื้อมันเส้นแทน มันเส้นทำได้โดยนำ หัวมันสำปะหลังสดมาไม่เป็นชิ้นๆ แล้วตากแดดให้แห้ง ระยะเวลาที่ชาวชลบุรีได้คิดเครื่องทำมันเส้น ขึ้นแล้ว การส่งมันเส้นออกจำหน่ายในยุโรปจึงดำเนินเรื่อยมา จนกระทั่งปี พ.ศ. 2510-2511 ได้มีบริษัทส่งเครื่องอัดเม็ดมาจากต่างประเทศเพื่อทำมันสำปะหลังอัดเม็ด โดยใช้มันเส้นเข้าเครื่องอัด ออกมาเป็นแท่งเหมือนแท่งซอล์ก เพื่อใช้ส่งออกขายแทนมันเส้นซึ่งมีน้ำหนักเบา เปลือกเนื้อที่บรรทุก ในระวางเรือมาก เสียค่าขนส่งสูง และต่อมาวิศวกรไทยได้สร้างเครื่องอัดเม็ดเลียนแบบของ ต่างประเทศเป็นผลสำเร็จ และใช้ได้ดีทั้งราคาถูกกว่าสั่งจากต่างประเทศ ปัจจุบันเครื่องอัดเม็ดใน โรงงานมันสำปะหลังอัดเม็ดส่วนใหญ่เป็นเครื่องอัดเม็ดที่สร้างขึ้นในประเทศไทย ความต้องการมัน

สำปะหลังอัดเม็ดในยุโรปเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว ที่ดินที่ใช้ปลูกมันสำปะหลังในจังหวัดชลบุรีและระยอง มาแต่เดิมผลิตมันสำปะหลังไม่พอกับความต้องการของตลาดต่างประเทศ พื้นที่ปลูกมันสำปะหลังจึงได้แผ่ขยายไปยังส่วนอื่นๆ ของประเทศอย่างรวดเร็ว ทั้งทางภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ภาคตะวันตก และภาคใต้ แต่พื้นที่ปลูกส่วนใหญ่ขยายไปทางภาคตะวันออกเฉียงเหนือ พื้นที่ปลูกมันสำปะหลังของประเทศไทยช่วงแรกเพิ่มจาก 4 แสนไร่เศษในปี พ.ศ. 2503 เป็นมากกว่า 4 ล้านไร่ในปี พ.ศ. 2519 และมากกว่า 7 ล้านไร่ในปี พ.ศ. 2557 (สถาบันวิจัยและพัฒนามหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2558)

มันสำปะหลังทั่วโลกมีทั้งหมดประมาณ 3 ชนิด แต่ละชนิดมีลักษณะแตกต่างกันไป โดยสามารถจำแนกตามลักษณะภายนอก ปริมาณของกรดไฮโดรไซยานิก หรืออายุการเก็บเกี่ยว การจำแนกชนิดโดยใช้คุณลักษณะภายนอกหลายอย่างช่วยในการจำแนก เช่น สีของใบอ่อน สีก้านใบ สีลำต้น ขนที่ยืดอ่อน ลักษณะทรงต้น หูใบ เช่น ในส่วนของก้านใบ พันธุ์ระยอง จะมีก้านใบสีแดง พันธุ์เกษตรศาสตร์ จะมีก้านใบสีเขียวอ่อนหรือสีขาว และห้วยบงจะมีก้านสองสี เนื่องจากห้วยบงเป็นลูกผสมระหว่างพันธุ์ระยองกับพันธุ์เกษตรศาสตร์ นอกจากนั้น รูปร่างของหัว สีของเปลือก และเนื้อจะแตกต่างกันออกไปตามพันธุ์ เป็นต้น การจำแนกพันธุ์ตามปริมาณของกรดไฮโดรไซยานิกซึ่งเป็นส่วนประกอบทางสรีรวิทยา โดยแบ่งมันสำปะหลังออกเป็น 2 ชนิด ตามปริมาณกรดไฮโดรไซยานิก คือ ชนิดขม (bitter cassava) ที่ใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตแป้งมันสำปะหลัง จะมีปริมาณกรดไฮโดรไซยานิกสูง และชนิดหวาน (sweet cassava) มีปริมาณกรดไฮโดรไซยานิกต่ำ การจำแนกตามอายุการเก็บเกี่ยว แบ่งออกได้เป็น 2 พวก คือ Short season เป็นมันสำปะหลังที่จะเริ่มมีหัวแก่พร้อมที่จะเก็บเกี่ยวเมื่ออายุ 6 เดือน และไม่สามารถทิ้งไว้เกิน 9-11 เดือน ส่วนใหญ่เป็นพวก sweet cassava Long season เป็นมันสำปะหลังที่จะแก่เมื่อมีอายุตั้งแต่ 1 ปีขึ้นไป และสามารถปล่อยทิ้งไว้ถึง 3-4 ปีได้ ส่วนใหญ่เป็นพวก bitter cassava สำหรับประเทศไทยมีพันธุ์ของมันสำปะหลังที่ปลูกทั่วไปอยู่ 3 กลุ่ม ได้แก่

1. พันธุ์ชนิดหวาน (Sweet type) เป็นมันสำปะหลังที่มีปริมาณกรดไฮโดรไซยานิก (HCN) ต่ำ เป็นพันธุ์ที่ใช้หัวเพื่อการบริโภคได้โดยตรง รสไม่ขม มีทั้งชนิดเนื้อร่วน นุ่มและชนิดเนื้อเหนียวแน่น นิยมนำมาเชื่อม บั๊ง เผา ไม่มีการปลูกเป็นพื้นที่ใหญ่ๆ เนื่องจากมีตลาดจำกัด ในประเทศไทยมีพันธุ์ที่นิยมปลูกได้แก่ พันธุ์ห่านาที และพันธุ์ระยอง 2 ซึ่งเป็นพันธุ์ที่กรมวิชาการเกษตรปรับปรุงขึ้น พันธุ์นี้สังเกตได้ที่ก้านใบมีสีแดงเข้ม ทั้งก้าน และเปลือกของหัวขรุขระ มีสีน้ำตาล หัวมักมีสีออกเหลือง

2. พันธุ์ชนิดขม (Bitter type) เป็นมันสำปะหลังที่มีปริมาณกรดไฮโดรไซยานิก (HCN) สูงกว่าชนิดแรก และมีรสขมเนื้อหยาบ ไม่เหมาะสำหรับการบริโภคของมนุษย์หรือใช้หัวมันสดเลี้ยงสัตว์โดยตรง แต่เนื่องจากเป็นพันธุ์ที่มีปริมาณแป้งสูง จึงนิยมใช้ในอุตสาหกรรมแปรรูปต่างๆ เช่น แป้งมัน มันเส้น มันอัดเม็ด และแอลกอฮอล์ การแปรรูปเป็นอาหารโดยใช้ความร้อน เช่น ตากแดด

เผาและต้ม สามารถจะทำให้ไขมันแตกตัวหมดไป ทำให้รสขมลดลงได้ ในประเทศไทยพันธุ์ชนิดขม เป็นพันธุ์ที่มีพื้นที่ปลูกมากที่สุด เพื่อส่งโรงงานอุตสาหกรรมนำไปแปรรูป เพื่อผลิตเป็นมันเส้น มันอัดเม็ด แป้งมัน และผลิตเอทานอลแอลกอฮอล์ ได้แก่ พันธุ์ระยอง 1 ระยอง 2 ระยอง 3 ระยอง 5 ระยอง 7 ระยอง 9 ระยอง 60 ระยอง 72 ระยอง 90 พันธุ์เกษตรศาสตร์ 50 และพันธุ์ห้วยบง 60 ห้วยบง 80 ลักษณะประจำพันธุ์นี้ คือ ก้านใบมีสีเขียวอ่อนปนแดง หัวเรียบ มีสีขาว

3. พันธุ์ที่ใช้ประดับ ใช้ปลูกเป็นไม้ประดับตามสถานที่ต่างๆ เพื่อความสวยงาม มีชื่อเรียกว่า มันต่าง เนื่องจากใบมีแถบสีขาวและเหลืองกระจายตามความยาวของใบ และยังมีพันธุ์ มันป่า ใช้ปลูกเพื่อให้ร่มเงา เป็นไม้พุ่มขนาดกลางถึงใหญ่พบได้แบจังหวัดชลบุรี และระยอง

มันสำปะหลังนับเป็นพืชเศรษฐกิจเชิงพาณิชย์ที่สำคัญของประเทศไทย ตลอดระยะเวลากว่า 50 ปี ประเทศไทยเป็นผู้ส่งออกผลิตภัณฑ์มันสำปะหลังเป็นอันดับหนึ่งในตลาดโลกอย่างต่อเนื่อง ความสำเร็จนี้เป็นผลที่เกิดจากการดำเนินงานร่วมกันตั้งแต่เกษตรกรผู้ปลูกมันสำปะหลัง ภาครัฐ และภาคเอกชน การค้ามันสำปะหลังและอุตสาหกรรมมันสำปะหลังเกิดขึ้นนับตั้งแต่เริ่มมีการปลูกมัน สำปะหลังในภาคตะวันออกเฉียงเหนือในจังหวัดชลบุรี และระยอง เนื่องจากสภาพพื้นที่เหมาะสม เป็นพื้นที่ดอน ค่อนข้างเป็นดินทราย ไม่มีน้ำขัง มันสำปะหลังสามารถเจริญเติบโตได้ดี จึงเป็นแหล่งตั้งโรงงาน อุตสาหกรรมแปรรูปแป้งมันสำปะหลังในระยะแรก ปี พ.ศ. 2492 เป็นปีแรกที่เริ่มปรากฏรายงาน ข้อมูลสถิติการปลูกมันสำปะหลังอย่างเป็นทางการในจังหวัดชลบุรี มีรายงานข้อมูลพื้นที่เพาะปลูกมัน สำปะหลัง 102,000 ไร่ ได้ผลผลิตรวม 307,000 ตัน เพื่อผลิตแป้งมันสำปะหลังส่งจำหน่าย ต่างประเทศ โดยเฉพาะญี่ปุ่น และสหรัฐอเมริกา ในช่วงหลังสงครามโลกครั้งที่ 2 การวิจัยและพัฒนา พันธุ์ และการปลูกมันสำปะหลังในประเทศไทยในช่วงแรกๆ มีหน่วยงานของรัฐดำเนินงานเป็นหลักอยู่ 2 หน่วยงาน คือ สถาบันวิจัยพืชไร่กรมวิชาการเกษตร และภาควิชาพืชไร่นาคณะเกษตร มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ เป็นหน่วยงานในประเทศไทยที่ค้นคว้าและปรับปรุงพันธุ์มันสำปะหลังมา อย่างต่อเนื่องยาวนานตั้งแต่ปี พ.ศ. 2498 เป็นต้นมา เริ่มมีการวิจัยทางด้านดิน-ปุ๋ย โดยในช่วงแรก มีการตั้งสถานีทดลองพืชไร่ระยอง ของกรมวิชาการเกษตร ส่วนมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ มีสถานีฝัก นิสิตเกษตรศรีราชา สังกัดคณะเกษตร ปี พ.ศ. 2508 กรมวิชาการเกษตร นำพันธุ์มันสำปะหลังจาก ศูนย์เกษตรเขตร้อนนานาชาติ (Centro Internacional de Agricultura Tropical, CIAT) ประเทศ โคลัมเบีย และจากประเทศอินโดนีเซีย เข้ามาทำการคัดเลือก และผสมพันธุ์ เพื่อปรับปรุงพันธุ์มัน สำปะหลังในประเทศไทย ปี พ.ศ. 2525 สมาคมการค้ามันสำปะหลังแห่งประเทศไทยนำเข้าพันธุ์จาก เวอร์จินไอร์แลนด์มาคัดเลือกและทดสอบพันธุ์ ปัจจุบันมีหน่วยงานทั้งภาครัฐและเอกชนที่เกี่ยวข้อง ที่ร่วมกันดำเนินการวิจัยหรือให้การสนับสนุนและเผยแพร่ผลงานวิจัยด้านต่างๆ จำนวนมาก อาทิ มหาวิทยาลัยต่างๆ กรมวิชาการเกษตร กรมส่งเสริมการเกษตร ศูนย์พันธุ์วิศวกรรมและ เทคโนโลยีชีวภาพแห่งชาติ สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (สวทช) มูลนิธิ

พัฒนามันสำปะหลังแห่งประเทศไทย และสมาคมที่เกี่ยวข้องกับมันสำปะหลัง เช่น สมาคมการค้ามันสำปะหลังไทย สมาคมโรงงานผลิตภัณฑมันสำปะหลังไทย สมาคมโรงงานผู้ผลิตมันสำปะหลัง และสมาคมแปงมันสำปะหลังไทย เป็นต้น รวมทั้งทำหน้าที่ส่งเสริม แนะนำให้เกษตรกรปลูกมันสำปะหลังพันธุ์ดี ทดแทนมันสำปะหลังพันธุ์ดั้งเดิมมากขึ้นเป็นลำดับ อาทิ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ และกรมวิชาการเกษตร ร่วมกับมูลนิธิสถาบันพัฒนามันสำปะหลังแห่งประเทศไทย ได้แนะนำพันธุ์ดีสู่เกษตรกร ส่วนใหญ่เป็นผลงานวิจัยของศูนย์วิจัยพืชไร่ระยอง ได้แก่ พันธุ์ระยอง 1 พันธุ์ระยอง 3 พันธุ์ระยอง 60 พันธุ์ระยอง 90 พันธุ์ระยอง 5 พันธุ์ระยอง 72 พันธุ์ระยอง 7 พันธุ์ระยอง 9 พันธุ์ระยอง 11 และพันธุ์ระยอง 86-13 ส่วนผลงานของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ได้แก่ พันธุ์ศรีราชา 1 พันธุ์เกษตรศาสตร์ 50 และพันธุ์ห้วยบง 60 พันธุ์ห้วยบง 80 พันธุ์ห้วยบง 90 และพันธุ์เกษตรศาสตร์ 72 อย่างไรก็ตาม งานปรับปรุงพันธุ์มันสำปะหลังยังคงต้องดำเนินการต่อไป ซึ่งการจะได้พันธุ์มันสำปะหลังที่ได้รับการขึ้นทะเบียนแต่ละพันธุ์มีกระบวนการซึ่งหน่วยงานที่ยื่นขอจะต้องแจกแจงรายละเอียดถึงความเป็นมาของการพัฒนาพันธุ์ พร้อมทั้งพิสูจน์ให้เห็นแล้วว่าเป็นพันธุ์ที่ได้ทดสอบตามหลักวิชาการอย่างถูกต้อง ดังนั้นในการสร้างมันสำปะหลังพันธุ์หนึ่งต้องใช้เวลามากกว่า 8 ปีขึ้นไป ในการวิจัยพัฒนาและปรับปรุงให้ได้พันธุ์ที่ดีมีคุณภาพและความต้านทานรวมไปถึงการให้ผลผลิตสูง จึงจะทำการส่งเสริมไปยังเกษตรกร (สถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2558)

ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้เลือกพันธุ์มันสำปะหลัง จากศูนย์วิจัยพืชไร่ระยอง กรมวิชาการเกษตรได้ปรับปรุงพันธุ์มันสำปะหลังพันธุ์ใหม่สำเร็จอีก 1 พันธุ์ คือ พันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) มีลักษณะเด่น คือ ให้ผลผลิตหัวสดสูง เฉลี่ย 4,513 กิโลกรัม/ไร่ สูงกว่าพันธุ์ระยอง 5 ระยอง 7 และระยอง 9 คิดเป็นร้อยละ 3, 3 และร้อยละ 4 ทั้งยังให้ผลผลิตแป้งสูง เฉลี่ย 1,196 กิโลกรัม/ไร่ สูงกว่าพันธุ์ระยอง 5 ระยอง 7 และระยอง 9 คิดเป็นร้อยละ 16, 14 และร้อยละ 9 นอกจากนี้ยังมีแป้งสูง เฉลี่ย 26.3 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งสูงกว่าพันธุ์ระยอง 5 ระยอง 7 และระยอง 9 คิดเป็นร้อยละ 14, 11 และร้อยละ 5 และยังให้ผลผลิตมันแห้งสูงถึง 1,705 กิโลกรัม/ไร่ โดยมันสำปะหลังพันธุ์ใหม่นี้สามารถปลูกได้ในพื้นที่ปลูกมันสำปะหลังทั่วไป ทั้งภาคตะวันออก ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และภาคกลาง ซึ่งพื้นที่ที่ให้ผลผลิตสูง ได้แก่ จังหวัดชัยนาท ขอนแก่น เลย อุดรธานี มหาสารคาม นครราชสีมา และอุบลราชธานี เป็นต้น อนาคตคาดว่า มันสำปะหลังพันธุ์นี้จะเป็นทางเลือกใหม่ของเกษตรกรผู้ปลูกมันสำปะหลังทั่วประเทศที่จะใช้พันธุ์ไปปลูกเพื่อป้อนผลผลิตเข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรม

2.2 เทคโนโลยีการสำรวจทรัพยากรจากภาพถ่ายดาวเทียม (Remote Sensing)

เทคโนโลยีการสำรวจทรัพยากรจากภาพถ่ายดาวเทียม หรือการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล ในประเทศไทยได้เริ่มต้นขึ้น ตั้งแต่ ปี พ.ศ. 2514 โดยมีการแต่งตั้งคณะกรรมการแห่งชาติ เพื่อประสานงานกับกองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ซึ่งมีผู้ทรงคุณวุฒิจากหน่วยงานต่างๆ รวมทั้งได้อนุมัติให้เข้าร่วมโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมขององค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติ (NASA) ในการใช้ประโยชน์จากข้อมูลดาวเทียมเพื่อสำรวจทรัพยากรต่างๆ ภายในประเทศ ดาวเทียมดวงแรก ได้แก่ LANDSAT-1 โดยตั้งเป็นโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ภายใต้สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ ต่อมาได้มีการยกระดับขึ้นเป็นกองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ในปี พ.ศ. 2522 โดยมีหน่วยงานต่างๆ ได้นำเอาข้อมูลดาวเทียมไปใช้ประโยชน์อย่างกว้างขวาง ดังนั้นคณะรัฐมนตรีจึงได้อนุมัติให้สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ จัดตั้งสถานีรับสัญญาณดาวเทียมสำรวจทรัพยากรขึ้นมาในปี พ.ศ. 2523 มีหน้าที่ในการรับและผลิตข้อมูลดาวเทียม ซึ่งเป็นสถานีรับสัญญาณแห่งแรกในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ในปัจจุบันได้โอนไปอยู่ในหน่วยงาน สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (องค์การมหาชน) ตั้งขึ้น เมื่อวันที่ 2 พฤศจิกายน พ.ศ. 2543 ข้อมูลที่ได้จากดาวเทียม ถูกนำไปใช้ในงานสำรวจและติดตามการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมต่างๆ เช่น พื้นที่ป่าไม้ การเกษตร ธรณีวิทยา อุทกวิทยา และสิ่งแวดล้อม เป็นต้น (สุพรรณิการ์ เกตุศิริ, 2557)

Remote Sensing คือการได้มาซึ่งข้อมูลเกี่ยวกับวัตถุ พื้นที่ หรือปรากฏการณ์จากเครื่องมือบันทึกข้อมูล (Sensor) โดยเราไม่ได้เข้าไปสัมผัสกับตัววัตถุ แต่จะอาศัยคุณสมบัติคลื่นแม่เหล็กของไฟฟ้า (Electromagnetic Energy) เป็นสื่อ โดยค่าที่ใช้กันอย่างแพร่หลายและเป็นทางการ คือ “การสำรวจข้อมูลจากระยะไกล” (พิชชาพร อุ่นผาง, 2557)

สำหรับการทำงานของการทำงานของการสำรวจข้อมูลระยะไกล ประกอบด้วยสองกระบวนการหลัก

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

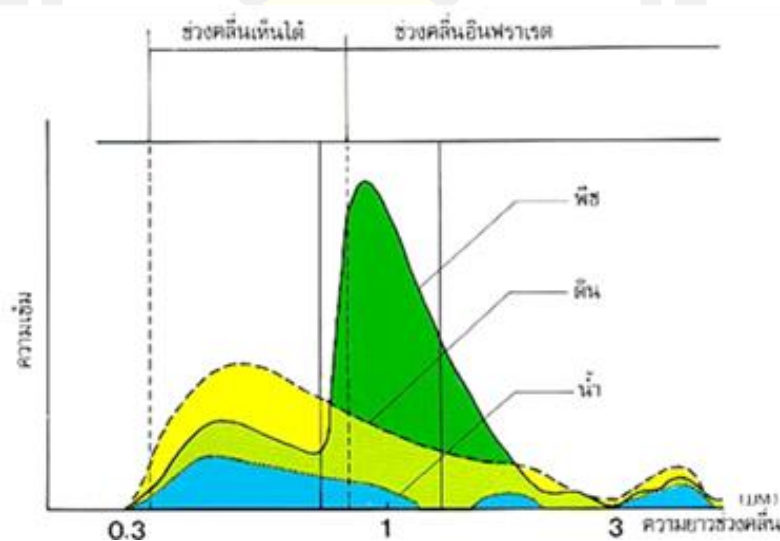
2. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data analysis) จะประกอบด้วยการแปลข้อมูลด้วยสายตา (Visual Interpretation) และการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Digital Analysis) (สมบัติ อยู่เมือง, 2558)



ภาพที่ 1 กระบวนการการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล
ที่มา : กิตติคุณ รุ่งเรือง (2556)

2.2.1 การสะท้อนช่วงคลื่น (Spectral Signature) ของพืชพรรณ ดิน และน้ำ

พืช ดินและน้ำ ที่ปกคลุมผิวโลกจะมีความยาวช่วงคลื่นที่ต่างกัน ทำให้เราสามารถแยกแยะประเภทชนิดต่างๆ ได้ โดยวัตถุทั้งสามชนิดหลักนี้จะมีรูปแบบการสะท้อนพลังงานช่วงคลื่นต่างๆ เฉพาะตัว เรียกว่า Spectral Signature หรือลายเซ็นเชิงคลื่น (ภาพที่ 2) โดยที่ช่วงคลื่นเดียวกัน วัตถุต่างชนิด จะให้ค่าการสะท้อนพลังงานช่วงคลื่นต่างกัน ในขณะที่วัตถุชนิดเดียวกัน จะให้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นที่ แตกต่างกันไป ทำให้สามารถแยกแยะชนิดของวัตถุได้



ภาพที่ 2 ลักษณะการสะท้อนช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของ พืช ดิน และน้ำ
ที่มา : เชาวลิต ศิลปทอง (2553)

2.2.2 การสะท้อนช่วงคลื่นของพืชพรรณ

หลักการสะท้อนช่วงคลื่นของพืชพรรณจะใช้อัตราการดูดกลืนพลังงานคลอโรฟิลล์ของใบพืชที่ช่วงความยาวคลื่น 0.45-0.65 ไมครอน ซึ่งเป็นช่วงคลื่นสีน้ำเงินและสีแดง สะท้อนพลังงานที่ความยาวคลื่น 0.5 ไมครอน มนุษย์เราจึงมองเห็นใบพืชเป็นสีเขียว ถ้าใบพืชไม่สมบูรณ์ เช่น แห้งเหี่ยว หรือทำให้คลอโรฟิลล์ลดลงก็จะทำให้การสะท้อนที่คลื่นสีแดงสูงขึ้น ในช่วงคลื่นอินฟราเรดสะท้อน (Reflected Infrared) (0.7-1.3 ไมครอน) การสะท้อนพลังงานของใบพืชจะสูง คือ จะสะท้อนพลังงานประมาณ 50 % ของพลังงานที่ตกกระทบ ซึ่งการสะท้อนพลังงานนี้เป็นผลเนื่องจากโครงสร้างภายในของพืช เนื่องจากพืชต่างชนิดกันจะมีโครงสร้างภายในไม่เหมือนกัน ดังนั้นถ้าวัดการสะท้อนพลังงานในช่วงนี้ก็จะสามารถแยกชนิดของพืชได้ ในทำนองเดียวกัน การสะท้อนพลังงานที่ความยาวคลื่นอินฟราเรดสะท้อนของพืชที่ไม่สมบูรณ์ จะมีความแตกต่างไปจากการสะท้อนที่มีความยาวคลื่นเดียวกันของพืชที่สมบูรณ์ ดังนั้นระบบการสำรวจข้อมูลจากระยะไกลที่สามารถบันทึกค่าสะท้อนของช่วงคลื่นนี้ได้ สามารถตรวจจับพืชที่ไม่สมบูรณ์ได้ในช่วงคลื่นที่มีความยาวสูงกว่า 1.3 ไมครอน พลังงานส่วนใหญ่จะถูกดูดกลืนหรือสะท้อนมีการส่งผ่านน้อยมาก มักพบค่าต่ำลงที่ช่วงคลื่น 1.4, 1.9 และ 2.7 เพราะว่าในช่วงเหล่านี้น้ำในใบพืชจะดูดกลืนพลังงาน จึงเรียกว่า ช่วงคลื่นเหล่านี้ว่า ช่วงคลื่นการดูดซับน้ำ (Water Absorption Bands) ดังนั้นค่าการสะท้อนพลังงานของใบพืชจึงแปรผกผันกับปริมาณน้ำทั้งหมดในใบพืชสำหรับช่วงคลื่นเหล่านี้ด้วย (เซาวลิต ศิลปะทอง, 2553)

2.2.3 การสะท้อนช่วงคลื่นของดิน

ความสัมพันธ์ระหว่างการสะท้อนพลังงานของดินกับความยาวคลื่นมีความแปรปรวนน้อย ปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการสะท้อนช่วงคลื่นของดิน คือ ความชื้นในดิน ปริมาณอินทรีย์วัตถุ เนื้อดิน ปริมาณเหล็กออกไซด์ และความขรุขระของผิวดิน (Roughness) ปัจจัยดังกล่าวมีความซับซ้อน และมีความสัมพันธ์กัน เช่น ดินทรายหยาบมีการระบายน้ำดีจะสะท้อนพลังงานสูง ดินละเอียดมีการระบายน้ำไม่ดีจะสะท้อนพลังงานต่ำ ดินที่มีอินทรีย์วัตถุสูงจะมีสีคล้ำ ดูดกลืนพลังงานสูงในช่วงสายตามองเห็น เช่นเดียวกับดินที่มีเหล็กออกไซด์ในปริมาณสูง จะปรากฏเป็นสีเข้ม เนื่องจากการสะท้อนพลังงานลดลง ดินที่มีผิวขรุขระมากก็จะทำให้การสะท้อนของพลังงานลดลง เช่นเดียวกัน แสดงลักษณะการสะท้อนพลังงานของดินชนิดต่างๆ ในสภาพความชื้นต่ำ (เซาวลิต ศิลปะทอง, 2553)

2.2.4 Ground Resolution and Pixel

การบันทึกข้อมูลจะเป็นการบันทึกข้อมูลเชิงตัวเลข (Digital data) ความละเอียดของข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial resolution) จึงขึ้นกับรายละเอียดภาคพื้นดิน (Ground Resolution) โดยแต่ละจุดบนภาพ เรียกว่า Pixel หรือ Picture Element ซึ่งหมายถึงขนาดของพื้นที่ที่เล็กที่สุด

ที่จะมองเห็นด้วยดาวเทียม หมายความว่า เป็นกรอบพื้นที่ขนาดเล็กที่สุดที่จะถูกแทนที่ด้วยค่าเชิงตัวเลข 1 ค่า จะเป็นค่าการสะท้อนพลังงานของวัตถุต่างๆ ที่อยู่รวมกันในจุดบนภาพ เช่น ข้อมูลรายละเอียด 20 เมตร หมายถึงว่า แต่ละจุดขนาด 20 เมตร บนภาคพื้นดิน จะมีค่าการสะท้อนรวมเพียง 1 ค่า เป็นตัวแทนของวัตถุในจุดบนภาพนั้น ถ้าหากต้องการให้ได้รายละเอียดของข้อมูลมากจะต้องมีขอบเขตขนาดเล็ก (เซวาลิต ศิลปะทอง, 2553)

2.2.5 การให้ภาพสีผสม (False Color Composite)

ภาพจากดาวเทียมขาว-ดำหนึ่งภาพในหลายช่วงคลื่นสามารถนำมาซ้อนทับกันได้ครั้งละ 3 แบนด์ โดยทำให้แต่ละแบนด์ที่เป็นสีขาว-ดำกลายเป็นสีบวก (Additive Primary Color) 3 สีหลัก คือ สีน้ำเงิน (Blue) สีเขียว (Green) และสีแดง (Red) ซึ่งเป็นช่วงคลื่นตามมองเห็น เมื่อนำมาซ้อนทับกันทำให้ได้ภาพสีผสม ปรากฏสีต่างๆ ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีสี คือ การซ้อนทับของแม่สีบวกแต่ละคู่ จะให้แม่สีลบ (Subtractive Primary Color) คือ สีเหลือง (Yellow) สีม่วงแดง (Magenta) และสีฟ้า (Cyan) ดังนี้ (ภาพที่ 3) (เซวาลิต ศิลปะทอง, 2553)

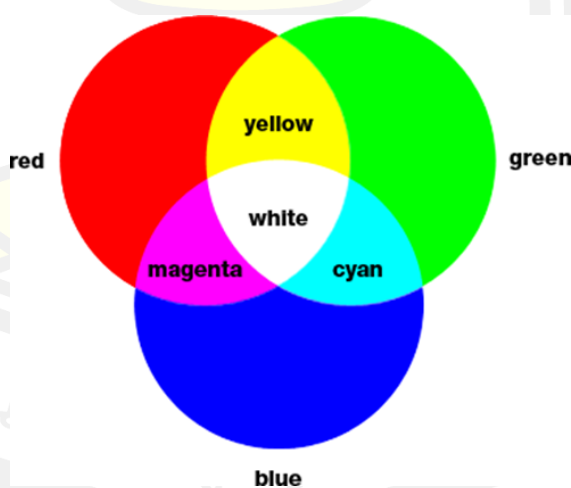
สีแดง (R) + สีเขียว (G) = สีเหลือง (Y)

สีแดง (R) + สีน้ำเงิน (B) = สีม่วงแดง (M)

สีน้ำเงิน (B) + สีเขียว (G) = สีฟ้า (C)

สีน้ำเงิน (B) + สีเขียว (G) + สีแดง (R) = สีขาว (W)

สีเหลือง (Y) + สีม่วงแดง (M) + สีฟ้า (C) = สีดำ (ภาพที่ 3)



ภาพที่ 3 ภาพสีผสมของข้อมูลดาวเทียม

ที่มา : Tyler (2011)

ถ้าหากต้องการภาพสีผสมธรรมชาติ (Natural Color) เราต้องใช้ข้อมูลช่วงคลื่นสีน้ำเงิน สีเขียว และสีแดง มาผ่านแม่สีบวกทั้งสาม คือ น้ำเงิน เขียว และแดง ตามลำดับ ในกรณีที่ใช้การผสมภาพจากข้อมูลช่วงคลื่นที่แตกต่างไปจากนี้ ภาพที่ได้จะเรียกว่าภาพสีผสมเท็จ (False Color) เช่น ข้อมูลช่วงคลื่นสีเขียว สีแดง และอินฟราเรดใกล้ ตามลำดับ จะให้ข้อมูลพืชพรรณเป็นสีแดง เนื่องจากพืชสามารถสะท้อนช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ได้ดี เป็นต้น จากหลักการดังกล่าวนี้ทำให้เราสามารถตีความแบ่งแยกชนิดวัตถุตามสีที่ปรากฏได้ (เขาวลิต ศิลปะทอง, 2553)

2.3 การสำรวจด้วยภาพถ่ายทางอากาศ (Photogrammetry)

การสำรวจด้วยภาพถ่าย เป็นการสำรวจที่ประยุกต์หลักวิชา Photogrammetry มาใช้ในการสำรวจภูมิประเทศ การทำแผนที่ และการสำรวจภาคพื้นดิน (Terrestrial) และทางอากาศ (Aerial)

โฟโตแกรมเมตรีเป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการทำข้อมูลสารสนเทศที่มีความแม่นยำสูงเกี่ยวกับวัตถุภาพและสภาพแวดล้อมต่างๆ โดยผ่านกระบวนการบันทึก การรังวัด และการแปลความหมายจากภาพถ่าย และรูปแบบการแพร่ของพลังงานคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า และปรากฏการณ์อื่น ๆ ที่ถูกบันทึกไว้ จากคำนิยามของงานทางโฟโตแกรมเมตรี สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ลักษณะคือ

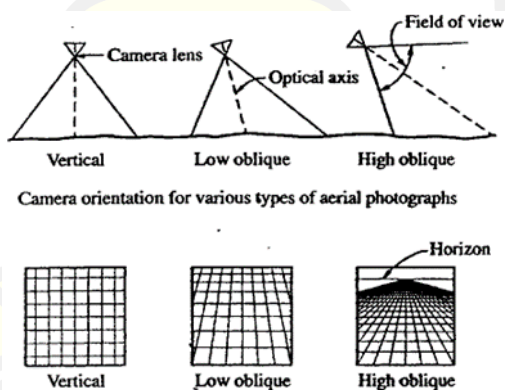
1. Photogrammetry ที่เกี่ยวกับการรังวัดภาพ (Metric photogrammetry) ซึ่งรวมการวัดอย่างละเอียดและการคำนวณ เพื่อให้ได้ขนาดของวัตถุ
2. Photogrammetry ที่เกี่ยวกับการแปลภาพ (Interpretation photogrammetry) ซึ่งเป็นการปฏิบัติเกี่ยวกับการรับรู้ภาพจากระยะไกล และจำแนกวัตถุต่าง ๆ (กิตติศักดิ์ ศรีกลาง, 2559)

2.3.1 ชนิดของภาพถ่าย

ภาพถ่ายในงานทาง Photogrammetry แบ่งเป็นภาพที่ถ่ายจากภาคพื้นดิน (Terrestrial) และทางอากาศ (Aerial) ภาพถ่ายภาคพื้นดินถ่ายด้วยกล้องที่อยู่บนพื้น (Ground – based cameras) ซึ่งจะทราบตำแหน่ง (position) และการเอียงตัว (orientation) ของกล้อง ทำให้เกิดสาขาของงาน Photogrammetry ที่เรียกว่า “Terrestrial Photogrammetry” เป็นการประยุกต์การรังวัดด้วยภาพที่มีการใช้เครื่องมือและดำเนินการรังวัดบนภาคพื้นดิน การรังวัดใช้กล้องที่มีขนาดเล็กลงเพื่อให้สามารถเคลื่อนย้ายในสนามได้สะดวก การรังวัดภาพพื้นดินนิยมใช้กับการทำแผนที่ภูมิประเทศที่ขอบเขตไม่กว้างขวางนัก แต่ภูมิประเทศซับซ้อน เช่น การทำแผนที่ของเหมืองเปิด การทำแผนที่ของภูมิประเทศที่เป็นเนินเขาและหุบเขา และอีกสาขา เรียกว่า “Close-range Photogrammetry” เป็นการรังวัดด้วยภาพที่ระยะระหว่างกล้อง อยู่ห่างจากวัตถุที่จะรังวัดไม่มากนัก

โดยทั่วไปจะจำกัดในระยะ 1 ถึง 100 เมตร จะมีการใช้กล้องถ่ายภาพพิเศษเพื่อการนี้โดยเฉพาะ ปัจจุบันมีการประยุกต์ใช้กล้องถ่ายภาพดิจิทัลที่ใช้งานอยู่ทั่วไปในท้องตลาด มักจะประยุกต์ใช้งานด้านโบราณสถาน โบราณวัตถุ งานด้านการตรวจสอบทางอุตสาหกรรม ทางด้านการแพทย์ เพื่อใช้หาขนาดและรูปร่างของวัตถุที่ซับซ้อนหรือต้องการประหยัดเวลาในการบันทึก

ภาพถ่ายทางอากาศ โดยทั่วไปแบ่งออกได้เป็นภาพตั้ง กับ ภาพเฉียง ภาพตั้ง (Vertical) คือ ภาพที่ถ่ายโดยให้แกนของกล้องอยู่ในแนวตั้งมากที่สุด ถ้าแกนของกล้องขณะถ่ายภาพอยู่ในแนวตั้งจริงๆ ระนาบภาพจะขนานกับระนาบราบของพื้นหลักฐาน และภาพที่ได้เรียกว่า ตั้งจริง (Truly Vertical) ในการถ่ายภาพตั้งอาจจะมีปัญหาเรื่องของแนวกล้องที่จะให้อยู่ในแนวตั้งอยู่ตลอดเวลา เนื่องจากสภาพอากาศทำให้เครื่องบินเกิดการเอียงในขณะที่ถ่ายภาพ ถ้าแกนของกล้องเอียงไปจากแนวตั้งเพียงเล็กน้อย ภาพที่ได้เรียกว่า ภาพเอียง (Tilt) ความเอียงของแกนกล้องนี้ปกติจะน้อยกว่า 1 และไม่เกิน 3 ในการทำงานบางครั้งก็ถือเอาภาพเอียงเป็นภาพตั้งจริง เครื่องมือที่มีความละเอียดถูกต้องและวิธีการในงานโฟโตแกรมเมตรีได้รับการพัฒนาจนทำให้การใช้ภาพเอียงไม่ทำให้ความถูกต้องของงานที่ได้ลดลง ภาพเฉียง (Oblique) คือ ภาพที่ถ่ายโดยให้แกนของกล้องเอียงออกจากแนวตั้ง ภาพเฉียงต่ำ (Low Oblique) จะไม่ปรากฏเส้นขอบฟ้า ส่วนภาพเฉียงสูง (High Oblique) จะปรากฏแนวเส้นขอบฟ้า



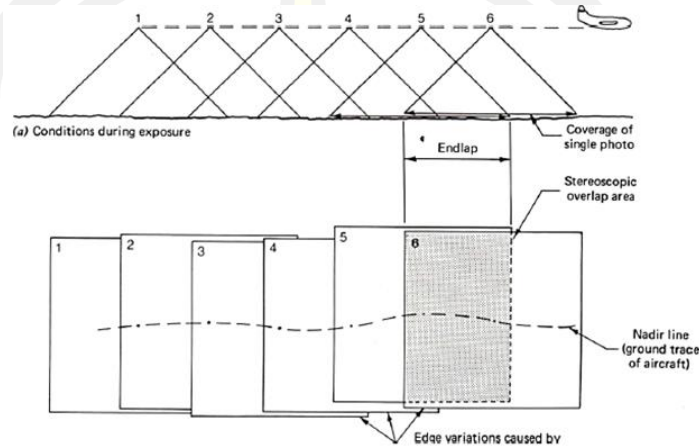
ภาพที่ 4 แสดงชนิดภาพถ่ายภาพแนวตั้ง ภาพเฉียงต่ำ ภาพเฉียงสูง

ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

2.3.2 การบินถ่ายภาพตั้ง

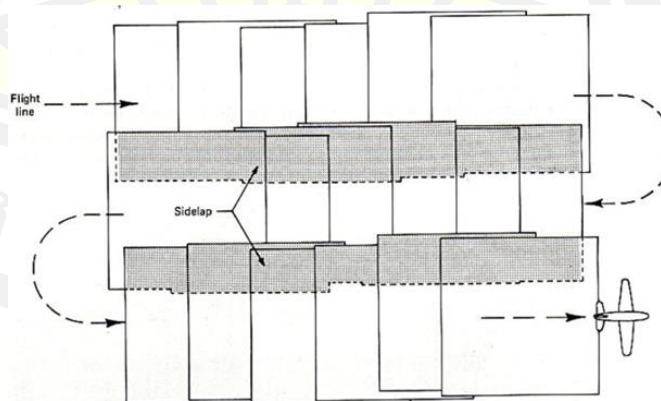
การถ่ายภาพทางอากาศในแนวตั้งด้วยกล้องถ่ายภาพที่ติดตั้งบนเครื่องบินให้คลุมพื้นที่ จะถ่ายภาพเป็นแนวขนานกัน เรียกว่า “แนวบิน” (Flight Strip) ภาพที่อยู่ประชิดกันในแต่ละแนวบิน จะครอบคลุมพื้นที่เหลื่อมกันเป็นบางส่วน เรียกว่า “ส่วนซ้อน” (Endlap/Overlap) ตามปกติจะ

ประมาณ 55 - 65 % บริเวณที่เหลื่อมกันตามแนวนอนของภาพคู่หนึ่ง เรียกว่า “บริเวณคู่ภาพสามมิติ” (Stereoscopic Overlap Area) และเรียกภาพคู่นี้ว่า “คู่ภาพสามมิติ” (Stereo Pairs) ตำแหน่งของกล้องขณะถ่ายภาพ เรียกว่า “ตำแหน่งถ่ายภาพ” (Exposure Station) และ ความสูงของกล้อง เรียกว่า “ระดับบิน” (Flying Height)



ภาพที่ 5 แสดงส่วนซ้อนบริเวณที่เหลื่อมกันของภาพ
ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

ภาพถ่ายในแนวนอนข้างเคียงกัน จะมีบริเวณที่ซ้อนกัน เรียกว่า “ส่วนเกย” (Side lap) ตามปกติจะประมาณ 30% ภาพถ่ายทางอากาศที่มีตั้งแต่สองแนวนอนขึ้นไป เรียกว่า “บล็อกของภาพถ่าย” (Block of photos)



ภาพที่ 6 แสดงส่วนเกยของแนวนอน
ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

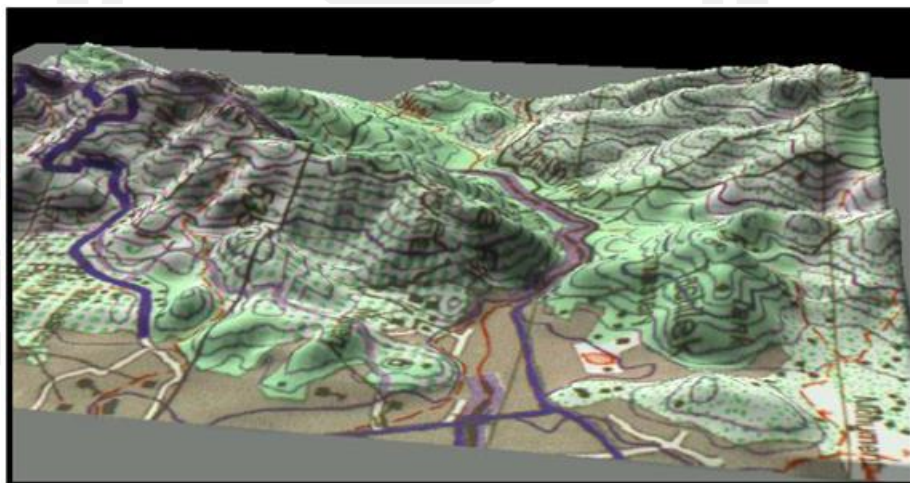
การเก็บรวบรวมข้อมูลชนิดต่างๆ เข้าสู่ฐานข้อมูลเพื่อนำไปใช้งานในระบบสารสนเทศ ภูมิศาสตร์ สามารถทำได้โดยใช้ระบบ Photogrammetry ผลผลิตที่ได้อาจแบ่งออกได้กว้างๆ เป็น 2 ประเภท คือ ผลผลิตที่เป็นภาพ (Image Products) กับผลผลิตที่เป็นจุดและข้อมูลแบบจุดพิกัด (Point and Vector Products) ผลผลิตที่เป็นภาพ (Image Products) ผลผลิตเหล่านี้อยู่ในรูปแบบของภาพที่แสดงวัตถุเดิมที่อาจอยู่ในรูปแบบสามมิติ โดยแสดงออกมาในลักษณะสองมิติ ตัวอย่างของผลผลิตมีลักษณะดังนี้

1. ภาพถ่ายทางอากาศ ใช้ในการตีความและวางแผนทั่วไป
2. ภาพขาว - ดำ หรือภาพสีที่ได้จากการกำหนดสีให้กับแถบสเปกตรัมต่างๆ ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า ภาพเหล่านี้สามารถนำไปใช้สำหรับวิเคราะห์และวางแผนทั่วไปในพื้นที่ที่ถ่ายภาพมา
3. ภาพโมเสค (Mosaic) เป็นภาพต่อของภูมินาแต่ละภาพมาต่อกันให้เป็นภาพเดี่ยว ดังนั้น โมเสคจึงเป็นการต่อภาพหลายๆ ภาพ และแต่ละภาพเป็นการมองภูมิประเทศจากจุดศูนย์ทิวทัศน์ (Perspective View)
4. ภาพตัดแก้ (Rectified Imagery) เป็นภาพที่ได้รับการแก้ปัญหาจากการเอียงของกล้องในขณะถ่ายภาพออกไปแต่ยังมีอิทธิพลของความสูงต่ำของภูมิประเทศ (Relief) ปรากฏอยู่ จึงทำให้มาตราส่วนที่แท้จริงในภาพแปรผันไปตามลักษณะของภูมิประเทศ เช่นเดียวกับในกรณีของภาพหรือรูปถ่ายดั้งเดิมและในกรณีของโมเสค
5. ภาพออร์โท (Orthophoto) เป็นภาพของภูมิประเทศที่สร้างจากคู่ภาพที่ซ้อนกัน โดยที่มีการขจัดลักษณะเรขาคณิตแบบการฉายจากจุดศูนย์ทิวทัศน์ของภาพออกไป ภาพออร์โทสามารถนำมาใช้ได้ลักษณะเดียวกับแผนที่ทางราบ (Planimetric Map) เนื่องจากมีมาตราส่วนคงที่ ถ้านำเส้นชั้นความสูงมาซ้อนทับบนภาพออร์โท ก็จะได้เป็นแผนที่ภาพออร์โทที่สามารถนำมาใช้เช่นเดียวกับแผนที่ภูมิประเทศ (Topographic Map)
6. โมเสคของภาพออร์โท (Orthophotomosaic) เป็นผลผลิตที่เกิดจากการนำภาพออร์โทในบริเวณติดกันหลายๆ ภาพมารวมกันเข้าเป็นภาพผืนเดียว มีมาตราส่วนคงที่ที่สามารถนำมาเป็นแผนที่ได้ (กิตติศักดิ์ ศรีกลาง, 2559)



ภาพที่ 7 แผนที่ภาพออร์โท (Orthophoto Map)
ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

งานโปรแกรมเมตรีรุ่นใหม่สามารถสร้างผลผลิตชนิดอื่นๆ ได้อีก เช่น ภาพภูมิประเทศ ทั้งแบบมุมมองจากจุดศูนย์ทิวทัศน์และมุมมองแบบเฉียง (Oblique View) และแผนที่แสดงความสูง โดยใช้สี (Color-coded Elevation Map) เป็นต้น



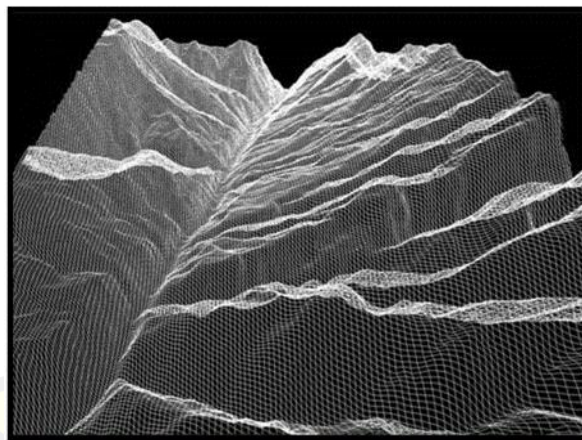
ภาพที่ 8 ภาพเกิดจากการประยุกต์ Oblique View
ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

ผลผลิตที่เป็นจุดและข้อมูลแบบจุดพิกัด (Point and Vector Products) ผลผลิตที่เป็นจุดคือผลผลิตที่เราทราบค่าพิกัดสามมิติของแต่ละจุด ซึ่งค่าพิกัดอาจอยู่ในระบบพิกัดภาคพื้นดินหรืออยู่ในระบบพิกัดอื่น ผลผลิตเหล่านี้ได้แก่

1. จุดควบคุมเพิ่มเติม (Supplementary Control) ที่มักได้จากการสำรวจด้วยภาพถ่ายด้วยวิธีการถ่ายสามเหลี่ยมอากาศ (Aerotriangulation)
2. การกำหนดตำแหน่งของเป้าหมาย (Targeting) ที่เราจะสร้างหรือกำหนดขึ้นก่อนการถ่ายภาพ (pre-marking)
3. แบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM) ที่เป็นการประมวลผลจากคอมพิวเตอร์เพื่อให้ได้มาซึ่งพื้นผิวของภูมิประเทศ

3.1 แบบจุดสุ่ม (Random Data Point) เก็บค่าพิกัด ณ ตำแหน่งที่ภูมิประเทศมีการเปลี่ยนแปลงความสูงอย่างมีนัยสำคัญ

3.2 แบบกริด (Gridded Data Point) เก็บค่าพิกัด ณ ตำแหน่งที่กำหนดจากตารางกริดแบบคงที่ในระนาบ XY สำหรับแสดงค่าความสูงตรงจุดตัดแต่ละจุดของเส้นกริด

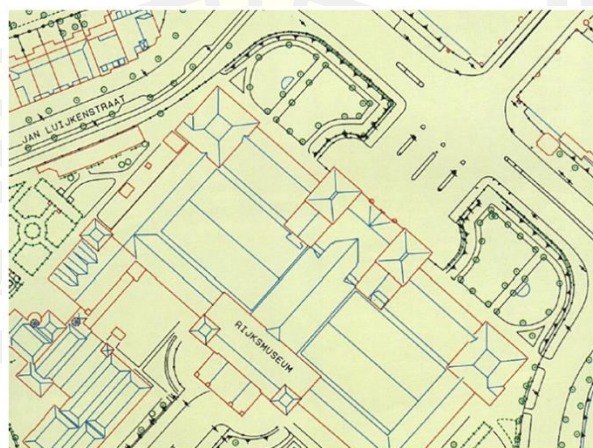


ภาพที่ 9 ภาพตัวอย่างแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM)

ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

ผลผลิตที่เป็นข้อมูลแบบจุดพิกัดจะใช้บอกรายละเอียดที่อยู่ในภูมิประเทศหรือรายละเอียดของวัตถุที่เป็นโครงสร้างที่มนุษย์สร้างขึ้น ตัวอย่างของผลผลิตนี้คือ แผนที่สายเส้น (Line map) เช่น

1. แผนที่ทางราบ (Planimetric Map) ที่แสดงเฉพาะตำแหน่งทางราบของรายละเอียดในภูมิประเทศ ผลิตขึ้นโดยมีความละเอียดถูกต้องในระดับต่างๆ ขึ้นอยู่กับเทคนิคการงาน Photogrammetry
2. แผนที่แสดงเส้นชั้นความสูง (Contour Map) ที่เส้นแต่ละเส้นเกิดจากการตัดกันระหว่างพื้นผิวระดับกับภูมิประเทศ วิธีการนี้เป็นวิธีแรกๆ ที่ใช้แสดงรูปทรงของภูมิประเทศก่อนที่จะมีการนำแนวความคิดเรื่องแบบจำลองความสูงเชิงเลขมาใช้ แผนที่ชนิดนี้อาจสร้างขึ้นโดยตรงจากเครื่องมือทาง Photogrammetry หรืออาจสร้างจากแบบจำลองความสูงเชิงเลข
3. แผนที่ภูมิประเทศ ที่แสดงทั้งรายละเอียดทางราบ และแสดงรูปทรงและความสูงของพื้นดินด้วยเส้นชั้นความสูง
4. แผนที่เฉพาะเรื่อง (Thematic Map) คือ การนำเอาแผนที่ของแต่ละเรื่อง มาซ้อนทับกันเพื่อประเมินข้อมูล ยกตัวอย่างเช่น การแสดงโครงข่ายคมนาคม รูปแบบทางน้ำ (Drainage Pattern) ชนิดพืชพันธุ์ และความชัน สามารถแยกแสดงออกมาโดยใช้แผนที่เฉพาะเรื่องจำนวน 4 ระวาง เป็นต้น แผนที่เฉพาะเรื่องเหล่านี้สามารถนำไปใช้เป็นชั้นข้อมูลหนึ่ง (Layer) ในระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ได้
5. โพรไฟล์ (Profile) แสดงถึงการตัดกันระหว่างระนาบที่มักเป็นระนาบดิ่งกับพื้นผิวภูมิประเทศ โพรไฟล์อาจมีการวางทิศทางอย่างใดก็ได้เมื่อเทียบกับระนาบอ้างอิงทางราบ
6. แบบจำลองวัตถุสามมิติ (Three-dimensional Object Model) หรือโครงลวด (Wire frame) ได้จากการประยุกต์งาน Photogrammetry ร่วมกับเครื่องมือทางสาขาวิชาคอมพิวเตอร์ในงานทางอุตสาหกรรมการ



ภาพที่ 10 ภาพตัวอย่างผลผลิตที่เป็นข้อมูลแบบจุดพิกัด

ที่มา : กิตติศักดิ์ ศรีกลาง (2559)

2.4 ดัชนีค่าสะท้อนแสงที่ใช้ในการศึกษา

การศึกษานี้เป็นการติดตามการเจริญเติบโตโดยการหาความสัมพันธ์ระหว่างความสูง ค่าดัชนีพื้นที่ใบ ค่าชีวมวล ปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบ และผลผลิตของมันสำปะหลัง กับค่าสะท้อนแสงที่ได้จากกล้อง RGB NDVI และ RE โดย R, G และ B คือ ค่าสะท้อนแสงช่วงคลื่นสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงิน โดย $r = R/(R + G + B)$, $g = G/(R + G + B)$, $b = B/(R + G + B)$, ส่วน NDVI และ RE เป็นค่าสะท้อนแสง จากกล้อง NDVI และ RE ซึ่งตัวแปรจะอยู่ในรูปแบบของความสัมพันธ์ของดัชนีค่าการสะท้อนแสง ดังนี้

2.4.1 Normalized difference vegetation index (NDVI)

ดัชนี NDVI จากภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับเป็นดัชนีที่ได้รับความนิยมสูงเพื่อใช้ระบุพื้นที่ที่มีพืชปกคลุม ติดตามการเจริญเติบโตของพืช รวมถึงใช้สำหรับประมาณผลผลิตพืช โดยรายงานการศึกษาของ Jianget และคณะ (2021) ใช้เป็นดัชนีสำหรับประเมินความต้องการปุ๋ยของนาข้าว Selvaraj และคณะ (2020) ใช้เป็นดัชนีที่ใช้ในการติดตามการเจริญเติบโตและประมาณผลผลิตของมันสำปะหลัง Hassan และคณะ (2019) ใช้เป็นตัวแปรในการติดตามการเจริญเติบโตและประมาณผลผลิตของข้าวสาลี และ Wahab และคณะ (2018) ใช้ติดตามเพื่อและประมาณผลผลิตของข้าวโพด โดยค่าดัชนี NDVI คำนวณจากความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสง ดังนี้

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

เมื่อ NIR คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นเนียร์อินฟราเรด (Near Infrared)

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง (Red Band)

2.4.2 Visible Atmospherically Resistant Index (VARI)

หลายรายงานการศึกษาแสดงให้เห็นว่าประสบความสำเร็จในการใช้ดัชนี VARI จากภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับในการติดตามความสมบูรณ์และการเจริญเติบโตของพืช โดยรายงานการศึกษาของ Medina และ Hernina (2020) ใช้ศึกษาการประมาณความสมบูรณ์ของต้นปาล์ม Andrade และคณะ (2019) ใช้ดัชนี VARI ติดตามการเจริญเติบโตของข้าวโพด และ Eng และคณะ (2018) ใช้ติดตามพื้นที่และการเปลี่ยนแปลงของพืชปกคลุมดิน โดยค่าดัชนี VARI คำนวณจากความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น RGB ดังนี้

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

เมื่อ $r = R/(R+G+B)$, $g = G/(R+G+B)$ และ $b = B/(R+G+B)$

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง

G คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีเขียว

B คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีน้ำเงิน

2.4.3 Green Leaf Index (GLI)

ดัชนี GLI จากภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับในสามารถใช้การติดตามการเจริญเติบโตของพืชได้หลากหลายชนิด โดยรายงานการศึกษาของ Bassine และคณะ (2019) ใช้เป็นดัชนีในการตรวจจับพื้นที่ปกคลุมที่เป็นพืช Andrade และคณะ (2019) ใช้ดัชนี GLI ติดตามการเจริญเติบโตของข้าวโพด และ Lussem และคณะ (2018) ใช้ติดตามเพื่อประเมินผลผลิตอาหารสัตว์ในทุ่งหญ้า โดยค่าดัชนี GLI คำนวณจากความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น RGB ดังนี้

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

เมื่อ $r = R/(R+G+B)$, $g = G/(R+G+B)$ และ $b = B/(R+G+B)$

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง

G คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีเขียว

B คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีน้ำเงิน

2.4.4 Green-red vegetation index (GRVI)

ดัชนี GRVI ถูกประยุกต์ใช้ในการติดตามการเจริญเติบโตของพืชหลายชนิด โดยรายงานการศึกษาของ Salarux และ Kaewplang (2020) ใช้ดัชนี GRVI ประมาณค่าชีวมวลของ algal bloom รายงานการศึกษาของ Sanches และคณะ (2018) ใช้ดัชนี GRVI เพื่อประเมินการประมาณค่าผลผลิตของอ้อย Bendig และคณะ (2015) ใช้ดัชนี GRVI ติดตามการเจริญเติบโตและประมาณความสูงของข้าวบาร์เลย์ และ Kalisperakis และคณะ (2015) ใช้ดัชนี GRVI ประมาณค่าดัชนีพื้นที่ผิวใบ โดยค่าดัชนี GRVI คำนวณจากความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น RGB ดังนี้

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

เมื่อ $r = R/(R+G+B)$ และ $g = G/(R+G+B)$

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง

G คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีเขียว

B คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีน้ำเงิน

2.4.5 Excess green (ExG)

ดัชนี ExG จากภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับในสามารถใช้การติดตามการเจริญเติบโตของพืชโดย Zhang และคณะ (2020) ใช้ดัชนี ExG ติดตามความต้องการปุ๋ยและประมาณผลผลิตของข้าวโพด รายงานการศึกษาของ Bassine และคณะ (2019) ใช้เป็นดัชนีในการตรวจจับพื้นที่ปกคลุมที่เป็นพืช Yeom และคณะ (2019) ใช้ในการประเมินสภาพป่าที่ถูกไฟไหม้ และ Kim และคณะ (2018) ติดตามการเจริญเติบโตของผักกาดขาวและหัวไชเท้า โดยค่าดัชนี ExG คำนวณจากความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น RGB ดังนี้

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

เมื่อ $r = R/(R+G+B)$, $g = G/(R+G+B)$ และ $b = B/(R+G+B)$

R คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีแดง

G คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีเขียว

B คือ ค่าสะท้อนแสงในช่วงคลื่นสีน้ำเงิน

2.5 ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM)

จุดประสงค์ของการใช้ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) คือ การหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Explanatory Variables) กับตัวแปรตาม (Response Variable) โดยมีแนวคิดที่ว่าตัวแปรตาม (Y) สามารถเขียนอยู่ในรูปของผลรวมของค่าเฉลี่ย (μ) กับความคลาดเคลื่อน (ε) ได้ ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการ ดังนี้

$$Y = \mu + \varepsilon$$

ซึ่งตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLMs) เป็นชื่อที่ใช้เรียกกลุ่มของตัวแบบสมมติฐานของตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป มีดังนี้

1. องค์ประกอบแบบสุ่ม (Random Component) ค่าของ Y เป็นอิสระต่อกัน และมีการแจกแจงแบบใดแบบหนึ่งในวงศ์ชี้กำลัง (Exponential Family)
2. องค์ประกอบแบบเป็นระบบ (Systematic Component) สามารถเขียนตัวแปรต้นให้อยู่ในรูปตัวประมาณเชิงเส้น η ได้ โดยที่ $\eta = \mathbf{X} \beta$
3. ฟังก์ชันเชื่อมโยง (Link Function) ความสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบแบบสุ่มและองค์ประกอบแบบเป็นระบบถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันเชื่อมโยง (g) โดยที่ฟังก์ชันเชื่อมโยงนั้นสามารถหาอนุพันธ์ได้ (Differentiable) และเป็นฟังก์ชันโดยที่

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

การแจกแจงที่อยู่ในวงศ์ชี้กำลัง (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 โดยการแจกแจงที่อยู่ในวงศ์ชี้กำลังและความแปรปรวนของการแจกแจงต่างๆ (สำนักงานอตราเบี่ยประกันวินาศภัย, 2559)

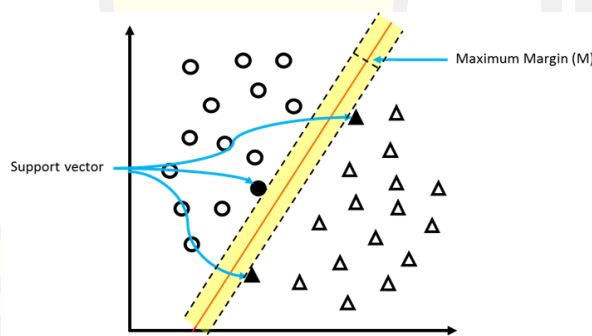
2.6 ป่าสุ่ม (Random Forest: RF)

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 แต่แทนที่จะสุ่มข้อมูลอย่างเดียวก็ทำการสุ่มเลือกแอตทริบิวต์ (ฟีเจอร์) ต่างๆ ออกมาเป็นหลายๆ ชุดด้วย และสร้างโมเดลด้วยเทคนิค Decision Tree หลายๆ ต้น ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดลเราจะเรียกว่า เทรนนิ่งดาต้า (training data) ซึ่งจะประกอบด้วยแอตทริบิวต์ทั่วไป (หรือตัวแปรต้นในทางสถิติ) และแอตทริบิวต์ประเภทสัญลักษณ์ (label) หรือคลาส (class) ผลลัพธ์ที่ได้ทำให้โมเดลทำนาย (predict) ออกมา (เป็นตัวแปรตามในทางสถิติ) ผลลัพธ์ที่ได้จะอย่างอิสระจากต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) แต่ละต้นถูกนำมาคิดเป็นการโหวตที่มากที่สุด

2.7 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เป็นตัวจำแนกเชิงเส้น (Linear Classifier) แบบ 2 คลาส ข้อได้เปรียบของ SVM คือ มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลที่มีมิติจำนวนมากได้หลักการของ SVM คือ การหาเส้นตรงที่มีมาร์จินที่โตที่สุด (Maximum Margin) ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 คลาส ดังตัวอย่างในภาพที่ 11 เป็นข้อมูลขนาด 2 มิติ โดนถูกจำแนกออกเป็น 2 คลาส ได้แก่ + (○) และคลาส - (△) โดยเส้นตรงที่ใช้แบ่งข้อมูลมีมาร์จินเท่ากับ $M = 2w$ ซึ่งเป็นความกว้างระหว่างเส้นตรงกับซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support vector) ของข้อมูลทั้ง 2 คลาส (● และ ▲)



ภาพที่ 11 ตัวอย่างของตัวแบบจำแนก SVM บนข้อมูลขนาด 2 มิติ

ที่มา: www.knowledge.sru.ac.th

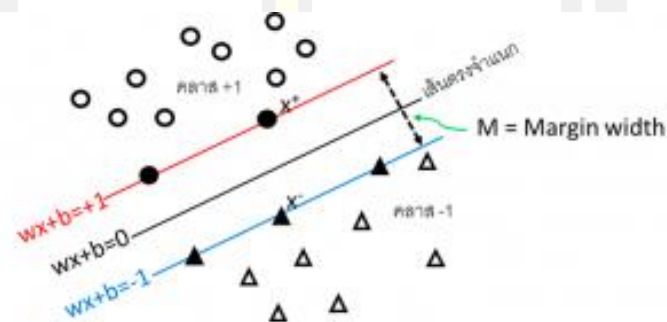
การใช้เส้นตรงสำหรับแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่มด้วยมาร์จินที่โตที่สุด (Maximum Margin) เป็นวิธีที่การันตีได้ว่าจะสามารถแยกข้อมูลได้โดยมีความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยมี support vector เป็นตัวกำหนดขนาดของ Margin ดังนั้นถ้าข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงใด ๆ เส้นตรงจำแนกก็ยังขึ้นอยู่กับ support vector ซึ่งจะยังเป็น Maximum Margin อยู่ ดังตัวอย่างในภาพที่ 12 เป็นการหา

Maximum Margin ในเชิงคณิตศาสตร์ จากภาพที่ 12 จะเห็นได้ว่าข้อมูล x จะถูกแบ่งเป็นระนาบบวก และระนาบลบ 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 12 การคำนวณ Maximum Margin

ที่มา: www.knowledge.snruc.ac.th

2.8 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2)

สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (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 ยิ่งมีค่าสูงยิ่งทำให้เกิดความแม่นยำของการนำสมการไปใช้เพื่อทำนาย หรือคาดคะเนผลลัพธ์ย่อมสูงตามไปด้วย โดยทั่วไปสมการที่มักนำไปใช้ควรมีค่า R^2 อย่างน้อย 0.75

หากสูงกว่า 0.90 ถือว่าดีมาก ค่า R^2 มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 ถ้าค่าเป็น 0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์ใดๆ ระหว่างตัวแปรตามและอิสระ แต่ถ้าค่าเป็น 1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์กันอย่างสมบูรณ์ (สุวดี นำพาเจริญ และชลธิชา จำรัสพร, 2558)

2.9 รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (Root Mean Square Error: RMSE)

รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด คือ การวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการประมาณการจากแบบจำลองยกกำลังสอง ถ้าค่า RMSE มีค่าน้อยแสดงว่าแบบจำลองสามารถประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง แต่ถ้ามีค่าเท่ากับศูนย์ หมายความว่าไม่เกิดความคลาดเคลื่อนในแบบจำลอง สามารถคำนวณได้ดังนี้ (สุวดี นำพาเจริญ และ ชลธิชา จำรัสพร, 2558)

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

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

2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Shafian และคณะ (2018) ทำการศึกษากระบวนการสำรวจระยะไกลด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) สำหรับการติดตามการเจริญเติบโตและพัฒนาการของข้าวฟ่าง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพของกระบวนการสำรวจระยะไกลด้วย UAV สำหรับการหาติดตามการเจริญเติบโตของข้าวฟ่าง โดยศึกษาดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) และผลผลิต การศึกษาได้ดำเนินการที่ Texas A&M Research Farm รัฐเท็กซัส ประเทศสหรัฐอเมริกา โดยใช้ UAV แบบปีกแข็งที่ติดตั้งเซ็นเซอร์ถ่ายภาพแบบหลายช่วงคลื่น ในการรวบรวมข้อมูลภาพ ทำการศึกษาในช่วงฤดูการปลูกเดือนเมษายน-ตุลาคม ปี ค.ศ. 2016 ทำการบินรวบรวมข้อมูลหลังจากวันเพาะปลูกที่ 50, 66, และ 74 วัน การบินเหล่านี้ให้ข้อมูลภาพที่ครอบคลุมช่วงการเจริญเติบโตปานกลางของข้าวฟ่าง โดยมีความละเอียดเชิงพื้นที่ประมาณ 6.5 ซม. การวัดดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ในภาคสนาม จากการศึกษาพบว่า ดัชนีความแตกต่างระหว่างพืชพรรณ (NDVI) มีความสัมพันธ์สูงสุดกับ LAI และผลผลิตด้วยค่า R^2 ที่ 0.91 และ 0.58

ตามลำดับ ความสัมพันธ์ระหว่าง NDVI กับ LAI ได้รับการตรวจสอบและพิสูจน์แล้วว่าแม่นยำสำหรับการประมาณค่า LAI จากค่า NDVI ที่ได้มาจากภาพถ่ายด้วย UAV นอกจากนี้ NDVI ที่ได้จากภาพถ่ายด้วย UAV จากการเก็บข้อมูลที่ระยะออกดอก (74 วันหลังจากปลูก) พบว่ามีความสัมพันธ์สูงสุดกับผลผลิต

Promchai และคณะ (2019) ทำการศึกษาการติดตามเจริญเติบโตของข้าวด้วยภาพถ่ายทางอากาศที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับ (UAV) ติดตั้งกล้อง RGB บินไปถ่ายภาพที่ระดับความสูง 90 เมตร โดยใช้ความสัมพันธ์ของค่าการสะท้อนแสง เพื่อทำนายชีวมวลของข้าวก่อนและหลังระยะออกรวง ค่าสะท้อนแสงจากภาพที่ได้ใช้ในการคำนวณสีเขียว - ดัชนีพืชพรรณสีแดง (GRVI) และดัชนีสีแดงสีเขียวสีน้ำเงิน (RGBI) นอกจากนี้ ข้อมูลภาคสนามที่เก็บรวบรวม 120 ชุด ยังแบ่งออกเป็นสองส่วน ข้อมูลสำหรับการสอบเทียบและข้อมูลสำหรับการประเมินแบบจำลอง 80 ชุด และ 40 ชุดตามลำดับ ทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วย Generalized Linear Model, Deep Learning และ Random Forest และประเมินแบบจำลองด้วยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE) สำหรับชีวมวลของข้าวก่อนถึงระยะออกรวง พบว่าสำหรับ GRVI, R^2 และ RMSE เท่ากับ 0.920 และ 0.961 ตามลำดับ และสำหรับ RGBI, R^2 และ RMSE เท่ากับ 0.918 และ 0.697 ตามลำดับ ในขณะเดียวกัน สำหรับชีวมวลของข้าวหลังระยะออกรวง พบว่าสำหรับ GRVI, R^2 และ RMSE เท่ากับ 0.854 และ 1.648 ตามลำดับ และสำหรับ RGBI, R^2 และ RMSE เท่ากับ 0.810 และ 1.530 ตามลำดับ สำหรับทั้งสองช่วงเวลา รูปแบบการทำนายที่เหมาะสมที่สุดคือ Random Forest นี้แสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์การสะท้อนแสงของสมการทั้งสองตาม GRVI และ RGBI สามารถใช้ติดตามการเจริญเติบโตของข้าวได้

Akkarapon และ Siwa (2020) ทำการศึกษาการตรวจจับโรคใบด่าง (CMD) ในไร่มันสำปะหลังโดยใช้การสำรวจระยะไกลด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) เพื่อให้สามารถจำแนกโรคที่เกิดจาก CMD ในลักษณะรายแปลงได้โดยทันต่อสถานการณ์การแก้ปัญหา โดยใช้วิธีการสำรวจระยะไกลจากเครื่องมืออากาศยานไร้คนขับ (UAV) ร่วมการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการวิเคราะห์และเฝ้าติดตามปัญหานี้ได้ โดยเลือกใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ 3 วิธี ได้แก่ General Linear Model (GLM), Deep Learning และ Support Vector Machine (SVM) ที่ความละเอียดจุดภาพ (GSD) 0.02, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5 และ 0.7 m จากการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพบว่า overall accuracy GLM ที่ GSD 0.25 m ให้ค่าความถูกต้องมากที่สุด 91.31 % ค่าความถูกต้องของการแปลข้อมูลเท่ากับ 0.852 overall accuracy Deep Learning ที่ GSD 0.1 m ให้ค่าความถูกต้องมากที่สุด 94.79 % ค่าความถูกต้องของการแปลข้อมูลเท่ากับ 0.921 overall accuracy SVM ที่ GSD 0.05 m ให้ค่าความถูกต้อง มากที่สุด 93.04 % ค่าความถูกต้องของการแปลข้อมูลเท่ากับ 0.895 สรุปได้ว่าการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยความละเอียดจุดภาพ (GSD) ทั้ง 3 วิธีนี้ ควรเลือกความละเอียดจุดภาพไม่เกิน 0.25 m ผลการวิจัยสามารถ

ตรวจจับโรคใบด่าง (CMD) ที่เกิดในมันสำปะหลังได้โดยใช้อากาศยานไร้คนขับ (UAV) ให้ประสิทธิภาพมากที่สุด

Selvaraj และคณะ (2020) ทำการศึกษาการเชื่อมโยงคุณลักษณะเหนือพื้นดินและใต้พื้นดินของมันสำปะหลัง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง Machine learning (ML) ร่วมกับข้อมูลจากการประมวลผลภาพ ที่ได้จากอากาศแบบไร้คนขับ (UAV) ที่ติดตั้งเซนเซอร์บันทึกภาพถ่ายแบบหลายช่วงคลื่น ที่มีความสามารถในการวัดดัชนีพืชพรรณ (VIs) ในช่วงเวลาต่างๆ ของวัฏจักรการเจริญเติบโต โดยทำการประมวลผลภาพทางอากาศใช้อินทรมเวลา สำหรับดึงคุณลักษณะของพืชออกจากข้อมูลภาพโดยอัตโนมัติ โดยการสร้างแบบจำลองนั้นใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นหลายแบบ สร้างขึ้นที่ระยะการเจริญเติบโตที่สำคัญที่แตกต่างกันของมันสำปะหลัง โดยใช้ข้อมูลสำรวจจากภาคพื้นดินและดัชนีพืชพรรณที่ได้จากเซ็นเซอร์แบบหลายช่วงคลื่น ซึ่งดัชนีสเปกตรัมและคุณลักษณะต่างๆ ถูกนำมารวมกันเพื่อพัฒนาแบบจำลองและคาดการณ์ผลผลิตหัวมันสำปะหลัง โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่แตกต่างกัน ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของระยะการเจริญเติบโตของมันสำปะหลัง 4 ระยะ โดยการยืดตัว (EL) และการขยายตัวช่วงปลาย (LBK) เป็นขั้นตอนที่มีประโยชน์ที่สุดในการประมาณค่าชีวมวลเหนือพื้นดิน (AGB) ชีวมวลใต้พื้นดิน (BGB) และความสูงของต้น ส่วนการวิเคราะห์หลายช่วงเวลาพบว่า ข้อมูลคุณลักษณะสะสมของระยะต้นใหญ่ (EBK) แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญ ($r = 0.77$) สำหรับดัชนี Green Normalized Difference Vegetation (GNDVI) กับ BGB มีความสัมพันธ์กว่าดัชนีพืชอื่น และความสูงของมันสำปะหลังในแปลงมีความสัมพันธ์ที่ดีกับการวัดด้วย UAV (CH_{UAV}) ($r = 0.92$) ที่ระยะการขยายตัวช่วงปลาย (LBK) โดยพบว่าข้อมูล normalized difference red edge index (NDRE) มีความสัมพันธ์สูงอย่างสม่ำเสมอ ($r = 0.65$ ถึง 0.84) กับ AGB ที่ระยะ LBK โดยอัลกอริทึม Machine learning (ML) ที่ใช้ในการศึกษานี้ k-Nearest Neighbors (kNN), Random Forest (RF) และ Support Vector Machine (SVM) โดยผลการศึกษาพบว่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดสำหรับการทำนายผลผลิตมีความแม่นยำสูงสุด $R^2 = 0.67$ 0.66 และ 0.64 ตามลำดับ

Guo และคณะ (2020) ทำการศึกษาการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในใบข้าวโพด ด้วยกล้อง RGB ที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ (UAV) โดยใช้วิธีการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) โดยทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างดัชนีพืชพรรณ (VI) ที่คำนวณจากภาพสีแดง-เขียว-น้ำเงิน (RGB) จากอากาศยานไร้คนขับและปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบข้าวโพดที่วัดโดยใช้ SPAD-502 โดยทำการประเมินโดยใช้ระดับความสูงของการบินที่แตกต่างกัน โดยภาพที่ได้มาจากระดับความสูงของบิน 50 ม. ดีที่สุด ได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงสุดเท่ากับ 0.85 โดยศึกษาจากการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (ML) สามวิธี ได้แก่ back propagation neural network (BP), support

vector machine (SVM) และ random Forest (RF) สำหรับการประมาณค่าคลอโรฟิลล์แบบกริดตามค่า VI ทั่วไป ค่ารากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE) ของการประมาณค่าคลอโรฟิลล์โดยใช้วิธี ML คือ 3.85, 3.11 และ 2.90 สำหรับ BP, SVM และ RF ตามลำดับ ในทำนองเดียวกัน ค่าความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) คือ 2.947, 2.460 และ 2.389 สำหรับ BP, SVM และ RF ตามลำดับ ดังนั้น วิธีการ ML มีความแม่นยำสูงสัมพัทธ์ในการประมาณค่าคลอโรฟิลล์โดยใช้ดัชนีพืชพรรณ (VI) โดยเฉพาะอย่างยิ่ง RF ทำงานได้ดีกว่า BP และ SVM ผลการศึกษานี้แนะนำว่าสามารถใช้วิธีการ ML แบบบูรณาการกับภาพ RGB ของกล้องนี้ที่ระดับความสูง 50 ม. (ความละเอียดเชิงพื้นที่ 0.018 ม.) ได้อย่างสมบูรณ์แบบสำหรับการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในใบ

Song และคณะ (2020) ทำการศึกษาการใช้แบบจำลองดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) และอัลกอริทึมอย่างง่ายสำหรับการประมาณผลผลิต (SAFY) จากการจำลองข้อมูลการสังเกตด้วยวิธีพอยต์คลาวด์ (SOPC) ที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับ (UAV) สำหรับการประมาณชีวมวลและผลผลิตของข้าวสาลี โดย SOPC ที่พัฒนาขึ้นเมื่อเร็วๆ นี้ สามารถสร้างแผนที่ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ของข้าวสาลีในฤดูหนาวที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่สูงจากข้อมูลบนคลาวด์แบบจุดจากอากาศยานไร้คนขับ (UAV) โดยไม่ต้องวัดจากภาคพื้นดิน ซึ่งการศึกษานี้ แผนที่ SOPC-LAI ถูกนำไปใช้กับอัลกอริทึมอย่างง่ายสำหรับการประมาณผลผลิต (SAFY) เพื่อสร้างแผนที่ชีวมวลและแผนที่ผลผลิต โดยขั้นแรกใช้การวัดชีวมวลเหนือพื้นดินแบบแห้ง เพื่อกำหนดพารามิเตอร์จำเพาะพันธุ์พืช และดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) เพื่อจำลองในแบบจำลอง SAFY จากนั้นแผนที่ SOPC-LAI ถูกแปลงเป็น LAI โดยแผนที่ SOPC-LAI ถูกนำไปใช้กับโมเดล SAFY เพื่อสร้างแบบจำลองชีวมวลเหนือพื้นดินแห้ง (DAM) โดยมีความคลาดเคลื่อนรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด (RMSE) ระหว่างผลผลิตที่ประเมินและวัดได้คือ 88 g/m^2 และความคลาดเคลื่อนรากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาดสัมพัทธ์ (RRMSE) คือ 15.2 % โดยที่แผนที่จากแบบจำลองชีวมวลเหนือพื้นดินแห้ง (DAM) ที่สร้างขึ้นในการศึกษานี้แสดงให้เห็นความแปรผันของผลผลิตในภาคสนามได้อย่างชัดเจน

Rathaphong และ Siwa (2021) ทำการศึกษานี้เพื่อศึกษาและพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) ที่ติดตั้งกล้องเซนเซอร์ RGB และ RGN ในการบันทึกภาพ โดยใช้ค่าการสะท้อนแสงของช่วงคลื่น Red, Green, Blue, NIR และแบบจำลองความสูง (DEM) จากภาพ ร่วมกับคุณสมบัติต่าง ๆ ของข้าว เพื่อศึกษาพัฒนาแบบจำลองประมาณค่าความสูง ค่าดัชนีพื้นที่ใบ ค่าคลอโรฟิลล์ค่าชีวมวล และผลผลิต โดยพิจารณาภาพที่ระยะพื้นต่อพิภพขนาด 5, 10, 25, 50, 100 และ 200 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบป่าสุ่ม และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลอง ผลการศึกษพบว่า การใช้ข้อมูลจากภาพ RGB เพียงอย่างเดียวให้ความถูกต้องไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลจากภาพ RGB

และ RGN ร่วมกัน สำหรับแบบจำลองประมาณค่าความสูงให้ค่าความถูกต้อง R2 เท่ากับ 0.74 และ RMSE เท่ากับ 0.14 เมตร จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบให้ค่าความถูกต้อง R2 เท่ากับ 0.81 และ RMSE เท่ากับ 1.91 จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป แบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในหน่วย SPAD ให้ค่าความถูกต้อง R2 เท่ากับ 0.50 และ RMSE เท่ากับ 3.07 จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนแบบจำลองทำนายผลผลิตให้ค่าความถูกต้อง R2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 40.42 กิโลกรัมต่อไร่ จากข้อมูลภาพถ่ายระยะเมล็ดเป็นนํ้านมและแป้ง ที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป และแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล ในระยะออกดอก ระยะเมล็ดเป็นนํ้านมและแป้ง และระยะเมล็ดสุกครบกำหนดเก็บเกี่ยว ให้ค่าความถูกต้อง R2 เท่ากับ 0.77 และ RMSE เท่ากับ 351.79 กิโลกรัมต่อไร่ จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป ส่วนแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล ในระยะก่อนแตกกอ ระยะแตกกอ และระยะเริ่มสร้างดอกอ่อน นั้น การใช้ข้อมูลจากภาพ RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องที่ดีกว่าการใช้ข้อมูลจากภาพ RGB เพียงอย่างเดียวอย่างเห็นได้ชัด โดยมีค่าความถูกต้อง R2 เท่ากับ 0.85 และ RMSE เท่ากับ 217.36 กิโลกรัมต่อไร่ จากข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 10 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีน ซึ่งคาดการณ์ว่าวิธีการและผลการศึกษานี้ สามารถใช้เป็นแนวทางในการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของข้าวด้วยอากาศยานไร้คนขับได้



บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในบทนี้จะเป็นการนำเสนอรายละเอียด ลำดับขั้นตอนวิธีดำเนินการวิจัย ซึ่งได้แก่ ข้อมูลพื้นที่ปลูกมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) และกรณีศึกษาการรับรู้ระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายรายละเอียดสูงจากอากาศยานไร้คนขับ สำหรับการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยอากาศยานไร้คนขับ สามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

3.1 พื้นที่ศึกษา

สถานที่ทำการศึกษาดังอยู่ที่บ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี มีขนาดพื้นที่เท่ากับ 8,000 ตารางเมตร อยู่ที่พิกัด $17^{\circ}04'53.30''$ เหนือ และ $103^{\circ}02'11.40''$ ตะวันออก พื้นที่ศึกษามีสภาพอากาศแบบมรสุมกึ่งร้อนชื้น ฤดูฝนอยู่ในช่วงเดือนมิถุนายนถึงตุลาคม คม อุณหภูมิโดยเฉลี่ย 37°C เพื่อให้ง่ายต่อการเก็บข้อมูล การปลูกพืชมันสำปะหลัง มีระยะห่างระหว่างแถวเท่ากับ 1×1 เมตร แปลงมีขนาด 20×20 เมตร และมีการใช้แปลงทดลองทั้งหมด 11 แปลง เริ่มทำการศึกษาในช่วง 30 พฤษภาคม 2561- 21 พฤษภาคม 2562 ทุกแปลงเริ่มปลูกในวันที่ 21 มิถุนายน 2561 ดังแสดงในภาพที่ 13

พหุบัณฑิต ชีวะ



ภาพที่ 13 แสดงจุดเก็บข้อมูล

3.2 อุปกรณ์เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

3.2.1 อากาศยานไร้คนขับแบบใบพัดหมุน DJI Phantom 3 Professional (Sensor R, G, B) Phantom 3 Professional จะใช้ระบบ Lightbridge ซึ่งมีระบบ GPS ที่ดีกว่า บินได้ไกลเหมือนรุ่น Advanced มาพร้อมสัญญาณวิดีโอสตรีมมิ่งระดับ 720p ถ่ายวิดีโอในระดับ 4K สำหรับรุ่นอื่นๆ DJI Phantom 3 Professional ถือเป็นโดรนที่ราคาไม่แพงและคุณสมบัติเด่นที่สุดในกลุ่มมีเสถียรภาพสูง บินไกลได้ถึง 5 กิโลเมตร



ภาพที่ 14 Phantom 3 Professional

ในการศึกษานี้ใช้กล้อง 3 ชนิด คือ

1. กล้อง Survey3W (Red+Green+NIR) มีความละเอียดจุดภาพ 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
2. กล้องที่ติดตั้งบน Phantom 3 Advanced มีความละเอียด 12 ล้านพิกเซล 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
3. กล้อง Survey3W (Red edge) มีความละเอียดจุดภาพ 12 ล้านพิกเซล HFOV 87° (19mm) f/2.8 มีตัวรับสัญญาณ USB GPS ภายนอกเพื่อให้ภาพที่ถ่ายมีค่าพิกัด โดยกล้อง Survey3W ให้ค่าการสะท้อนแสงในแต่ละช่วงคลื่น คือ Red edge เท่ากับ 725 nm



ภาพที่ 15 กล้อง MAPIR Survey3, เครื่องมือปรับเทียบการสะท้อนของแสง

3.2.2 โปรแกรม Pix4D Capture

เป็นโปรแกรมสำหรับการ วางแผนบินถ่ายภาพ ด้วย UAV ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย ที่สามารถใช้ได้สะดวก เนื่องจาก สามารถใช้กับอุปกรณ์ โทรศัพท์สมาร์ทโฟน ทั้งระบบปฏิบัติการ iOS และ Android



ภาพที่ 16 Application PIX4D Capture

3.2.3 เครื่องมือสำรวจ South Total Station N6 Series

กล้องประมวลผลรวมแบบวัดระยะทาง (Total Station) ยี่ห้อ SOUTH รุ่น N6 2" Accuracy 2 ฟิลิปดา สามารถวัดระยะทางได้ไม่น้อยกว่า 3,500 เมตร โดยใช้ปริซึม 1 ดวง และสามารถวัดระยะทางโดยไมใช้ปริซึมได้ 600 เมตร



ภาพที่ 17 Total Station N6 Series

3.2.4 คอมพิวเตอร์ หรือ โน้ตบุ๊ก สำหรับประมวลผลโดยใช้ระบบปฏิบัติการ Windows 10 Ram 32 GB การ์ดจอ Geforce 1080 M พร้อมติดตั้งโปรแกรม Photoscan Pro Ver.1.1.6, Qgis Ver. 2.18, MAPIR Camera Control และ RapidMiner Studio



ภาพที่ 18 คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลภาพ MSI GF63 8RC

3.2.5 เครื่องวัดคลอโรฟิลล์ Atleaf

เป็นอุปกรณ์หนึ่งที่สามารถประเมินปริมาณ คลอโรฟิลล์โดยไม่ต้องทำลายใบพืช (non-destructive method) เป็นวิธีการที่สะดวกและวัดได้รวดเร็ว ค่าที่อ่าน ได้ผันแปรตามความเขียวของใบและมีความสัมพันธ์กับความเข้มข้นของคลอโรฟิลล์ในใบพืช



ภาพที่ 19 เครื่องวัดคลอโรฟิลล์ Atleaf

3.3 การเก็บข้อมูลภาคสนาม

การเก็บข้อมูลภาคสนาม ประกอบไปด้วย 2 ส่วน คือ (Field measurements)

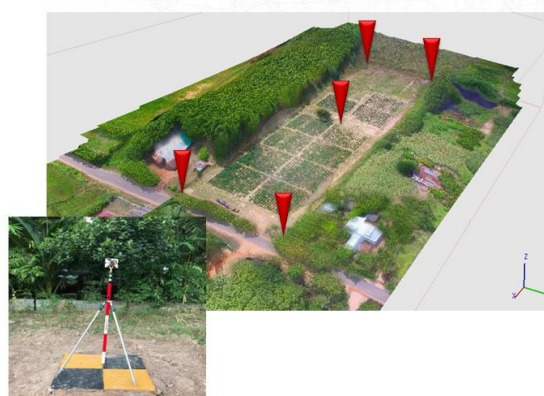
3.3.1 การบินถ่ายภาพ มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

3.3.1.1 สถานที่ทำการศึกษาดังอยู่ที่บ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี มีขนาดพื้นที่เท่ากับ 8,000 ตารางเมตร อยู่ที่พิกัด $17^{\circ}04'53.30''$ เหนือ และ $103^{\circ}02'11.40''$



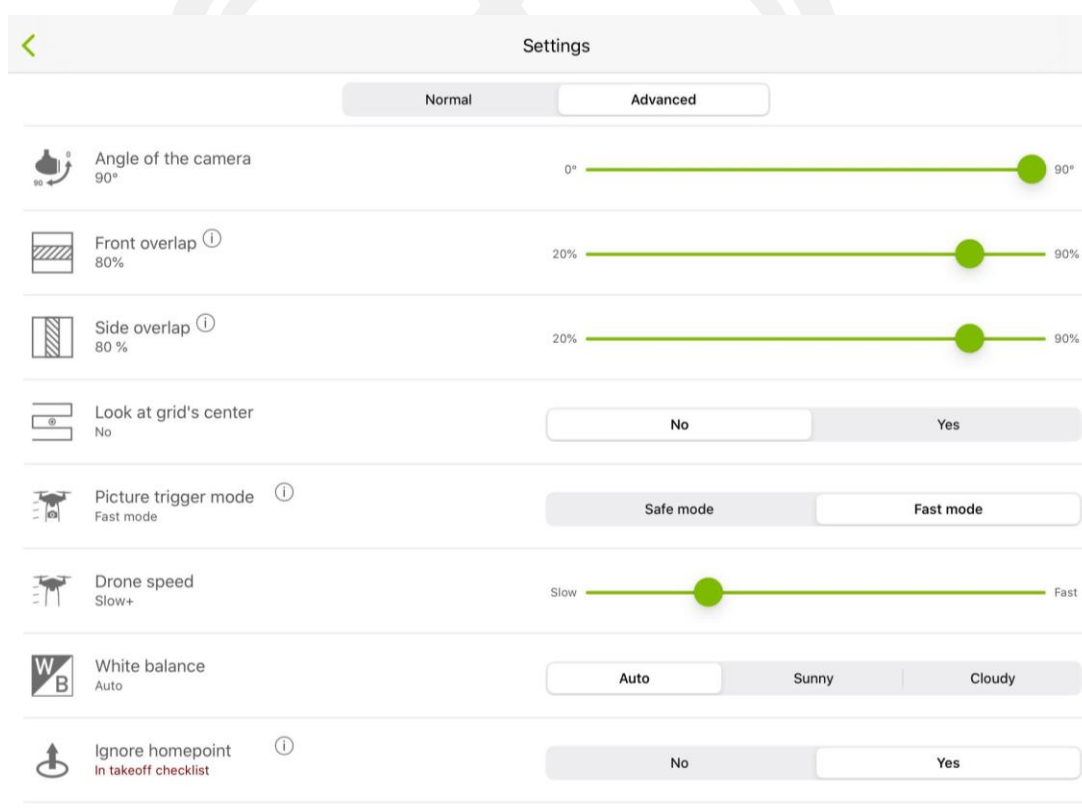
ภาพที่ 20 บ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี

3.3.1.2 การรังวัดจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCPs) ให้มีค่าพิกัด และค่าระดับ โดยกำหนดให้ตำแหน่งพิกัดจุดควบคุมภาพ จะกระจายอยู่ในพื้นที่ 5 จุด



ภาพที่ 21 การรังวัดจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCPs) 5 จุด

3.3.1.3 การวางแผนการบินถ่ายภาพมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) ด้วยอากาศจากอากาศยานไร้คนขับ Phantom 3 Advanced ทำการวางแผนการบินด้วย Application PIX4D บนระบบปฏิบัติการ IOS กำหนดความสูงของการบิน เท่ากับ 30, 50 และ 90 เมตร องศาของกล้องที่ 90 องศา ทำการถ่ายภาพให้มีระยะซ้อนด้านหน้า 80% และระยะซ้อนด้านข้าง 80 % ความเร็วในการบิน Slow+



ภาพที่ 22 ตั้งค่าโปรแกรม PIX4D ก่อนทำการบิน

3.3.1.4 การบินถ่ายภาพมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) ด้วยอากาศจากอากาศยานไร้คนขับ Phantom 3 Advanced ทำการวางแผนการบินด้วย Application PIX4D บนระบบปฏิบัติการ IOS กำหนดความสูงของการบิน เท่ากับ 30, 50 และ 90 เมตร เวลาในการบินความสูงที่ 30 เมตรใช้เวลา 8.21 นาที เวลาในการบินความสูงที่ 50 เมตรใช้เวลา 4.45 นาที เวลาในการบินความสูงที่ 90 เมตรใช้เวลา 4.03 นาที



ภาพที่ 23 ความสูงและเวลาของการบิน ช่วง 30, 50 และ 90 เมตร

3.3.2 การเก็บตัวอย่างมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) เพื่อวิเคราะห์ เพื่อให้ได้ตัวอย่างของตัวแทนของมันสำปะหลัง มีหลักเกณฑ์ทั่วไปสำหรับการเก็บ ตัวอย่างมันสำปะหลัง ดังนี้

3.3.2.1 เพื่อให้ง่ายต่อการเก็บตัวอย่างแปลงวิจัยมีทั้งหมด 11 แปลง แต่ละแปลง มีขนาดกว้าง 20 ม. ยาว 20 ม. มีระยะห่างระหว่างแปลง 2 เมตร



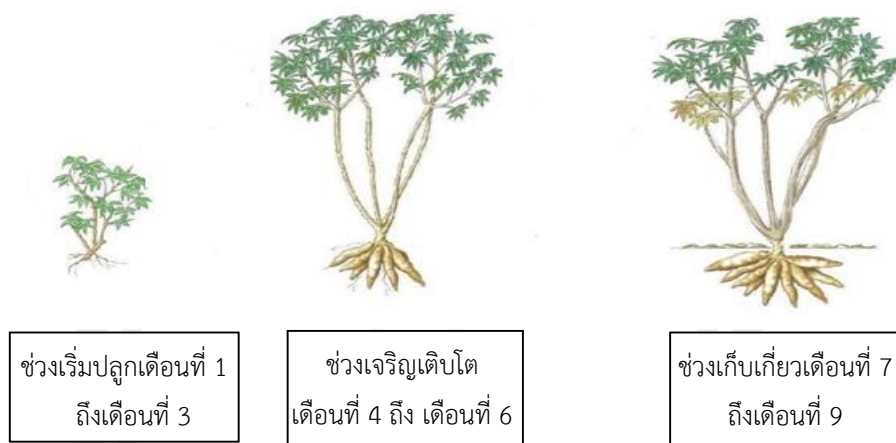
ภาพที่ 24 แปลงทดลอง มันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) ทั้งหมด 11 แปลง

3.3.2.2 เก็บตัวอย่างมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) ทุกครั้งที่บินเก็บข้อมูลพร้อมกับเก็บค่าพิกัดของต้นมันสำปะหลัง



ภาพที่ 25 เก็บตัวอย่างมันสำปะหลัง

3.3.2.3 เก็บตัวอย่างมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) ทุกครั้งที่
 บินเก็บข้อมูลพร้อมกับเก็บค่าพิกัดของต้นมันสำปะหลัง โดยเก็บข้อมูล 3 ระยะ ได้แก่ ช่วงเริ่มปลูก
 เดือนที่ 1 ถึงเดือนที่ 3 ช่วงเจริญเติบโตเดือนที่ 4 ถึง เดือนที่ 6 และช่วงเก็บเกี่ยวเดือนที่ 7 ถึง
 เดือนที่ 9



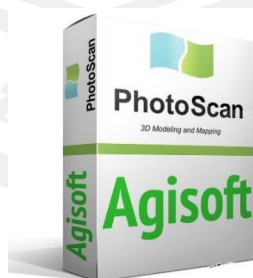
ภาพที่ 26 ระยะของการเก็บข้อมูลมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13)

3.4 การวิเคราะห์ข้อมูล

ประกอบไปด้วย 2 ส่วน คือ วิเคราะห์ภาพถ่าย และวิเคราะห์ตัวอย่างมันสำปะหลัง
 พันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13)

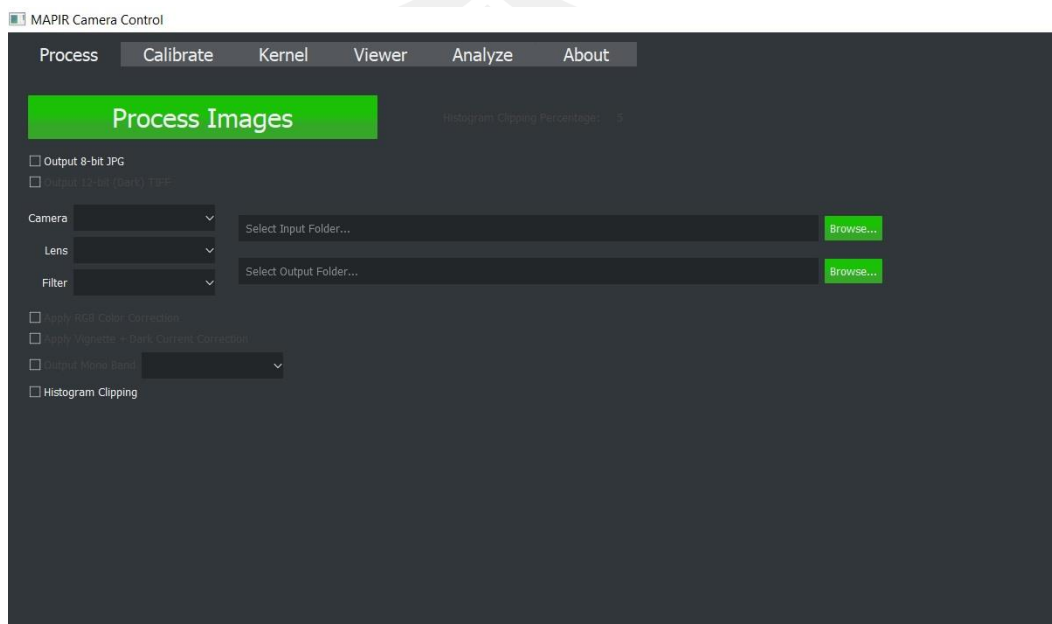
3.4.1 วิเคราะห์ภาพถ่าย การนำข้อมูลภาพถ่ายจากแปลงทดลองบ้านท่าม่วงน้อย
 ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี มาจัดการประมวลผล

3.4.1.1 ประมวลผลภาพถ่ายด้วยโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional



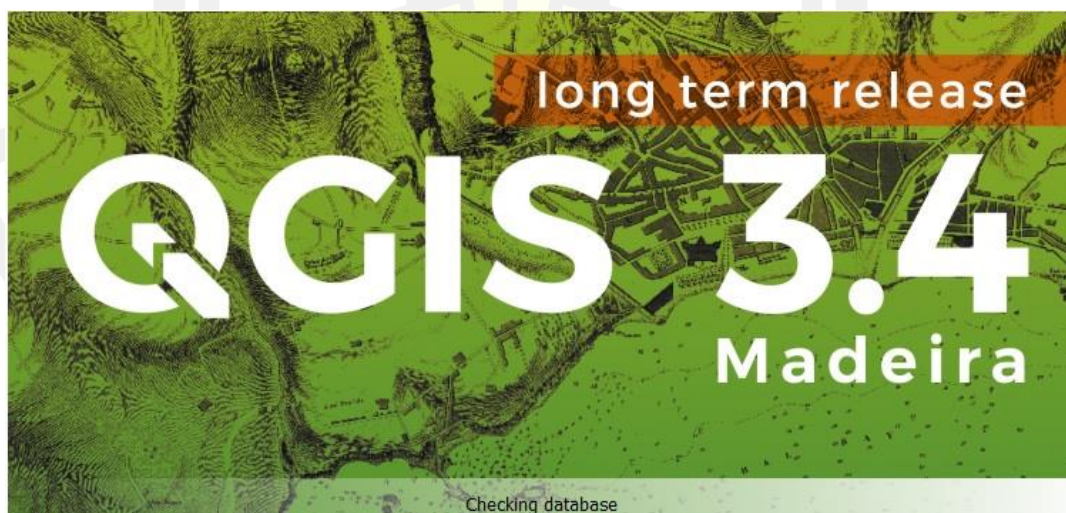
ภาพที่ 27 Agisoft PhotoScan Professional

3.4.1.2 การนำข้อมูลภาพถ่ายจากโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional ที่ได้ Export TIFF มาทำการปรับแก้ค่าสะท้อนของแสงด้วยโปรแกรม MAPIR Camera Calibrate



ภาพที่ 28 โปรแกรม MAPIR Camera Calibrate

3.4.1.3 การนำข้อมูลภาพถ่ายจากการปรับแก้ค่าสะท้อนของแสงด้วยโปรแกรม MAPIR Camera Calibrate มาวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม QGIS Desktop 3.4.13

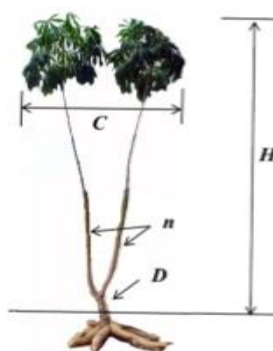


ภาพที่ 29 โปรแกรม QGIS Desktop 3.4.13

3.4.2 วิเคราะห์ตัวอย่างมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) จากแปลงทดลองบ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี โดยการเก็บตัวอย่างได้ทำการเก็บข้อมูลมันสำปะหลัง ดังนี้

- 3.4.2.1 แยกชิ้นส่วนมันสำปะหลังออกเป็น 3 ส่วน หัว, ลำต้น และใบ
- 3.4.2.2 ชั่งน้ำหนักหัวมันสำปะหลัง
- 3.4.2.3 ชั่งน้ำหนักลำต้นมันสำปะหลังและวัดขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางลำต้นมันสำปะหลัง
- 3.4.2.4 ชั่งน้ำหนักใบมันสำปะหลังและวัดพื้นที่ใบมันสำปะหลัง
- 3.4.2.5 วัดคลอโรฟิลล์ ด้วยเครื่อง Atleaf
- 3.4.2.6 นำตัวอย่างทั้งหมดไปตากให้แห้ง และบันทึกข้อมูลตัวอย่างแห้ง

ตารางบันทึกผลการเก็บข้อมูลสนาม			
Date			No
ระยะปลูก			
1. การวัดต้นมันสำปะหลัง ก่อนถอน			
ความสูงต้นมัน	H =		cm
เส้นผ่าศูนย์กลางกอใหม่	C =		cm
เส้นผ่าศูนย์กลางลำต้น	D =		mm
จำนวนกิ่ง	n =		กิ่ง
ความสูงใบ	h =		cm
2. การวัดต้นมันสำปะหลัง หลังถอน			
2.1 การวัดต้น มันสำปะหลังทั้งหมด (ใบ ลำต้น หัวมันสำปะหลัง)			
น้ำหนักต้นมันสำปะหลัง	W1 =		g
2.2 การวัดใบ มันสำปะหลัง			
น้ำหนักใบทั้งต้น	W2 =		g
จำนวนใบทั้งต้น	Ln =		ใบ
พื้นที่ใบเฉลี่ยทั้งต้น	A =		sq.cm.
2.3 การวัดลำต้น มันสำปะหลังทั้งหมด			
น้ำหนักลำต้นทั้งหมด	W3 =		g
2.4 การวัดหัว มันสำปะหลังทั้งหมด			
น้ำหนักหัวมันทั้งหมด	W4P =		g
2.5 น้ำหนักตากแห้ง 14 วัน			
น้ำหนักใบทั้งต้น	W4 =		g
น้ำหนักต้นมันสำปะหลัง	W5 =		g
น้ำหนักหัวมันทั้งหมด	W6 =		g



ภาพที่ 30 ตารางการเก็บข้อมูลมันสำปะหลัง

3.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

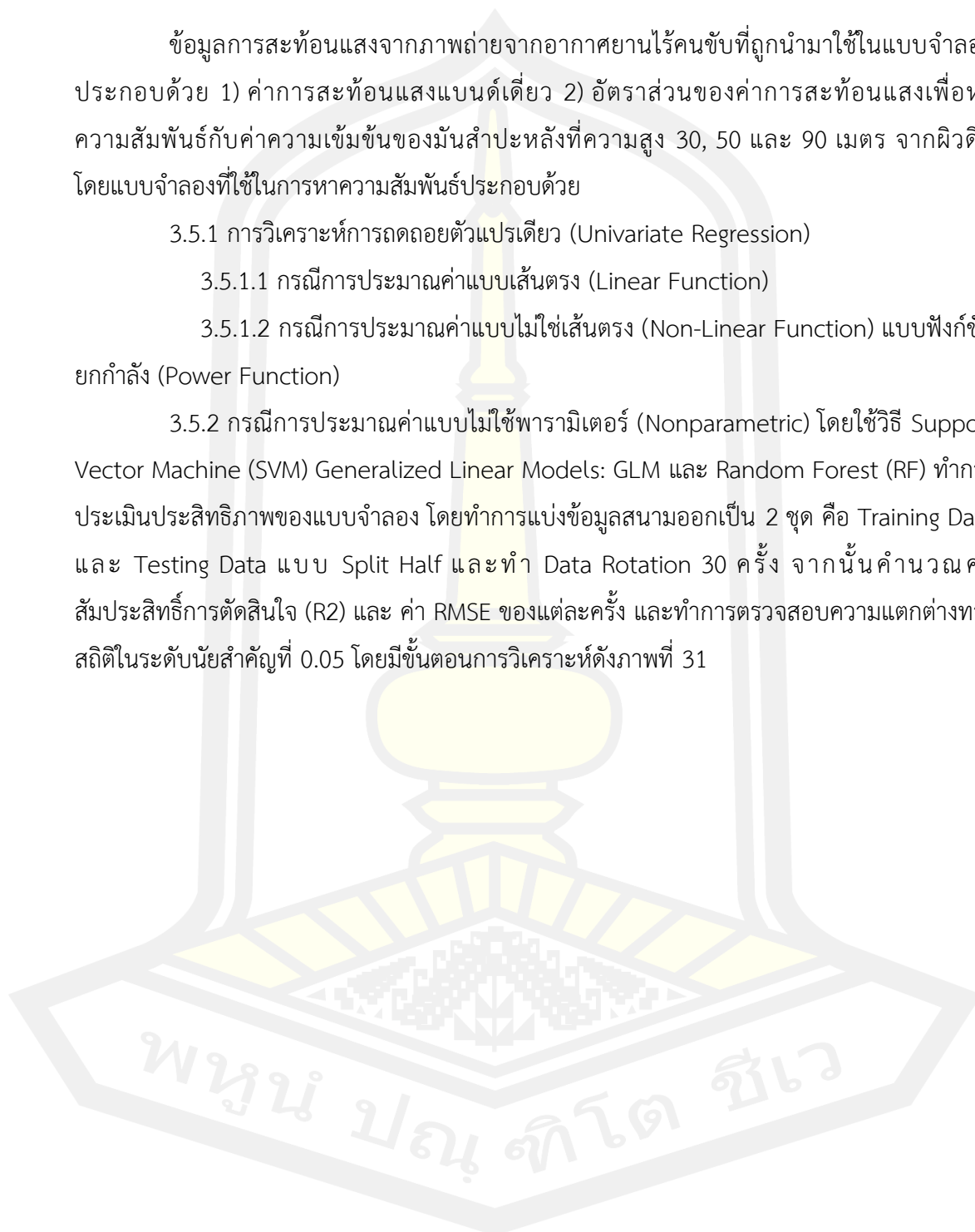
ข้อมูลการสะท้อนแสงจากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่ถูกนำมาใช้ในแบบจำลอง ประกอบด้วย 1) ค่าการสะท้อนแสงแบนด์เดี่ยว 2) อัตราส่วนของค่าการสะท้อนแสงเพื่อหาความสัมพันธ์กับค่าความเข้มข้นของน้ำมันสำปะหลังที่ความสูง 30, 50 และ 90 เมตร จากผิวดิน โดยแบบจำลองที่ใช้ในการหาความสัมพันธ์ประกอบด้วย

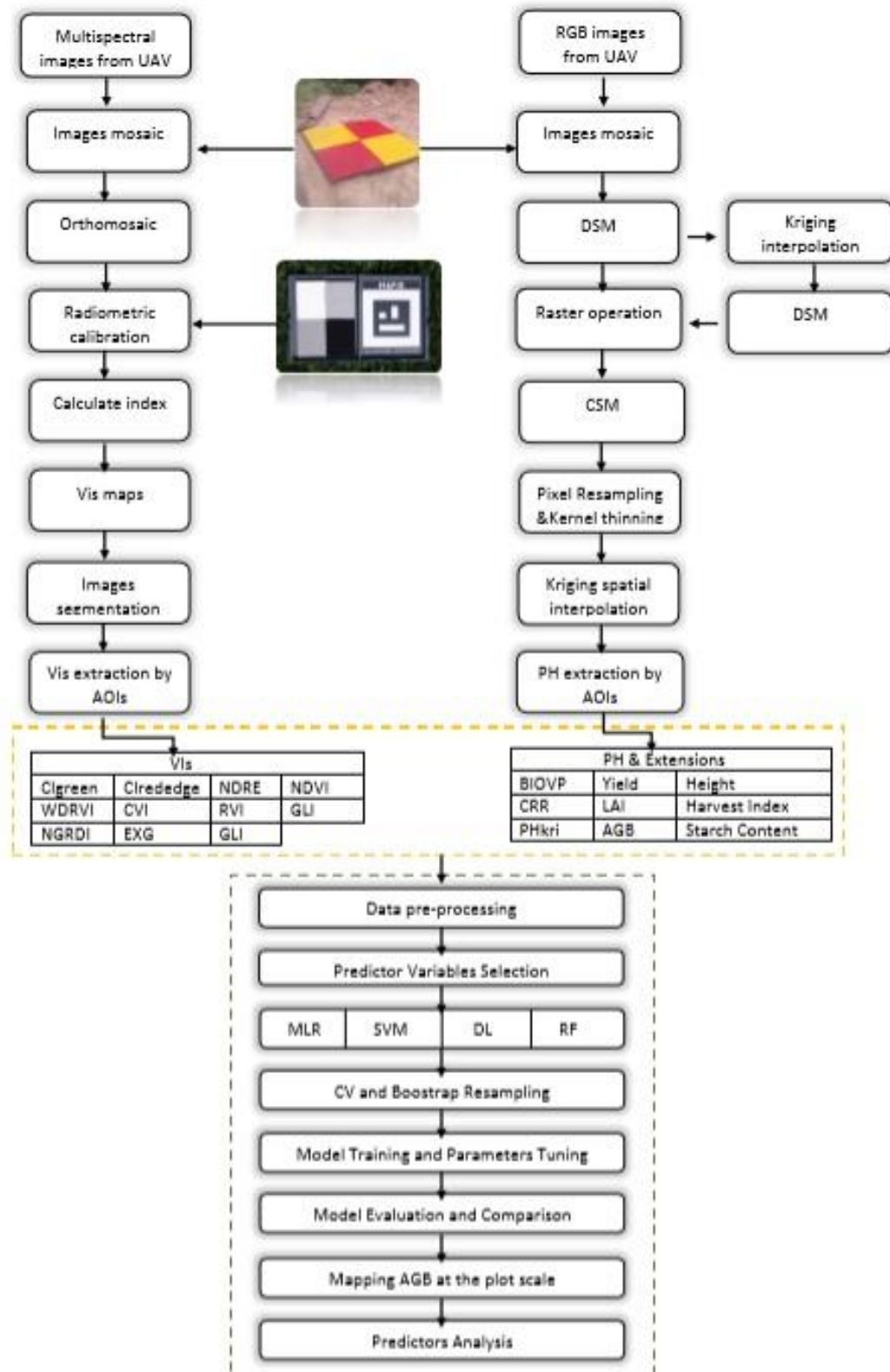
3.5.1 การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression)

3.5.1.1 กรณีการประมาณค่าแบบเส้นตรง (Linear Function)

3.5.1.2 กรณีการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Non-Linear Function) แบบฟังก์ชันยกกำลัง (Power Function)

3.5.2 กรณีการประมาณค่าแบบไม่ใช่พารามิเตอร์ (Nonparametric) โดยใช้วิธี Support Vector Machine (SVM) Generalized Linear Models: GLM และ Random Forest (RF) ทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการแบ่งข้อมูลสนามออกเป็น 2 ชุด คือ Training Data และ Testing Data แบบ Split Half และทำ Data Rotation 30 ครั้ง จากนั้นคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R2) และ ค่า RMSE ของแต่ละครั้ง และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.05 โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังภาพที่ 31





ภาพที่ 31 แสดงแผนผังขั้นตอนวิธีการศึกษา

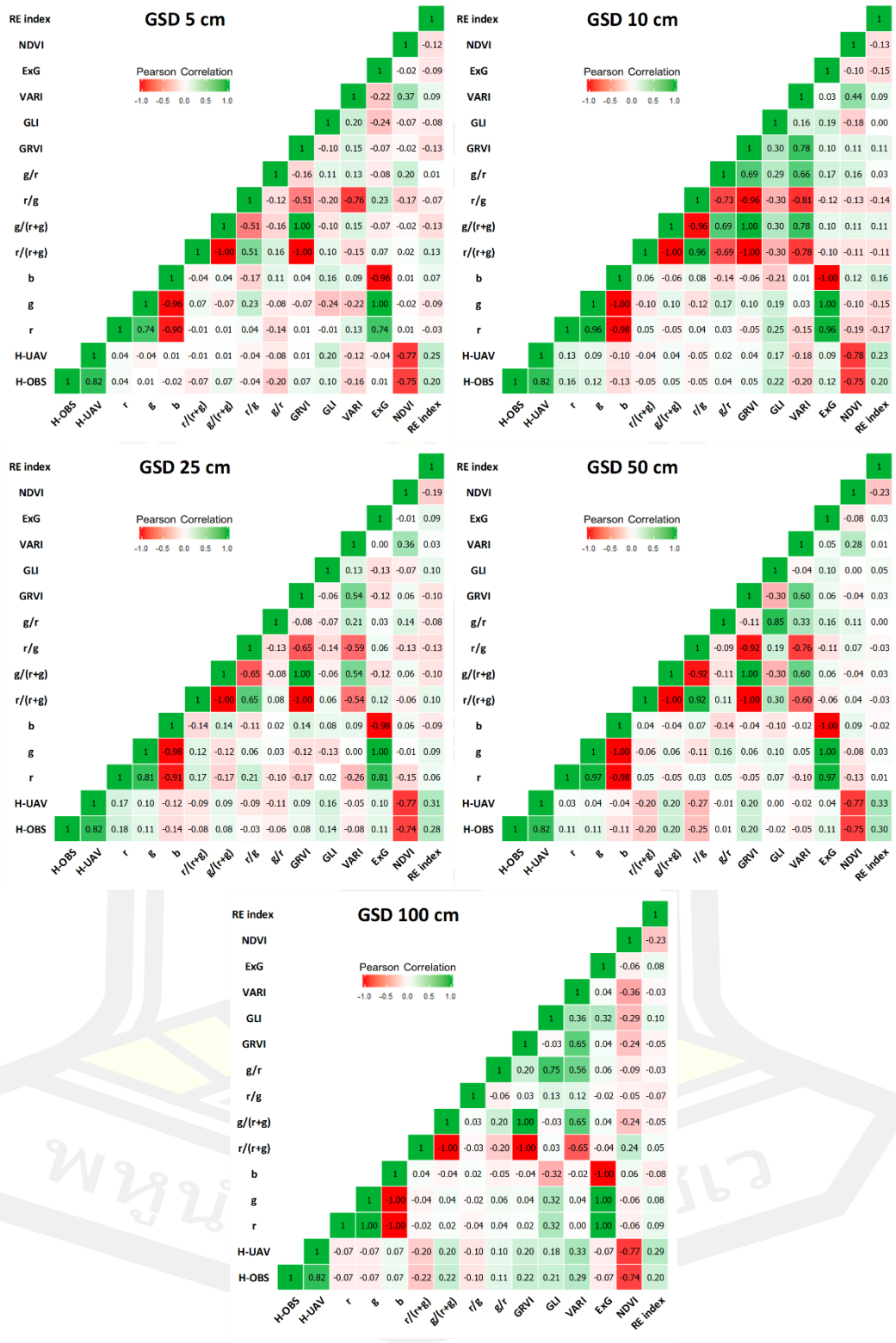
บทที่ 4

ผลการศึกษา

จากการสำรวจภาคสนามโดยใช้อากาศยานไร้คนขับ (UAV) ในการสำรวจเก็บข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ ร่วมกับการเก็บข้อมูลตัวอย่างมันสำปะหลังมาวิเคราะห์หาคุณสมบัติต่างๆ ได้แก่ ค่าความสูง (Height) ค่าชีวมวล (Biomass) ค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) และผลผลิต (Yield) เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลค่าการสะท้อนแสง จากการประมวลผลจากกล้อง RGB และ RGN ที่ระยะพื้นต่อพิกเซล (GSD) 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร กับคุณสมบัติต่างๆ ของมันสำปะหลัง ในการสร้างแบบจำลองเพื่อติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลัง โดยวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) ซึ่งหลักการการสร้างแบบจำลองและวิเคราะห์แบบจำลองด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์นี้จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง จำนวน 60% และกลุ่มข้อมูลในการทดสอบแบบจำลอง จำนวน 40% กลุ่มข้อมูลโดยแต่ละแบบจำลองจะถูกประเมินความน่าเชื่อถือทางสถิติของแบบจำลอง โดยใช้ค่า R^2 และ RMSE ของแต่ละครั้ง และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.05 ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังต่อไปนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์ความสูงต้นมันสำปะหลัง

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของความสูง (Height) ต้นมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-OBS) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 32 โดยพบว่า ความสูงของต้นมันสำปะหลังจากการวัด มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.82



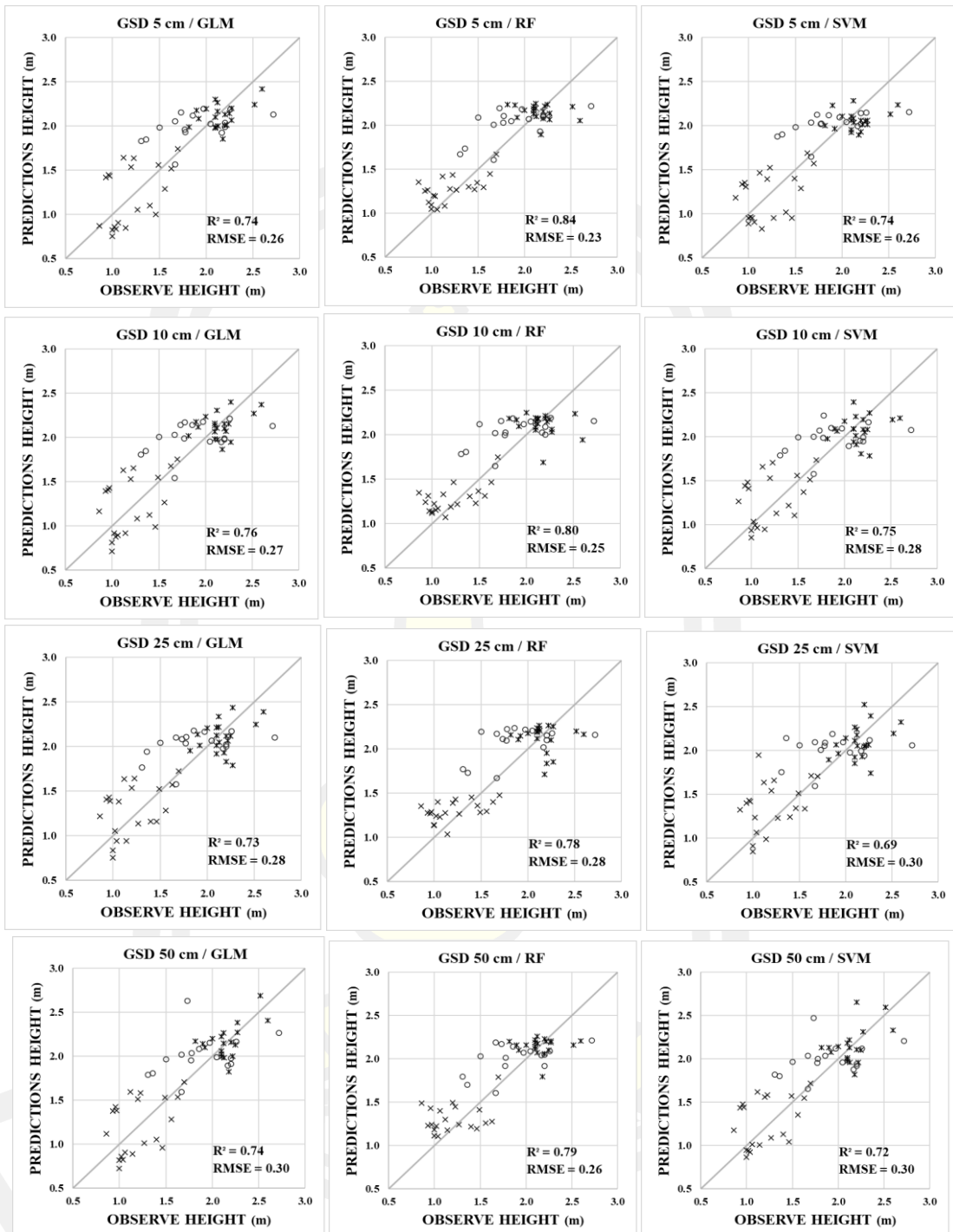
ภาพที่ 32 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

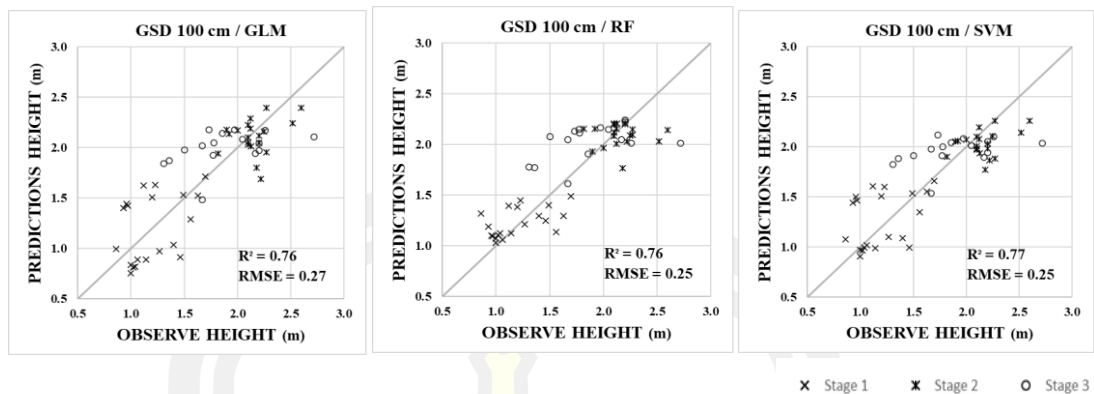
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับความสูงของต้นไม้หลังจากการวัด การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลอง โดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นไม้หลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN และ REDEDGE ร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าความสูง ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

กรณีที่หนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นไม้หลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 1 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) ดังภาพที่ 38 โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.69 – 0.84 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.23 – 0.30

ตารางที่ 1 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.74	0.26	0.76	0.27	0.73	0.28	0.74	0.30	0.76	0.27
RF	0.84	0.23	0.80	0.25	0.78	0.28	0.79	0.26	0.76	0.25
SVM	0.74	0.26	0.75	0.28	0.69	0.30	0.72	0.30	0.77	0.25





ภาพที่ 33 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับ ความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้อง สูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest (RF) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.84 และ RMSE เท่ากับ 0.23

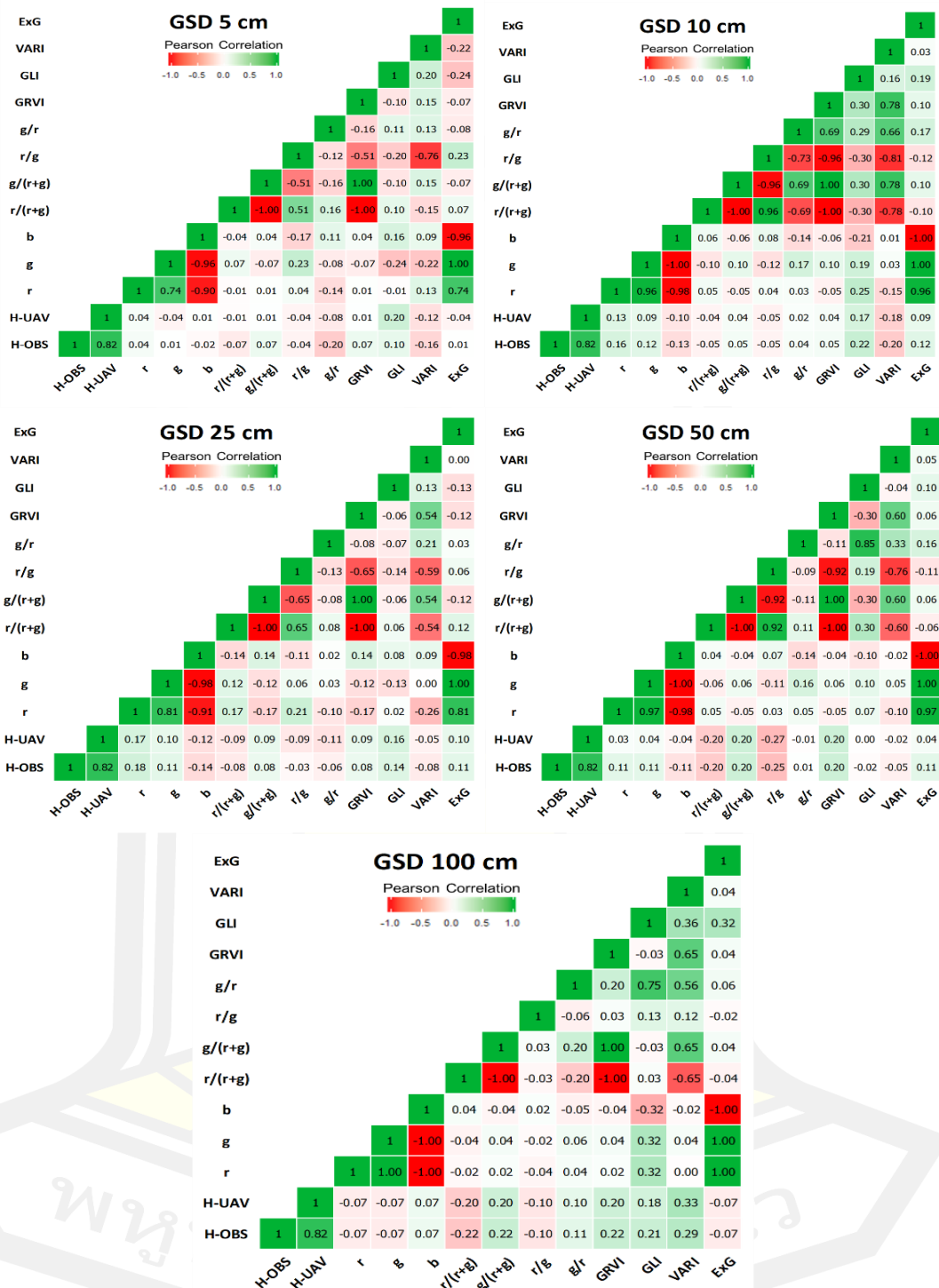
และจากความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูล จากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูง พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงสุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Random Forest (RF)

ตารางที่ 2 สมการประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE

GSD (cm)	Model Expression (m)	R ²	RMSE (m)
5	Height = 1.144(Huav) - 0.536(NDVI) + 1.144	0.74	0.26
10	Height = 0.504(Huav) - 0.544(NDVI) + 0.230 (RE index) + 0.818	0.76	0.27
25	Height = 0.490(Huav) - 0.498(NDVI) + 0.390 (RE index) + 0.714	0.73	0.28
50	Height = 0.509(Huav) - 0.528(NDVI) - 0.233(VARI) + 0.371(g/(r+g)) + 0.742	0.74	0.30
100	Height = 0.528(Huav) - 0.570(NDVI) - 0.233 (RE index) - 0.152(VARI) + 1.274	0.76	0.27

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นไม้หลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง 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 ตารางที่ 3 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) ดังภาพที่ 34 โดยพบว่า R² มีค่าอยู่ระหว่าง 0.01 – 0.78 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.26 – 0.34

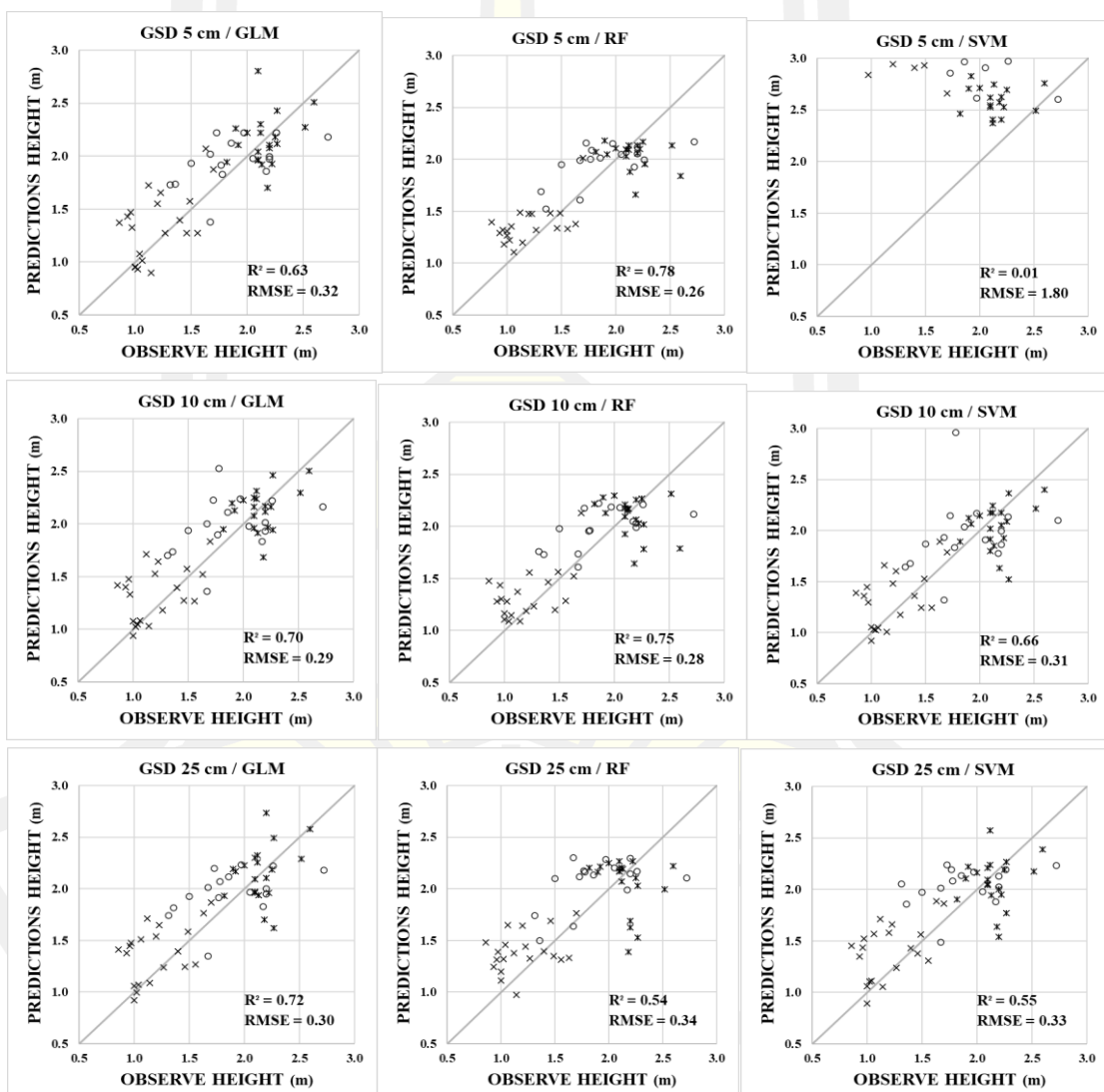


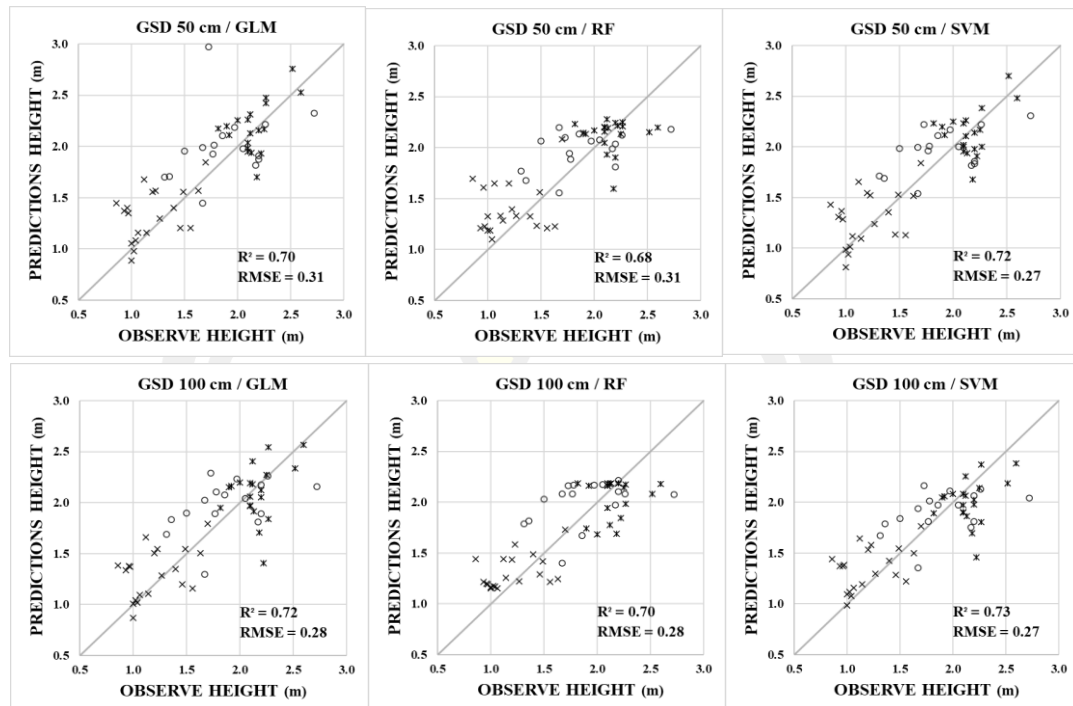


ภาพที่ 34 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) ต้นมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย

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	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.63	0.32	0.70	0.29	0.72	0.30	0.70	0.31	0.72	0.28
RF	0.78	0.26	0.75	0.28	0.54	0.34	0.68	0.31	0.70	0.28
SVM	0.01	1.80	0.66	0.31	0.55	0.33	0.72	0.27	0.73	0.27





ภาพที่ 35 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest (RF) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.78 และ RMSE เท่ากับ 0.26

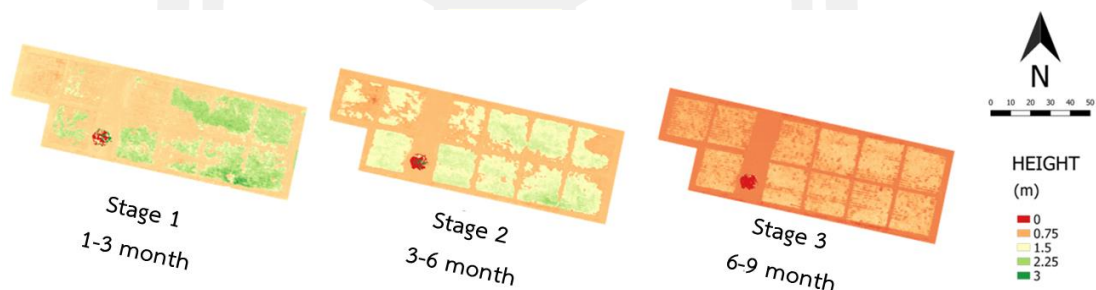
และจากความสัมพันธ์ระหว่างความสูง (Height) มันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 4

พหุบัณฑิต ชีวะ

ตารางที่ 4 สมการประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	Height = 0.726(H uav) - 0.698(VARI) + 0.242(g/(r+g)) - 0.290(r/g) + 0.838	0.63	0.32
10	Height = 0.719(H uav) - 0.679(VARI) + 1.085(g/(r+g)) + 0.131	0.70	0.29
25	Height = 0.706(H uav) - 0.618(VARI) + 0.102(GLI) - 0.281(r/g) + 0.825	0.72	0.30
50	Height = 0.706(H uav) - 0.618(VARI) + 0.082(g/(r+g)) - 0.281(r/g) + 0.826	0.70	0.31
100	Height = 0.750(H uav) - 0.082(VARI) + 0.173(GLI) - 0.042(g/r) + 0.608	0.72	0.28

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูงของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุดของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของของมันสำปะหลัง ได้ดังภาพที่ 36

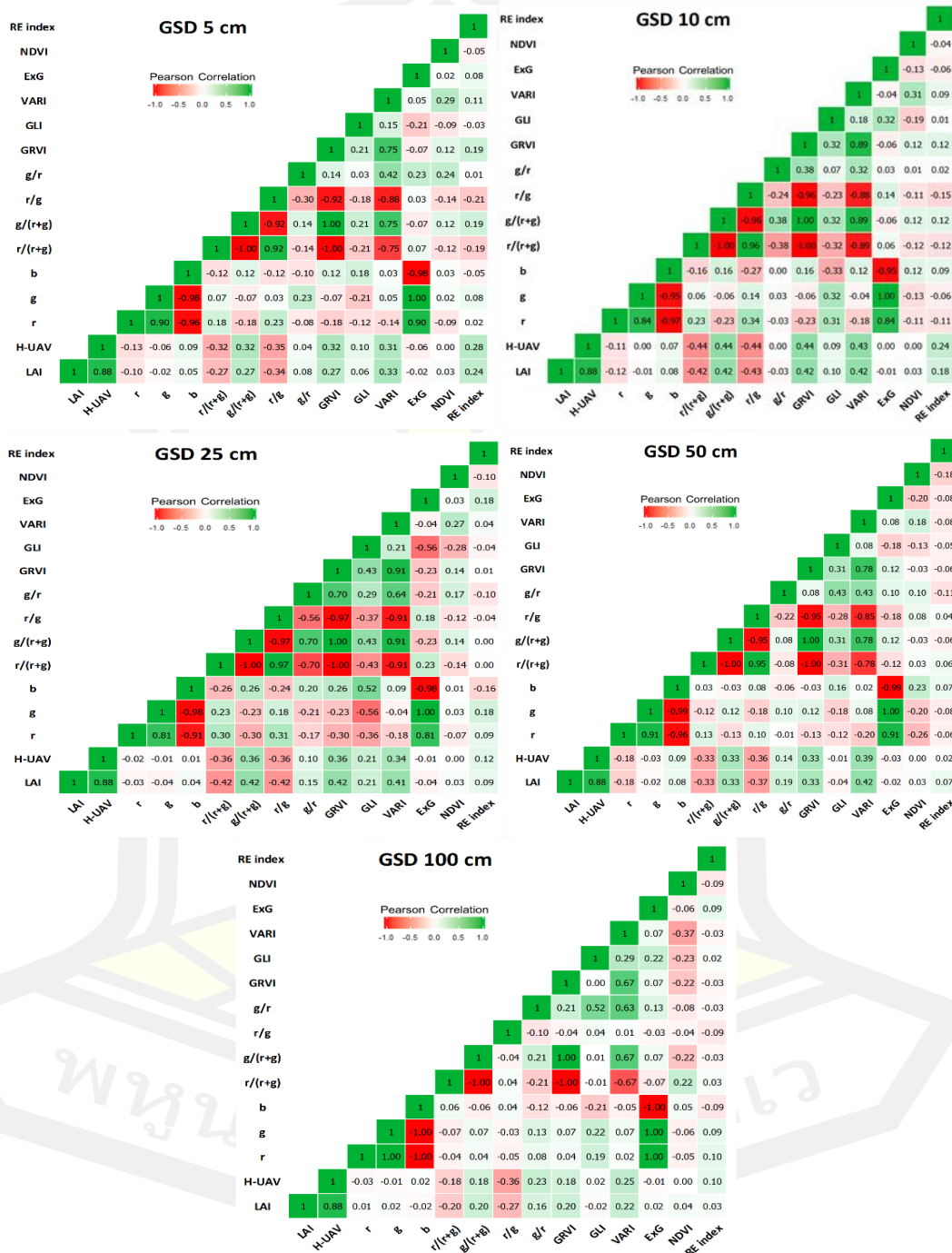


ภาพที่ 36 แผนที่ติดตามความสูงของมันสำปะหลัง

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, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R)

ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 37 โดยพบว่า LAI มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นไม้หลังจากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.88



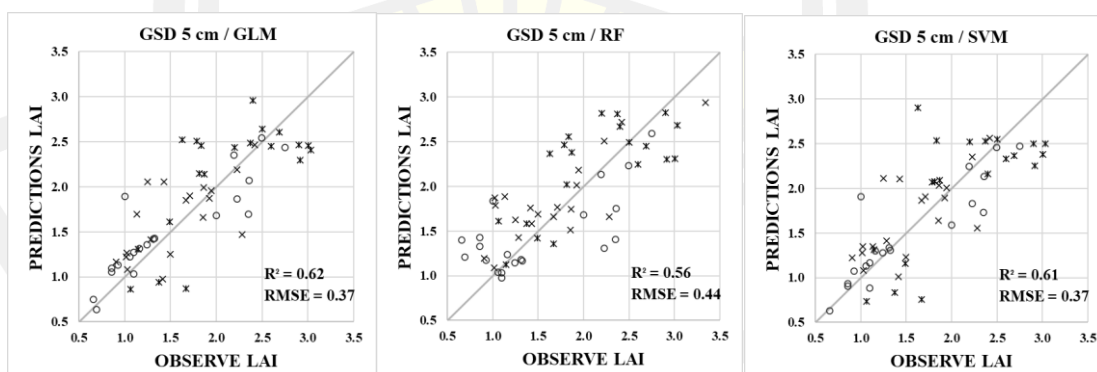
ภาพที่ 37 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่าย

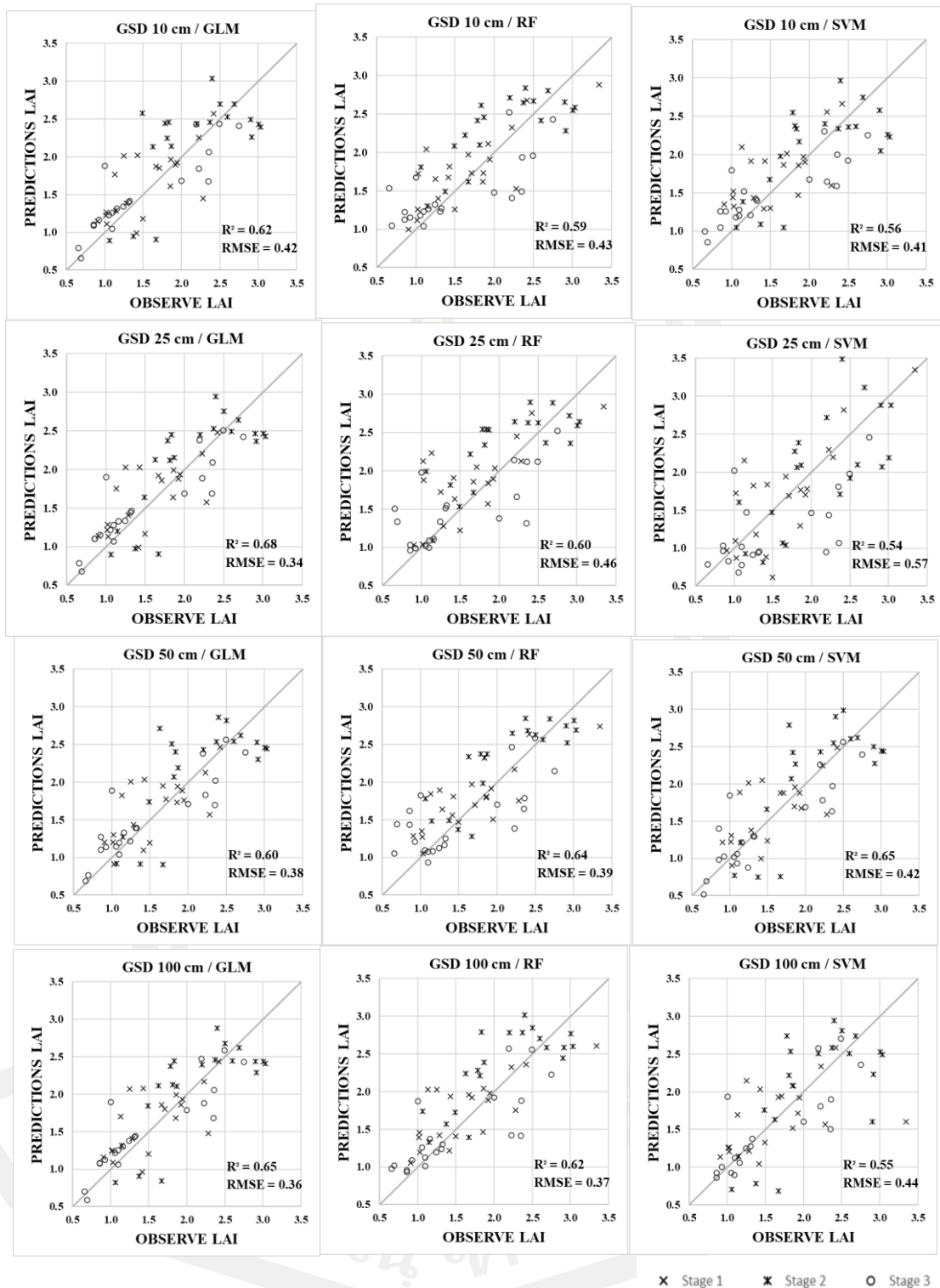
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับดัชนีพื้นที่ใบ จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE ร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 5 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) โดยพบว่า R^2 มีค่าที่ 0.54 - 0.68 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 0.34 - 0.57

ตารางที่ 5 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.62	0.37	0.62	0.42	0.68	0.34	0.60	0.38	0.65	0.36
RF	0.56	0.44	0.59	0.43	0.60	0.46	0.64	0.39	0.62	0.37
SVM	0.61	0.37	0.56	0.41	0.54	0.57	0.65	0.42	0.55	0.44





ภาพที่ 38 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับ ดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REEDGE

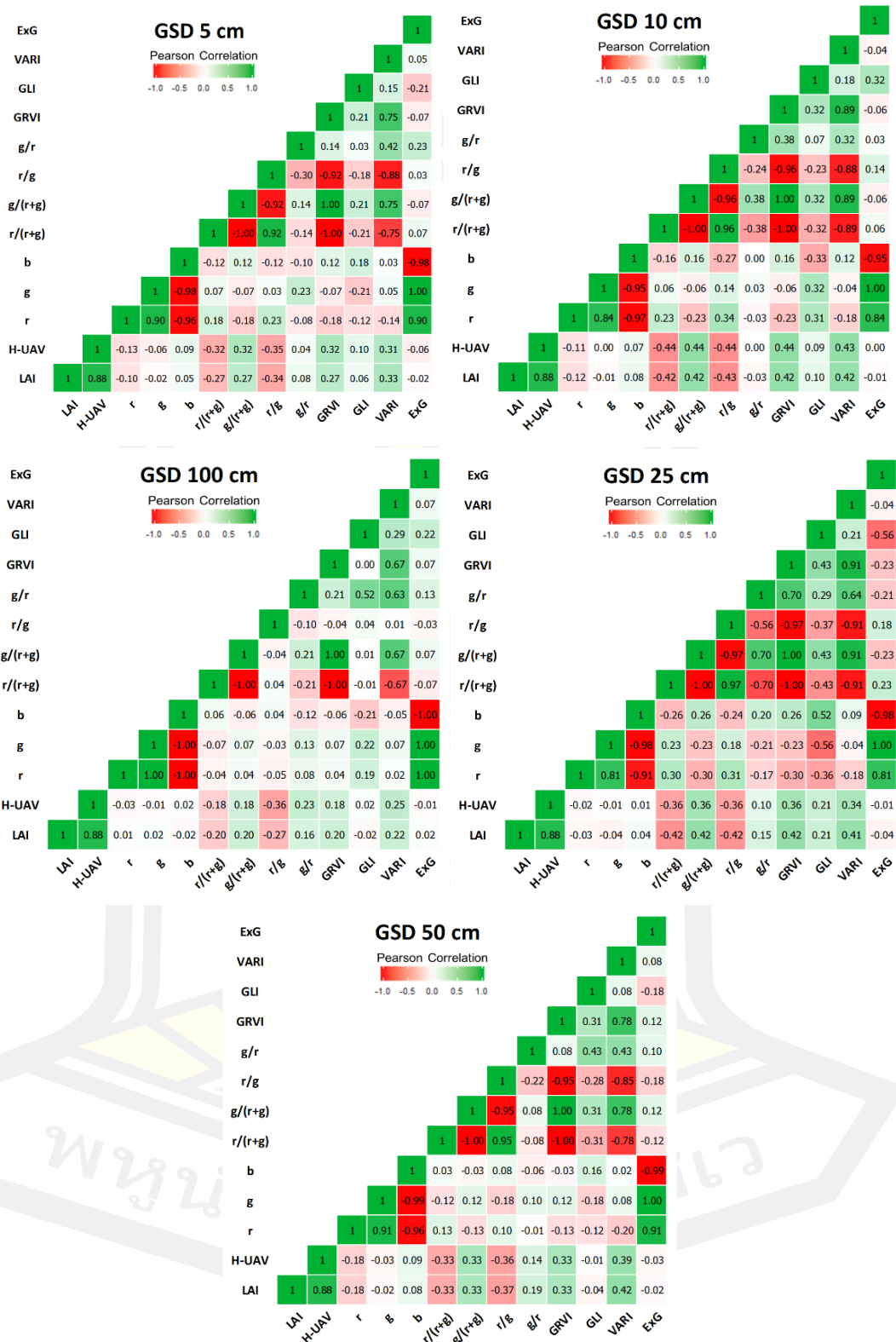
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.68 และ RMSE เท่ากับ 0.34

ตารางที่ 6 สมการประมาณค่า LAI จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE

GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	$LAI = 1.047(Huav) + 0.034(NDVI) + 0.204(VARI) + 0.494$	0.62	0.37
10	$LAI = 1.022(Huav) + 0.046(NDVI) + 0.032(VARI) + 0.640(g/(r+g)) + 0.163$	0.62	0.42
25	$LAI = 1.024(Huav) + 0.007(NDVI) + 0.363(VARI) + 0.506$	0.68	0.34
50	$LAI = 1.029(Huav) + 0.094(NDVI) + 0.186(RE\ index) + 1.060(g/(r+g)) - 0.240$	0.60	0.38
100	$LAI = 1.068(Huav) + 0.070(NDVI) - 0.092(RE\ index) + 0.559$	0.65	0.36

กรณีที่สอง สร้างผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 39 โดยพบว่า LAI มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นไม้หลังจากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.88

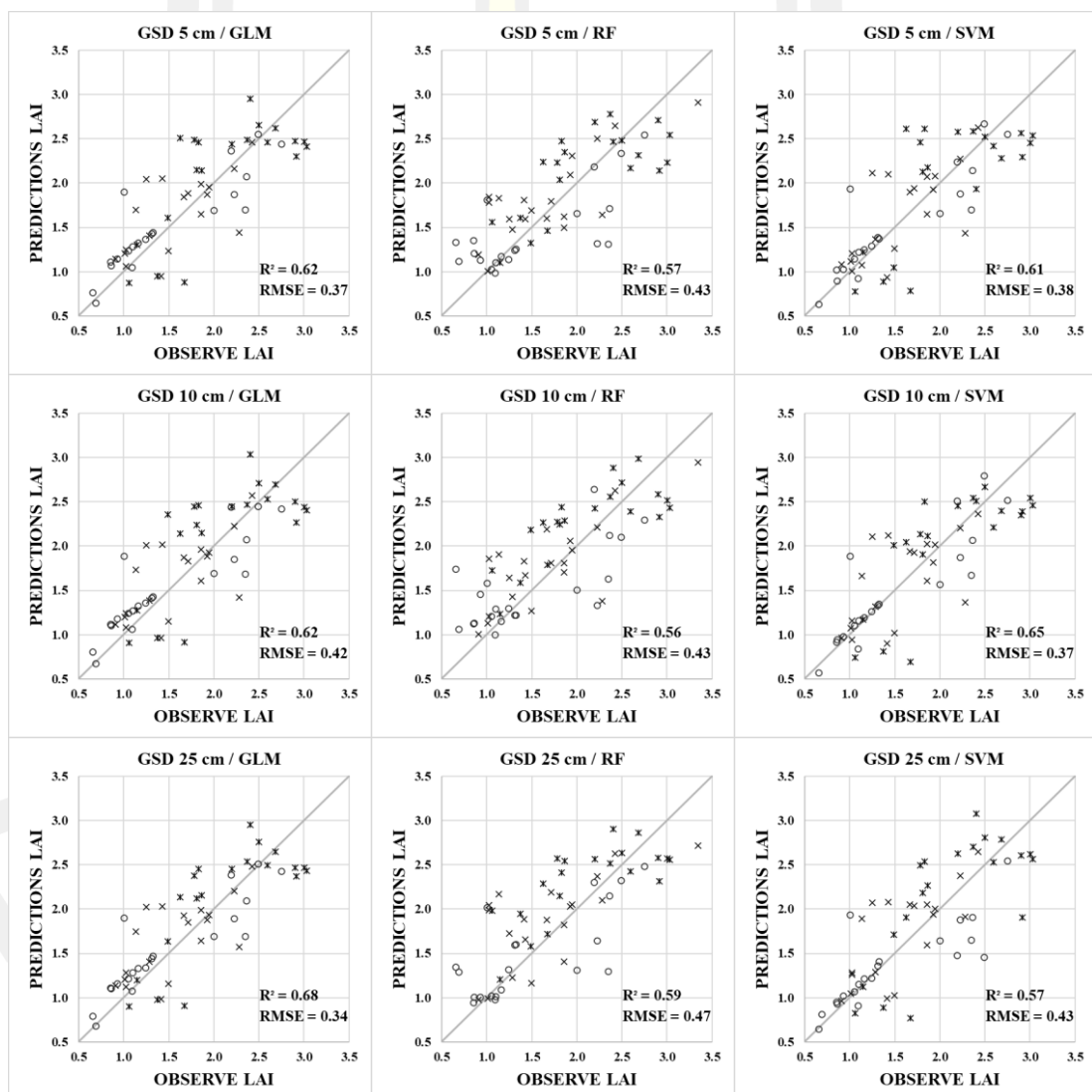
พหุบัณฑิต ชีวะ

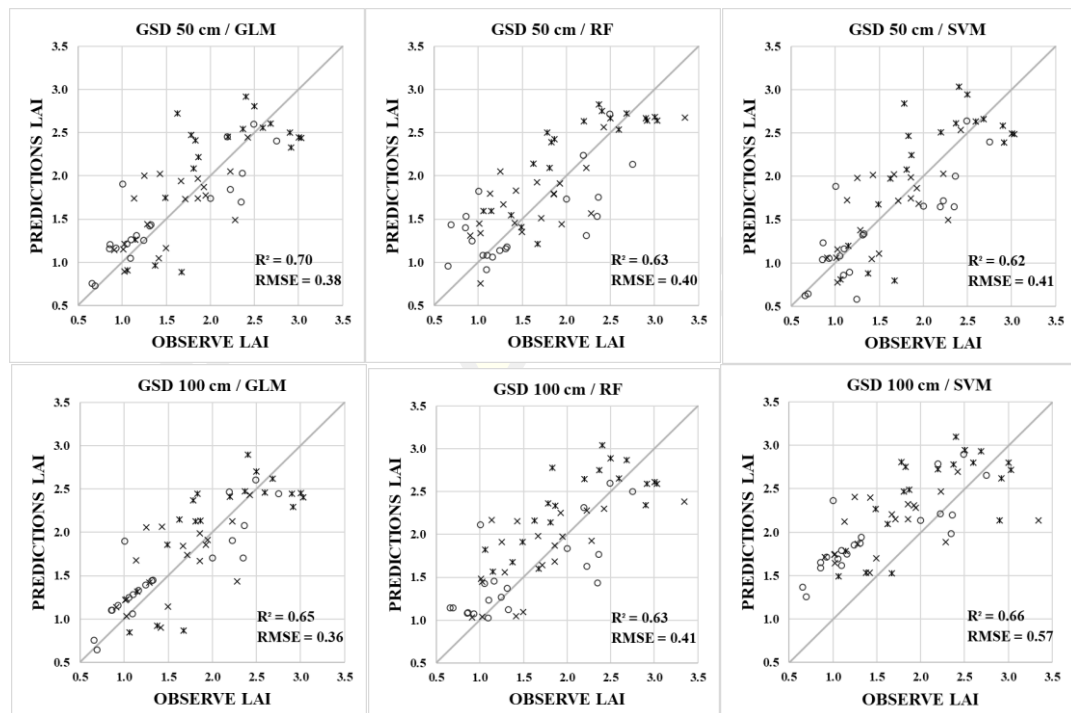


ภาพที่ 39 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่าย

ตารางที่ 7 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.62	0.37	0.62	0.42	0.68	0.34	0.70	0.38	0.65	0.36
RF	0.57	0.43	0.56	0.43	0.59	0.47	0.63	0.40	0.63	0.41
SVM	0.61	0.38	0.65	0.37	0.57	0.43	0.62	0.41	0.66	0.57





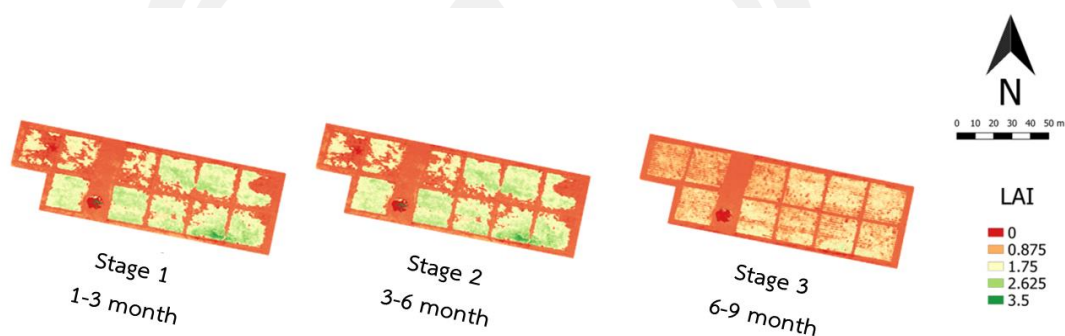
ภาพที่ 40 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับ ดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REEDGE

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R² เท่ากับ 0.70 และ RMSE เท่ากับ 0.38

ตารางที่ 8 สมการประมาณค่า LAI จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	$LAI = 1.043(Huav) + 0.203(VARI) + 0.025(b) + 0.502$	0.62	0.37
10	$LAI = 1.018(Huav) + 0.094(VARI) + 0.527(g/(r+g)) + 0.234$	0.62	0.42
25	$LAI = 1.024(Huav) + 0.368(VARI) + 0.508$	0.68	0.34
50	$LAI = 1.023(Huav) - 0.012(GLI) - 0.042(r/(r+g)) + 0.980(g/(r+g)) + 0.025$	0.70	0.38
100	$LAI = 1.058(Huav) + 0.509$	0.65	0.36

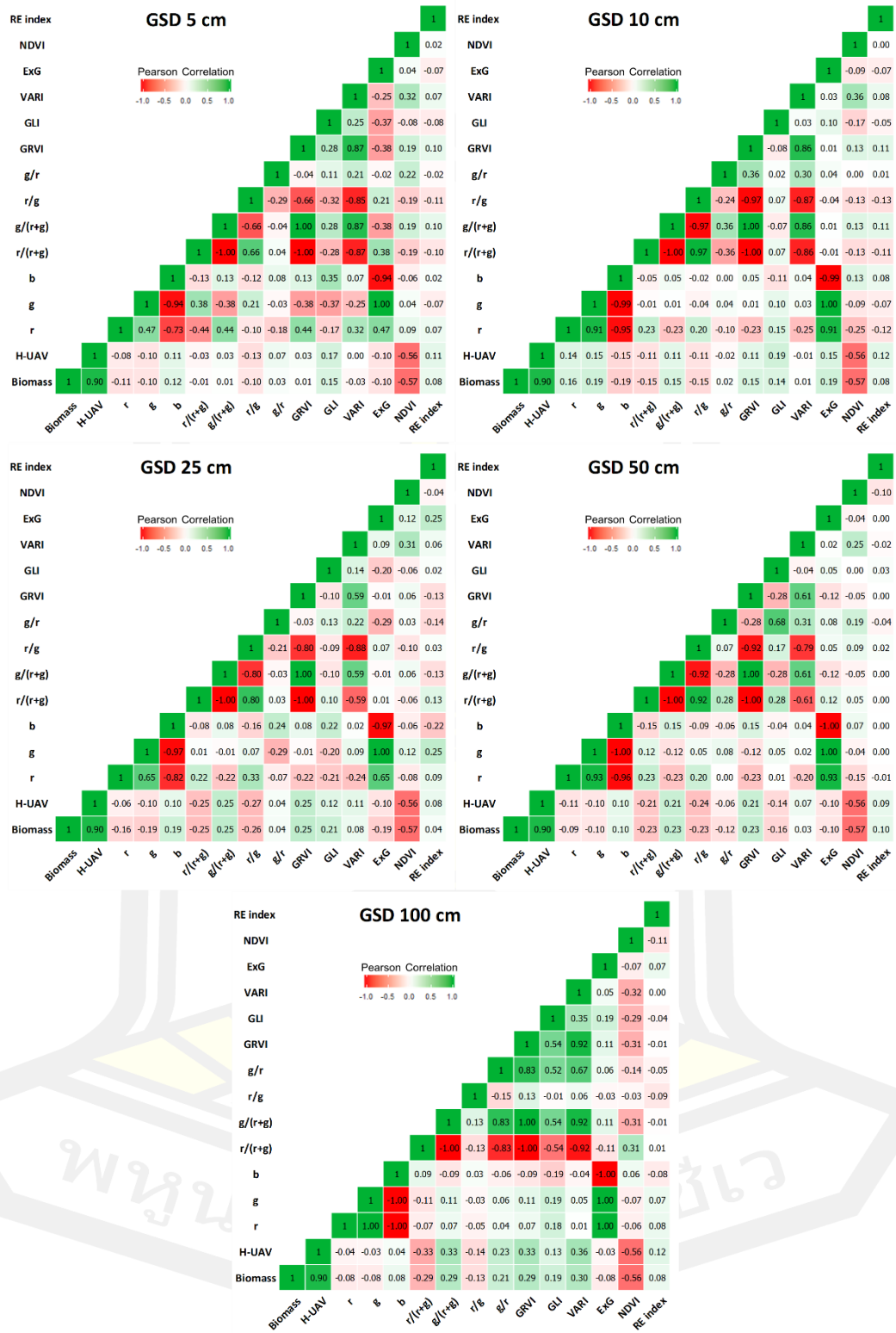
เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูง ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุดของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของมันสำปะหลัง ได้ดังภาพที่ 41



ภาพที่ 41 แผนที่ติดตามดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ของมันสำปะหลัง

4.3 ผลการวิเคราะห์ค่าชีวมวล

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 42 โดยพบว่าค่าชีวมวล (Biomass) มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.90



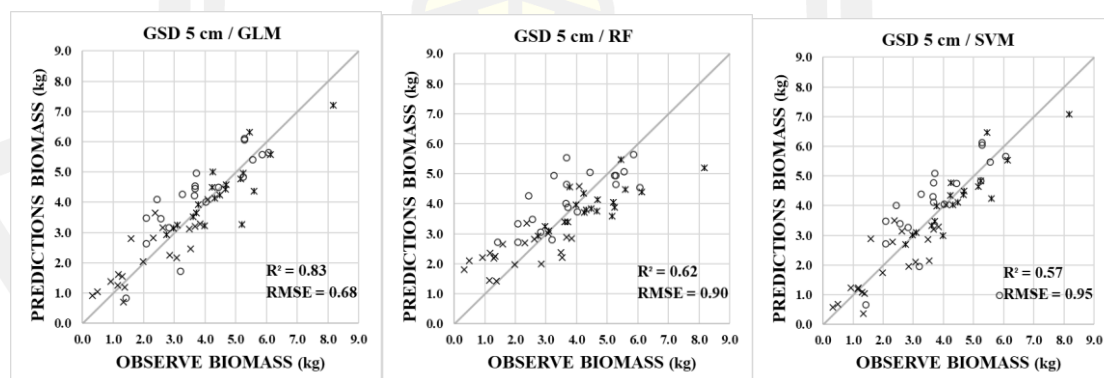
ภาพที่ 42 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่าย

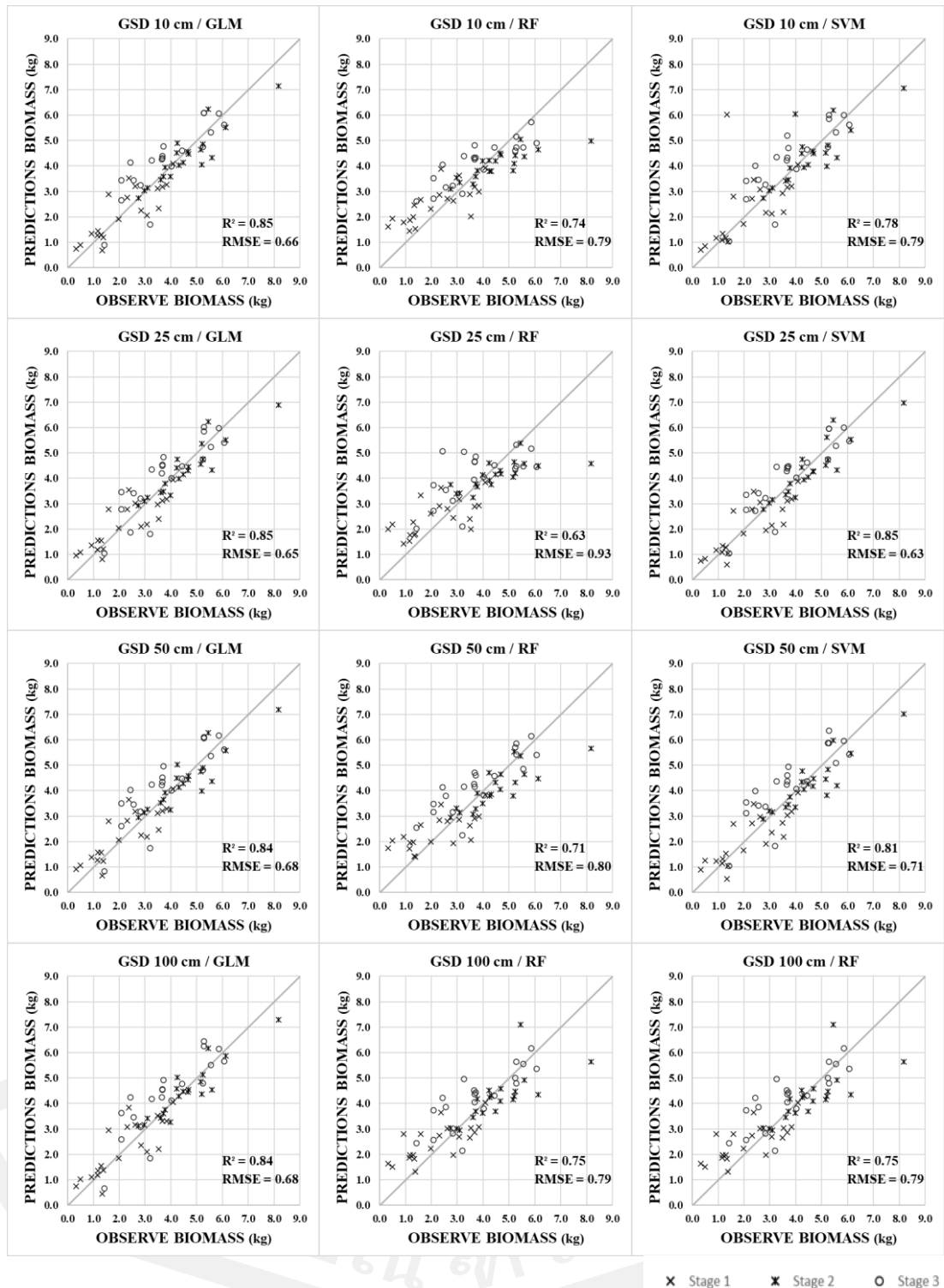
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล (Biomass) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับค่าชีวมวลจากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าชีวมวล ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 9 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.57 - 0.85 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 0.63 - 0.95

ตารางที่ 9 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.83	0.68	0.85	0.66	0.85	0.65	0.84	0.68	0.84	0.68
RF	0.62	0.90	0.74	0.79	0.63	0.93	0.71	0.80	0.75	0.79
SVM	0.57	0.95	0.78	0.79	0.85	0.63	0.81	0.71	0.79	0.78





ภาพที่ 43 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REEDGE

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด คือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.85 และ RMSE เท่ากับ 0.63

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม (Support Vector Machine) ดังแสดงในตารางที่ 10

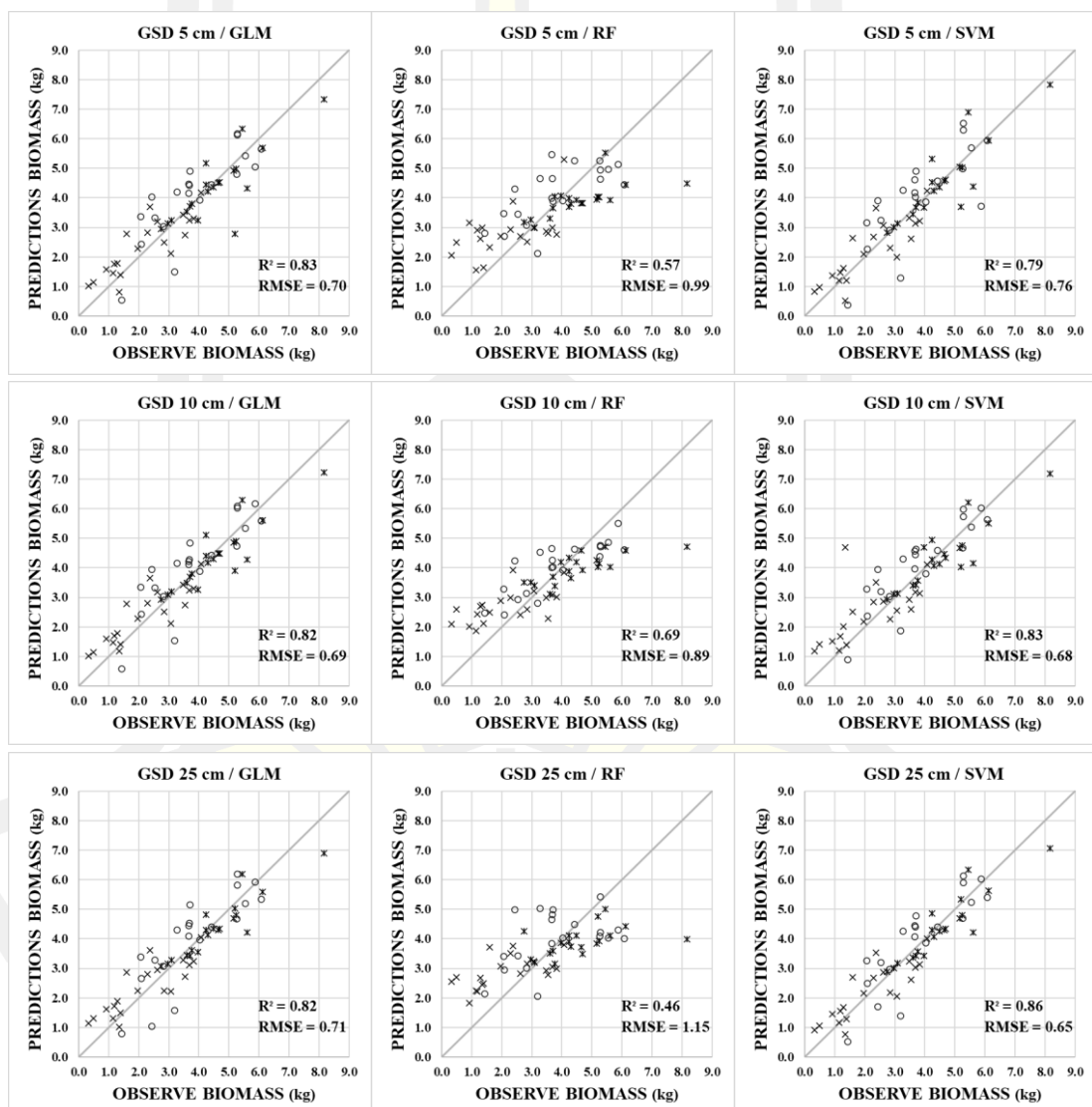
ตารางที่ 10 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE

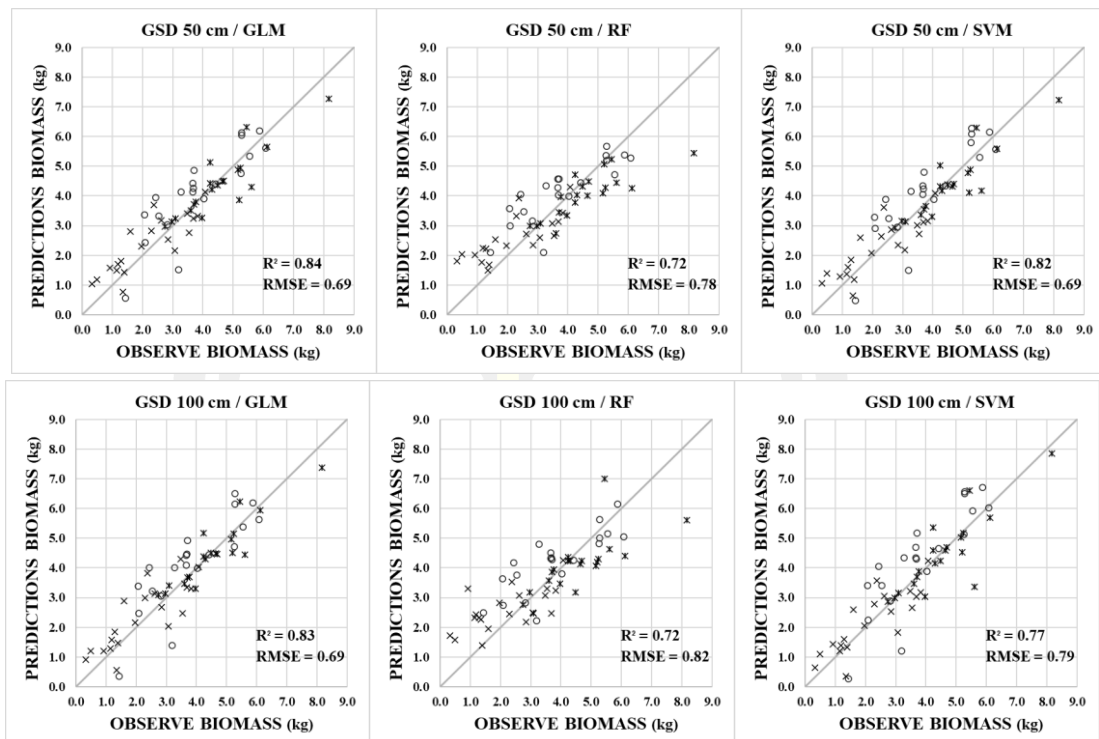
GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	$Biomass = 2.196(Huav) - 0.448(NDVI) + 0.579$	0.83	0.68
10	$Biomass = 2.162(Huav) - 0.545(NDVI) - 0.589(RE\ index) - 0.134(r/(r+g)) + 0.795$	0.85	0.66
25	$Biomass = 2.051(Huav) - 0.515(NDVI) - 0.550(VARI) + 0.631(g/(r+g)) + 0.418$	0.85	0.65
50	$Biomass = 2.175(Huav) - 0.457(NDVI) - 0.028(RE\ index) + 0.634$	0.84	0.68
100	$Biomass = 2.315(Huav) - 0.491(NDVI) - 0.625(RE\ index) - 0.505(GRVI) + 0.976$	0.84	0.68

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 44 โดยพบว่า ค่าชีวมวล (Biomass) มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นไม้หลังจากภาพถ่าย (H-UAV) โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.90

ตารางที่ 11 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.83	0.70	0.82	0.69	0.82	0.71	0.84	0.69	0.83	0.69
RF	0.57	0.99	0.69	0.89	0.46	1.15	0.72	0.78	0.72	0.82
SVM	0.79	0.76	0.83	0.68	0.86	0.65	0.82	0.69	0.77	0.79





ภาพที่ 45 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) จากกรณีใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.86 และ RMSE เท่ากับ 0.65

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวล (Biomass) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม (Support Vector Machine) ดังแสดงในตารางที่ 12

ตารางที่ 12 สมการประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

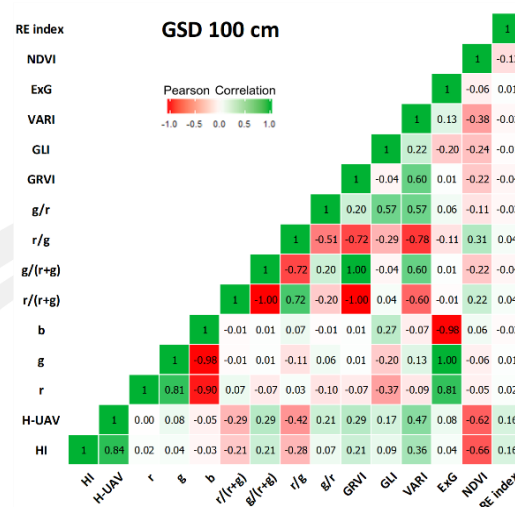
GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	Biomass = 2.342(Huav) - 0.027(g/r) - 0.056(b) + 0.288	0.83	0.70
10	Biomass = 2.286(Huav) + 0.011(ExG) - 0.039(GLI) + 0.286	0.82	0.69
25	Biomass = 2.175(Huav) + 0.273(GLI) - 1.002(VARI) + 0.770(g/(r+g)) + 0.032	0.82	0.71
50	Biomass = 2.298(Huav) - 0.046(VARI) + 0.314	0.84	0.69
100	Biomass = 2.440(Huav) + 0.180(GLI) - 0.687(GRVI) - 0.142	0.83	0.69

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูง ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุดของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของต้นมันสำปะหลัง ได้ดังภาพที่ 46



ภาพที่ 46 แผนที่ติดตามดัชนีชีวมวล (Biomass) ของมันสำปะหลัง

พหุบัณฑิต ชีวะ



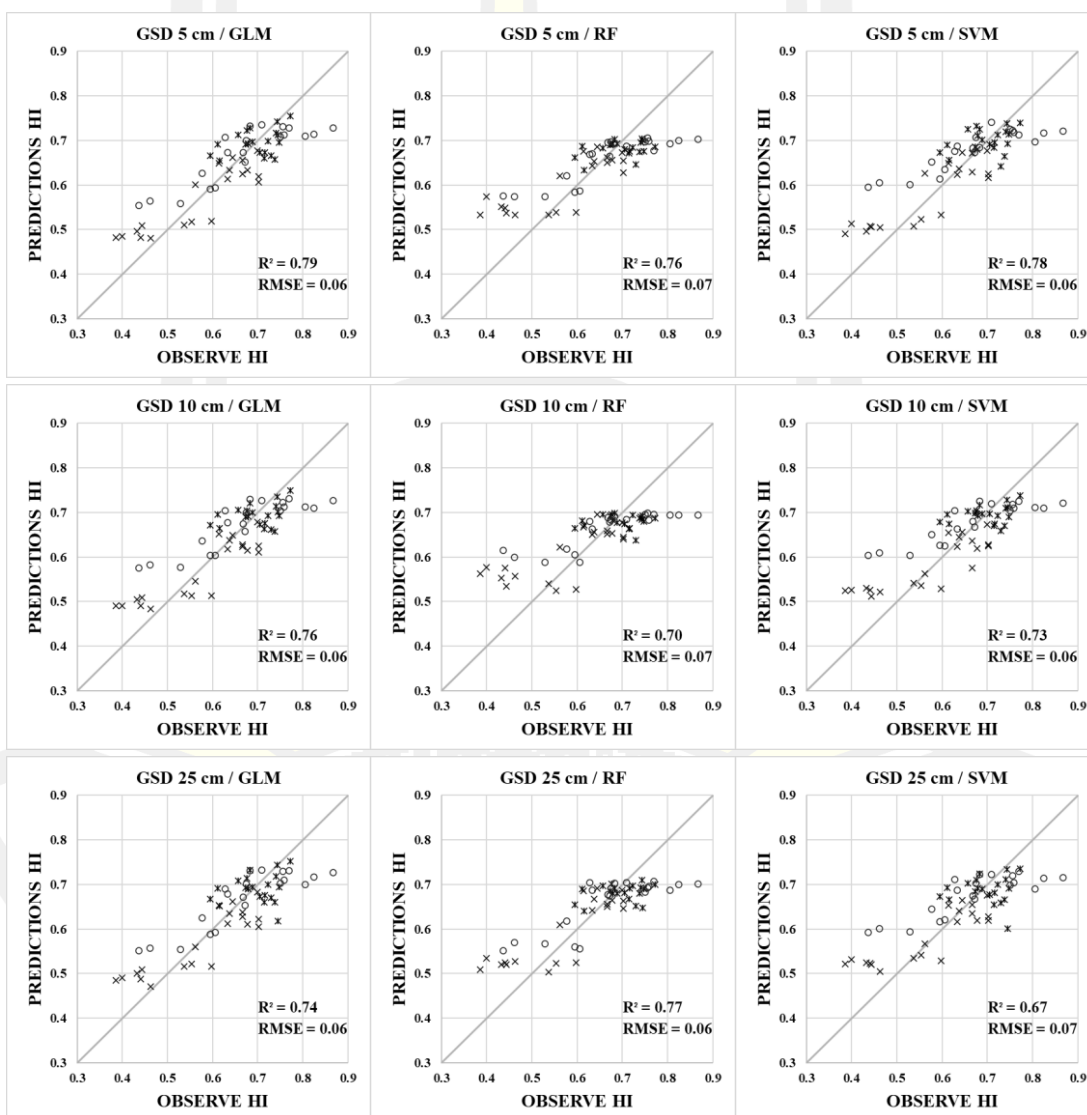
ภาพที่ 47 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่าง Harvest Index (HI.) ต้นมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย

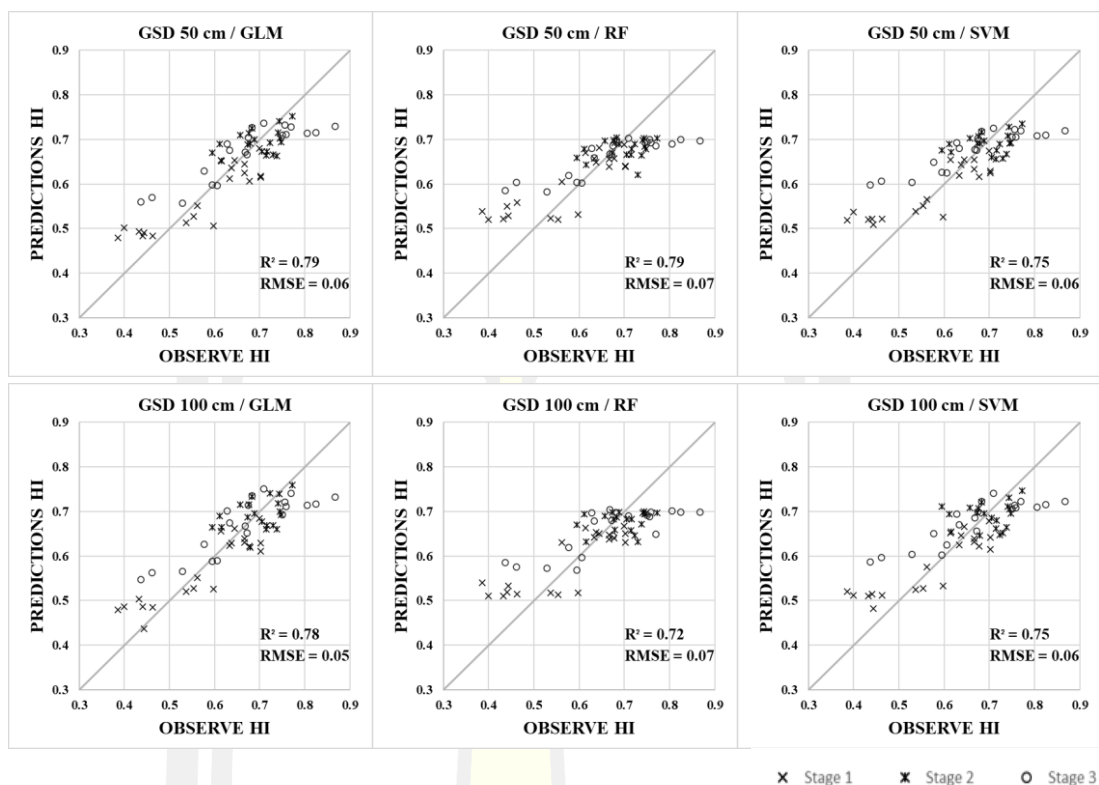
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับค่า Harvest Index (HI.) จากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า Harvest Index (HI.) จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณ Harvest Index (HI.) ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า Harvest Index (HI.) จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 13 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Harvest Index (HI.) โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.67 - 0.79 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 0.05 - 0.07

ตารางที่ 13 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่าย
ด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.79	0.06	0.76	0.06	0.74	0.06	0.79	0.06	0.78	0.05
RF	0.76	0.07	0.70	0.07	0.77	0.06	0.79	0.07	0.72	0.07
SVM	0.78	0.06	0.73	0.06	0.67	0.07	0.75	0.06	0.75	0.06





ภาพที่ 48 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe HI) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions HI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

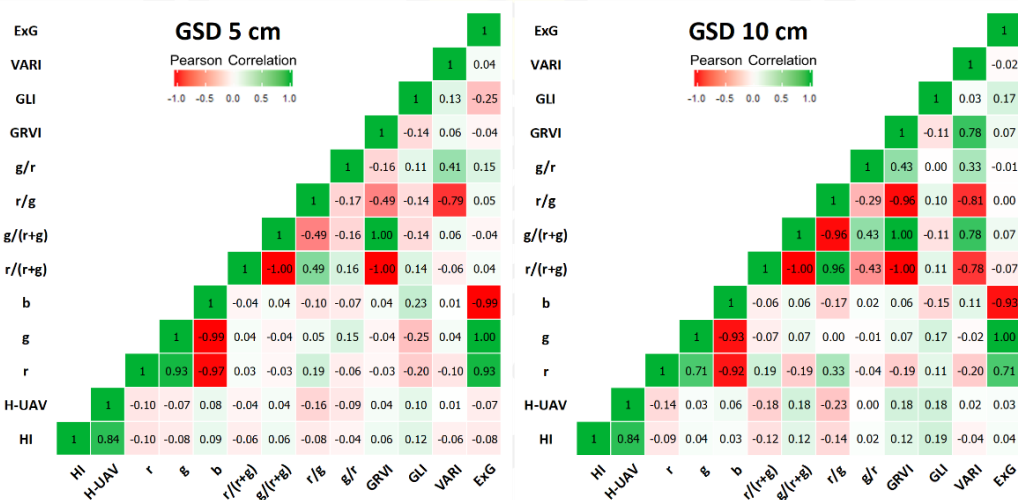
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10 และ 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 0.06

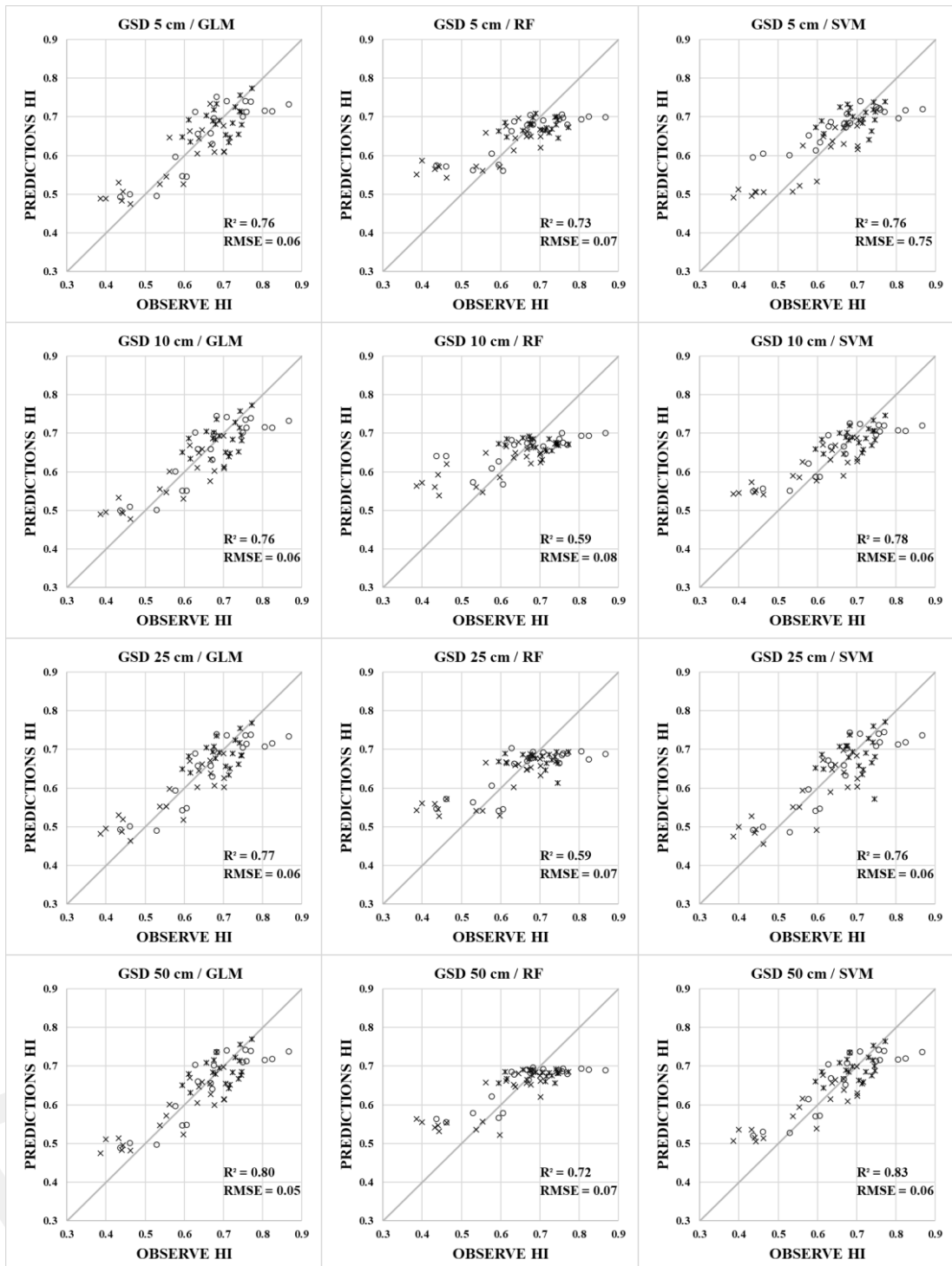
และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 14

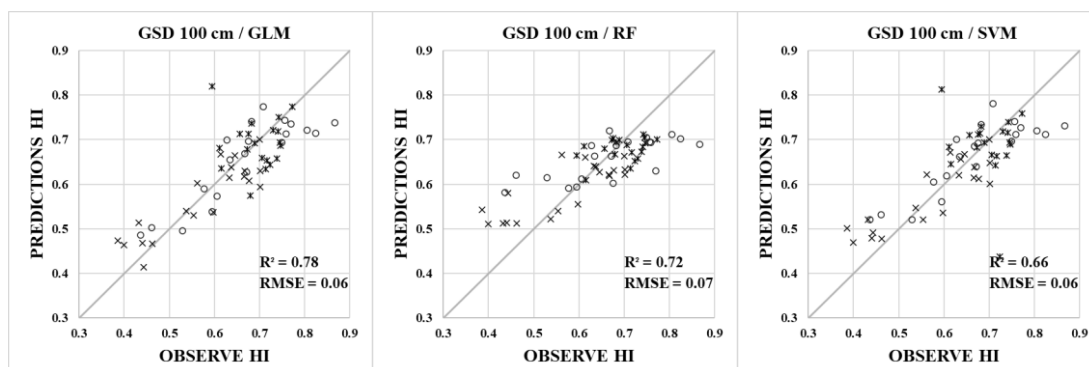
ตารางที่ 14 สมการประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	$HI = 0.084(Huav) - 0.085(NDVI) + 0.013(RE \text{ index}) + 0.029(r/g) + 0.505$	0.79	0.06
10	$HI = 0.076(Huav) - 0.096(NDVI) - 0.019(RE \text{ index}) + 0.015(r/g) + 0.570$	0.76	0.06
25	$HI = 0.085(Huav) - 0.079(NDVI) + 0.021(RE \text{ index}) - 0.028(g/(r+g)) + 0.541$	0.74	0.06
50	$HI = 0.084(Huav) - 0.087(NDVI) - 0.017(VARI) + 0.015(g/r) + 0.512$	0.79	0.06
100	$HI = 0.090(Huav) - 0.083(NDVI) - 0.014(g/r) + 0.552$	0.78	0.05

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ Harvest Index (HI.) ของต้นมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 49 โดยพบว่า Harvest Index (HI.) มันสำปะหลังจากการวัด มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.84







ภาพที่ 50 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe HI) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions HI) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.83 และ RMSE เท่ากับ 0.06

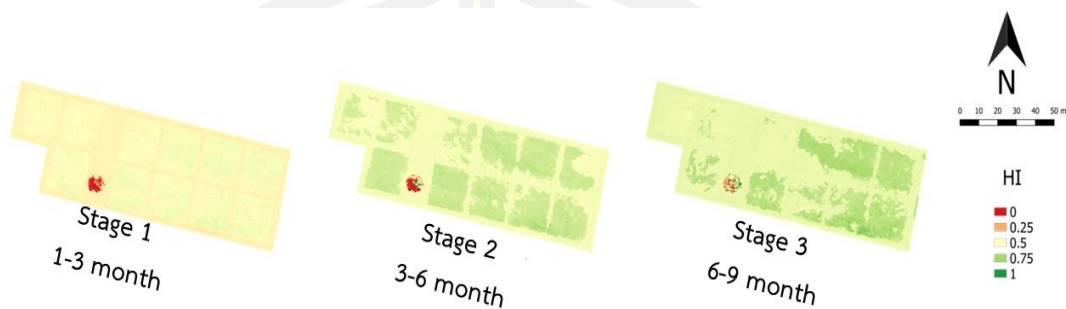
และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 16

ตารางที่ 16 สมการประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE

GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	$HI = 0.120(\text{Huav}) - 0.087(\text{VARI}) + 0.477$	0.76	0.06
10	$HI = 0.118(\text{Huav}) - 0.072(\text{VARI}) + 0.493$	0.76	0.06
25	$HI = 0.120(\text{Huav}) - 0.061(\text{VARI}) + 0.486$	0.77	0.06
50	$HI = 0.121(\text{Huav}) - 0.072(\text{VARI}) + 0.486$	0.80	0.05
100	$HI = 0.123(\text{Huav}) + 0.090(\text{VARI}) - 0.036(\text{g/r}) + 0.031(\text{r/g}) + 0.471$	0.78	0.06

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าความสูง ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าความสูง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด

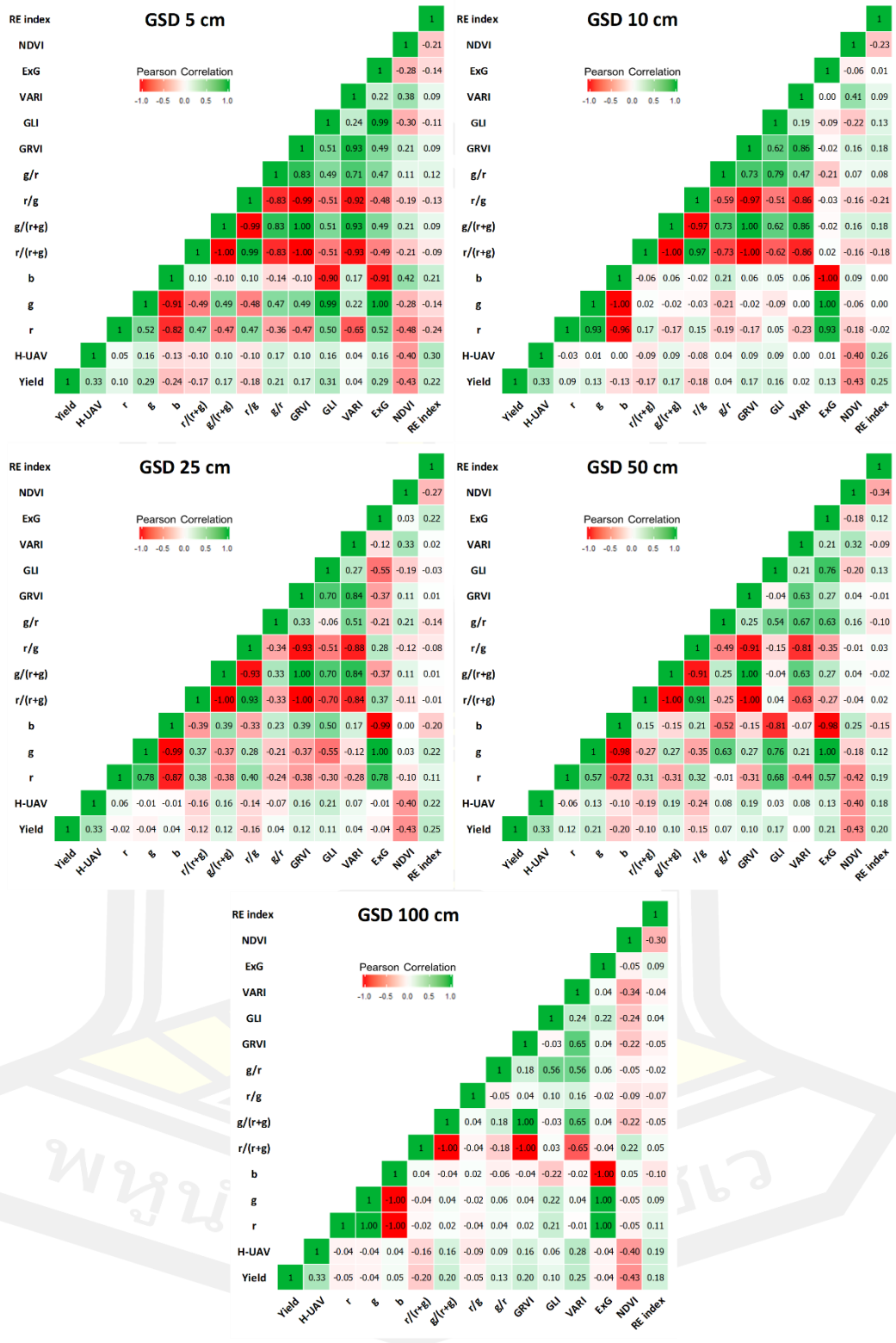
ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของต้นข้าว ได้ดังภาพที่ 51



ภาพที่ 51 แผนที่ติดตามดัชนีค่า Harvest Index (HI.)

4.5 ผลการวิเคราะห์ผลผลิต

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r , g , b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 52 โดยพบว่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.33



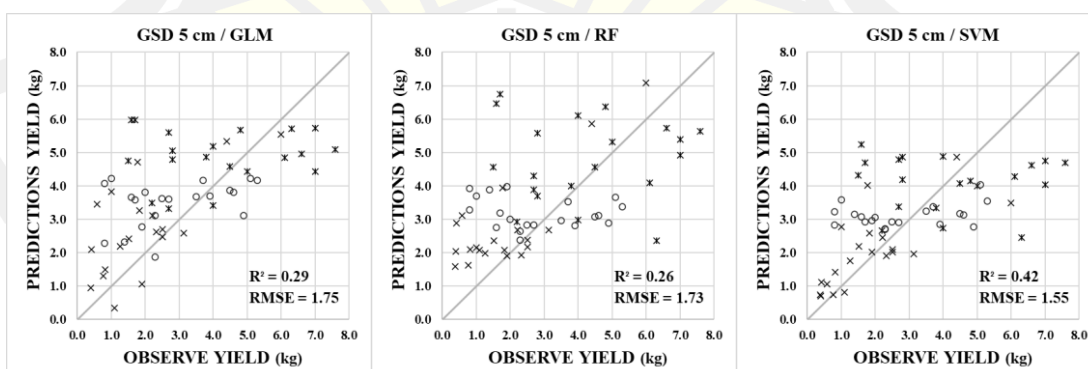
ภาพที่ 52 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าผลผลิตของมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย

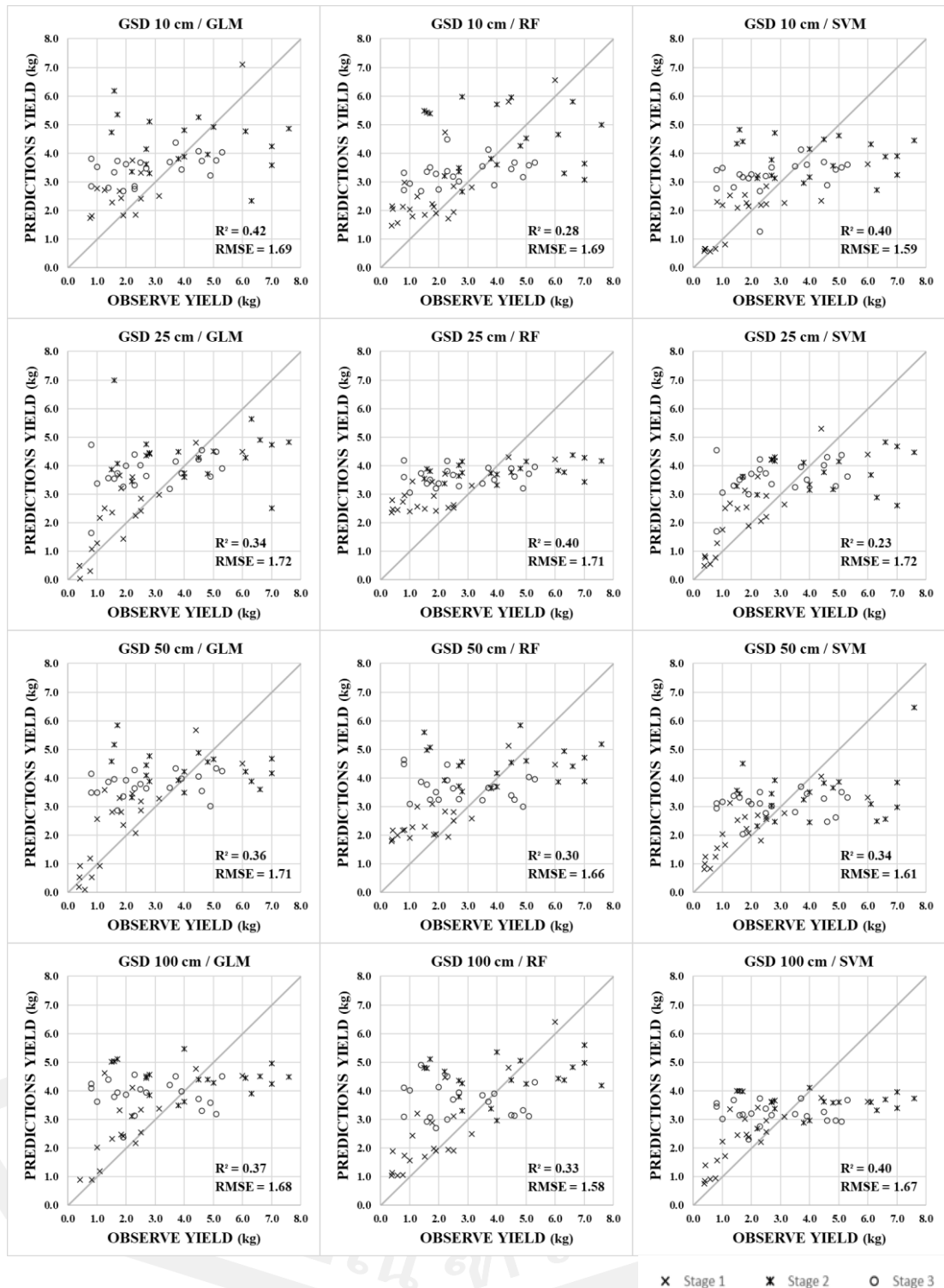
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณ ผลผลิตของมันสำปะหลัง ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 17 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ผลผลิตของมันสำปะหลัง โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.23 - 0.42 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 1.55 - 1.75

ตารางที่ 17 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.29	1.75	0.42	1.69	0.34	1.72	0.36	1.71	0.37	1.68
RF	0.26	1.73	0.28	1.69	0.40	1.71	0.30	1.66	0.33	1.58
SVM	0.42	1.55	0.40	1.59	0.23	1.72	0.34	1.61	0.40	1.67





ภาพที่ 53 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe YIELD) กับ ความสูงจากการประมาณ (Predictions YIELD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REEDGE

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองการติดตามผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE พบว่าแบบจำลองการติดตามผลผลิต (Yield) ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบ (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.42 และ RMSE เท่ากับ 1.55

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วย Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 18

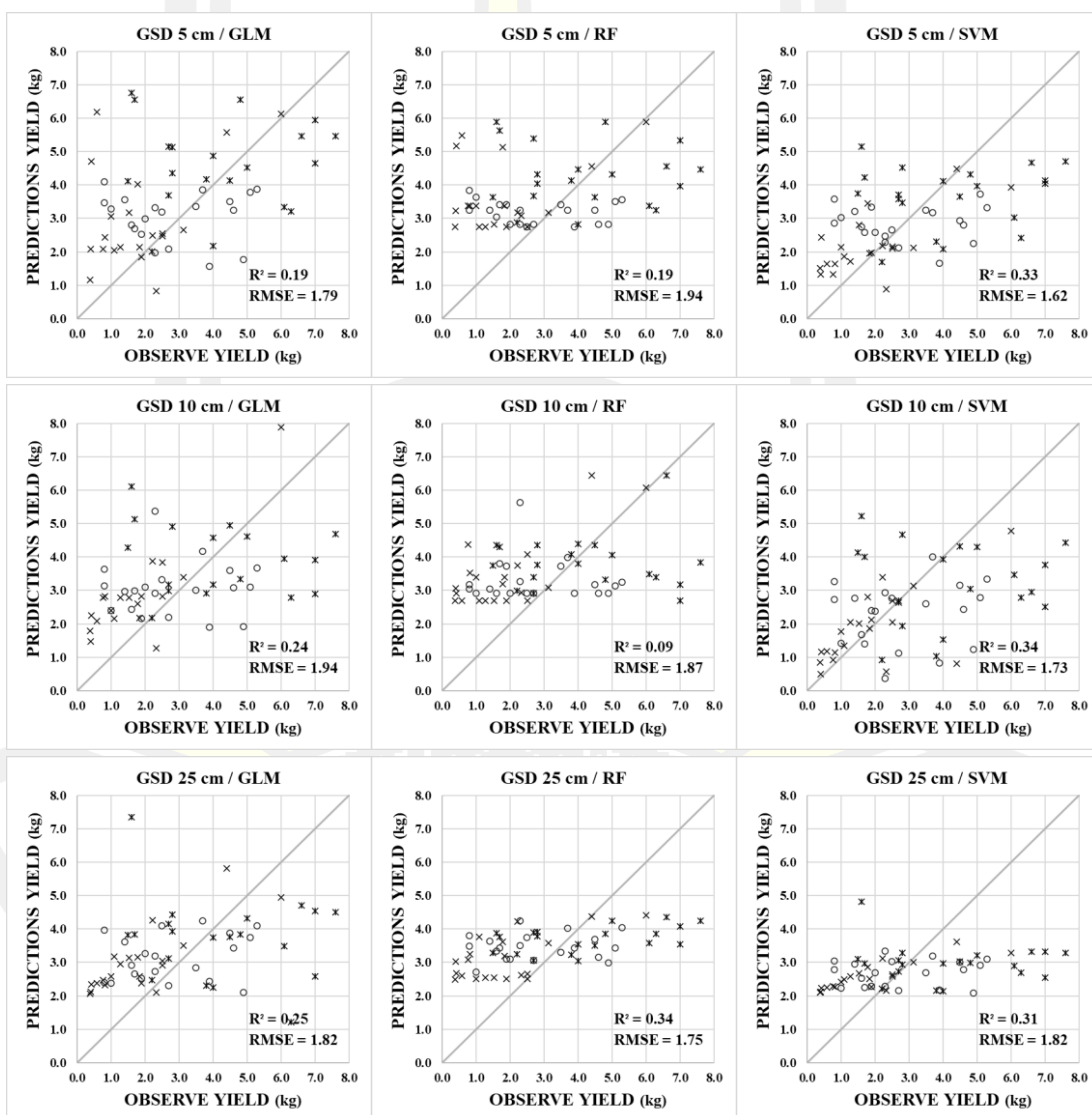
ตารางที่ 18 สมการประมาณค่าผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE

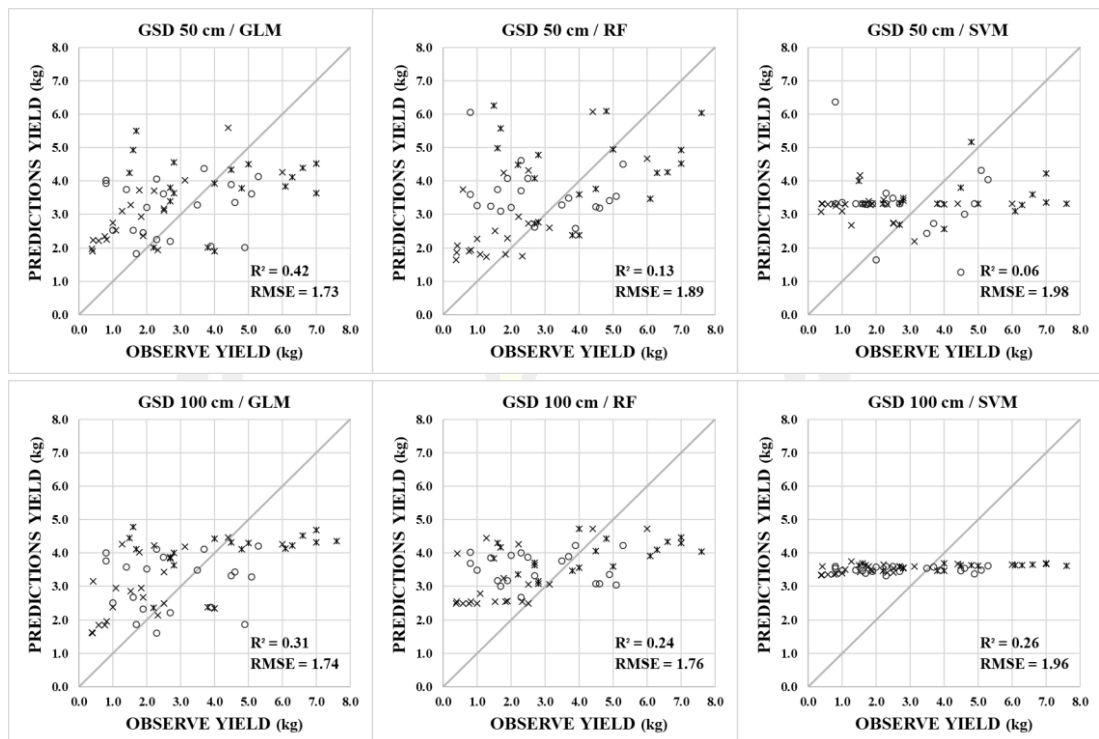
GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	$\text{Yield} = 2.297(\text{RE index}) - 3.214(\text{NDVI}) + 6.800(g/(r+g)) + 1.413(g/r) - 4.235$	0.29	1.75
10	$\text{Yield} = 1.636(\text{RE index}) - 3.347(\text{NDVI}) + 39.341(g/(r+g)) - 20.149$	0.42	1.69
25	$\text{Yield} = 2.814(\text{RE index}) - 3.223(\text{NDVI}) - 2.767(r/g) - 3.279$	0.34	1.72
50	$\text{Yield} = 2.289(\text{RE index}) - 3.263(\text{NDVI}) - 4.196(r) + 2.255$	0.36	1.71
100	$\text{Yield} = 3.362(\text{RE index}) - 2.795(\text{NDVI}) + 1.029(g/(r+g)) - 0.450$	0.37	1.68

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 54 โดยพบว่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.33

ตารางที่ 19 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.19	1.79	0.24	1.94	0.25	1.82	0.42	1.73	0.31	1.74
RF	0.19	1.94	0.09	1.87	0.34	1.75	0.13	1.89	0.24	1.76
SVM	0.33	1.62	0.34	1.73	0.31	1.82	0.06	1.98	0.26	1.96





ภาพที่ 55 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe YIELD) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions YIELD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

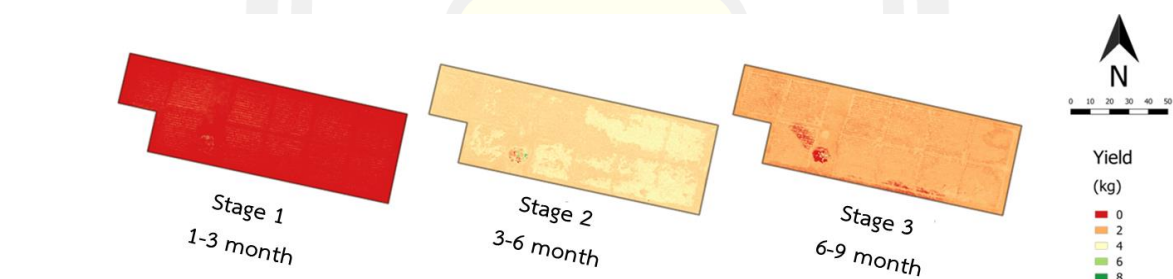
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.42 และ RMSE เท่ากับ 1.73

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิตของมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 20

ตารางที่ 20 สมการประมาณค่าผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	Yield = 10.779(GRVI) + 15.475(GLI) - 14.034(VARI) + 45.535 (g/(r+g)) - 31.226	0.19	1.79
10	Yield = - 15.663(VARI) + 60.549(g/(r+g)) -15.908(r/(r+g)) + 8.254(r/g) - 27.496	0.24	1.94
25	Yield = - 7.249(VARI) - 6.063(r/g) + 7.628	0.25	1.82
50	Yield = - 0.234(VARI) - 0.074(r/g) + 1.246(H uav) + 0.402(ExG) + 1.423	0.42	1.73
100	Yield = 1.251(VARI) + 1.104(H uav) + 0.877(g/(r+g)) + 1.217	0.31	1.74

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง ของทั้งสองกรณี พบว่าแบบจำลองประมาณค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของต้นข้าว ได้ดังภาพที่ 56

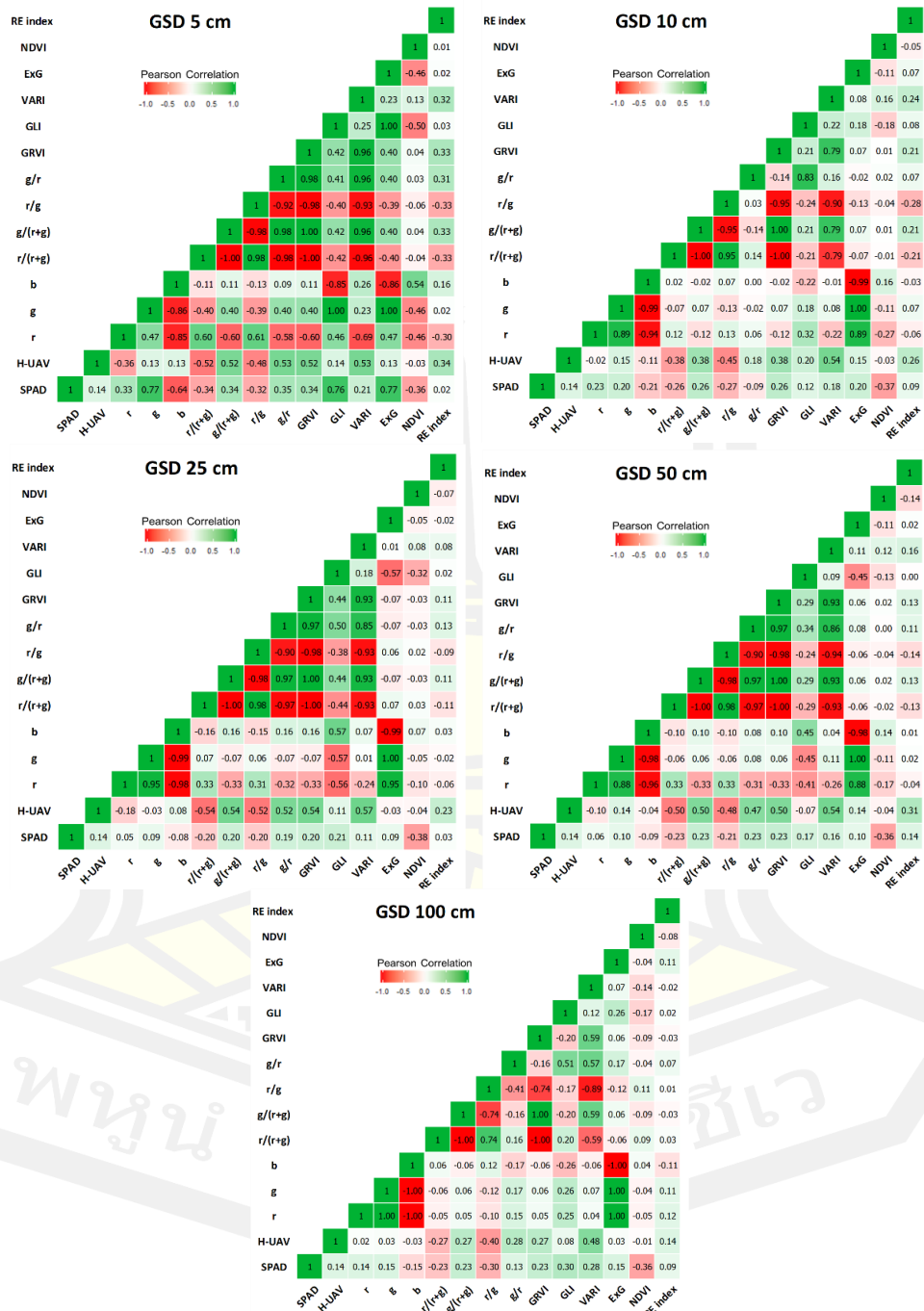


ภาพที่ 56 แผนที่ติดตามค่าผลผลิตของมันสำปะหลัง

4.6 ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์

ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) ของต้นมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นที่ต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของ

ข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 57 โดยพบว่าค่าคลอโรฟิลล์ของมันสำปะหลังจากการวัด มีความสัมพันธ์กับค่าสะท้อนแสงสีเขียว (g) จากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.14



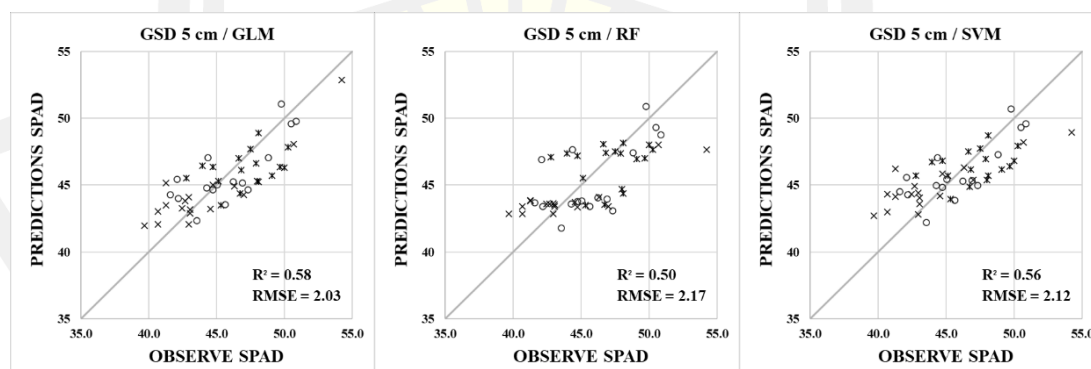
ภาพที่ 57 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ ของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

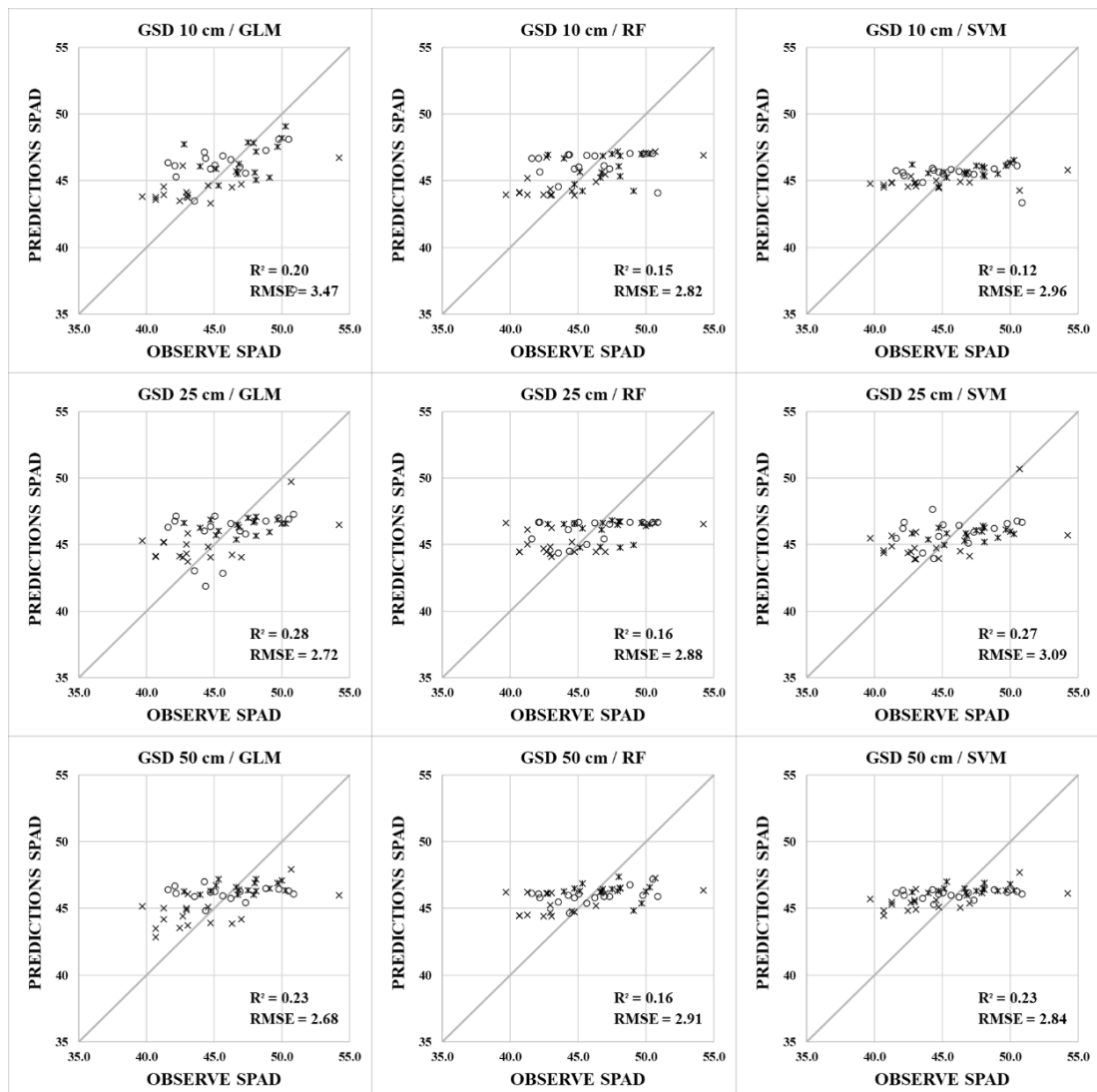
ผลการสร้างแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ร่วมกับ ค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด จะแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์ จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE เพื่อเปรียบเทียบ ประสิทธิภาพการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ ซึ่งมีผลการวิเคราะห์แบบจำลองดังนี้

การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์ จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB, RGN และ REDEGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 21 และสามารถแสดง ความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.10 – 0.58 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 2.03 - 3.47

ตารางที่ 21 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

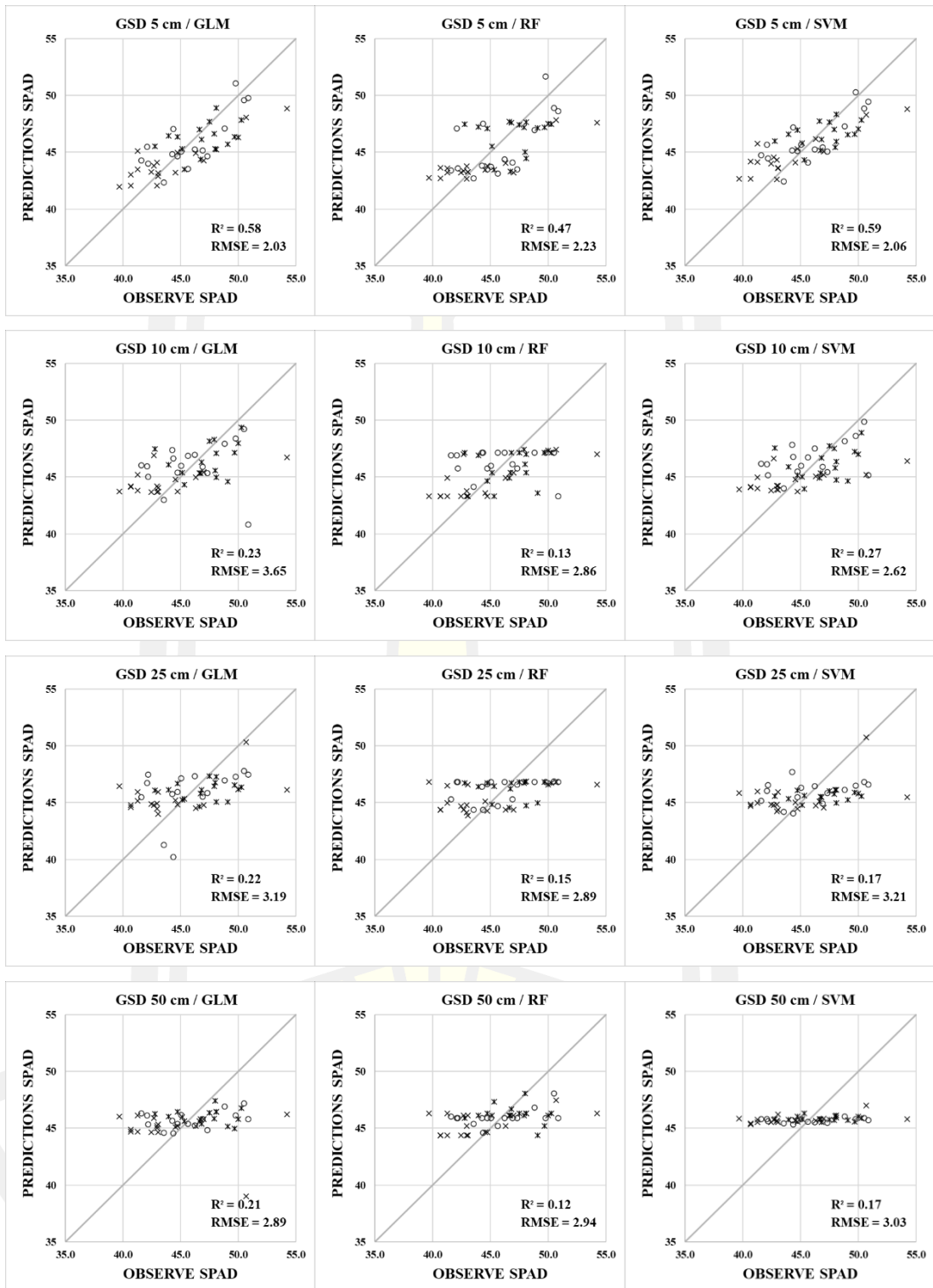
Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
GLM	0.58	2.03	0.20	3.47	0.28	2.72	0.23	2.68	0.10	3.22
RF	0.50	2.17	0.15	2.82	0.16	2.88	0.16	2.91	0.27	2.84
SVM	0.56	2.12	0.12	2.96	0.27	3.09	0.23	2.84	0.36	2.85

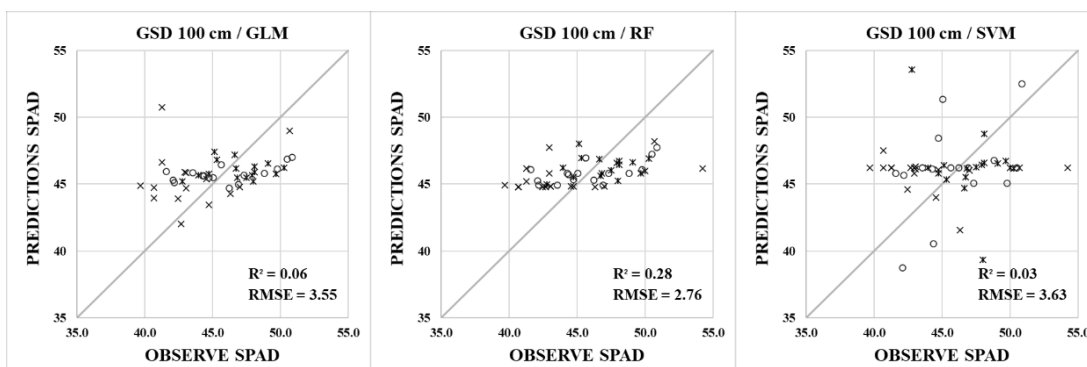




ภาพที่ 58 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วย Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 22





ภาพที่ 60 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์จากการวัด (Observe SPAD) กับค่าคลอโรฟิลล์จากการประมาณ (Predictions SPAD) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

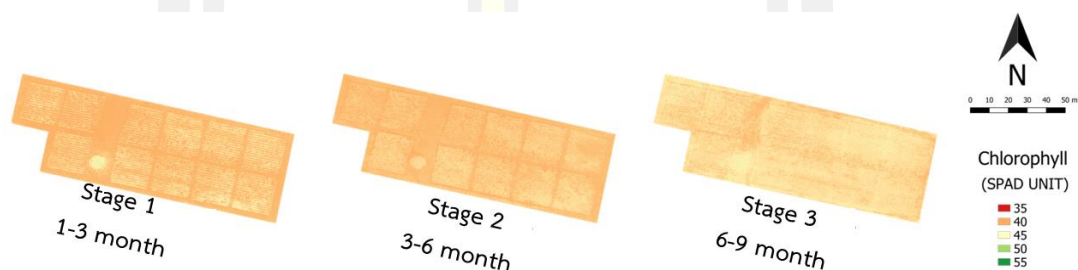
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า คลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.59 และ RMSE เท่ากับ 2.06

และจากความสัมพันธ์ระหว่างค่า คลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่าย ด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 24

ตารางที่ 24 สมการประมาณค่าผลผลิต จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

GSD (cm)	Model Expression	R^2	RMSE
5	$SPAD = 7.402(ExG) - 0.290(b) + 41.215$	0.58	2.03
10	$SPAD = 10.683(GLI) - 0.557(VARI) + 0.634(b) - 4.403(g) - 1.149(g/r) - 2.235(r/g) + 47.424$	0.23	3.65
25	$SPAD = 9.769(GLI) - 6.229(VARI) - 1.024(g/r) - 32.868(g/(r+g)) - 13.009(GRVI) - 10.316(r) - 17.582(r/g) + 82.449$	0.22	3.19
50	$SPAD = 55.825(GRVI) - 11.899(VARI) + 20.202(r/g) - 16.625(g/r) + 88.190(g/(r+g)) - 5.937$	0.21	2.89
100	$SPAD = 2.207(GLI) + 13.243(VARI) + 9.231(r/g) + 2.730(g/r) - 0.362(Huav) - 32.726$	0.06	3.55

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุดของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงสุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตามความสูงของมันสำปะหลัง ได้ดังภาพที่ 61



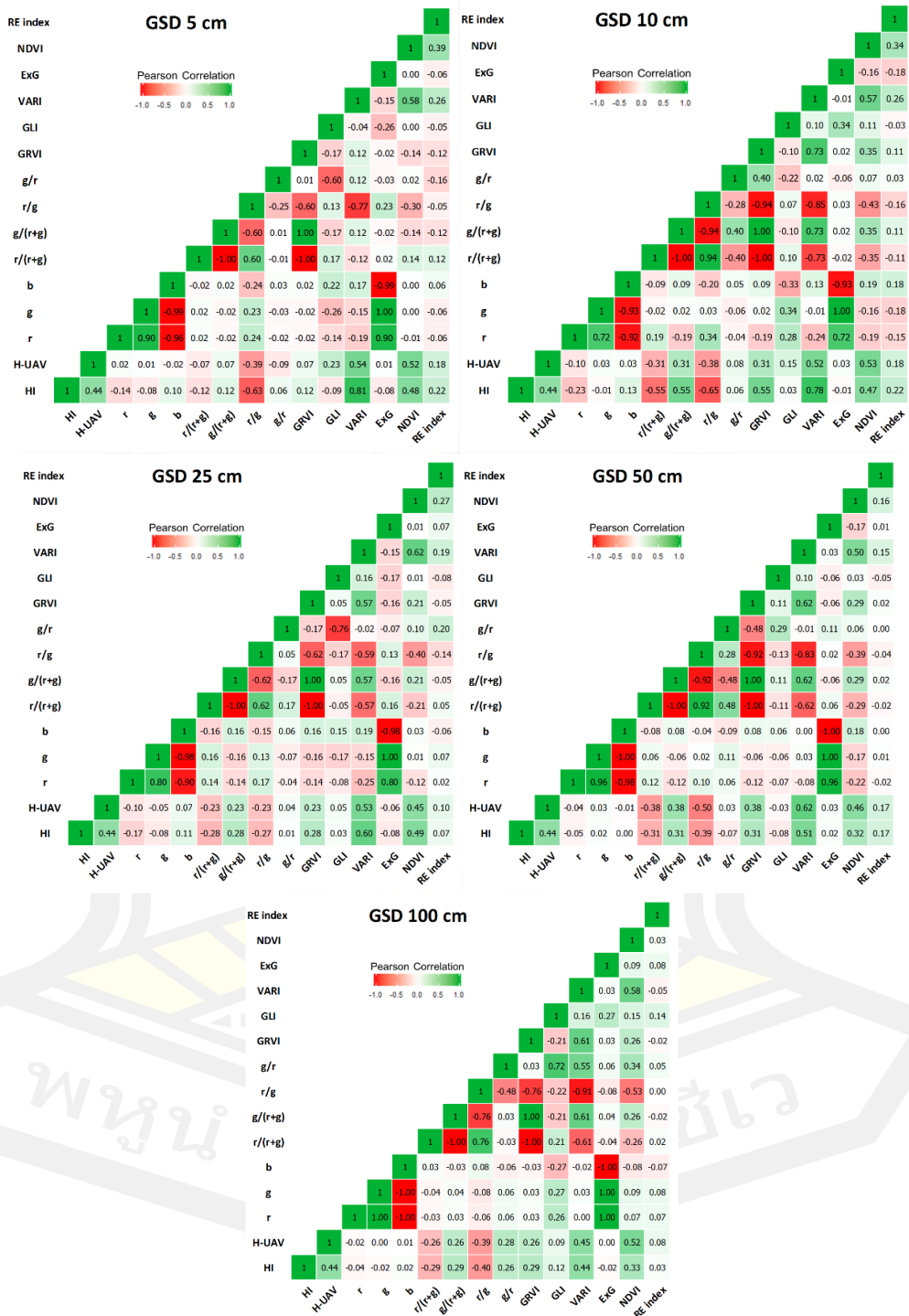
ภาพที่ 61 แผนที่ติดตามค่าคลอโรฟิลล์

4.7 การทำนายผลผลิต Harvest Index (HI.)

ผลการวิเคราะห์ Harvest Index (HI.) จากการสร้างแบบจำลองทำนายผลผลิตมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ตามระยะการเจริญเติบโตของมันสำปะหลัง 3 ระยะการเจริญเติบโต คือ ซึ่งแต่ละระยะการเจริญเติบโต มีระยะเวลาห่าง จากวันเริ่มปลูก (Day of Planting ; DOP) และทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วย ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM) แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) สามารถประเมินความน่าเชื่อถือทางสถิติของแบบจำลองด้วยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลผลิตของแต่ละระยะการเจริญเติบโตของข้าว โดยการวิเคราะห์ข้อมูลจะแบ่งออกเป็นสองกรณี ดังนี้

กรณีที่หนึ่ง ความสัมพันธ์ระหว่าง Harvest Index (HI.) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r , g , b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลดังแสดงในตารางที่ 25 โดยมีค่าความถูกต้องของ

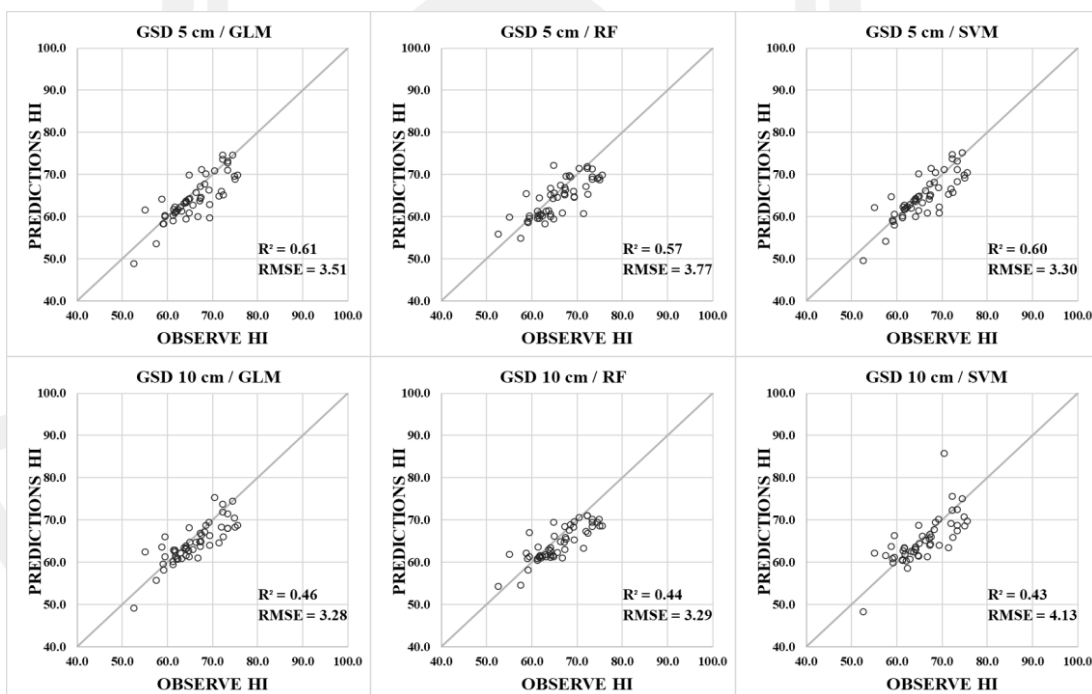
แบบจำลอง ด้วยค่า R² มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00 - 0.61 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 3.28 - 6.37 กิโลกรัมต่อตารางเมตร

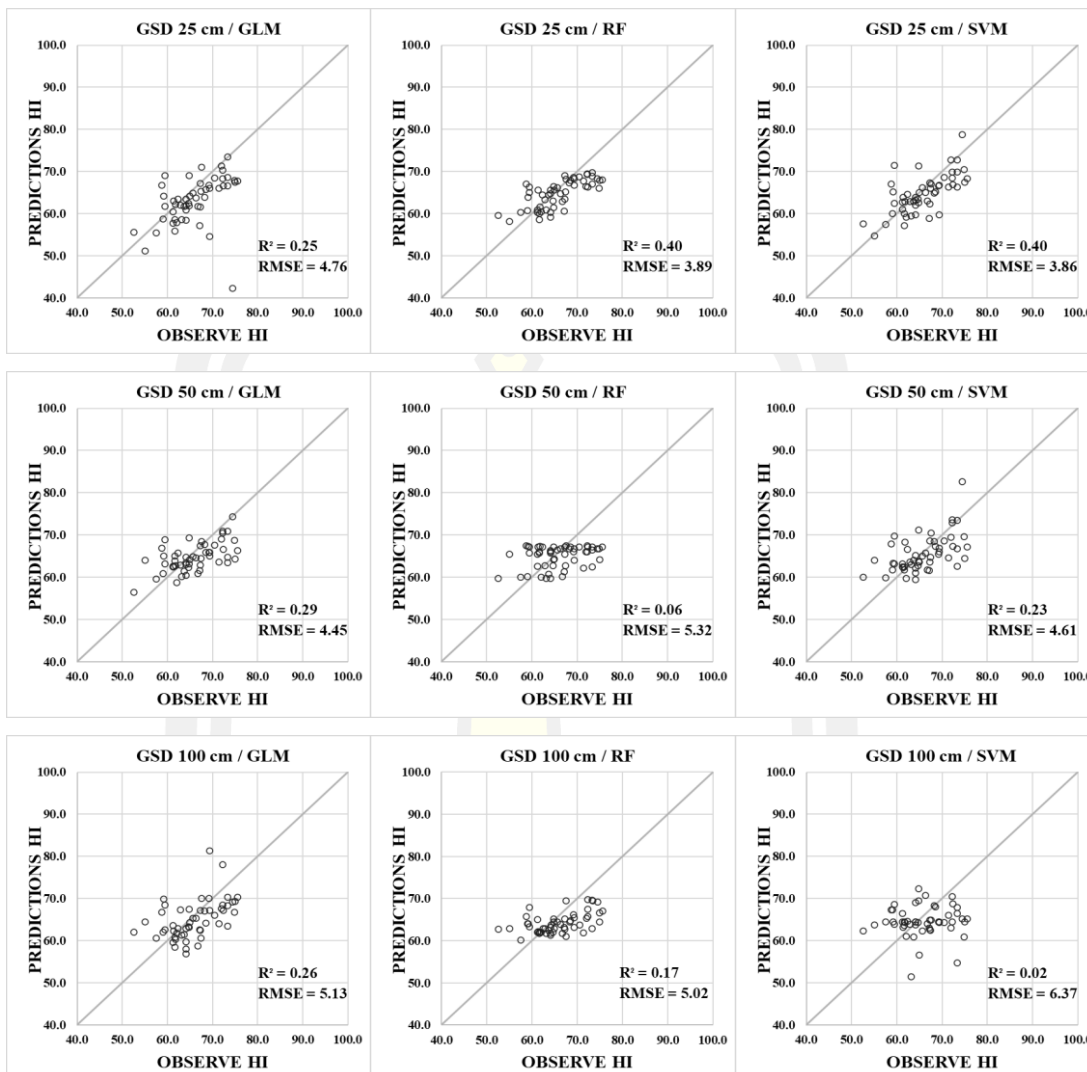


ภาพที่ 62 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.) ของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

ตารางที่ 25 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่าย
ด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

Growth stage	Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Stage 1	GML	0.05	5.45	0.06	5.67	0.05	6.10	0.09	5.15	0.21	5.77
	RF	0.01	5.30	0.05	5.33	0.01	5.27	0.03	5.24	0.07	5.19
	SVM	0.06	5.36	0.14	5.31	0.08	5.22	0.05	5.24	0.02	5.32
Stage 2	GML	0.26	5.63	0.20	5.50	0.06	5.42	0.07	6.05	0.08	5.69
	RF	0.06	5.28	0.07	5.37	0.12	5.29	0.04	5.34	0.11	5.22
	SVM	0.04	5.39	0.08	5.31	0.00	5.28	0.05	5.50	0.01	5.39
Stage 3	GML	0.61	3.51	0.46	3.28	0.25	4.76	0.29	4.45	0.26	5.13
	RF	0.57	3.77	0.44	3.29	0.40	3.89	0.06	5.32	0.17	5.02
	SVM	0.60	3.30	0.43	4.13	0.40	3.86	0.23	4.61	0.02	6.37





ภาพที่ 63 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.)

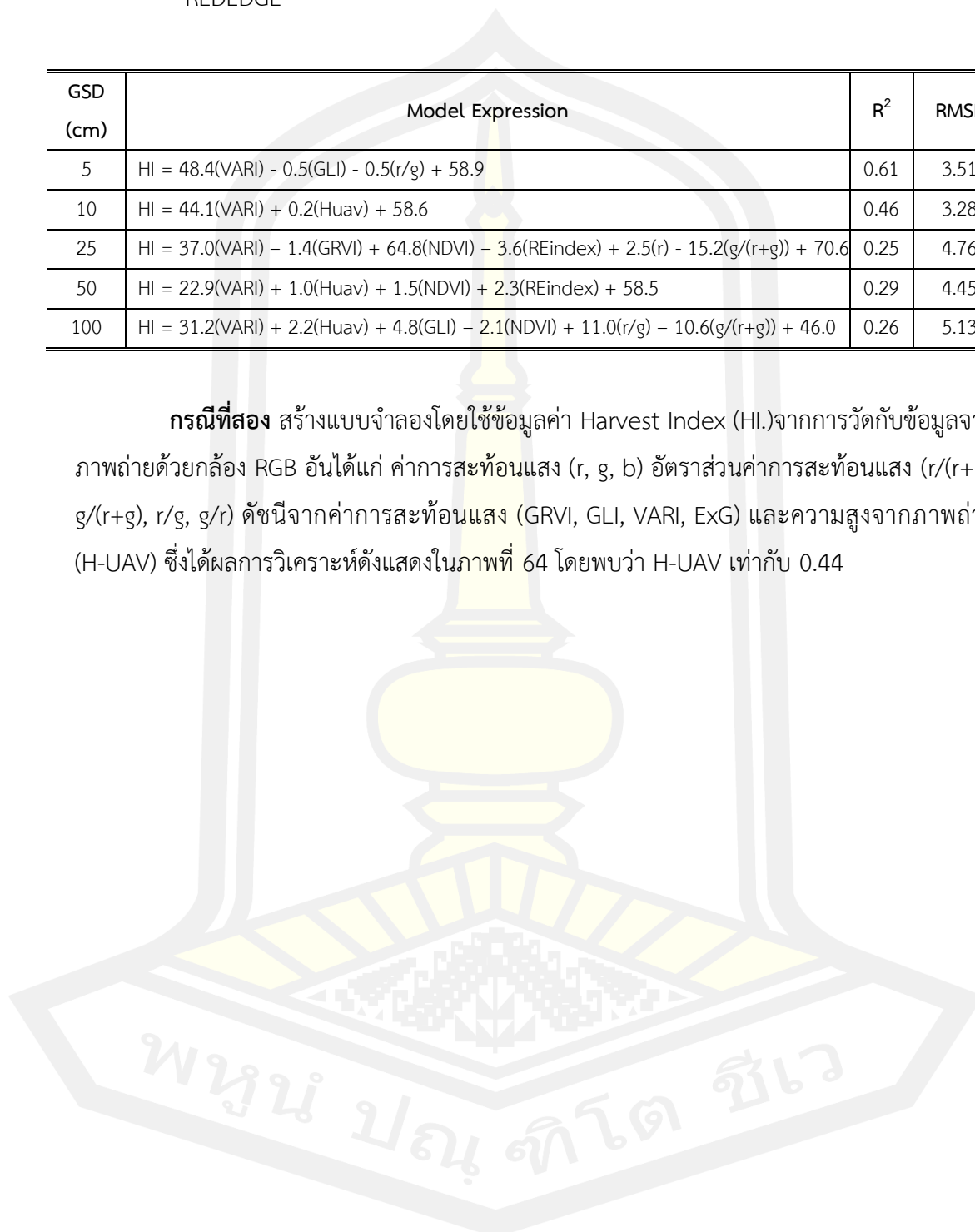
จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

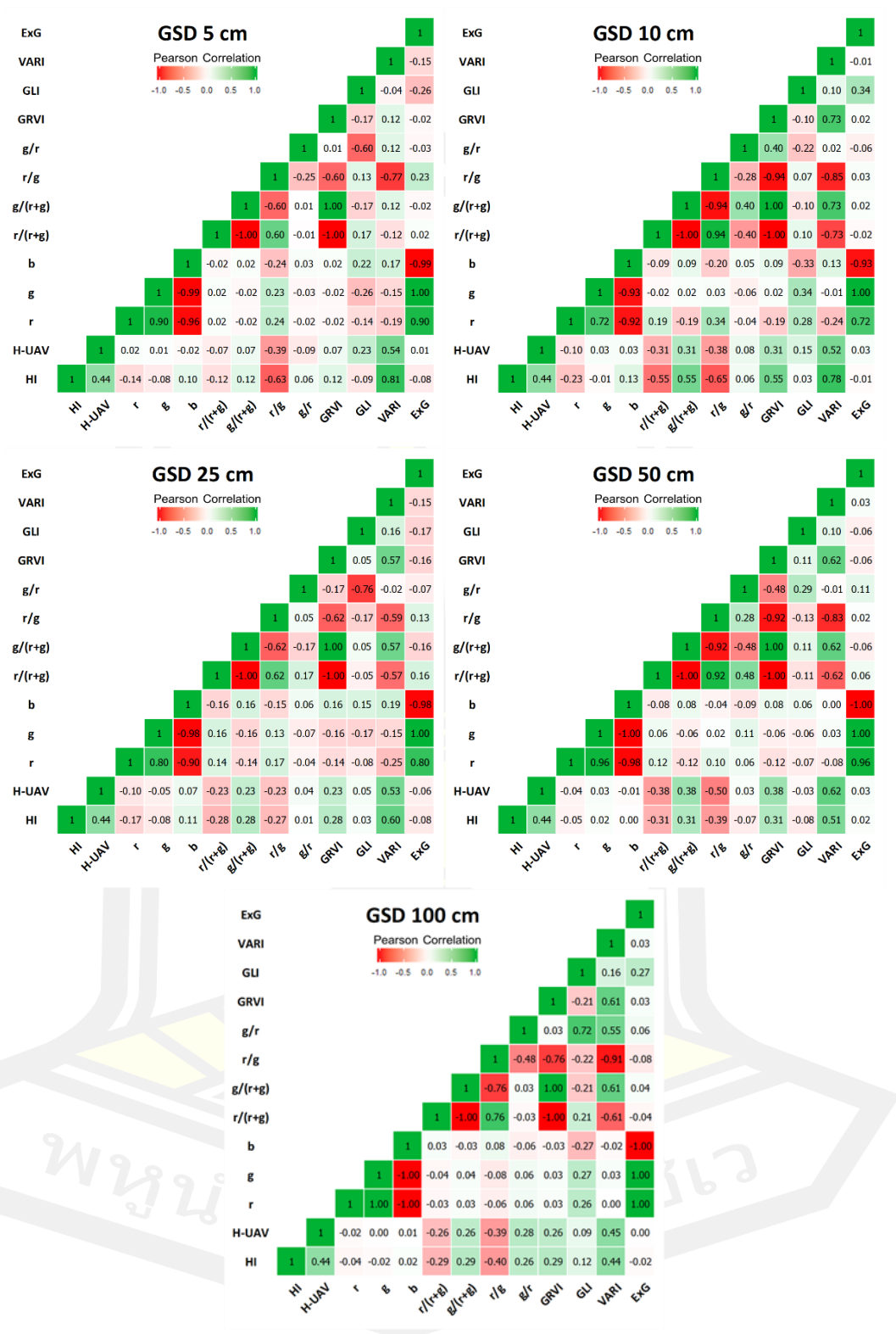
จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองทำนาย Harvest Index (HI.) ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของ สมการที่ได้จากแบบจำลองด้วย Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 26

ตารางที่ 26 สมการประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	$HI = 48.4(VARI) - 0.5(GLI) - 0.5(r/g) + 58.9$	0.61	3.51
10	$HI = 44.1(VARI) + 0.2(Huav) + 58.6$	0.46	3.28
25	$HI = 37.0(VARI) - 1.4(GRVI) + 64.8(NDVI) - 3.6(REindex) + 2.5(r) - 15.2(g/(r+g)) + 70.6$	0.25	4.76
50	$HI = 22.9(VARI) + 1.0(Huav) + 1.5(NDVI) + 2.3(REindex) + 58.5$	0.29	4.45
100	$HI = 31.2(VARI) + 2.2(Huav) + 4.8(GLI) - 2.1(NDVI) + 11.0(r/g) - 10.6(g/(r+g)) + 46.0$	0.26	5.13

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า Harvest Index (HI.) จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในภาพที่ 64 โดยพบว่า H-UAV เท่ากับ 0.44

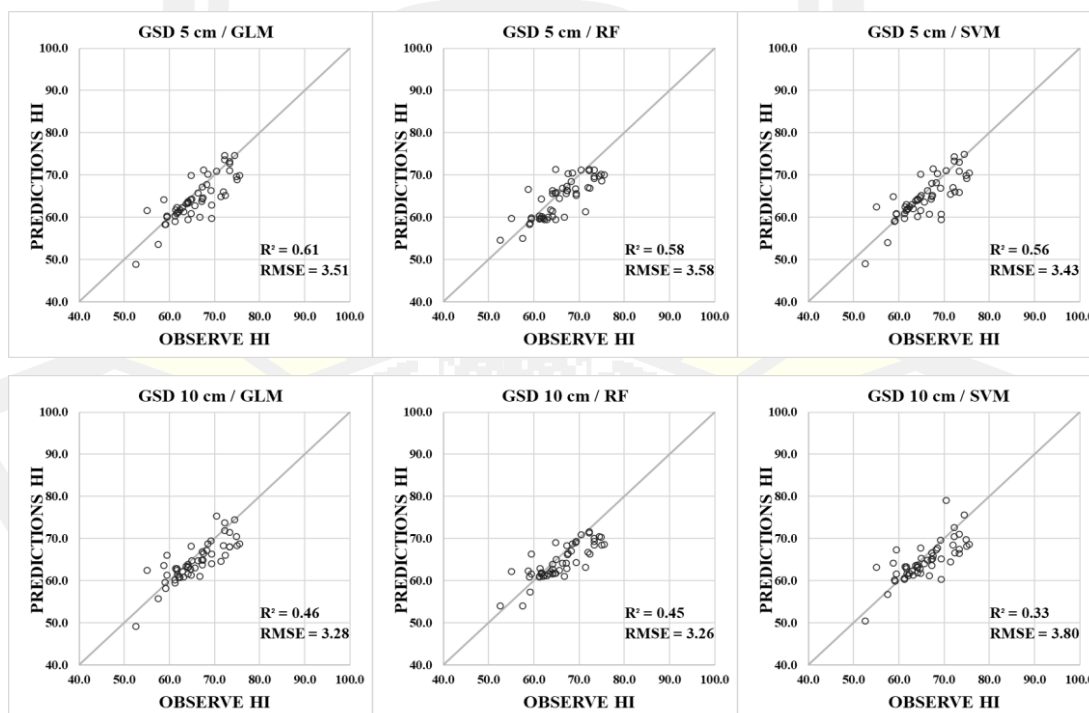


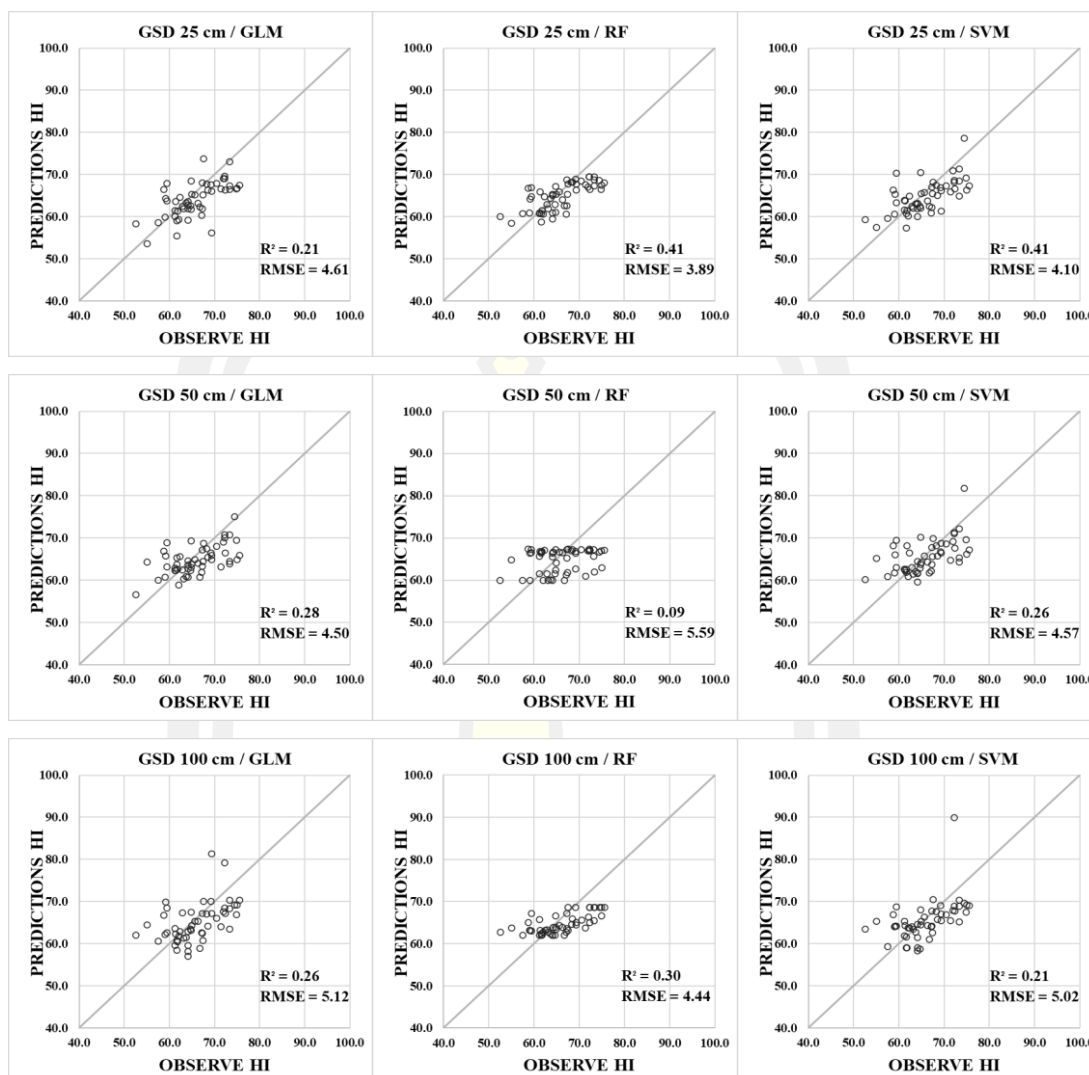


ภาพที่ 64 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI) ของมันสำปะหลังจากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

ตารางที่ 27 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่าย
ด้วยกล้อง RGB

Growth stage	Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Stage 1	GML	0.35	2.30	0.21	2.07	0.13	2.02	0.10	2.23	0.15	2.08
	RF	0.38	2.09	0.27	2.01	0.16	2.05	0.03	2.20	0.26	2.12
	SVM	0.13	2.17	0.11	2.22	0.06	2.19	0.11	2.21	0.01	2.23
Stage 2	GML	0.12	2.16	0.13	2.02	0.00	2.41	0.08	2.13	0.01	2.91
	RF	0.05	2.22	0.04	2.18	0.04	2.21	0.15	2.13	0.19	2.16
	SVM	0.21	2.20	0.04	2.19	0.17	2.14	0.02	2.23	0.15	2.19
Stage 3	GML	0.80	1.15	0.76	1.25	0.55	1.53	0.66	1.55	0.31	2.04
	RF	0.80	1.09	0.75	1.27	0.53	1.67	0.61	1.84	0.52	1.64
	SVM	0.79	1.16	0.74	1.25	0.51	1.68	0.57	1.72	0.51	1.68





ภาพที่ 65 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า Harvest Index (HI.)

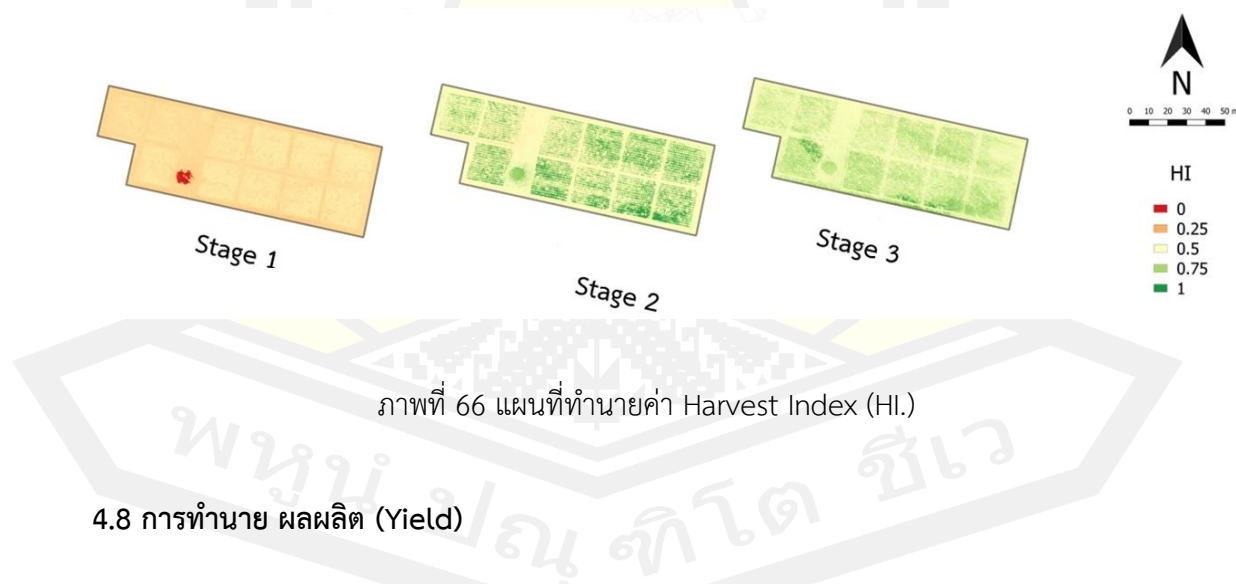
จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองทำนาย Harvest Index (HI.) ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วย Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 28

ตารางที่ 28 แบบจำลองทำนายค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	$HI = 48.4(VARI) - 0.5(GRVI) - 0.5(r/g) + 58.9$	0.61	3.51
10	$HI = 44.1(VARI) + 0.2(Huav) + 58.6$	0.46	3.28
25	$HI = 42.6(VARI) + 1.0(Huav) - 2.0(GRVI) - 1.9(r/g) + 2.5(r) - 21.3(g/(r+g)) + 71.6$	0.21	4.61
50	$HI = 23.2(VARI) + 1.1(Huav) - 0.1(GLI) + 60.5$	0.28	4.50
100	$HI = 31.0(VARI) + 2.1(Huav) + 1.7(GRVI) + 11.3(r/g) + 11.2(g/(r+g)) + 45.7$	0.26	5.12

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองทำนายค่า Harvest Index (HI.) ของทั้งสองกรณี พบว่าแบบจำลองทำนายค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB RGN และ REDEGE ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุด ของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงสุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตาม Harvest Index (HI.) ของมันสำปะหลัง ได้ดังภาพที่ 66

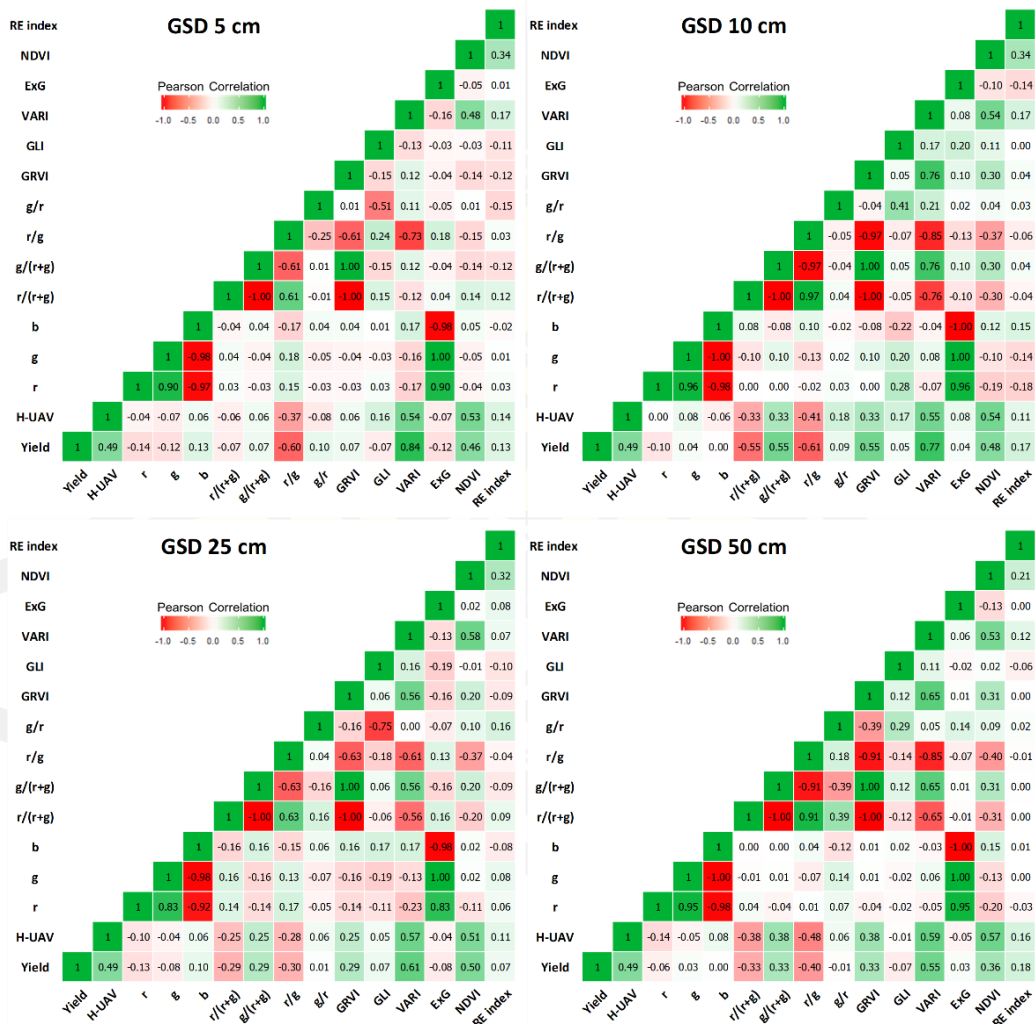


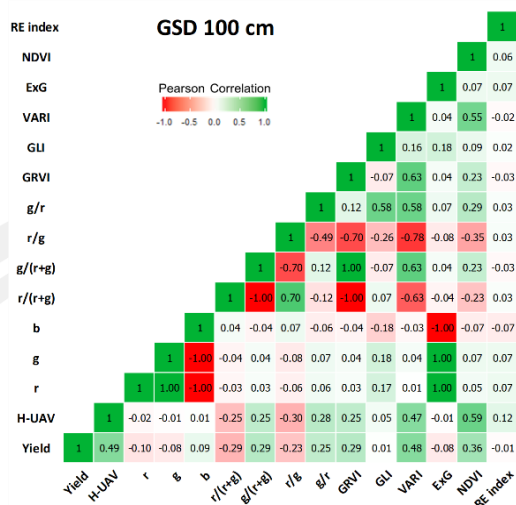
4.8 การทำนาย ผลผลิต (Yield)

ผลการวิเคราะห์ ผลผลิต (Yield) จากการสร้างแบบจำลองทำนายผลผลิตมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย UAV ตามระยะการเจริญเติบโตของมันสำปะหลัง 3 ระยะการเจริญเติบโต คือ ซึ่งแต่ละระยะการเจริญเติบโต มีระยะเวลาห่าง จากวันเริ่มปลูก (Day of Planting ; DOP) และทำการวิเคราะห์แบบจำลองด้วย ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models: GLM)

แบบป่าสุ่ม (Random Forest: RF) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) สามารถประเมินความน่าเชื่อถือทางสถิติของแบบจำลอง ด้วยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลผลิตของแต่ละระยะการเจริญเติบโตของข้าว โดยการวิเคราะห์ข้อมูลจะแบ่งออกเป็นสองกรณี ดังนี้

กรณีที่หนึ่ง ความสัมพันธ์ระหว่าง ผลผลิต (Yield)กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลดังแสดงในตารางที่ 29 โดยมีค่าความถูกต้องของแบบจำลอง ด้วยค่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00 - 0.80 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.09 - 2.91 กิโลกรัมต่อตารางเมตร

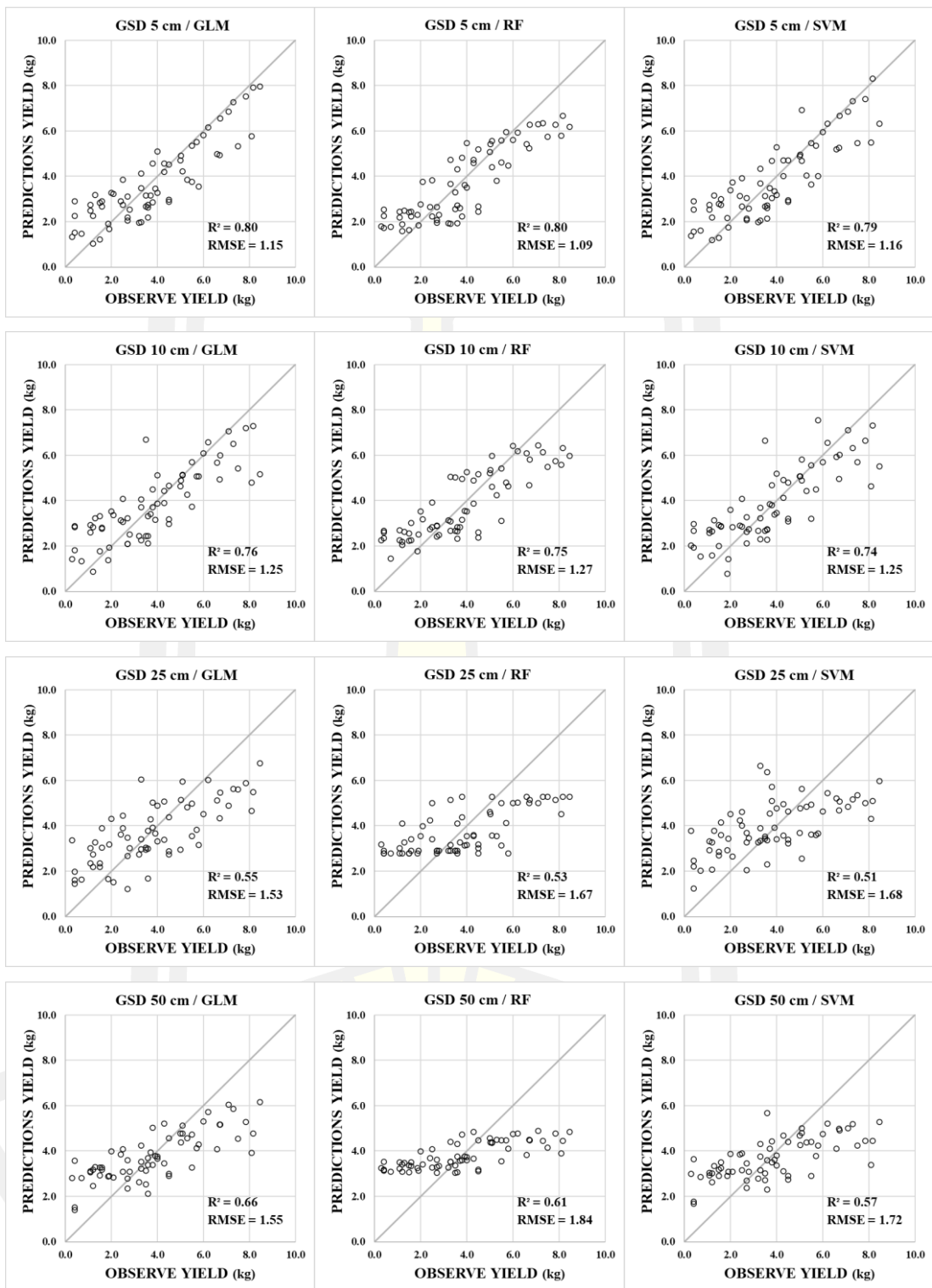


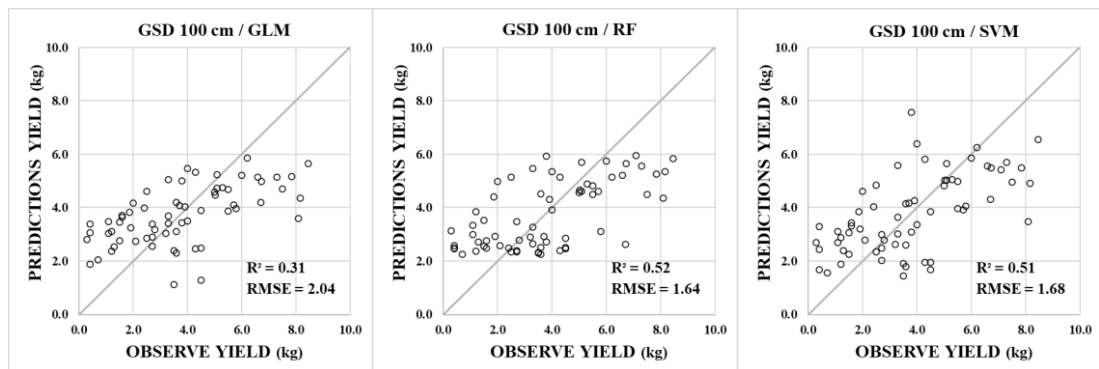


ภาพที่ 67 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

ตารางที่ 29 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB, RGN และ REEDGE

Growth stage	Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Stage 1	GML	0.35	2.30	0.21	2.07	0.13	2.02	0.10	2.23	0.15	2.08
	RF	0.38	2.09	0.27	2.01	0.16	2.05	0.03	2.20	0.26	2.12
	SVM	0.13	2.17	0.11	2.22	0.06	2.19	0.11	2.21	0.01	2.23
Stage 2	GML	0.12	2.16	0.13	2.02	0.00	2.41	0.08	2.13	0.01	2.91
	RF	0.05	2.22	0.04	2.18	0.04	2.21	0.15	2.13	0.19	2.16
	SVM	0.21	2.20	0.04	2.19	0.17	2.14	0.02	2.23	0.15	2.19
Stage 3	GML	0.80	1.15	0.76	1.25	0.55	1.53	0.66	1.55	0.31	2.04
	RF	0.80	1.09	0.75	1.27	0.53	1.67	0.61	1.84	0.52	1.64
	SVM	0.79	1.16	0.74	1.25	0.51	1.68	0.57	1.72	0.51	1.68





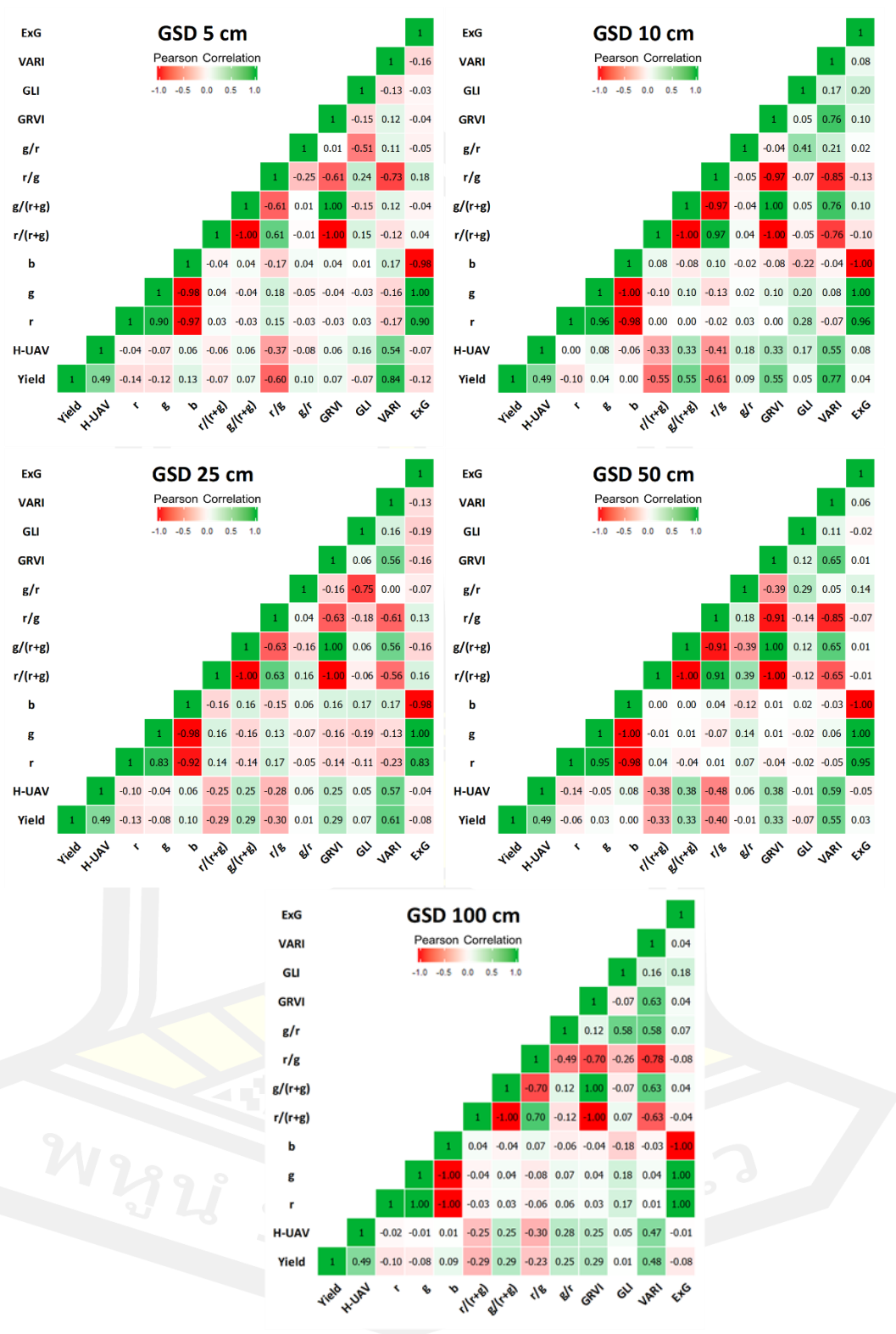
ภาพที่ 68 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองทำนาย ผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วย Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 26

ตารางที่ 30 สมการประมาณค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEGE

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	$\text{Yield} = 0.071(\text{Huav}) + 4.012(\text{NDVI}) - 0.003(\text{RE index}) + 0.147(\text{GRVI}) + 17.750(\text{VARI}) + 1.034$	0.80	1.15
10	$\text{Yield} = 0.228(\text{Huav}) - 0.236(\text{RE index}) - 0.286(\text{GLI}) + 16.516(\text{VARI}) - 0.013(r) + 1.530$	0.76	1.25
25	$\text{Yield} = 0.213(\text{Huav}) + 31.164(\text{NDVI}) - 0.643(\text{RE index}) + 12.202(\text{VARI}) + 2.345(g/(r+g)) - 4.527(r/g) - 2.470$	0.55	1.53
50	$\text{Yield} = 0.412(\text{Huav}) + 0.497(\text{NDVI}) + 0.691(\text{RE index}) + 11.718(\text{VARI}) + 5.390(g/(r+g)) - 4.527(r/g) - 5.161$	0.66	1.55
100	$\text{Yield} = 0.417(\text{Huav}) + 12.108(\text{NDVI}) - 0.217(\text{RE index}) + 4.644(\text{VARI}) + 1.138(g/r) + 1.909(r/g) - 0.055$	0.31	2.04

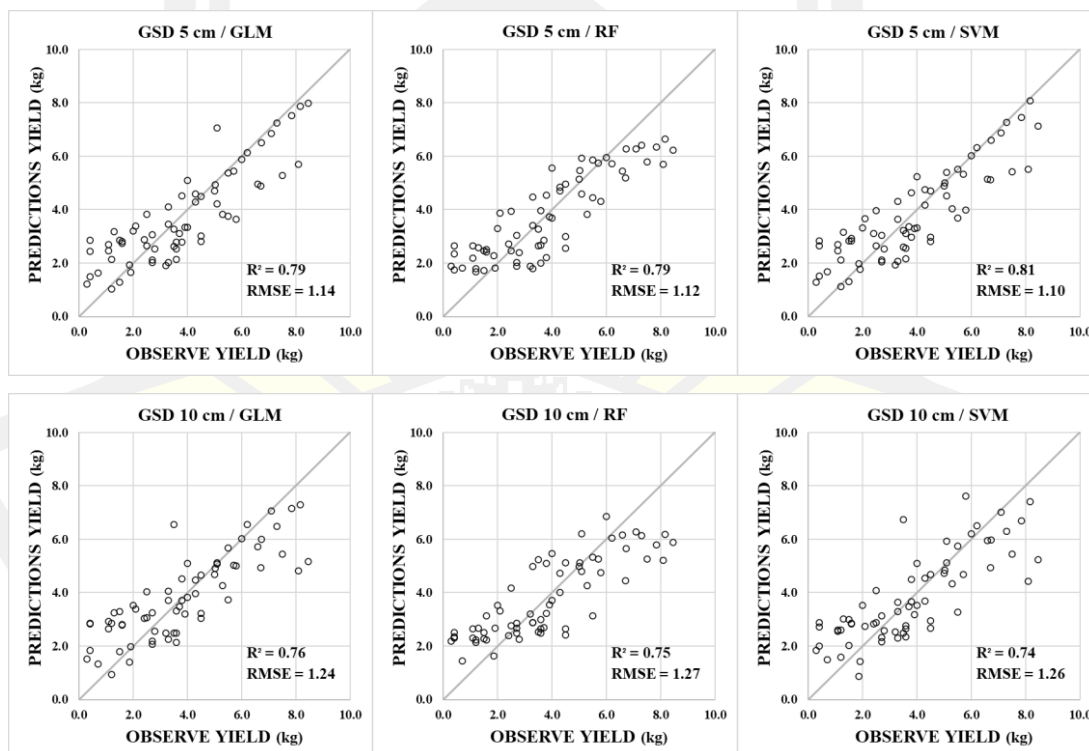
กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า ผลผลิต (Yield) จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในภาพที่ 69 โดยพบว่า H-UAV เท่ากับ 0.49

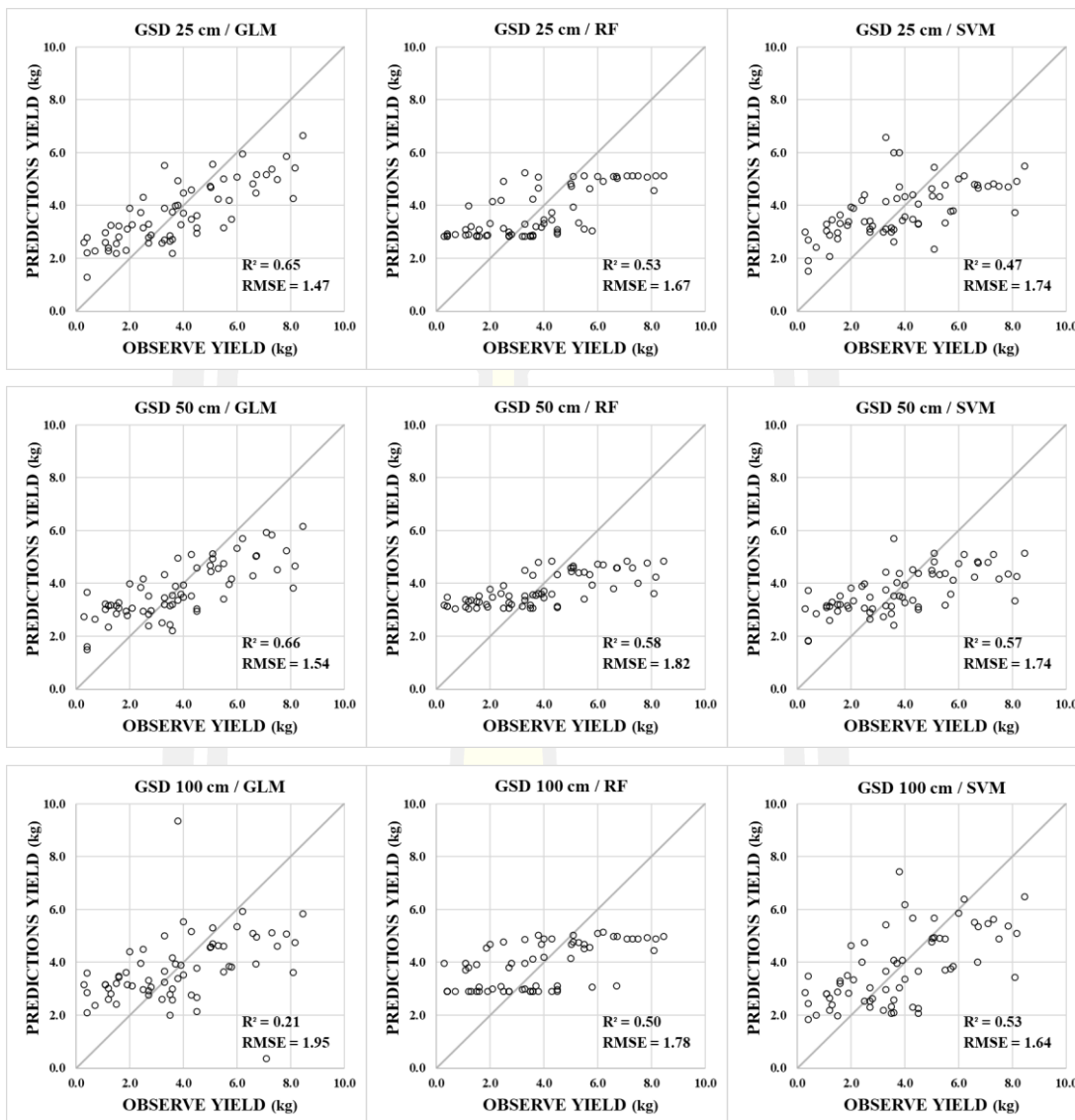


ภาพที่ 69 Correlation Heatmap ของความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง จากการวัด กับข้อมูลจากภาพถ่าย

ตารางที่ 31 R^2 และ RMSE ของแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB

Growth stage	Model	GSD 5 cm		GSD 10 cm		GSD 25 cm		GSD 50 cm		GSD 100 cm	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Stage 1	GML	0.25	2.14	0.17	2.08	0.38	2.00	0.10	2.19	0.16	2.12
	RF	0.41	2.06	0.25	2.01	0.33	2.10	0.13	2.17	0.26	2.12
	SVM	0.09	2.19	0.15	2.07	0.23	2.18	0.26	2.21	0.27	2.04
Stage 2	GML	0.13	2.17	0.27	2.08	0.01	2.37	0.09	2.14	0.05	2.70
	RF	0.06	2.19	0.23	2.12	0.07	2.21	0.11	2.14	0.32	2.12
	SVM	0.22	2.21	0.20	2.20	0.03	2.21	0.17	2.20	0.24	2.17
Stage 3	GML	0.79	1.14	0.76	1.24	0.65	1.47	0.66	1.54	0.21	1.95
	RF	0.79	1.12	0.75	1.27	0.53	1.67	0.58	1.82	0.50	1.78
	SVM	0.81	1.10	0.74	1.26	0.47	1.74	0.57	1.74	0.53	1.64





ภาพที่ 70 Scattering plots แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองทำนาย ผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB สามารถแสดงความสัมพันธ์ ในรูปแบบของสมการที่ได้จากแบบจำลองด้วย Generalized Linear Models ดังแสดงในตารางที่ 32

ตารางที่ 32 แบบจำลองทำนายผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

GSD (cm)	Model Expression	R ²	RMSE
5	$\text{Yield} = 0.104(\text{Huav}) + 0.006(\text{ExG}) + 0.024(\text{GRVI}) + 18.108(\text{VARI}) + 0.968$	0.79	1.14
10	$\text{Yield} = 0.219(\text{Huav}) - 0.274(\text{GLI}) + 16.368(\text{VARI}) - 0.003(r) + 1.342$	0.76	1.24
25	$\text{Yield} = 0.401(\text{Huav}) + 0.060(\text{GLI}) + 15.883(\text{VARI}) + 2.189(g/(r+g)) + 5.164(r/g) + 0.104(r) - 4.062$	0.65	1.47
50	$\text{Yield} = 0.445(\text{Huav}) - 0.037(\text{GLI}) + 12.091(\text{VARI}) + 5.796(g/(r+g)) + 4.913(r/g) - 0.131(r) - 5.187$	0.66	1.54
100	$\text{Yield} = 0.562(\text{Huav}) + 0.043(\text{GLI}) + 5.861(\text{VARI}) + 0.967(g/r) + 1.943(r/g) - 0.070(r) - 0.380$	0.21	1.95

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองทำนายค่า ผลผลิต (Yield) ของทั้งสองกรณี พบว่า แบบจำลองทำนายค่า ผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB RGN และ REDEDGE ร่วมกัน มีค่าความถูกต้องสูงสุดของแบบจำลองไม่แตกต่างจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก และสามารถนำสมการของแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงสุด ที่ได้จากแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Generalized Linear Models มาสร้างแผนที่ติดตาม ผลผลิต (Yield) ของมันสำปะหลัง ได้ดังภาพที่ 71



ภาพที่ 71 แผนที่ทำนายค่า Harvest Index (HI.)

4.9 อภิปรายผลการศึกษา

4.9.1 ผลการประมาณค่าความสูง

กรณีทีหนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นไม้หลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.69 – 0.84 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.23 – 0.30 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest (RF) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.84 และ RMSE เท่ากับ 0.23

กรณีที่สอง สร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลความสูงของต้นไม้หลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความสูงจากการวัด (Observe Height) กับ ความสูงจากการประมาณ (Predictions Height) โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ระหว่าง 0.01 – 0.78 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.26 – 0.34 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าความสูงจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียว พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest (RF) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.78 และ RMSE เท่ากับ 0.26

จากผลการศึกษาการประมาณค่าความสูงของต้นไม้หลังจาก ทั้ง 2 กรณี ได้ผลการประมาณค่าความสูงที่ดี (R^2 อยู่ในช่วง 0.69-0.84) ซึ่งสอดคล้องกับหลายงานวิจัยของ Selvaraj และคณะ (2020) ที่ประมาณความสูงต้นไม้หลังจากที่มีความสัมพันธ์ระหว่างค่าสะท้อนแสงและความสูงต้นไม้หลังจากที่วัดโดยใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ ที่สูง ($R = 0.92$) และอีกหลายงานวิจัยที่มีผลตรงกันว่าสามารถประมาณความสูงของพืชต่างๆ จากอากาศยานไร้คนขับได้ดี (da Silva et al., 2020 : Osco et al., 2020 : Ten Harkel et al., 2020 : Yu et al., 2020) และระบุว่า ความสูงของพืชสามารถวัดโดยใช้ DSM ที่ได้จากภาพถ่ายอากาศยานไร้คนขับได้ และทำการวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง Machine Learning

4.9.2 ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ

กรณีที่หนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพื้นที่ใบจากการวัด (Observe LAI) กับดัชนีพื้นที่ใบจากการประมาณ (Predictions LAI) โดยพบว่า R^2 มีค่าที่ 0.54 - 0.68 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 0.34 - 0.57 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEEDGE พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.68 และ RMSE เท่ากับ 0.34

กรณีที่สอง สร้างผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยสหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap โดยพบว่า LAI มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.88 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.70 และ RMSE เท่ากับ 0.38

จากผลการศึกษาการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบมันสำปะหลัง ด้วยการวิเคราะห์โดยใช้ความสัมพันธ์ระหว่างค่าการสะท้อนแสงรวมกับความสูงของต้นมันสำปะหลังที่ได้จากภาพถ่ายอากาศยานไร้คนขับด้วยแบบจำลอง Machine Learning พบว่า ทั้ง 2 กรณีให้ความถูกต้องของการประมาณใกล้เคียงกันโดยมีค่า R^2 อยู่ระหว่าง 0.68-0.70 ในขณะที่การศึกษาของ Selvaraj และคณะ (2020) ทำการวิเคราะห์ดัชนีพื้นที่ใบของมันสำปะหลังด้วยค่าดัชนี NDREI ด้วยแบบจำลองเส้นตรงให้ค่า R อยู่ระหว่าง 0.35-0.63 ซึ่งจะพบว่ามีค่าสอดคล้องกับหลายรายงานการศึกษา (Yang et al., 2021 : Zhang et al., 2021 : Cheng et al., 2020 : Duan et al., 2019) ที่ระบุว่า การวิเคราะห์ด้วย Machine Learning สามารถให้ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าความแม่นยำสูง

4.9.3 ผลการประมาณค่าชีวมวล (Biomass)

กรณีที่หนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าชีวมวลจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลจากการวัด (Observe Biomass) กับค่าชีวมวลจากการประมาณ (Predictions Biomass) โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.57 - 0.85 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 0.63 - 0.95

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าชีวมวล (Biomass) กับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิภพขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยสหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap โดยพบว่า ค่าชีวมวล (Biomass) มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.90 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิภพขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.86 และ RMSE เท่ากับ 0.65

ผลการศึกษาการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) ของต้นมันสำปะหลัง ทั้ง 2 กรณี ได้ผลการประมาณค่าความสูงที่ดี (R^2 อยู่ในช่วง 0.57-0.86) ซึ่งให้ความถูกต้องในการประมาณสูงกว่างานวิจัยของ Selvaraj และคณะ (2020) ที่ประมาณค่าชีวมวลเหนือพื้นดินของต้นมันสำปะหลังด้วยค่าดัชนี NDREI ด้วยแบบจำลองเส้นตรงให้ค่า R เท่ากับ 0.71 แต่อย่างไรก็ตาม หลายงานวิจัยที่มีผลสอดคล้องกับผลที่ได้ โดยแสดงให้เห็นว่า สามารถประมาณค่าชีวมวล (Biomass) ของพืช จากอากาศยานไร้คนขับได้ดี (Tian et al., 2021 : Ten Harkel et al., 2020 : Han et al., 2019 : Niu et al., 2019 : Jiang et al., 2019) และระบุว่า การประมาณค่าชีวมวล (Biomass) ได้ผลดี ถ้าเราใช้ DSM ที่ได้จากภาพถ่ายอากาศยานไร้คนขับได้ ร่วมกับค่าการสะท้อนแสง และทำการวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง Machine Learning

4.9.4 ผลการประมาณค่า Harvest Index (HI.)

กรณีที่หนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า Harvest Index (HI.) จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI,

VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Harvest Index (HI.) โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.67 - 0.79 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 0.05 - 0.07 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10 และ 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.79 และ RMSE เท่ากับ 0.06

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ Harvest Index (HI.) ของต้นมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap โดยพบว่า Harvest Index (HI.) มันสำปะหลังจากการวัด มีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.84 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า Harvest Index (HI.) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.83 และ RMSE เท่ากับ 0.06

4.9.5 ผลการศึกษาการทำนายผลผลิต (Yield)

กรณีที่หนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง (r/(r+g), g/(r+g), r/g, g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ผลผลิตของมันสำปะหลัง โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.23 - 0.42 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 1.55 - 1.75 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองการทำนายผลผลิต (Yield) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE พบว่าแบบจำลองการทำนายผลผลิต (Yield) ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบ (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.42 และ RMSE เท่ากับ 1.55

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าผลผลิตของมันสำปะหลังกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยสหสัมพันธ์ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap โดยพบว่า ผลผลิตของมันสำปะหลังมีความสัมพันธ์กับความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.33 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า ผลผลิตของมันสำปะหลัง จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่าแบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.42 และ RMSE เท่ากับ 1.73

การศึกษานี้ทำการประมาณผลผลิตทั้ง 2 กรณี พบว่า ความถูกต้องในการประมาณผลผลิตจากข้อมูลการสะท้อนแสงและความสูงของต้นมันสำปะหลังยังไม่มากพอ (R^2 อยู่ในช่วง 0.33-0.42) ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Selvaraj และคณะ (2020) ที่ประมาณค่าผลผลิตจากข้อมูลการสะท้อนแสงของต้นมันสำปะหลังด้วยค่าดัชนี GNDVI ด้วยแบบจำลองเส้นตรงให้ค่า R เท่ากับ 0.77 แต่อย่างไรก็ตาม Selvaraj และคณะ (2020) ได้ทำการใช้เทคนิค PCA ลดมิติของตัวแปรลงและทดสอบโดยใช้แบบจำลอง Machine Learning 4 แบบ คือ SVM, RF, kNN และ ANN พบว่า Random forest (RF) สามารถประมาณผลผลิตได้แม่นยำด้วยค่า R^2 เท่ากับ 0.93 และ RRMSE เท่ากับ 9.88% ในขณะที่การศึกษานี้เราพบว่าเราสามารถประมาณค่าชีวมวลได้ดี จึงทำการหาผลผลิตในรูปแบบ Harvest Index (HI) ซึ่งเป็นอัตราส่วนระหว่างผลผลิตต่อค่าชีวมวลรวม โดยได้ผลการประมาณค่า HI (R^2 อยู่ในช่วง 0.67 – 0.83 และ RMSE เท่ากับ 0.06 หรือ RRMSE เท่ากับ 6%)

4.9.6 ผลการประมาณค่าคลอโรฟิลล์

กรณีที่หนึ่ง การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลค่าคลอโรฟิลล์ จากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB, RGN และ REDEDGE อันได้แก่ ค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่าการสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG, NDVI, REDEDGE) และความสูงจากภาพถ่าย (H-UAV) ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตารางที่ 4.21 และสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ โดยพบว่า R^2 มีค่าอยู่ที่ 0.10 – 0.58 และค่า RMSE มีค่าอยู่ที่ 2.03 - 3.47

กรณีที่สอง ผลการวิเคราะห์ค่าคลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) ของต้นมันสำปะหลังจากการวัดกับข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ UAV ที่ประกอบไปด้วยค่าการสะท้อนแสง (r, g, b) อัตราส่วนค่าการสะท้อนแสง ($r/(r+g)$, $g/(r+g)$, r/g , g/r) ดัชนีจากค่า

การสะท้อนแสง (GRVI, GLI, VARI, ExG) และความสูงต้นมันสำปะหลังจากภาพถ่าย (H-UAV) ของแต่ละภาพที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร โดยแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วย สหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในรูปแบบของ Correlation Heatmap ดังภาพที่ 59 โดยพบว่าค่าคลอโรฟิลล์ของมันสำปะหลังจากการวัดมีความสัมพันธ์กับค่าสะท้อนแสงสีเขียว (g) จากภาพถ่าย (H-UAV) มากที่สุด โดยมีค่า R อยู่ที่ 0.14 จากผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองประมาณค่า คลอโรฟิลล์ ในหน่วย SPAD (SPAD unit) จากข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB พบว่า แบบจำลองในการประมาณค่าความสูงที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Support Vector Machine) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.59 และ RMSE เท่ากับ 2.06

จากผลการศึกษาการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ของใบมันสำปะหลัง ทั้ง 2 กรณี ได้ผลการประมาณค่า R^2 อยู่ในช่วง 0.10-0.59 ซึ่งสอดคล้องกับหลายงานวิจัย (Changchun et al., 2021 : Cao et al., 2020 : Guo et al., 2020 : Qiao et al., 2020) ที่สามารถประมาณค่าคลอโรฟิลล์ของใบมันสำปะหลังจากภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับได้ โดยใช้แบบจำลอง Machine Learning ในการวิเคราะห์



บทที่ 5

อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ

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

5.1 สรุปผลในรูปแบบตาราง

จากผลการศึกษาพบว่าข้อมูลภาพจากกล้อง RGB NDVI และ RED EDGE ด้วยอากาศยานไร้คนขับ ร่วมกับคุณสมบัติต่างๆ ของมันสำปะหลัง สามารถสร้างแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตของมันสำปะหลังได้ ด้วยความถูกต้องในระดับหนึ่ง

แบบจำลอง	GSD (cm)	Algorithm	R^2	RMSE	หน่วย RMSE
ความสูง (Height)	5	Random Forest: RF	0.84	0.23	m
ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI)	25	Generalized Linear Models: GLM	0.68	0.34	m^2/m^2
ชีวมวล (Biomass)	25	Support Vector Machine: SVM	0.85	0.63	kg/m^2
Harvest Index (HI)	50	Random Forest: RF	0.79	6.65	kg/m^2
ผลผลิต (Yield)	5	Support Vector Machine: SVM	0.42	1.55	kg/m^2
คลอโรฟิลล์	5	Generalized Linear Models: GLM	0.58	2.03	SPAD Unit

จากผลการศึกษาพบว่า ข้อมูลภาพจากกล้อง RGB ด้วยอากาศยานไร้คนขับร่วมกับคุณสมบัติต่างๆ ของมันสำปะหลัง สามารถสร้างแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตของมันสำปะหลังได้ ด้วยความถูกต้องในระดับหนึ่ง

แบบจำลอง	GSD (cm)	Algorithm	R ²	RMSE	หน่วย RMSE
ความสูง (Height)	5	Random Forest: RF	0.78	0.26	m
ดัชนีพื้นที่ใบ(LAI)	50	Generalized Linear Models: GLM	0.70	0.38	m ² /m ²
ชีวมวล (Biomass)	25	Support Vector Machine: SVM	0.86	0.65	kg/m ²
Harvest Index(HI)	50	Support Vector Machine: SVM	0.83	5.65	kg/m ²
ผลผลิต(Yield)	50	Generalized Linear Models: GLM	0.82	1.73	kg/m ²
คลอโรฟิลล์	5	Support Vector Machine: SVM	0.59	2.06	SPAD Unit

จากผลแบบจำลองการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB NDVI และ REDEGE

แบบจำลอง ผลผลิต (Yield)	GSD (cm)	Algorithm	R ²	RMSE	หน่วย RMSE
STAGE 1	5	Random Forest: RF	0.38	2.09	Kg/m ²
STAGE 2	5	Support Vector Machine: SVM	0.21	2.20	Kg/m ²
STAGE 3	5	Generalized Linear Models: GLM	0.80	1.15	Kg/m ²

จากผลแบบจำลองการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

แบบจำลอง ผลผลิต (Yield)	GSD (cm)	Algorithm	R ²	RMSE	หน่วย RMSE
STAGE 1	5	Random Forest: RF	0.41	2.06	Kg/m ²
STAGE 2	100	Random Forest: RF	0.32	2.12	Kg/m ²
STAGE 3	5	Support Vector Machine: SVM	0.81	1.10	Kg/m ²

จากผลแบบจำลองการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB NDVI และ REDEDGE

แบบจำลอง (HI)	GSD (cm)	Algorithm	R ²	RMSE	หน่วย RMSE
STAGE 1	100	Generalized Linear Models: GLM	0.21	5.77	kg/m ²
STAGE 2	10	Generalized Linear Models: GLM	0.20	5.50	kg/m ²
STAGE 3	5	Generalized Linear Models: GLM	0.61	3.51	kg/m ²

จากผลแบบจำลองการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB

แบบจำลอง (HI)	GSD (cm)	Algorithm	R ²	RMSE	หน่วย RMSE
STAGE 1	100	Support Vector Machine: SVM	0.21	5.02	kg/m ²
STAGE 2	5	Generalized Linear Models: GLM	0.31	5.58	kg/m ²
STAGE 3	5	Generalized Linear Models: GLM	0.61	3.51	kg/m ²

5.2 สรุปผลการศึกษา

การศึกษาพัฒนาแบบจำลองการติดตามการเจริญเติบโตและการทำนายผลผลิตของมันสำปะหลังด้วยอากาศยานไร้คนขับ (UAV) โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ที่ภาพระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5, 10, 25, 50 และ 100 เซนติเมตร ร่วมกับคุณสมบัติต่างๆ ของมันสำปะหลัง อันได้แก่ ค่าความสูง (Height) ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ค่าชีวมวล (Biomass) ผลผลิต (Yield) และค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) แบบป่าสุ่ม (Random Forest) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ของมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 86-13 (Rayong 86-13) สถานที่ทำการศึกษที่ตั้งอยู่ที่บ้านท่าม่วงน้อย ตำบลเวียงคำ อำเภอกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี มีขนาดพื้นที่เท่ากับ 8,000 ตารางเมตร อยู่ที่พิกัด 17°04'53.30" เหนือ และ 103°02'11.40" ตะวันออก จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรในแบบจำลองทางสถิติที่ได้แสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติสูงในการสร้างแบบจำลอง ซึ่งสามารถสรุปผลของแต่ละแบบจำลองได้ดังต่อไปนี้

5.2.1 แบบจำลองในการประมาณค่าความสูง (Height) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าความสูงใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.78 และ RMSE เท่ากับ 0.26 ภาพถ่ายที่ระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 5 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) และแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิกเซลไม่ละเอียดมากนักก็สามารถประมาณค่าความสูงได้ดี

5.2.2 แบบจำลองในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.70 และ RMSE เท่ากับ 0.38 ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) และแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิกเซลไม่ละเอียดมากนักก็สามารถประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบได้ดี

5.2.3 แบบจำลองในการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.86 และ RMSE เท่ากับ 0.65 ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 25 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) และแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิกเซลไม่ละเอียดมากนักก็สามารถประมาณค่าชีวมวล (Biomass) ได้ดี

5.2.4 แบบจำลองในการประมาณค่า Harvest Index (HI.) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้องสูงขึ้นจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่า Harvest Index (HI.) ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.83 และ RMSE เท่ากับ 0.06 ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models) และแสดงให้เห็นว่าการใช้

ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีระยะพื้นต่อพิกเซลไม่ละเอียดมากนักก็สามารถประมาณ ประเมินค่า Harvest Index (HI.) ได้ดี

5.2.5 แบบจำลองในการทำนายผลผลิต (Yield) ที่ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่าความถูกต้อง สูงขึ้นจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าหรือ ทำนายผลผลิต จากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียวก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.42 และ RMSE เท่ากับ 1.73 กิโลกรัมต่อ ตารางเมตร ที่ระยะพื้นต่อพิกเซล 50 เซนติเมตร ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวาง นัยทั่วไป (Generalized Linear Models) ซึ่งมีแสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้ คนขับสามารถใช้ทำนายผลผลิตมันสำปะหลังได้

5.2.6 แบบจำลองในการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วย กล้อง RGB และ RGN ร่วมกัน ให้ค่าความถูกต้องไม่แตกต่างหรือไม่ได้ช่วยพัฒนาแบบจำลองให้มีค่า ความถูกต้องสูงขึ้นจาก การใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB เพียงอย่างเดียวมากนัก ดังนั้น ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้อง RGB ที่มีราคาไม่สูงเพียงอย่างเดียว ก็เพียงพอแล้ว โดยให้ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง R^2 เท่ากับ 0.59 และ RMSE เท่ากับ 2.06 ที่ข้อมูลภาพถ่ายระยะพื้นต่อพิกเซลขนาด 50 เซนติเมตร ที่ทำการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึม ตัวซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) แสดงให้เห็นว่าการใช้ภาพถ่ายจาก อากาศยานไร้คนขับสามารถประมาณค่าคลอโรฟิลล์ได้และใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาแบบจำลองใน การประมาณค่าคลอโรฟิลล์เพื่อให้มีค่าความถูกต้องที่สูงขึ้นได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

การศึกษาครั้งนี้นำเสนออีกหนึ่งแนวทางในการติดตามการเจริญเติบโตและทำนายผลผลิต มันสำปะหลังด้วยภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับ ซึ่งเป็นอีกหนึ่งรูปแบบของเทคโนโลยี การสำรวจระยะไกล (Remote Sensing) โดยจากผลการศึกษาพบว่า ให้ค่าความถูกต้องในเกณฑ์ที่ เหมาะสมและสอดคล้องกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งหากต้องการพัฒนาแบบจำลองให้มีความแม่นยำที่ สูงขึ้นควรมีการศึกษากล้องบันทึกภาพที่มีเซนเซอร์มากกว่านี้ เช่น กล้อง Multispectral และ Hyperspectral เนื่องจากมีประสิทธิภาพการจำแนกที่สูง นอกจากนี้ควรมีการศึกษา สภาพภูมิประเทศหรือ พื้นที่ปลูก วิธีการปลูกมันสำปะหลัง และสายพันธุ์มันสำปะหลังที่แตกต่างกัน รวมถึงขนาดระยะพื้นต่อ พิกเซล พารามิเตอร์ในการพัฒนาแบบจำลอง และอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ที่หลากหลาย มากกว่านี้

ผู้วิจัยเห็นว่าข้อมูลการสำรวจจากระยะไกลด้วยเทคนิคต่างๆ นี้มีความสำคัญต่อการศึกษากการประมาณค่าความสูง (Height) ค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ค่าชีวมวล (Biomass) ค่า Harvest Index (HI.) ทำนายผลผลิต (Yield) และ ค่าคลอโรฟิลล์ (SPAD unit) อันจะเป็นประโยชน์ต่อนักวิชาการ นักวิทยาศาสตร์ หน่วยงานที่มีหน้าที่บริหารจัดการทรัพยากรพืชไร่สามารถนำความรู้ที่ได้ไปใช้ในการศึกษาวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไปในอนาคต รวมถึงเกษตรกรที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการเพิ่มประมาณผลผลิตในอนาคตได้อีกด้วย



บรรณานุกรม



บรรณานุกรม

- กิตติคุณ รุ่งเรือง. (2556). *การจัดการเรียนการสอนสาระภูมิศาสตร์*. กรุงเทพฯ : บริษัทสุวีรยาสาสน จำกัด.
- กิตติศักดิ์ ศรีกลาง. (2559). *การวางแผนโครงการท่าแพนที่จากภาพถ่ายทางอากาศ*. [ออนไลน์].
ได้จาก : www.rtsd.mi.th/Arial_Project_Planing.pdf. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 23 ตุลาคม 2563].
- เขาวลิต ศิลปทอง. (2553). *หลักการเบื้องต้นการสำรวจข้อมูลจากระยะไกล (Remote Sensing)*. [ออนไลน์]. ได้จาก : <https://www.google.co.th>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 23 ตุลาคม 2563].
- พิชชาพร อุ่นผาง. (2557). *การสำรวจจากระยะไกล (Remote Sensing)*. [ออนไลน์]. ได้จาก :
<http://webcache.googleusercontent.com/>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 16 พฤษภาคม 2564].
- สถาบันวิจัยและพัฒนามหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. (2558). *มันสำปะหลัง : ความเป็นมาของมันสำปะหลังในประเทศไทย*. [ออนไลน์]. ได้จาก : <https://www3.rdi.ku.ac.th/?p=17891>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 16 พฤษภาคม 2564].
- สมบัติ อยู่เมือง. (2558). *ภูมิสารสนเทศเพื่อสนับสนุนการบริหารและตัดสินใจเพื่อการพัฒนาที่ยั่งยืน*. [ออนไลน์]. ได้จาก : <http://webcache.googleusercontent.com/>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 16 พฤษภาคม 2564].
- สำนักงานอัตราระเบียงประกันวินาศภัย. (2559). *คู่มือสำหรับผู้ปฏิบัติงานด้านคณิตศาสตร์ประกันภัยการสร้างตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Models)*. [ออนไลน์].
ได้จาก : <https://webcache.googleusercontent.com/search?>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 25 พฤศจิกายน 2563].
- สุพรรณนิการ์ เกตุศิริ. (2557). *การสำรวจข้อมูลระยะไกลหรือการรับรู้ระยะไกล (Remote Sensing)*. [ออนไลน์]. ได้จาก : <http://remotesensing2557.blogspot.com>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 16 พฤษภาคม 2564].
- สุวดี นำพาเจริญ และชลธิชา จำรัสพร. (2558) *การวิเคราะห์สมการถดถอย*. [ออนไลน์]. ได้จาก :
http://www.tpa.or.th/writer/read_this_book_topic.php?bookID=3086&read=true&count=true. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 23 ตุลาคม 2563].
- Akbarian, S., Xu, C. Y., & Lim, S. (2020). Analysis on the Effect of Spatial and Spectral Resolution of Different Remote Sensing Data in Sugarcane Crop Yield Study. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3, 655-661.

- Akkarapon, C., & Siwa, K. (2020). Detection of Cassava Mosaic Disease (CMD) in Cassava Plantation by Using UAV Based Remote Sensing. *KHON KAEN AGR. J.*, 48, 291-298.
- Andrade, R.G., Hott, M.C., Magalhães Junior, W., & D'Oliveira, P.S. (2019). Monitoring of Corn Growth Stages by UAV Platform Sensors. *Int. J. Adv. Eng. Res. Sci*, 6, 54-58.
- Argolo dos Santos, R., Chartuni Mantovani, E., Filgueiras, R., Inácio Fernandes-Filho, E., Crislielle Barbosa da Silva, A., & Peroni Venancio, L. (2020). Actual Evapotranspiration and Biomass of Maize from a Red-Green-Near-Infrared (RG NIR) Sensor on Board an Unmanned Aerial Vehicle (UAV). *Water*, 12(9), 2359.
- Astaoui, G., Dadaiss, J. E., Sebari, I., Benmansour, S., & Mohamed, E. (2021). Mapping Wheat Dry Matter and Nitrogen Content Dynamics and Estimation of Wheat Yield Using UAV Multispectral Imagery Machine Learning and a Variety-Based Approach: Case Study of Morocco. *AgriEngineering*, 3(1), 29-49.
- Bareth, G., Bolten, A., Gnyp, M. L., Reusch, S., & Jasper, J. (2016). Comparison of Uncalibrated RGBIV with Spectrometer-based NDVI Derived from UAV Sensing on field Scale. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 41, 837-843.
- Barrero, O., & Perdomo, S.A. (2018). RGB and multispectral UAV image fusion for Gramineae weed detection in rice fields. *Precision Agriculture*, 19(5), 809-822.
- Bassine, F.Z., Errami, A., & Khaldoun, M. (2019). *Vegetation Recognition Based on UAV Image Color Index*. [online]. Available from : <https://scholar.google.com/>. [accessed 16 October 2020].
- Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Gnyp, M.L., & Bareth, G. (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.
- Bunruang, P., & Kaewplang, S. (2021). *Sugarcane Growth Monitoring Using UAV Remote Sensing*. Ph.D. Thesis, Mahasarakham University.

- Cao, Y., Jiang, K., Wu, J., Yu, F., Du, W., & Xu, T. (2020). Inversion modeling of japonica rice canopy chlorophyll content with UAV hyperspectral remote sensing. *PloS one*, 15(9), e0238530.
- Cen, H., Wan, L., Zhu, J., Li, Y., Li, X., Zhu, Y., Weng, H., Wu, W., Yin, W., Xu, C., Bao, Y., & He, Y. (2019). Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras. *Plant Methods*, 15(1), 1-16.
- Changchun, L.I., Chunyan, M.A., Peng, C.H.E.N., Yingqi, C.U.I., Jinjin, S.H.I., & Yilin, W.A.N.G. (2021). Machine learning-based estimation of potato chlorophyll content at different growth stages using UAV hyperspectral data. *Zemdirbyste-Agriculture*, 108(2), 181-190.
- Cheng, Z., Meng, J., Shang, J., Liu, J., Huang, J., Qiao, Y., Qian, B., Jing, Q., Dong, T., & Yu, L. (2020). Generating Time-Series LAI Estimates of Maize Using Combined Methods Based on Multispectral UAV Observations and WOFOST Model. *Sensors*, 20(21), 6006.
- Cholula, U., da Silva, J. A., Marconi, T., Thomasson, J. A., Solorzano, J., & Enciso, J. (2020). *Forecasting yield and lignocellulose composition of energy cane using unmanned aerial systems*. *Agronomy*, 10(5), 718.
- Colorado, J. D., Cera-Bornacelli, N., Caldas, J. S., Petro, E., Rebolledo, M. C., Cuellar, D., Calderon F., Mondragon I.F., & Jaramillo-Botero, A. (2020). Estimation of nitrogen in rice crops from UAV-captured images. *Remote Sensing*, 12(20), 3396.
- Costa, L., Nunes, L., & Ampatzidis, Y. (2020). A new visible band index (vNDVI) for estimating NDVI values on RGB images utilizing genetic algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 172, 105334.
- da Silva, A.K.V., Borges, M.V.V., Batista, T.S., da Silva Junior, C.A., Furuya, D.E.G., Osco, L.P., Teodoro, L.P.R., Baio, F.H.R., & Pistori, H. (2021). Predicting Eucalyptus Diameter at Breast Height and Total Height with UAV-Based Spectral Indices and Machine Learning. *Forests*, 12(5), 582.

- Devia, C.A., Rojas, J.P., Petro, E., Martinez, C., Mondragon, I.F., Patiño, D., Rebolledo M.C., & Colorado, J. (2019). High-throughput biomass estimation in rice crops using UAV multispectral imagery. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 96(3-4), 573-589.
- Du, X., Wan, L., Cen, H., Chen, S., Zhu, J., Wang, H., & He, Y. (2020). Multi-temporal monitoring of leaf area index of rice under different nitrogen treatments using UAV images. *International Journal of Precision Agricultural Aviation*, 1(1), 1-18.
- Duan, B., Liu, Y., Gong, Y., Peng, Y., Wu, X., Zhu, R., & Fang, S. (2019). Remote estimation of rice LAI based on Fourier spectrum texture from UAV image. *Plant Methods*, 15(1), 1-12.
- Duan, T., Chapman, S. C., Guo, Y., & Zheng, B. (2017). Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle. *Field Crops Research*, 210, 71-80.
- Eng, L.S., Ismail, R., Hashim, W., Mohamed, R.R., & Baharum, A. (2018). *Vegetation monitoring using UAV : A preliminary Study*. [online]. Available from : <https://scholar.google.com/citations?>. [accessed 16 October 2020].
- Gong, Y., Yang, K., Lin, Z., Fang, S., Wu, X., Zhu, R., & Peng, Y. (2021). *Remote estimation of leaf area index (LAI) with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging for different rice cultivars throughout the entire growing season*. [online]. Available from : <https://webcache.googleusercontent.com>. [accessed 16 October 2020].
- Guo, Y., Wang, H., Wu, Z., Wang, S., Sun, H., Senthilnath, J., Bryant, C.R., & Fu, Y. (2020). Modified red blue vegetation index for chlorophyll estimation and yield prediction of maize from visible images captured by UAV. *Sensors*, 20(18), 5055.
- Guo, Y., Yin, G., Sun, H., Wang, H., Chen, S., Senthilnath, J., & Fu, Y. (2020). *Scaling effects on chlorophyll content estimations with RGB camera mounted on a UAV platform using machine-learning methods*. *Sensors*, 20(18), 5130.

- Han, L., Yang, G., Dai, H., Xu, B., Yang, H., Feng, H., Li, Z., & Yang, X. (2019). Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. *Plant methods*, 15(1), 1-19.
- Hassan, M.A., Yang, M., Rasheed, A., Yang, G., Reynolds, M., Xia, X., . Xiao, Y., & He, Z. (2019). A rapid monitoring of NDVI across the wheat growth cycle for grain yield prediction using a multi-spectral UAV platform. *Plant science*, 282, 95-103.
- Jiang, Q., Fang, S., Peng, Y., Gong, Y., Zhu, R., Wu, X., Duan, M.B. & Liu, J. (2019). UAV-based biomass estimation for rice-combining spectral, TIN-based structural and meteorological features. *Remote Sensing*, 11(7), 890.
- Jiang, R., Sanchez-Azofeifa, A., Laakso, K., Wang, P., Xu, Y., Zhou, Z., Luo, X., Lan, Y., Zhao, G., & Chen, X. (2021). UAV-based partially sampling system for rapid NDVI mapping in the evaluation of rice nitrogen use efficiency. *Journal of Cleaner Production*, 289, 125705.
- Kalisperakis, I., Stentoumis, C.H., Grammatikopoulos, L., & Karantzalos, K. (2015). Leaf area index estimation in vineyards from UAV hyperspectral data, 2D image mosaics and 3D canopy surface models. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(1), 299.
- Kang, Y., Nam, J., Kim, Y., Lee, S., Seong, D., Jang, S., & Ryu, C. (2021). Assessment of Regression Models for Predicting Rice Yield and Protein Content Using Unmanned Aerial Vehicle-Based Multispectral Imagery. *Remote Sensing*, 13(8), 1508.
- Kim, D.W., Yun, H.S., Jeong, S.J., Kwon, Y.S., Kim, S.G., Lee, W.S., & Kim, H.J. (2018). Modeling and testing of growth status for Chinese cabbage and white radish with UAV-based RGB imagery. *Remote Sensing*, 10(4), 563.
- Lang, Q., Zhiyong, Z., Longsheng, C., Hong, S., Minzan, L., Li, L., & Junyong, M. (2019). Detection of chlorophyll content in Maize Canopy from UAV Imagery. *IFAC-Papers OnLine*, 52(30), 330-335.

- Lee, K., An, H., Park, C., So, K., Na, S., & Jang, S. (2019). Estimation of rice grain yield distribution using UAV imagery. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers*, 61(4), 1-10.
- Li, S., Yuan, F., Ata-UI-Karim, S. T., Zheng, H., Cheng, T., Liu, X., Tan, Y.; Zhu, Y., & Cao, Q. (2019). Combining color indices and textures of UAV-based digital imagery for rice LAI estimation. *Remote Sensing*, 11(15), 1763.
- Lu, J., Li, W., Yu, M., Zhang, X., Ma, Y., Su, X., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021). Estimation of rice plant potassium accumulation based on non-negative matrix factorization using hyper spectral reflectance. *Precision Agriculture*, 22, 51-74.
- Lu, N., Zhou, J., Han, Z., Li, D., Cao, Q., Yao, X., Tian, Y.; Zhu, Y.; Cao, W., & Cheng, T. (2019). Improved estimation of aboveground biomass in wheat from RGB imagery and point cloud data acquired with a low-cost unmanned aerial vehicle system. *Plant Methods*, 15(1), 1-16.
- Lussem, U., Bolten, A., Gnyp, M.L., Jasper, J., & Bareth, G. (2018). Evaluation of RGB-based vegetation indices from UAV imagery to estimate forage yield in grassland. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens Spatial Inf Sci*, 42, 1215-1219.
- Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Hartling, S., Esposito, F., & Fritschi, F.B. (2020). *Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning*. *Remote Sensing of Environment*, 237, 111599.
- Maresma, Á., Ariza, M., Martínez, E., Lloveras, J., & Martínez-Casasnovas, J. A. (2016). Analysis of vegetation indices to determine nitrogen application and yield prediction in maize (*Zea mays* L.) from a standard UAV service. *Remote Sensing*, 8(12), 973.
- Medina, N.A., & Hernina, R. (2020). *UAV application to estimate oil palm trees health using Visible Atmospherically Resistant Index (VARI) (Case study of Cikabayan Research Farm, Bogor City)*. [online]. Available from : <http://dx.doi.org/10.1051/e3sconf/202021105001>. [accessed 16 October 2020].
- Muangprakhon, R., & Kaewplang, S. (2021). Estimation of Paddy Rice Plant Height using UAV Remote Sensing. *Engineering Access*, 7(2), 93-97.

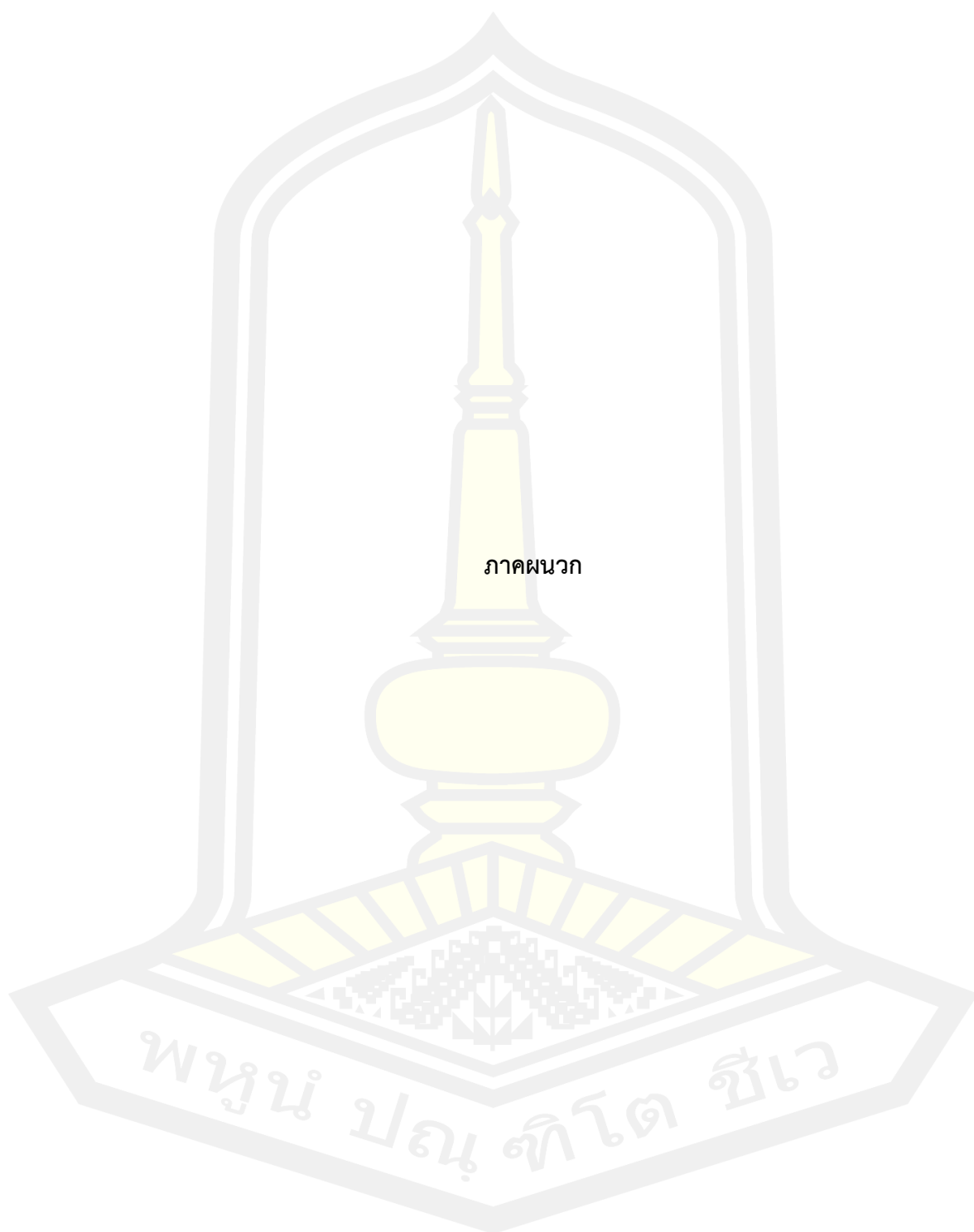
- Mulla, D.J. (2013). Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114(4), 358-371.
- Niu, Y., Zhang, L., Zhang, H., Han, W., & Peng, X. (2019). Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery. *Remote Sensing*, 11(11), 1261.
- Oscó, L.P., Junior, J. M., Ramos, A.P. M., Furuya, D.E.G., Santana, D.C., Teodoro, L.P.R., & Teodoro, P.E. (2020). Leaf nitrogen concentration and plant height prediction for maize using UAV-based multispectral imagery and machine learning techniques. *Remote Sensing*, 12(19), 3237.
- Peng, X., Han, W., Ao, J., & Wang, Y. (2021). Assimilation of LAI Derived from UAV Multispectral Data into the SAFY Model to Estimate Maize Yield. *Remote Sensing*, 13(6), 1094.
- Promchai, T., Thaima, T., Rattanajak, R., Kamchonwongpaisan, S., Pyne, S.G., & Limtharakul, T. (2019). (R)-3-(8'-Hydroxyfarnesyl)-indole and other chemical constituents from the flowers of *Anomia thus dulcis* and their antimalarial and cytotoxic activities. *Natural Product Research*, 35(15), 2476-2471.
- Qiao, L., Gao, D., Zhang, J., Li, M., Sun, H., & Ma, J. (2020). Dynamic Influence Elimination and Chlorophyll Content Diagnosis of Maize Using UAV Spectral Imagery. *Remote Sensing*, 12(16), 2650.
- Qin, Z., Chang, Q., Xie, B., & Shen, J. (2016). Rice leaf nitrogen content estimation based on hyperspectral imagery of UAV in Yellow River diversion irrigation district. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 32(23), 77-85.
- Ramos, A.P.M., Oscó, L.P., Furuya, D.E.G., Gonçalves, W.N., Santana, D.C., Teodoro, L.P. R., & Pistori, H. (2020). A random forest ranking approach to predict yield in maize with uav-based vegetation spectral indices. *Computers and Electronics in Agriculture*, 178, 105791.
- Ratthaphong, M. & Siwa, K. (2021). Estimation of Paddy Rice Plant Height using UAV Remote Sensing. *ENGINEERING ACCESS*, 7(2), 93-97, July-December.

- Salarux, C., & Kaewplang, S. (2020). Estimation of algal bloom biomass using UAV-based remote sensing with NDVI and GRVI. *Maharakham International Journal of Engineering Technology*, 6(1), 1-6.
- Sanches, G.M., Duft, D.G., Kölln, O.T., Luciano, A.C.D.S., De Castro, S.G.Q., Okuno, F.M., & Franco, H.C.J. (2018). The potential for RGB images obtained using unmanned aerial vehicle to assess and predict yield in sugarcane fields. *International journal of remote sensing*, 39(15-16), 5402-5414.
- Selvaraj, M.G., Valderrama, M., Guzman, D., Valencia, M., Ruiz, H., & Acharjee, A. (2020). Machine learning for high-throughput field phenotyping and image processing provides insight into the association of above and below-ground traits in cassava (*Manihot esculenta* Crantz). *Plant methods*, 16(1), 1-19.
- Shafian S, Rajan N, Schnell R, Bagavathiannan M, Valasek J., & Shi, Y. (2018) Unmanned aerial systems- based remote sensing for monitoring sorghum growth and development. *PLoS One*, 13(5), 0196605
- Shendryk, Y., Sofonia, J., Garrard, R., Rist, Y., Skocaj, D., & Thorburn, P. (2020). Fine-scale prediction of biomass and leaf nitrogen content in sugarcane using UAV LiDAR and multispectral imaging. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92, 102177.
- Sofonia, J., Shendryk, Y., Phinn, S., Roelfsema, C., Kendoul, F., & Skocaj, D. (2019). Monitoring sugarcane growth response to varying nitrogen application rates: A comparison of UAV SLAM LiDAR and photogrammetry. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 82, 101878.
- Som-ard, J., Hossain, M. D., Ninsawat, S., & Veerachitt, V. (2018). Pre-harvest sugarcane yield estimation using UAV-based RGB images and ground observation. *Sugar Tech*, 20(6), 645-657.
- Song, Y., Wang, J., & Shan, B. (2021). Estimation of Winter Wheat Yield from UAV-Based Multi-Temporal Imagery Using Crop Allometric Relationship and SAFY Model. *Drones*, 5, 78.
- Su, J., Liu, C., Coombes, M., Hu, X., Wang, C., Xu, X., Li, Q., Guo, L., & Chen, W.H. (2018). Wheat yellow rust monitoring by learning from multispectral UAV aerial imagery. *Computers and electronics in agriculture*, 155, 157-166.

- Sumesh, K. C., Ninsawat, S., & Som-ard, J. (2021). Integration of RGB-based vegetation index, crop surface model and object-based image analysis approach for sugarcane yield estimation using unmanned aerial vehicle. *Computers and Electronics in Agriculture*, 180, 105903.
- Suphan, P., Kaewplang, S., & Sa-Ngiamvibool, W. (2019). Monitoring of Rice Growth with UAV-derived aerial imagery. *Maharakham International Journal of Engineering Technology*, 5(1), 28-32.
- Taylor, B.W. (2011). *Operation management*. 7th ed. New Jersey : John Wiley & Sons.
- Ten Harkel, J., Bartholomeus, H., & Kooistra, L. (2020). Biomass and crop height estimation of different crops using UAV-based LiDAR. *Remote Sensing*, 12(1), 17.
- Thenkabail, P.S., Smith, R.B., & DePauw, E. (2000). Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 71(2), 158-182.
- Tian, Y., Huang, H., Zhou, G., Zhang, Q., Tao, J., Zhang, Y., & Lin, J. (2021). Aboveground mangrove biomass estimation in Beibu Gulf using machine learning and UAV remote sensing. *Science of The Total Environment*, 781, 146816.
- Varela, S., Pederson, T., Bernacchi, C.J., & Leakey, A.D. (2021). Understanding Growth Dynamics and Yield Prediction of Sorghum Using High Temporal Resolution UAV Imagery Time Series and Machine Learning. *Remote Sensing*, 13(9), 1763.
- Wahab, I., Hall, O., & Jirström, M. (2018). Remote sensing of yields: Application of uav imagery-derived ndvi for estimating maize vigor and yields in complex farming systems in sub-saharan africa. *Drones*, 2(3), 28.
- Wan, L., Cen, H., Zhu, J., Zhang, J., Zhu, Y., Sun, D., Du, X., Zhai, L., & He, Y. (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.

- Wang, F., Wang, F., Zhang, Y., Hu, J., Huang, J., & Xie, J. (2019). Rice yield estimation using parcel-level relative spectral variables from UAV-based hyperspectral imagery. *Frontiers in plant science*, 10, 453.
- Wang, J., Wu, B., Kohnen, M. V., Lin, D., Yang, C., Wang, X., Qiang, A., Liu, W., Kang, J., & Gu, L. (2021). Classification of Rice Yield Using UAV-Based Hyperspectral Imagery and Lodging Feature. *Plant Phenomics*, 9, 3458.
- Xu, J.X., Ma, J., Tang, Y.N., Wu, W.X., Shao, J.H., Wu, W.B., Wei S-Y, Liu Y-F, Wang Y-C., & Guo, H. Q. (2020). Estimation of Sugarcane Yield Using a Machine Learning Approach Based on UAV-LiDAR Data. *Remote Sensing*, 12(17), 2823.
- Yamaguchi, T., Tanaka, Y., Imachi, Y., Yamashita, M., & Katsura, K. (2021). Feasibility of Combining Deep Learning and RGB Images Obtained by Unmanned Aerial Vehicle for Leaf Area Index Estimation in Rice. *Remote Sensing*, 13(1), 84.
- Yang, K., Gong, Y., Fang, S., Duan, B., Yuan, N., Peng, Y., & Zhu, R. (2021). Combining Spectral and Texture Features of UAV Images for the Remote Estimation of Rice LAI throughout the Entire Growing Season. *Remote Sensing*, 13(15), 3001.
- Yang, Q., Ye, H., Huang, K., Zha, Y., & Shi, L. (2017). Estimation of leaf area index of sugarcane using crop surface model based on UAV image. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 33(8), 104-111.
- Yeom, J., Han, Y., Kim, T., & Kim, Y. (2019). Forest fire damage assessment using UAV images: A case study on goseong-sokcho forest fire in 2019. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 37(5), 351-357.
- Yu, D., Zha, Y., Shi, L., Jin, X., Hu, S., Yang, Q., Huang, K., & Zeng, W. (2020). Improvement of sugarcane yield estimation by assimilating UAV-derived plant height observations. *European Journal of Agronomy*, 121, 126159.
- Yuhao, A., Che'Ya, N.N., Roslin, N.A., & Ismail, M.R. (2020). Rice Chlorophyll Content Monitoring using Vegetation Indices from Multispectral Aerial Imagery. *Pertanika Journal of Science & Technology*, 28(3), 779-795.

- Zha, H., Miao, Y., Wang, T., Li, Y., Zhang, J., Sun, W., Feng Z., & Kusnierek, K. (2020). Improving unmanned aerial vehicle remote sensing-based rice nitrogen nutrition index prediction with machine learning. *Remote Sensing*, 12(2), 215.
- Zhang, J., Cheng, T., Guo, W., Xu, X., Qiao, H., Xie, Y., & Ma, X. (2021). Leaf area index estimation model for UAV image hyperspectral data based on wavelength variable selection and machine learning methods. *Plant Methods*, 17(1), 1-14.
- Zhang, M., Zhou, J., Sudduth, K. A., & Kitchen, N. R. (2020). Estimation of maize yield and effects of variable-rate nitrogen application using UAV-based RGB imagery. *Biosystems Engineering*, 189, 24-35.
- Zheng, H., Cheng, T., Zhou, M., Li, D., Yao, X., Tian, Y., Cao, W., & Zhu, Y. (2019). Improved estimation of rice aboveground biomass combining textural and spectral analysis of UAV imagery. *Precision Agriculture*, 20(3), 611-629.
- Zheng, H., Zhou, X., He, J., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao W, & Tian, Y. (2020). Early season detection of rice plants using RGB, NIR-GB and multispectral images from unmanned aerial vehicle (UAV). *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105223.
- Zhou, X., Kono, Y., Win, A., Matsui, T., & Tanaka, T.S. (2021). Predicting within-field variability in grain yield and protein content of winter wheat using UAV-based multispectral imagery and machine learning approaches. *Plant Production Science*, 24(2), 137-151.
- Zhou, X., Zheng, H. B., Xu, X. Q., He, J. Y., Ge, X. K., Yao, X., & Tian, Y.C. (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, 246-255.



ภาคผนวก

พหุมนุ ปณฺ ทิโต ชีเว

ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าความสูง

H-OBS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.94	0.562	0.469	0.876	-0.345	0.348	0.652	0.535	1.87	0.303	0.868	0.241	1.628	0.991	0.799
1.06	0.713	0.256	0.465	0.278	0.355	0.645	0.551	1.815	0.289	0.27	0.471	0.396	0.991	0.797
1	0.416	0.357	0.39	0.252	0.478	0.522	0.915	1.093	0.045	0.123	0.067	0.171	0.99	0.744
1.14	0.74	0.151	0.667	0.182	0.184	0.816	0.226	4.429	0.632	0.601	0.812	1.002	0.991	0.777
1.05	0.622	0.278	0.478	0.244	0.368	0.632	0.581	1.72	0.265	0.293	0.391	0.433	0.992	0.761
1.03	0.49	0.37	0.399	0.231	0.481	0.519	0.927	1.079	0.038	0.141	0.054	0.198	0.991	0.741
0.9	0.517	0.275	0.473	0.252	0.368	0.632	0.581	1.721	0.265	0.284	0.4	0.419	0.991	0.758
0.85	0.581	0.183	0.578	0.239	0.24	0.76	0.317	3.158	0.519	0.465	0.757	0.734	0.991	0.698
1	0.599	0.239	0.644	0.117	0.271	0.729	0.371	2.696	0.459	0.567	0.529	0.932	0.992	0.73
0.94	0.493	0.366	0.544	0.091	0.402	0.598	0.672	1.488	0.196	0.409	0.218	0.632	0.991	0.713
1.4	1.065	0.347	0.59	0.063	0.37	0.63	0.588	1.7	0.259	0.485	0.278	0.771	0.991	1.004
1.37	1.259	4.809	-6.103	2.294	-3.716	4.716	-0.788	-1.269	8.432	3.784	3.041	-19.31	0.991	0.977
1.27	0.966	0.295	0.411	0.295	0.418	0.582	0.717	1.394	0.165	0.165	0.283	0.232	0.99	0.935
1.6	1.367	0.26	0.421	0.319	0.382	0.618	0.617	1.621	0.237	0.186	0.445	0.264	0.991	0.906
1.02	0.649	0.207	0.63	0.163	0.247	0.753	0.328	3.05	0.506	0.546	0.629	0.891	0.99	0.993
1.46	0.873	0.361	0.442	0.197	0.45	0.55	0.817	1.224	0.101	0.226	0.133	0.326	0.991	0.898
1.04	0.618	0.348	1.044	-0.393	0.25	0.75	0.333	3	0.5	1.044	0.39	2.133	0.991	0.899
0.95	0.669	0.307	0.485	0.208	0.387	0.613	0.632	1.582	0.225	0.307	0.305	0.456	0.991	0.979
0.86	1.103	0.268	2.545	-1.812	0.095	0.905	0.105	9.503	0.81	1.872	0.492	6.634	0.991	1.085
0.93	1.043	0.371	0.375	0.255	0.497	0.503	0.989	1.011	0.006	0.091	0.009	0.125	0.351	0.81
0.96	1.097	0.39	0.396	0.214	0.496	0.504	0.986	1.015	0.007	0.135	0.01	0.188	0.352	0.788
1.56	0.802	0.393	0.35	0.257	0.529	0.471	1.121	0.892	-0.057	0.037	-0.087	0.05	0.354	0.798
1.03	1.222	0.282	0.454	0.264	0.383	0.617	0.621	1.61	0.234	0.249	0.364	0.362	0.381	0.848
1.3	0.838	0.436	0.426	0.137	0.506	0.494	1.024	0.977	-0.012	0.195	-0.014	0.279	0.348	0.805
0.97	1.087	0.27	0.502	0.228	0.35	0.65	0.538	1.857	0.3	0.336	0.426	0.505	0.363	0.805
1.05	1.259	0.345	0.398	0.257	0.465	0.535	0.868	1.153	0.071	0.138	0.108	0.193	0.364	0.809
1.3	0.798	0.374	0.33	0.297	0.531	0.469	1.134	0.881	-0.063	-0.009	-0.109	-0.011	0.341	0.817
1.04	1.157	0.108	0.862	0.03	0.111	0.889	0.125	8.002	0.778	0.852	0.803	1.586	0.382	0.777
1.23	1.009	0.164	0.678	0.158	0.194	0.806	0.241	4.143	0.611	0.616	0.753	1.034	0.352	0.831
1.12	1.464	0.382	0.421	0.197	0.475	0.525	0.906	1.103	0.049	0.186	0.065	0.264	0.358	0.937
1.19	1.471	0.436	0.504	0.059	0.464	0.536	0.866	1.155	0.072	0.341	0.077	0.512	0.359	0.929
1.2	1.265	0.363	0.511	0.125	0.415	0.585	0.71	1.408	0.169	0.353	0.198	0.534	0.352	0.812

H-OBS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.49	1.31	0.342	0.473	0.185	0.42	0.58	0.723	1.384	0.161	0.285	0.208	0.419	0.356	0.82
1.24	1.398	0.335	0.38	0.286	0.468	0.532	0.881	1.135	0.063	0.101	0.105	0.139	0.362	0.848
1.49	1.603	0.33	0.439	0.231	0.429	0.571	0.752	1.329	0.141	0.22	0.202	0.316	0.359	0.865
1.4	1.275	0.35	0.453	0.197	0.435	0.565	0.771	1.296	0.129	0.248	0.171	0.36	0.361	0.82
1.7	1.666	0.472	0.804	-0.276	0.37	0.63	0.587	1.704	0.26	0.783	0.214	1.412	0.361	0.894
1.2	1.276	0.274	0.549	0.177	0.333	0.667	0.5	2	0.333	0.417	0.425	0.646	0.366	0.771
1.58	1.82	0.301	0.435	0.265	0.409	0.591	0.691	1.447	0.183	0.212	0.285	0.304	0.283	0.937
1.53	1.875	0.256	0.511	0.233	0.333	0.667	0.5	2	0.333	0.353	0.479	0.534	0.287	0.897
1.23	1.355	0.373	0.375	0.252	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.092	0.005	0.126	0.263	0.966
1.5	1.396	0.392	0.429	0.179	0.478	0.522	0.914	1.094	0.045	0.2	0.057	0.286	0.252	1.028
1.73	1.596	0.431	1.198	-0.629	0.265	0.735	0.36	2.778	0.471	1.18	0.34	2.593	0.28	0.992
1.63	1.274	0.396	0.192	0.413	0.674	0.326	2.067	0.484	-0.348	-0.357	-1.169	-0.425	0.279	0.865
1.38	1.72	0.373	0.406	0.221	0.479	0.521	0.918	1.09	0.043	0.155	0.06	0.218	0.201	0.807
1.36	1.532	0.389	0.766	-0.155	0.337	0.663	0.507	1.972	0.327	0.735	0.288	1.298	0.195	0.825
2.1	1.987	0.369	0.641	-0.011	0.365	0.635	0.576	1.736	0.269	0.563	0.266	0.924	-0.006	0.952
2.17	1.995	0.464	1.642	-1.105	0.22	0.78	0.282	3.542	0.56	1.486	0.367	3.925	0.029	1.011
2.4	1.842	0.453	0.893	-0.346	0.337	0.663	0.508	1.97	0.327	0.887	0.26	1.678	-0.004	0.736
2.2	1.735	0.364	0.498	0.139	0.422	0.578	0.73	1.369	0.156	0.329	0.186	0.493	0.02	1.093
2.4	1.859	0.357	0.553	0.09	0.393	0.607	0.647	1.546	0.215	0.424	0.238	0.658	0.031	0.99
2.5	1.761	0.108	-0.586	1.478	-0.225	1.225	-0.184	-5.444	1.45	-6.657	0.354	-2.757	-0.005	0.982
2.13	1.79	0.343	0.484	0.173	0.414	0.586	0.707	1.414	0.171	0.305	0.217	0.453	0.024	1.118
2.1	1.544	0.35	0.567	0.083	0.382	0.618	0.617	1.62	0.237	0.447	0.26	0.7	0.026	0.938
2.2	1.746	0.625	0.984	-0.61	0.388	0.612	0.635	1.574	0.223	0.984	0.162	1.953	0.009	0.727
2.1	1.728	0.604	0.676	-0.28	0.472	0.528	0.892	1.121	0.057	0.614	0.047	1.029	0.009	0.795
2.1	1.985	0.323	0.546	0.13	0.372	0.628	0.592	1.689	0.256	0.413	0.301	0.639	0.025	1.084
2.2	2.076	0.931	1.608	-1.538	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	1.466	0.166	3.824	0.009	1.009
2.27	1.703	0.125	-0.13	1.005	-27.061	28.061	-0.964	-1.037	55.122	-1.598	0.253	-1.39	-0.036	0.654
2.3	2.256	0.323	-1.539	2.216	-0.265	1.265	-0.21	-4.77	1.531	10.419	0.542	-5.618	0.027	1.026
1.9	2.146	0.781	1.428	-1.209	0.353	0.647	0.547	1.829	0.293	1.353	0.189	3.285	0.004	0.927
2.12	2.149	0.449	1.008	-0.456	0.308	0.692	0.445	2.246	0.384	1.008	0.292	2.023	-0.002	0.712
1.98	2.102	0.324	0.439	0.236	0.425	0.575	0.738	1.355	0.151	0.221	0.218	0.318	0.009	1.055
2.22	1.828	0.322	0.565	0.113	0.363	0.637	0.57	1.754	0.274	0.444	0.314	0.694	0.02	0.99
2.18	1.526	0.31	0.596	0.094	0.342	0.658	0.521	1.921	0.315	0.493	0.352	0.788	0.018	0.965
2	2.384	0.315	0.653	0.033	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	0.579	0.361	0.958	0.017	0.908

H-OBS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
2.46	1.938	0.479	0.411	0.11	0.538	0.462	1.164	0.859	-0.076	0.166	-0.087	0.234	0.007	0.559
2.43	1.948	0.578	1.292	-0.87	0.309	0.691	0.447	2.237	0.382	1.255	0.261	2.877	0.024	0.673
2.2	2.052	0.339	0.516	0.144	0.397	0.603	0.657	1.522	0.207	0.362	0.249	0.549	0.011	0.923
2.2	1.929	0.557	1.865	-1.422	0.23	0.77	0.299	3.349	0.54	1.604	0.34	4.594	0.007	0.557
2.52	2.28	0.342	0.594	0.064	0.366	0.634	0.576	1.736	0.269	0.491	0.289	0.782	0.022	0.892
2.1	1.784	0.481	0.831	-0.312	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.815	0.216	1.493	0.011	0.69
2.24	2.364	0.382	0.588	0.03	0.394	0.606	0.651	1.537	0.212	0.48	0.218	0.763	0.026	1.084
1.9	2.145	-1.585	-1.903	4.489	0.454	0.546	0.833	1.2	0.091	7.429	0.04	-6.709	-0.023	0.508
2.07	2.101	0.373	0.519	0.108	0.418	0.582	0.718	1.393	0.164	0.367	0.187	0.557	0.011	0.889
2.12	2.309	0.36	0.707	-0.067	0.338	0.662	0.51	1.961	0.325	0.656	0.305	1.12	0.021	1.116
2.25	2.095	0.443	0.665	-0.108	0.4	0.6	0.667	1.5	0.2	0.597	0.182	0.994	0.02	0.791
2.62	2.001	0.385	0.606	0.009	0.388	0.612	0.635	1.576	0.224	0.51	0.226	0.819	0.026	0.93
2.1	2.153	14.678	15.216	-28.894	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	2.753	0.009	44.647	0.019	0.776
2.6	1.894	0.333	0.667	0	0.333	0.667	0.498	2.006	0.335	0.601	0.335	1.002	0.026	0.915
2.13	2.322	0.445	0.589	-0.034	0.43	0.57	0.756	1.323	0.139	0.482	0.135	0.766	0.018	1.038
2	2.177	0.385	0.554	0.061	0.41	0.59	0.695	1.44	0.18	0.426	0.193	0.662	0.018	0.93
2.13	2.485	0.501	0.887	-0.388	0.361	0.639	0.565	1.768	0.278	0.88	0.217	1.66	0.011	0.9
2.46	2.204	0.458	0.625	-0.083	0.423	0.577	0.733	1.364	0.154	0.538	0.143	0.874	0.02	0.945
2.3	2.189	0.43	0.684	-0.114	0.386	0.614	0.628	1.591	0.228	0.625	0.207	1.053	0.018	0.942
2.55	2.248	0.394	0.688	-0.082	0.365	0.635	0.574	1.743	0.271	0.63	0.252	1.063	0.032	1.131
2.13	1.907	0.391	0.609	0	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.513	0.217	0.826	0.012	1.121
1.82	1.797	0.39	0.795	-0.185	0.329	0.671	0.491	2.038	0.342	0.771	0.295	1.384	0.024	0.93
2.1	2.125	-2.107	-4.369	7.476	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	4.187	0.162	-14.106	0.009	0.906
2.6	2.62	0.325	0.458	0.218	0.415	0.585	0.709	1.41	0.17	0.256	0.236	0.373	0.024	0.968
2.4	2.493	0.689	0.694	-0.383	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.639	0.003	1.082	-0.004	0.79
2.27	2.567	-1.291	-11.371	13.661	0.102	0.898	0.114	8.81	0.796	3.386	0.383	-35.112	0.024	1.04
2.1	1.797	0.462	0.868	-0.331	0.347	0.653	0.532	1.879	0.305	0.859	0.245	1.605	-0.003	0.728
2.41	1.822	0.433	0.64	-0.074	0.404	0.596	0.677	1.478	0.193	0.562	0.18	0.921	0.021	1.033
1.87	2.214	0.33	0.503	0.166	0.396	0.604	0.656	1.524	0.207	0.339	0.259	0.51	0.023	1.005
1.83	1.668	0.495	1.238	-0.734	0.286	0.714	0.4	2.5	0.429	1.213	0.301	2.715	0.015	0.87
2.02	1.538	0.401	0.619	-0.02	0.393	0.607	0.648	1.543	0.214	0.53	0.209	0.858	0.008	0.81
2.35	2.119	0.751	0.869	-0.619	0.464	0.536	0.864	1.157	0.073	0.859	0.053	1.606	-0.021	0.816
2.14	2.192	0.551	1.123	-0.674	0.329	0.671	0.491	2.038	0.342	1.116	0.243	2.37	0.019	0.889
1.92	2.009	0.391	0.518	0.091	0.431	0.569	0.756	1.322	0.139	0.364	0.154	0.553	0.028	0.664

H-OBS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.94	1.938	0.424	0.719	-0.143	0.371	0.629	0.59	1.696	0.258	0.674	0.229	1.158	0.025	0.964
2.17	1.618	0.573	0.682	-0.255	0.457	0.543	0.84	1.19	0.087	0.622	0.072	1.046	0.002	1.091
2.2	1.84	0.599	0.435	-0.034	0.579	0.421	1.378	0.726	-0.159	0.212	-0.154	0.305	-0.063	0.919
2.1	1.984	0.491	0.392	0.117	0.556	0.444	1.251	0.799	-0.112	0.127	-0.129	0.177	-0.072	0.614
1.9	1.982	0.398	0.519	0.083	0.434	0.566	0.766	1.306	0.133	0.367	0.146	0.558	0.015	0.993
1.97	2.183	0.371	0.578	0.051	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.464	0.23	0.733	0.009	0.837
1.65	1.524	0.445	0.631	-0.076	0.414	0.586	0.706	1.417	0.172	0.548	0.161	0.893	0.017	0.893
1.8	1.315	0.4	0.49	0.109	0.449	0.551	0.816	1.225	0.101	0.316	0.115	0.471	0.021	0.993
2.53	1.831	0.395	0.495	0.11	0.444	0.556	0.799	1.252	0.112	0.324	0.128	0.484	0.013	0.949
2.13	1.666	0.372	0.474	0.154	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.287	0.148	0.422	0.01	0.825
1.3	1.127	0.536	0.694	-0.23	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.639	0.109	1.083	-0.002	0.767
2.05	1.82	0.414	0.527	0.059	0.44	0.56	0.786	1.272	0.12	0.38	0.128	0.58	0.003	1.055
1.73	2.105	0.696	1.014	-0.711	0.407	0.593	0.686	1.457	0.186	1.014	0.131	2.043	0.011	0.823
1.67	1.599	0.668	0.707	-0.375	0.486	0.514	0.946	1.057	0.028	0.656	0.022	1.12	-0.002	0.661
2.12	1.648	-1.245	-2.408	4.653	0.341	0.659	0.517	1.935	0.319	5.841	0.14	-8.224	-0.015	0.656
1.81	1.982	0.413	0.531	0.057	0.438	0.562	0.778	1.285	0.125	0.387	0.133	0.592	0.011	0.964
1.86	2.008	0.439	0.537	0.024	0.45	0.55	0.818	1.222	0.1	0.397	0.102	0.61	0.012	1.116
1.81	1.307	0.49	0.579	-0.069	0.459	0.541	0.847	1.18	0.083	0.466	0.078	0.736	-0.004	0.915
2.31	1.61	0.414	0.534	0.052	0.437	0.563	0.776	1.289	0.126	0.392	0.134	0.602	0.017	1.001
2.31	2.191	1.629	2.598	-3.226	0.385	0.615	0.627	1.595	0.229	1.888	0.13	6.793	0.008	0.827
2.72	2.062	0.587	1.047	-0.634	0.359	0.641	0.56	1.785	0.282	1.046	0.203	2.142	0.025	0.971
2.2	1.714	1.299	1.977	-2.276	0.396	0.604	0.657	1.523	0.207	1.656	0.122	4.932	-0.038	0.951
1.72	1.645	0.721	0.943	-0.664	0.433	0.567	0.765	1.307	0.133	0.941	0.095	1.828	0.01	0.493
1.99	1.56	0.524	0.515	-0.039	0.504	0.496	1.018	0.983	-0.009	0.36	-0.008	0.545	-0.022	0.8
2.01	1.932	0.534	0.406	0.06	0.568	0.432	1.317	0.76	-0.137	0.154	-0.146	0.217	-0.02	0.775
1.78	1.945	-6.288	-13.85	21.138	0.312	0.688	0.454	2.203	0.376	3.311	0.183	-42.551	0.003	0.93
1.67	1.311	0.446	0.511	0.043	0.466	0.534	0.873	1.146	0.068	0.353	0.071	0.533	0.004	0.945
1.5	0.798	0.448	0.539	0.013	0.454	0.546	0.831	1.203	0.092	0.401	0.093	0.618	-0.022	0.904
1.67	0.965	0.524	0.654	-0.178	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.581	0.096	0.961	0.018	0.885
1.31	1.436	0.654	0.791	-0.446	0.453	0.547	0.827	1.209	0.095	0.767	0.072	1.374	-0.045	0.733
1.63	1.58	0.864	1.212	-1.076	0.416	0.584	0.713	1.403	0.168	1.192	0.11	2.637	0.016	0.877
1.5	1.75	0.407	0.477	0.116	0.461	0.539	0.854	1.171	0.079	0.291	0.091	0.43	0.014	1.059
1.8	1.325	0.514	0.514	-0.028	0.5	0.5	1	1	0	0.358	0	0.542	0.009	0.885
1.67	1.859	0.447	0.523	0.03	0.461	0.539	0.855	1.169	0.078	0.374	0.08	0.569	-0.027	0.923

H-OBS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.77	1.317	0.555	0.567	-0.122	0.494	0.506	0.978	1.022	0.011	0.448	0.01	0.701	0.01	0.862
1.36	1.486	0.381	0.44	0.179	0.464	0.536	0.865	1.156	0.072	0.223	0.092	0.321	0.017	1.097
1.77	1.7	0.554	0.673	-0.227	0.451	0.549	0.822	1.216	0.097	0.609	0.082	1.02	0.007	1.089
1.95	1.672	0.533	0.727	-0.26	0.423	0.577	0.734	1.363	0.154	0.683	0.127	1.18	0.01	0.908
2.26	2.15	0.417	0.506	0.076	0.452	0.548	0.824	1.213	0.096	0.345	0.105	0.519	0.024	1.116



ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ

LAI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.908	0.596	0.4	0.474	0.125	0.458	0.542	0.844	1.185	0.085	0.287	0.099	0.423	0.812	0.969
1.014	0.671	0.416	0.368	0.216	0.53	0.47	1.13	0.885	-0.061	0.077	-0.084	0.105	0.821	0.955
0.789	0.512	0.477	0.305	0.218	0.61	0.39	1.561	0.64	-0.219	-0.064	-0.304	-0.084	0.792	1.057
1.022	0.677	0.365	0.408	0.227	0.472	0.528	0.893	1.119	0.056	0.16	0.08	0.225	0.783	1.131
1.416	0.373	0.238	0.487	0.275	0.328	0.672	0.488	2.048	0.344	0.311	0.553	0.462	0.99	0.777
1.162	0.562	0.2	0.584	0.216	0.255	0.745	0.343	2.917	0.489	0.474	0.676	0.751	0.991	0.805
1.459	0.713	0.344	0.556	0.1	0.382	0.618	0.619	1.615	0.235	0.43	0.265	0.668	0.991	0.78
1.219	0.416	0.296	0.458	0.246	0.393	0.607	0.646	1.547	0.215	0.257	0.319	0.374	0.991	0.721
1.713	1.166	0.363	0.437	0.199	0.454	0.546	0.831	1.203	0.092	0.217	0.123	0.311	0.991	0.757
3.214	2.227	0.117	0.658	0.225	0.152	0.848	0.179	5.601	0.697	0.587	0.982	0.973	0.992	0.73
2.646	1.826	0.298	0.429	0.273	0.41	0.59	0.696	1.438	0.179	0.2	0.288	0.286	0.99	0.707
2.449	1.686	0.346	0.389	0.265	0.471	0.529	0.889	1.125	0.059	0.12	0.092	0.167	0.991	0.778
2.22	1.524	0.151	0.679	0.17	0.182	0.818	0.222	4.5	0.636	0.618	0.801	1.037	0.991	0.701
1.495	0.599	0.354	0.447	0.199	0.442	0.558	0.792	1.263	0.116	0.235	0.155	0.34	0.991	0.724
1.026	0.493	0.46	0.305	0.234	0.601	0.399	1.507	0.664	-0.202	-0.064	-0.291	-0.084	0.99	0.707
2.405	1.655	0.533	0.445	0.022	0.545	0.455	1.196	0.836	-0.089	0.233	-0.091	0.336	0.988	0.845
3.357	3.248	0.426	0.423	0.151	0.502	0.498	1.007	0.993	-0.004	0.189	-0.004	0.269	0.991	0.939
3.303	2.29	0.325	0.45	0.225	0.419	0.581	0.721	1.386	0.162	0.242	0.228	0.351	0.991	0.886
3.344	3.168	0.19	0.481	0.328	0.283	0.717	0.395	2.531	0.434	0.3	0.849	0.444	0.992	0.969
2.774	1.916	0.237	0.488	0.275	0.327	0.673	0.486	2.056	0.345	0.311	0.557	0.463	0.99	0.962
2.283	0.873	0.296	0.446	0.258	0.399	0.601	0.663	1.509	0.203	0.235	0.311	0.339	0.99	0.963
1.823	0.618	0.408	0.334	0.258	0.55	0.45	1.222	0.818	-0.1	0.001	-0.153	0.002	0.989	0.98
2.229	1.531	0.396	0.381	0.223	0.51	0.49	1.041	0.961	-0.02	0.103	-0.028	0.142	0.991	0.975
1.132	1.103	0.361	0.589	0.05	0.38	0.62	0.612	1.633	0.24	0.483	0.254	0.768	0.991	0.948
1.615	1.043	0.357	0.346	0.297	0.508	0.492	1.033	0.968	-0.016	0.028	-0.028	0.038	0.334	0.801
1.856	1.097	0.318	0.52	0.163	0.379	0.621	0.611	1.636	0.241	0.368	0.3	0.559	0.365	0.792
2.306	0.802	0.358	0.34	0.302	0.513	0.487	1.055	0.948	-0.027	0.014	-0.047	0.019	0.281	0.813
2.247	1.222	0.271	0.437	0.292	0.382	0.618	0.618	1.617	0.236	0.217	0.401	0.312	0.383	0.837
2.598	1.792	0.319	0.385	0.296	0.453	0.547	0.83	1.205	0.093	0.112	0.16	0.155	0.365	0.799
1.151	1.087	0.301	0.408	0.291	0.424	0.576	0.736	1.359	0.152	0.16	0.258	0.225	0.367	0.786
1.669	1.259	0.244	0.462	0.295	0.346	0.654	0.528	1.893	0.309	0.263	0.53	0.385	0.369	0.884
2.424	1.668	0.407	0.34	0.254	0.545	0.455	1.197	0.835	-0.09	0.014	-0.136	0.019	0.34	0.844

LAI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.684	1.157	0.276	0.431	0.293	0.391	0.609	0.641	1.56	0.219	0.205	0.373	0.293	0.385	0.825
1.756	1.009	0.379	0.331	0.289	0.534	0.466	1.146	0.873	-0.068	-0.005	-0.115	-0.007	0.369	0.799
1.944	1.329	0.417	0.301	0.281	0.581	0.419	1.386	0.722	-0.162	-0.074	-0.266	-0.096	0.364	0.816
1.249	1.464	0.402	0.419	0.18	0.489	0.511	0.959	1.043	0.021	0.181	0.027	0.257	0.349	0.871
1.428	1.471	0.385	0.429	0.186	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.201	0.07	0.288	0.359	0.912
2.058	1.265	0.397	0.532	0.072	0.427	0.573	0.746	1.34	0.145	0.388	0.157	0.595	0.354	0.803
2.27	1.31	0.335	0.493	0.172	0.404	0.596	0.679	1.474	0.191	0.321	0.242	0.48	0.359	0.777
1.858	1.398	0.336	0.399	0.265	0.457	0.543	0.843	1.186	0.085	0.141	0.133	0.197	0.361	0.738
2.122	1.603	0.356	0.441	0.203	0.446	0.554	0.806	1.24	0.107	0.224	0.144	0.323	0.361	0.814
1.926	1.275	0.37	0.496	0.134	0.427	0.573	0.746	1.34	0.145	0.326	0.172	0.488	0.359	0.921
1.652	1.276	0.289	0.498	0.213	0.367	0.633	0.58	1.724	0.266	0.33	0.365	0.494	0.368	0.778
1.418	0.957	0.503	0.961	-0.464	0.344	0.656	0.524	1.909	0.313	0.96	0.237	1.883	0.331	0.791
1.285	0.863	0.408	0.535	0.057	0.433	0.567	0.763	1.31	0.134	0.394	0.143	0.605	0.246	0.874
2.422	1.82	0.301	0.437	0.262	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.216	0.285	0.31	0.277	0.947
0.873	0.571	0.381	0.427	0.192	0.472	0.528	0.892	1.121	0.057	0.197	0.075	0.281	0.22	0.964
1.4	1.355	0.328	0.406	0.266	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.155	0.168	0.218	0.271	1.081
1.235	1.396	0.336	0.423	0.241	0.443	0.557	0.796	1.256	0.113	0.188	0.166	0.268	0.277	0.909
1.488	1.274	0.376	0.303	0.321	0.553	0.447	1.238	0.808	-0.106	-0.069	-0.202	-0.09	0.279	0.89
1.466	0.991	0.466	0.474	0.06	0.496	0.504	0.983	1.018	0.009	0.287	0.009	0.423	0.178	0.91
1.831	1.834	0.341	0.407	0.252	0.456	0.544	0.838	1.193	0.088	0.157	0.132	0.221	0.199	0.857
0.727	0.468	0.384	0.379	0.237	0.504	0.496	1.014	0.986	-0.007	0.099	-0.01	0.137	0.169	0.942
1.81	1.532	0.396	0.443	0.16	0.472	0.528	0.893	1.119	0.056	0.229	0.07	0.33	0.206	0.838
0.924	0.608	0.391	0.316	0.293	0.553	0.447	1.237	0.808	-0.106	-0.04	-0.181	-0.052	0.304	0.924
1.147	0.765	0.367	0.346	0.287	0.514	0.486	1.059	0.944	-0.029	0.029	-0.048	0.039	0.385	0.932
0.394	0.233	0.37	0.36	0.27	0.507	0.493	1.027	0.974	-0.013	0.059	-0.021	0.08	0.642	0.91
0.667	0.426	0.404	0.288	0.308	0.584	0.416	1.403	0.713	-0.168	-0.106	-0.302	-0.136	0.568	0.682
0.669	0.427	0.367	0.294	0.338	0.555	0.445	1.247	0.802	-0.11	-0.09	-0.225	-0.117	0.568	0.916
3.152	1.987	0.601	1.823	-1.424	0.248	0.752	0.329	3.036	0.504	1.583	0.318	4.47	0.026	0.916
2.685	1.995	0.356	0.47	0.175	0.431	0.569	0.758	1.319	0.138	0.278	0.175	0.409	0.026	1.099
2.597	1.842	0.407	0.87	-0.276	0.319	0.681	0.468	2.138	0.363	0.861	0.298	1.609	0.025	0.87
2.371	1.859	0.351	0.649	0	0.351	0.649	0.541	1.849	0.298	0.574	0.298	0.947	0.023	0.904
1.783	1.761	1.673	3.84	-4.514	0.303	0.697	0.436	2.295	0.393	2.174	0.216	10.521	0.013	0.709
3.031	1.79	0.37	0.595	0.035	0.383	0.617	0.622	1.608	0.233	0.493	0.242	0.786	0.02	0.982
1.624	1.55	0.017	-0.178	1.161	-0.107	1.107	-0.096	-10.378	1.213	-1.868	0.148	-1.535	-0.01	0.942

LAI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
3.005	1.836	0.35	0.472	0.178	0.426	0.574	0.742	1.348	0.148	0.283	0.189	0.416	0.029	1.078
2.628	1.326	0.382	0.415	0.202	0.479	0.521	0.921	1.086	0.041	0.174	0.055	0.246	0	1.068
1.061	0.315	0.392	0.579	0.029	0.403	0.597	0.676	1.478	0.193	0.467	0.199	0.737	0.032	1.061
1.885	1.453	0.408	0.554	0.038	0.424	0.576	0.736	1.36	0.152	0.426	0.159	0.662	0.009	0.804
2.615	1.544	0.38	0.654	-0.034	0.368	0.632	0.582	1.719	0.264	0.581	0.256	0.962	0	0.731
2.474	1.728	0.384	0.606	0.01	0.388	0.612	0.634	1.579	0.224	0.509	0.227	0.818	0.013	0.845
2.208	1.25	1.851	3.385	-4.236	0.353	0.647	0.547	1.829	0.293	2.088	0.162	9.156	-0.025	0.774
3.218	1.985	0.332	0.501	0.167	0.399	0.601	0.663	1.508	0.203	0.335	0.253	0.502	0.028	1.07
2.848	1.54	0.344	0.614	0.042	0.359	0.641	0.56	1.787	0.282	0.522	0.295	0.843	0.003	1.07
2.502	2.076	0.525	1.217	-0.743	0.301	0.699	0.432	2.317	0.397	1.196	0.278	2.652	0.011	0.908
2.401	2.256	0.314	0.507	0.18	0.382	0.618	0.619	1.615	0.235	0.345	0.301	0.52	0.04	0.653
2.807	2.146	0.417	0.594	-0.011	0.413	0.587	0.703	1.422	0.174	0.49	0.172	0.781	0.038	0.744
2.253	2.149	0.317	0.471	0.212	0.403	0.597	0.674	1.483	0.195	0.28	0.266	0.412	-0.014	0.791
2.9	1.828	0.314	0.56	0.125	0.359	0.641	0.561	1.784	0.282	0.437	0.329	0.681	0.028	1.118
3.004	2.617	0.429	0.519	0.051	0.453	0.547	0.827	1.209	0.095	0.367	0.1	0.558	0.029	1.076
2.866	1.938	0.37	0.655	-0.025	0.361	0.639	0.565	1.768	0.278	0.583	0.271	0.964	-0.023	0.613
2.196	1.799	0.348	0.568	0.084	0.38	0.62	0.612	1.635	0.241	0.449	0.265	0.705	0.015	0.863
2.917	1.684	0.328	0.522	0.15	0.386	0.614	0.629	1.59	0.228	0.371	0.277	0.565	-0.002	0.837
3.415	2.052	0.386	0.718	-0.104	0.35	0.65	0.538	1.86	0.301	0.672	0.275	1.154	0.001	1.042
2.239	1.784	0.439	0.759	-0.198	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.726	0.229	1.276	0.002	0.983
2.837	2.364	0.396	0.574	0.03	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.459	0.19	0.723	0.028	1.093
2.981	2.101	0.349	0.509	0.142	0.407	0.593	0.685	1.459	0.187	0.35	0.224	0.528	0.016	1.122
2.221	2.248	0.408	0.748	-0.156	0.353	0.647	0.545	1.834	0.294	0.711	0.259	1.243	-0.046	1.068
2.257	1.907	0.427	0.519	0.053	0.452	0.548	0.823	1.215	0.097	0.367	0.103	0.557	0.018	0.668
2.961	2.62	0.433	0.567	0	0.433	0.567	0.764	1.309	0.134	0.447	0.134	0.701	-0.002	1.023
1.713	1.668	0.653	0.795	-0.448	0.451	0.549	0.821	1.218	0.098	0.772	0.075	1.386	0.005	0.702
1.376	0.392	0.368	0.493	0.139	0.427	0.573	0.745	1.342	0.146	0.322	0.174	0.48	0.005	0.754
1.67	0.339	0.375	0.454	0.171	0.452	0.548	0.826	1.211	0.095	0.249	0.12	0.362	-0.017	1.154
1.866	1.538	0.56	1.081	-0.641	0.341	0.659	0.518	1.93	0.317	1.078	0.228	2.243	0.019	0.772
1.114	0.546	0.775	0.632	-0.407	0.551	0.449	1.226	0.816	-0.101	0.549	-0.079	0.897	-0.033	1.065
2.747	2.009	0.415	0.634	-0.048	0.395	0.605	0.654	1.529	0.209	0.552	0.2	0.901	0.01	0.882
2.194	1.852	-0.166	-1.162	2.328	0.125	0.875	0.143	6.996	0.75	27.707	0.272	-4.486	0.015	0.804
2.482	1.618	0.415	0.549	0.036	0.43	0.57	0.755	1.325	0.14	0.418	0.145	0.648	-0.002	1.023
2.493	1.984	0.399	0.551	0.051	0.42	0.58	0.723	1.382	0.16	0.421	0.169	0.652	-0.072	0.819

LAI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.783	0.508	0.732	0.983	-0.715	0.427	0.573	0.745	1.342	0.146	0.982	0.103	1.948	-0.002	0.845
3.189	2.183	0.361	0.486	0.153	0.427	0.573	0.744	1.344	0.147	0.307	0.179	0.457	0.015	0.93
3.066	1.916	0.368	0.514	0.117	0.417	0.583	0.716	1.397	0.165	0.359	0.191	0.543	0.017	0.875
1.021	0.676	0.519	0.709	-0.228	0.423	0.577	0.733	1.365	0.154	0.659	0.13	1.126	-0.016	0.988
1.77	1.524	0.444	0.654	-0.098	0.404	0.596	0.679	1.473	0.191	0.582	0.176	0.962	0.012	0.866
1.003	1.315	0.411	0.54	0.049	0.432	0.568	0.761	1.314	0.136	0.402	0.143	0.62	0.021	0.923
2.749	1.831	0.464	0.553	-0.018	0.456	0.544	0.839	1.192	0.088	0.425	0.086	0.66	0.004	0.938
0.857	0.56	0.507	0.74	-0.247	0.407	0.593	0.685	1.459	0.187	0.701	0.156	1.22	-0.011	0.723
1.099	0.731	0.46	0.5	0.04	0.479	0.521	0.92	1.086	0.041	0.333	0.043	0.499	-0.043	0.719
1.31	0.881	0.483	0.543	-0.026	0.471	0.529	0.89	1.123	0.058	0.408	0.057	0.629	-0.011	0.9
1.768	1.205	0.491	0.727	-0.218	0.403	0.597	0.675	1.481	0.194	0.684	0.164	1.181	0.003	0.949
2.001	1.127	0.629	0.95	-0.579	0.398	0.602	0.662	1.51	0.203	0.949	0.149	1.85	-0.015	0.798
0.972	0.642	0.531	0.618	-0.15	0.462	0.538	0.859	1.164	0.076	0.529	0.067	0.855	-0.027	0.735
1.095	0.52	0.65	0.722	-0.372	0.474	0.526	0.9	1.111	0.052	0.677	0.041	1.166	-0.007	1.012
1.161	0.775	1.561	1.856	-2.417	0.457	0.543	0.841	1.189	0.086	1.599	0.051	4.568	-0.055	0.965
0.359	0.208	0.608	0.429	-0.037	0.586	0.414	1.417	0.706	-0.172	0.201	-0.167	0.287	-0.049	0.866
1.244	0.834	1.721	1.249	-1.969	0.579	0.421	1.378	0.726	-0.159	1.221	-0.096	2.746	-0.019	0.761
1.325	0.891	0.49	0.556	-0.046	0.468	0.532	0.88	1.136	0.064	0.43	0.061	0.669	0.006	0.789
1.246	0.835	0.476	0.489	0.035	0.494	0.506	0.975	1.026	0.013	0.313	0.013	0.466	-0.002	1.019
0.859	0.561	1.517	2.883	-3.4	0.345	0.655	0.526	1.9	0.31	1.97	0.175	7.649	0.004	1.063
0.928	0.611	0.474	0.577	-0.051	0.451	0.549	0.822	1.216	0.098	0.463	0.093	0.73	0.003	0.904
1.247	0.836	0.494	0.506	0	0.494	0.506	0.977	1.024	0.012	0.344	0.012	0.518	-0.022	0.881
1.289	0.865	0.462	0.439	0.098	0.513	0.487	1.052	0.95	-0.026	0.221	-0.029	0.318	-0.056	0.892
2.795	1.82	0.484	0.626	-0.109	0.436	0.564	0.774	1.293	0.128	0.539	0.116	0.877	0.024	1.059
2.267	1.648	0.478	0.709	-0.186	0.403	0.597	0.674	1.484	0.195	0.659	0.168	1.126	0.016	1.057
2.096	1.714	0.528	0.501	-0.029	0.513	0.487	1.053	0.949	-0.026	0.335	-0.025	0.503	-0.011	0.629
2.35	1.133	0.43	0.515	0.055	0.455	0.545	0.835	1.198	0.09	0.36	0.096	0.546	0.001	1.046
1.118	1.311	0.436	0.517	0.048	0.458	0.542	0.844	1.185	0.085	0.362	0.089	0.55	0.004	0.99
1.054	0.699	0.529	0.541	-0.07	0.495	0.505	0.979	1.022	0.011	0.404	0.01	0.623	-0.02	0.723
0.589	0.559	0.593	0.74	-0.332	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.701	0.088	1.219	0.01	0.994
1.019	0.798	0.451	0.493	0.057	0.478	0.522	0.914	1.094	0.045	0.32	0.048	0.478	-0.012	1.055
2.028	0.965	0.738	0.993	-0.731	0.426	0.574	0.744	1.345	0.147	0.992	0.103	1.978	0.011	0.885
1.707	1.161	2.432	4.135	-5.568	0.37	0.63	0.588	1.7	0.259	2.221	0.14	11.406	0	0.785
1.033	0.685	0.829	1.069	-0.898	0.437	0.563	0.776	1.289	0.126	1.066	0.086	2.206	-0.009	0.938

LAI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.007	1.325	0.416	0.472	0.112	0.468	0.532	0.881	1.135	0.063	0.282	0.072	0.415	-0.009	0.837
2.223	1.317	0.638	0.661	-0.299	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.592	0.015	0.984	-0.003	0.95
2.359	1.486	0.433	0.469	0.098	0.48	0.52	0.923	1.083	0.04	0.277	0.045	0.407	-0.005	0.953
2.911	2.15	0.51	0.631	-0.141	0.447	0.553	0.808	1.237	0.106	0.548	0.094	0.893	0.004	1.031
0.686	0.439	0.468	0.507	0.024	0.48	0.52	0.923	1.083	0.04	0.347	0.041	0.522	-0.012	0.76
0.969	0.64	0.815	1.075	-0.89	0.431	0.569	0.758	1.319	0.138	1.073	0.094	2.226	0.007	0.982
0.901	0.139	0.522	0.561	-0.083	0.482	0.518	0.929	1.076	0.037	0.438	0.034	0.684	-0.049	1.112
0.564	0.143	0.531	0.644	-0.175	0.452	0.548	0.825	1.212	0.096	0.567	0.084	0.932	-0.02	0.997
0.991	0.098	0.619	0.588	-0.207	0.513	0.487	1.052	0.95	-0.026	0.481	-0.022	0.764	-0.02	1.044
1.154	0.223	0.576	0.804	-0.381	0.417	0.583	0.717	1.395	0.165	0.783	0.129	1.413	0.006	0.99
1.564	1.06	0.663	0.627	-0.29	0.514	0.486	1.058	0.945	-0.028	0.541	-0.023	0.881	-0.008	0.688
0.481	0.193	-0.597	-1.281	2.878	0.318	0.682	0.466	2.147	0.365	17.215	0.144	-4.844	-0.019	0.904
1.075	0.16	0.454	0.531	0.014	0.461	0.539	0.855	1.17	0.078	0.388	0.079	0.594	-0.003	1.018
0.693	0.127	2.189	3.66	-4.849	0.374	0.626	0.598	1.672	0.251	2.142	0.138	9.979	0.001	0.814
1.213	0.812	0.479	0.566	-0.045	0.458	0.542	0.845	1.183	0.084	0.446	0.08	0.699	0.018	1.019
0.657	0.23	0.441	0.496	0.062	0.47	0.53	0.888	1.126	0.059	0.327	0.063	0.489	0.011	0.693



ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าชีวมวล

BIOMASS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.342	0.197	0.685	0.856	-0.54	0.444	0.556	0.8	1.25	0.111	0.845	0.082	1.567	0.808	0.947
0.324	0.316	0.418	0.444	0.138	0.485	0.515	0.942	1.062	0.03	0.23	0.036	0.332	0.814	0.986
1.104	0.586	0.539	0.613	-0.152	0.468	0.532	0.878	1.139	0.065	0.521	0.057	0.84	0.776	0.846
0.492	0.374	0.44	0.375	0.185	0.54	0.46	1.172	0.853	-0.079	0.091	-0.102	0.126	0.792	1.04
1.181	0.612	0.367	0.435	0.198	0.457	0.543	0.842	1.188	0.086	0.213	0.114	0.306	0.809	0.991
1.776	0.819	0.336	0.38	0.284	0.469	0.531	0.884	1.132	0.062	0.102	0.102	0.14	0.802	0.97
0.674	0.437	0.337	0.482	0.181	0.412	0.588	0.7	1.429	0.176	0.3	0.227	0.445	0.818	1.042
0.797	0.373	0.317	0.47	0.212	0.403	0.597	0.675	1.481	0.194	0.28	0.266	0.411	0.991	0.805
0.92	0.562	0.37	0.428	0.202	0.464	0.536	0.865	1.156	0.072	0.199	0.097	0.284	0.99	0.805
1.62	0.713	0.046	0.832	0.122	0.053	0.947	0.056	18.008	0.895	0.817	1.039	1.496	0.991	0.766
0.884	0.416	0.343	0.387	0.27	0.47	0.53	0.886	1.129	0.061	0.116	0.096	0.161	0.99	0.755
1.836	0.74	0.273	0.481	0.246	0.362	0.638	0.568	1.759	0.275	0.299	0.408	0.443	0.992	0.771
1.524	0.622	0.34	0.468	0.192	0.421	0.579	0.727	1.375	0.158	0.275	0.207	0.404	0.991	0.766
1.389	0.49	0.381	0.402	0.218	0.487	0.513	0.948	1.055	0.027	0.146	0.037	0.205	0.991	0.744
1.143	0.517	0.257	0.493	0.25	0.343	0.657	0.522	1.917	0.314	0.321	0.471	0.479	0.991	0.758
1.41	0.581	0.233	0.461	0.306	0.336	0.664	0.506	1.977	0.328	0.262	0.586	0.383	0.991	0.721
1.098	0.599	0.368	0.428	0.204	0.462	0.538	0.859	1.164	0.076	0.199	0.102	0.284	0.991	0.73
1.05	0.493	0.345	0.628	0.028	0.354	0.646	0.549	1.821	0.291	0.542	0.3	0.883	0.991	0.721
1.288	0.65	0.454	0.433	0.113	0.512	0.488	1.05	0.953	-0.024	0.208	-0.028	0.298	0.986	0.962
6.46	2.442	-2.205	7.348	-4.143	-0.429	1.429	-0.3	-3.333	1.857	2.521	1.029	21.044	0.992	0.973
3.534	1.065	0.376	0.528	0.097	0.416	0.584	0.712	1.405	0.168	0.382	0.189	0.583	0.991	0.94
2.72	1.259	-0.221	1.292	-0.071	-0.206	1.206	-0.171	-5.856	1.412	1.254	1.324	2.875	0.991	1.043
2.84	0.966	0.225	0.563	0.212	0.286	0.714	0.4	2.5	0.429	0.441	0.586	0.689	0.991	0.932
3.483	1.367	0.323	0.433	0.244	0.427	0.573	0.744	1.343	0.146	0.209	0.216	0.3	0.992	0.928
2.528	0.649	0.188	0.612	0.2	0.235	0.765	0.306	3.263	0.531	0.519	0.708	0.836	0.99	1.059
1.974	0.873	0.27	0.73	0	0.27	0.73	0.37	2.706	0.46	0.688	0.46	1.19	0.99	1.067
2.022	0.618	0.395	0.494	0.111	0.444	0.556	0.8	1.25	0.111	0.322	0.127	0.481	0.991	0.968
1.585	0.669	0.295	0.497	0.208	0.372	0.628	0.593	1.688	0.256	0.329	0.347	0.492	0.991	0.906
1.3	1.103	0.333	0.587	0.08	0.362	0.638	0.566	1.766	0.277	0.48	0.303	0.762	0.991	1.015
2.28	1.043	0.339	0.409	0.252	0.453	0.547	0.83	1.205	0.093	0.161	0.14	0.227	0.349	0.813
2.3	1.097	0.358	0.368	0.274	0.493	0.507	0.972	1.029	0.014	0.076	0.023	0.104	0.328	0.792
3.94	0.802	0.383	0.331	0.286	0.536	0.464	1.156	0.865	-0.072	-0.005	-0.12	-0.007	0.324	0.81

BIOMASS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
2.89	1.222	0.257	0.525	0.218	0.329	0.671	0.49	2.042	0.342	0.377	0.474	0.576	0.385	0.83
3.99	0.838	0.382	0.346	0.272	0.525	0.475	1.105	0.905	-0.05	0.028	-0.079	0.038	0.344	0.796
1.595	1.087	0.39	0.336	0.275	0.537	0.463	1.159	0.862	-0.074	0.006	-0.119	0.008	0.367	0.779
2.61	1.259	0.28	0.415	0.305	0.403	0.597	0.675	1.482	0.194	0.174	0.346	0.246	0.358	0.793
3.075	0.798	0.376	0.329	0.295	0.534	0.466	1.144	0.874	-0.067	-0.01	-0.116	-0.013	0.348	0.817
2.385	1.157	0.307	0.455	0.239	0.403	0.597	0.674	1.483	0.194	0.25	0.283	0.364	0.376	0.819
3.18	1.009	0.292	0.439	0.269	0.4	0.6	0.667	1.5	0.2	0.22	0.316	0.316	0.363	0.794
2.38	1.471	0.369	0.391	0.24	0.485	0.515	0.943	1.061	0.029	0.125	0.043	0.174	0.359	0.904
1.933	1.265	0.351	0.594	0.055	0.371	0.629	0.59	1.694	0.258	0.491	0.274	0.783	0.354	0.824
3.831	1.31	0.351	0.398	0.251	0.468	0.532	0.881	1.135	0.063	0.139	0.095	0.194	0.37	0.82
2.183	1.398	0.347	0.419	0.234	0.453	0.547	0.828	1.207	0.094	0.181	0.135	0.257	0.359	0.803
3.664	1.603	0.368	0.461	0.171	0.444	0.556	0.797	1.254	0.113	0.262	0.142	0.383	0.361	0.865
3.674	1.275	0.329	0.421	0.249	0.439	0.561	0.782	1.278	0.122	0.186	0.183	0.264	0.359	0.789
4.082	1.666	0.387	0.398	0.214	0.493	0.507	0.972	1.029	0.014	0.14	0.02	0.195	0.359	0.877
3.156	1.276	0.314	0.413	0.273	0.432	0.568	0.762	1.313	0.135	0.168	0.217	0.238	0.36	0.744
3.01	1.246	0.395	0.548	0.057	0.419	0.581	0.721	1.387	0.162	0.416	0.173	0.643	0.344	0.801
2.006	0.898	0.576	0.64	-0.217	0.474	0.526	0.9	1.111	0.053	0.561	0.045	0.921	0.315	0.754
3.091	1.275	0.538	0.593	-0.131	0.475	0.525	0.906	1.103	0.049	0.49	0.044	0.78	0.266	0.956
2.936	1.221	0.387	0.428	0.185	0.475	0.525	0.905	1.105	0.05	0.199	0.065	0.283	0.25	0.881
4.652	1.82	0.325	0.541	0.134	0.375	0.625	0.6	1.667	0.25	0.405	0.296	0.624	0.283	0.947
2.111	1.355	0.377	0.367	0.256	0.507	0.493	1.029	0.971	-0.014	0.073	-0.022	0.1	0.263	0.94
3.602	1.396	0.369	0.386	0.245	0.489	0.511	0.955	1.047	0.023	0.114	0.034	0.158	0.272	0.997
3.942	1.596	0.328	0.485	0.186	0.403	0.597	0.676	1.479	0.193	0.307	0.251	0.456	0.274	1.07
3.974	1.274	0.336	0.252	0.413	0.571	0.429	1.333	0.75	-0.143	-0.196	-0.481	-0.245	0.285	0.924
2.928	1.72	0.378	0.363	0.259	0.51	0.49	1.04	0.962	-0.02	0.066	-0.03	0.09	0.212	0.806
3.667	1.784	0.316	0.437	0.248	0.419	0.581	0.723	1.384	0.161	0.216	0.24	0.31	0.222	0.855
3.378	1.834	0.44	0.651	-0.091	0.403	0.597	0.676	1.479	0.193	0.577	0.178	0.953	0.222	0.892
5.284	1.532	0.424	0.54	0.035	0.44	0.56	0.785	1.273	0.12	0.403	0.125	0.621	0.187	0.914
5.23	2.016	0.385	0.418	0.197	0.479	0.521	0.92	1.087	0.042	0.18	0.055	0.255	0.196	0.913
6.12	2.324	0.505	0.766	-0.271	0.397	0.603	0.659	1.517	0.205	0.735	0.169	1.297	0.117	0.91
4.243	2.102	0.295	0.441	0.264	0.401	0.599	0.669	1.494	0.198	0.224	0.309	0.323	0.408	0.865
3.707	1.488	0.264	0.505	0.231	0.343	0.657	0.522	1.915	0.314	0.343	0.449	0.516	0.408	0.935
5.166	1.994	0.338	0.403	0.259	0.456	0.544	0.839	1.193	0.088	0.149	0.135	0.209	0.405	0.922
4.474	1.754	0.389	0.315	0.296	0.553	0.447	1.237	0.808	-0.106	-0.042	-0.183	-0.056	0.352	0.911

BIOMASS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
2.745	1.155	0.444	0.313	0.243	0.587	0.413	1.419	0.705	-0.173	-0.047	-0.255	-0.061	0.385	0.893
5.279	2.033	0.373	0.417	0.21	0.472	0.528	0.894	1.119	0.056	0.177	0.076	0.251	0.401	0.912
4.307	1.696	0.367	0.353	0.28	0.509	0.491	1.039	0.963	-0.019	0.044	-0.031	0.06	0.387	0.839
3.689	1.482	0.384	0.427	0.189	0.473	0.527	0.899	1.113	0.053	0.197	0.07	0.281	0.355	0.88
2.946	1.224	0.397	0.361	0.243	0.524	0.476	1.1	0.909	-0.047	0.06	-0.07	0.082	0.381	0.904
3.461	1.403	0.321	0.315	0.364	0.505	0.495	1.02	0.98	-0.01	-0.042	-0.023	-0.056	0	0
4.55	1.78	0.361	0.405	0.234	0.472	0.528	0.893	1.12	0.057	0.152	0.082	0.214	0	0
4.468	1.752	0.346	0.393	0.261	0.468	0.532	0.879	1.138	0.065	0.129	0.1	0.18	0	0
6.984	2.624	0.393	0.29	0.318	0.576	0.424	1.357	0.737	-0.151	-0.102	-0.283	-0.131	0	0
2.961	1.229	0.435	0.382	0.183	0.532	0.468	1.137	0.88	-0.064	0.107	-0.082	0.147	0	0
4.681	1.826	0.347	0.521	0.132	0.399	0.601	0.665	1.503	0.201	0.37	0.237	0.563	0	1.078
6.82	2.567	0.748	1.697	-1.445	0.306	0.694	0.441	2.268	0.388	1.517	0.244	4.091	0.018	0.804
5.322	1.995	0.357	0.599	0.044	0.374	0.626	0.597	1.676	0.253	0.499	0.265	0.797	0.02	1.099
5.598	1.735	0.396	0.672	-0.067	0.371	0.629	0.589	1.698	0.259	0.607	0.243	1.016	0.022	1.049
5.093	1.859	0.507	1.545	-1.053	0.247	0.753	0.328	3.045	0.506	1.428	0.334	3.636	0.022	1.122
4.563	1.761	0.385	0.536	0.079	0.418	0.582	0.718	1.394	0.164	0.396	0.18	0.608	0.018	0.822
4.235	1.79	0.368	0.623	0.009	0.372	0.628	0.592	1.69	0.257	0.535	0.259	0.868	0.023	1.053
5.197	1.55	-5.938	-9.052	15.99	0.396	0.604	0.656	1.524	0.208	3.497	0.101	-28.156	-0.002	0.829
4.541	1.453	0.39	0.532	0.078	0.423	0.577	0.732	1.366	0.155	0.39	0.169	0.597	-0.002	0.845
3.969	1.544	0.394	0.63	-0.024	0.385	0.615	0.626	1.597	0.23	0.546	0.225	0.89	0.023	0.942
4.904	1.746	-1.649	-7.324	9.973	0.184	0.816	0.225	4.442	0.633	3.633	0.3	-22.972	0.015	0.737
4.417	1.728	0.464	0.66	-0.123	0.413	0.587	0.703	1.422	0.174	0.59	0.157	0.979	0.004	0.945
4.38	1.25	0.605	0.523	-0.128	0.537	0.463	1.158	0.864	-0.073	0.374	-0.066	0.569	-0.025	0.681
5.883	2.256	0.305	0.596	0.1	0.338	0.662	0.512	1.955	0.323	0.493	0.363	0.787	0.034	1.118
4.816	2.146	0.355	0.507	0.138	0.411	0.589	0.699	1.431	0.177	0.346	0.211	0.522	0.032	0.871
4.961	2.149	1.81	1.45	-2.26	0.555	0.445	1.248	0.801	-0.11	1.367	-0.065	3.35	0.004	1.035
3.77	1.526	0.307	0.458	0.234	0.401	0.599	0.67	1.492	0.197	0.257	0.285	0.375	0.021	1.099
5.444	2.617	0.268	1.064	-0.332	0.201	0.799	0.252	3.974	0.598	1.062	0.479	2.193	0.029	1.063
8.163	3.032	0.311	0.481	0.209	0.393	0.607	0.647	1.547	0.215	0.298	0.292	0.442	0.029	0.897
10.359	3.794	-1.499	-11.655	14.154	-0.114	0.886	0.129	7.773	0.772	3.375	0.372	-35.965	-0.005	0.539
6.711	2.529	0.88	2.067	-1.946	0.299	0.701	0.426	2.35	0.403	1.696	0.243	5.2	0.013	0.949
6.075	2.309	0.326	0.457	0.217	0.416	0.584	0.712	1.404	0.168	0.255	0.233	0.372	0.016	0.923
6.848	2.577	0.249	-0.387	1.138	-1.801	2.801	-0.643	-1.555	4.602	-3.52	0.498	-2.16	0.004	0.623
4.429	1.784	0.482	0.811	-0.293	0.373	0.627	0.594	1.685	0.255	0.792	0.208	1.434	0.01	0.69

BIOMASS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
5.357	2.364	0.422	0.532	0.046	0.442	0.558	0.793	1.261	0.115	0.389	0.121	0.597	0.025	1.026
5.258	2.145	1.329	3.16	-3.489	0.296	0.704	0.421	2.378	0.408	2.038	0.23	8.48	-0.015	0.93
5.962	2.485	0.423	0.707	-0.13	0.375	0.625	0.599	1.669	0.251	0.656	0.225	1.12	0.011	0.919
5.333	1.907	0.36	0.46	0.18	0.439	0.561	0.782	1.279	0.123	0.261	0.157	0.381	0.023	0.766
3.887	2.125	0.314	0.686	0	0.314	0.686	0.459	2.18	0.371	0.627	0.371	1.057	0.026	0.85
5.272	2.533	0.317	0.449	0.234	0.414	0.586	0.706	1.416	0.172	0.239	0.248	0.346	0.027	0.835
5.281	2.493	1.412	1.743	-2.155	0.448	0.552	0.81	1.234	0.105	1.542	0.062	4.228	-0.011	0.871
5.866	2.567	0.312	0.586	0.102	0.348	0.652	0.533	1.876	0.305	0.477	0.344	0.757	0.038	1.084
3.661	1.797	0.462	0.868	-0.331	0.347	0.653	0.532	1.879	0.305	0.859	0.245	1.605	0	0.885
3.268	1.668	0.592	1.343	-0.935	0.306	0.694	0.44	2.271	0.389	1.293	0.262	3.03	0.022	0.767
2.395	1.538	0.357	0.497	0.146	0.418	0.582	0.719	1.392	0.164	0.328	0.197	0.491	0.024	0.81
5.555	2.192	0.39	0.553	0.057	0.414	0.586	0.706	1.416	0.172	0.424	0.183	0.659	0.025	0.927
5.834	2.009	0.68	1.47	-1.15	0.316	0.684	0.462	2.163	0.368	1.381	0.24	3.41	0.019	0.605
5.25	1.938	0.418	0.664	-0.081	0.386	0.614	0.63	1.588	0.227	0.596	0.211	0.991	0.022	1.015
3.707	1.984	3.557	2.711	-5.268	0.567	0.433	1.312	0.762	-0.135	1.922	-0.073	7.134	-0.07	0.942
2.947	1.524	0.402	0.554	0.044	0.421	0.579	0.726	1.377	0.159	0.426	0.166	0.661	0.012	0.829
2.547	1.315	0.387	0.482	0.132	0.445	0.555	0.802	1.246	0.11	0.3	0.129	0.445	0.021	0.975
3.656	1.666	0.435	0.651	-0.086	0.401	0.599	0.669	1.495	0.198	0.577	0.184	0.953	0.013	0.804
2.044	1.127	0.495	0.592	-0.087	0.456	0.544	0.837	1.195	0.089	0.487	0.082	0.775	-0.005	0.89
3.191	0.52	0.431	0.508	0.062	0.459	0.541	0.849	1.178	0.082	0.347	0.087	0.523	-0.007	0.796
1.43	0.109	0.609	0.709	-0.318	0.462	0.538	0.859	1.164	0.076	0.659	0.061	1.127	-0.021	0.903
4.997	1.599	0.721	0.816	-0.537	0.469	0.531	0.883	1.133	0.062	0.798	0.046	1.449	-0.002	0.856
3.882	1.982	0.362	0.446	0.193	0.448	0.552	0.811	1.233	0.104	0.233	0.137	0.338	0.016	1.082
4.684	1.307	0.649	0.607	-0.256	0.517	0.483	1.07	0.935	-0.034	0.51	-0.028	0.82	0.001	0.915
5.391	1.61	0.381	0.456	0.163	0.455	0.545	0.836	1.197	0.09	0.253	0.111	0.369	0.016	0.878
4.833	2.191	0.453	0.621	-0.074	0.422	0.578	0.73	1.37	0.156	0.532	0.146	0.863	0.001	0.957
3.677	1.714	1.299	1.977	-2.276	0.396	0.604	0.657	1.523	0.207	1.656	0.122	4.932	-0.06	0.93
3.658	1.645	0.595	0.873	-0.468	0.405	0.595	0.681	1.469	0.19	0.865	0.144	1.62	0	0.823
4.027	1.56	0.696	0.752	-0.448	0.481	0.519	0.926	1.08	0.038	0.717	0.029	1.256	0.004	0.79
3.54	1.932	0.64	0.474	-0.114	0.575	0.425	1.35	0.74	-0.149	0.286	-0.135	0.422	-0.053	0.789
4.289	1.133	0.427	0.474	0.099	0.474	0.526	0.901	1.109	0.052	0.286	0.058	0.422	0.014	1.125
2.94	1.311	0.396	0.456	0.148	0.465	0.535	0.867	1.153	0.071	0.253	0.086	0.368	-0.011	0.945
1.649	0.559	0.38	0.437	0.183	0.465	0.535	0.869	1.151	0.07	0.217	0.09	0.312	0.009	0.869
2.094	0.798	0.593	0.669	-0.262	0.47	0.53	0.887	1.128	0.06	0.603	0.05	1.007	0.001	0.904

BIOMASS	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
2.775	0.965	0.524	0.654	-0.178	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.581	0.096	0.961	0.018	0.9
2.435	1.58	-0.325	-0.705	2.03	0.316	0.684	0.461	2.167	0.369	-10.554	0.124	-3.115	0	0.877
2.076	1.325	0.524	0.488	-0.012	0.518	0.482	1.073	0.932	-0.035	0.312	-0.035	0.465	0.002	1.14
3.519	2.024	0.498	0.647	-0.145	0.435	0.565	0.769	1.3	0.13	0.571	0.116	0.941	0.002	0.923
4.214	1.317	0.505	0.622	-0.126	0.448	0.552	0.812	1.231	0.104	0.533	0.093	0.865	0.013	0.774
4.974	1.486	-3.334	-6.913	11.247	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	3.677	0.166	-21.738	-0.011	0.934
4.649	1.672	0.456	0.604	-0.06	0.43	0.57	0.754	1.326	0.14	0.506	0.133	0.812	-0.012	0.84
5.08	2.15	0.435	0.546	0.02	0.443	0.557	0.797	1.255	0.113	0.412	0.115	0.637	0.015	0.938
1.52	0.139	1.075	0.972	-1.047	0.525	0.475	1.106	0.904	-0.05	0.972	-0.033	1.916	-0.041	0.788
1.474	0.143	0.491	0.584	-0.074	0.457	0.543	0.841	1.189	0.086	0.474	0.081	0.751	-0.006	0.885
2.781	1.167	0.587	0.535	-0.121	0.523	0.477	1.097	0.912	-0.046	0.394	-0.042	0.604	-0.056	0.737
2.116	0.937	0.635	0.943	-0.578	0.403	0.597	0.674	1.484	0.195	0.941	0.143	1.829	-0.013	0.82
3.682	1.479	0.484	0.583	-0.067	0.454	0.546	0.83	1.204	0.093	0.473	0.087	0.749	-0.003	1.136
2.078	0.923	0.798	1.115	-0.913	0.417	0.583	0.715	1.398	0.166	1.109	0.112	2.346	-0.01	0.953
4.482	1.757	0.476	0.618	-0.094	0.435	0.565	0.77	1.299	0.13	0.528	0.12	0.855	0.019	0.779
2.82	1.181	0.503	0.67	-0.173	0.429	0.571	0.75	1.333	0.143	0.605	0.124	1.01	0.019	0.912



ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณ Harvest Index (HI)

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.441	0.038	0.4	0.474	0.125	0.458	0.542	0.844	1.185	0.085	0.287	0.099	0.423	0.812	0.969
0.463	0.033	0.405	0.498	0.097	0.448	0.552	0.812	1.231	0.103	0.331	0.116	0.495	0.809	1.09
0.451	0.197	0.361	0.407	0.232	0.47	0.53	0.886	1.129	0.061	0.158	0.087	0.222	0.817	0.947
0.399	0.015	0.477	0.305	0.218	0.61	0.39	1.561	0.64	-0.219	-0.064	-0.304	-0.084	0.792	1.057
0.386	0.018	0.426	0.631	-0.058	0.403	0.597	0.676	1.48	0.194	0.548	0.184	0.894	0.804	0.977
0.5	0.373	0.238	0.487	0.275	0.328	0.672	0.488	2.048	0.344	0.311	0.553	0.462	0.99	0.777
0.446	0.562	0.2	0.584	0.216	0.255	0.745	0.343	2.917	0.489	0.474	0.676	0.751	0.991	0.805
0.462	0.713	0.344	0.556	0.1	0.382	0.618	0.619	1.615	0.235	0.43	0.265	0.668	0.991	0.78
0.432	0.416	0.296	0.458	0.246	0.393	0.607	0.646	1.547	0.215	0.257	0.319	0.374	0.991	0.721
0.535	0.74	0.363	0.437	0.199	0.454	0.546	0.831	1.203	0.092	0.217	0.123	0.311	0.991	0.757
0.503	0.622	0.117	0.658	0.225	0.152	0.848	0.179	5.601	0.697	0.587	0.982	0.973	0.992	0.73
0.548	0.49	0.298	0.429	0.273	0.41	0.59	0.696	1.438	0.179	0.2	0.288	0.286	0.99	0.707
0.475	0.517	0.346	0.389	0.265	0.471	0.529	0.889	1.125	0.059	0.12	0.092	0.167	0.991	0.778
0.443	0.581	0.151	0.679	0.17	0.182	0.818	0.222	4.5	0.636	0.618	0.801	1.037	0.991	0.701
0.537	0.599	0.354	0.447	0.199	0.442	0.558	0.792	1.263	0.116	0.235	0.155	0.34	0.991	0.724
0.495	0.493	0.46	0.305	0.234	0.601	0.399	1.507	0.664	-0.202	-0.064	-0.291	-0.084	0.99	0.707
0.573	1.065	0.426	0.423	0.151	0.502	0.498	1.007	0.993	-0.004	0.189	-0.004	0.269	0.991	0.939
0.517	0.966	0.325	0.45	0.225	0.419	0.581	0.721	1.386	0.162	0.242	0.228	0.351	0.991	0.886
0.598	0.649	0.237	0.488	0.275	0.327	0.673	0.486	2.056	0.345	0.311	0.557	0.463	0.99	0.962
0.556	0.873	0.296	0.446	0.258	0.399	0.601	0.663	1.509	0.203	0.235	0.311	0.339	0.99	0.963
0.554	0.618	0.408	0.334	0.258	0.55	0.45	1.222	0.818	-0.1	0.001	-0.153	0.002	0.989	0.98
0.516	0.669	0.396	0.381	0.223	0.51	0.49	1.041	0.961	-0.02	0.103	-0.028	0.142	0.991	0.975
0.562	1.103	0.361	0.589	0.05	0.38	0.62	0.612	1.633	0.24	0.483	0.254	0.768	0.991	0.948
0.702	1.043	0.357	0.346	0.297	0.508	0.492	1.033	0.968	-0.016	0.028	-0.028	0.038	0.334	0.801
0.64	0.802	0.358	0.34	0.302	0.513	0.487	1.055	0.948	-0.027	0.014	-0.047	0.019	0.281	0.813
0.633	1.222	0.271	0.437	0.292	0.382	0.618	0.618	1.617	0.236	0.217	0.401	0.312	0.383	0.837
0.602	0.838	0.319	0.385	0.296	0.453	0.547	0.83	1.205	0.093	0.112	0.16	0.155	0.365	0.799
0.627	1.087	0.301	0.408	0.291	0.424	0.576	0.736	1.359	0.152	0.16	0.258	0.225	0.367	0.786
0.651	1.259	0.244	0.462	0.295	0.346	0.654	0.528	1.893	0.309	0.263	0.53	0.385	0.369	0.884
0.618	0.798	0.407	0.34	0.254	0.545	0.455	1.197	0.835	-0.09	0.014	-0.136	0.019	0.34	0.844
0.677	1.157	0.276	0.431	0.293	0.391	0.609	0.641	1.56	0.219	0.205	0.373	0.293	0.385	0.825
0.66	1.009	0.379	0.331	0.289	0.534	0.466	1.146	0.873	-0.068	-0.005	-0.115	-0.007	0.369	0.799

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.642	1.471	0.385	0.429	0.186	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.201	0.07	0.288	0.359	0.912
0.642	1.265	0.397	0.532	0.072	0.427	0.573	0.746	1.34	0.145	0.388	0.157	0.595	0.354	0.803
0.667	1.31	0.335	0.493	0.172	0.404	0.596	0.679	1.474	0.191	0.321	0.242	0.48	0.359	0.777
0.637	1.398	0.336	0.399	0.265	0.457	0.543	0.843	1.186	0.085	0.141	0.133	0.197	0.361	0.738
0.614	1.603	0.356	0.441	0.203	0.446	0.554	0.806	1.24	0.107	0.224	0.144	0.323	0.361	0.814
0.683	1.275	0.37	0.496	0.134	0.427	0.573	0.746	1.34	0.145	0.326	0.172	0.488	0.359	0.921
0.596	1.666	0.455	0.506	0.039	0.473	0.527	0.898	1.113	0.054	0.345	0.056	0.519	0.359	0.854
0.702	1.276	0.289	0.498	0.213	0.367	0.633	0.58	1.724	0.266	0.33	0.365	0.494	0.368	0.778
0.689	1.82	0.301	0.437	0.262	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.216	0.285	0.31	0.277	0.947
0.7	1.875	0.307	0.392	0.302	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.126	0.214	0.175	0.293	0.881
0.601	1.355	0.328	0.406	0.266	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.155	0.168	0.218	0.271	1.081
0.697	1.396	0.336	0.423	0.241	0.443	0.557	0.796	1.256	0.113	0.188	0.166	0.268	0.277	0.909
0.645	1.596	0.319	0.499	0.182	0.39	0.61	0.639	1.565	0.22	0.332	0.283	0.497	0.293	1.011
0.666	1.274	0.376	0.303	0.321	0.553	0.447	1.238	0.808	-0.106	-0.069	-0.202	-0.09	0.279	0.89
0.62	1.72	0.339	0.453	0.208	0.428	0.572	0.748	1.337	0.144	0.247	0.195	0.359	0.193	0.867
0.711	1.784	0.383	0.421	0.196	0.476	0.524	0.908	1.102	0.048	0.186	0.064	0.264	0.216	0.939
0.658	1.834	0.341	0.407	0.252	0.456	0.544	0.838	1.193	0.088	0.157	0.132	0.221	0.199	0.857
0.738	1.532	0.396	0.443	0.16	0.472	0.528	0.893	1.119	0.056	0.229	0.07	0.33	0.206	0.838
0.738	2.102	0.336	0.402	0.262	0.455	0.545	0.836	1.197	0.09	0.147	0.139	0.206	0.326	0.917
0.73	2.049	0.329	0.411	0.26	0.445	0.555	0.802	1.247	0.11	0.164	0.17	0.232	0.637	0.768
0.645	1.987	0.601	1.823	-1.424	0.248	0.752	0.329	3.036	0.504	1.583	0.318	4.47	0.026	0.916
0.676	1.995	0.356	0.47	0.175	0.431	0.569	0.758	1.319	0.138	0.278	0.175	0.409	0.026	1.099
0.69	1.842	0.407	0.87	-0.276	0.319	0.681	0.468	2.138	0.363	0.861	0.298	1.609	0.025	0.87
0.679	1.735	0.361	0.551	0.088	0.395	0.605	0.654	1.529	0.209	0.422	0.232	0.654	-0.004	1.049
0.648	1.859	0.351	0.649	0	0.351	0.649	0.541	1.849	0.298	0.574	0.298	0.947	0.023	0.904
0.592	1.761	1.673	3.84	-4.514	0.303	0.697	0.436	2.295	0.393	2.174	0.216	10.521	0.013	0.709
0.638	1.79	0.37	0.595	0.035	0.383	0.617	0.622	1.608	0.233	0.493	0.242	0.786	0.02	0.982
0.693	1.55	0.017	-0.178	1.161	-0.107	1.107	-0.096	-10.378	1.213	-1.868	0.148	-1.535	-0.01	0.942
0.689	1.836	0.35	0.472	0.178	0.426	0.574	0.742	1.348	0.148	0.283	0.189	0.416	0.029	1.078
0.714	1.326	0.382	0.415	0.202	-0.479	0.521	0.921	1.086	0.041	0.174	0.055	0.246	0	1.068
0.595	1.453	0.408	0.554	0.038	0.424	0.576	0.736	1.36	0.152	0.426	0.159	0.662	0.009	0.804
0.705	1.544	0.38	0.654	-0.034	0.368	0.632	0.582	1.719	0.264	0.581	0.256	0.962	0	0.731
0.673	1.746	0.813	1.686	-1.5	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	1.511	0.218	4.059	0.016	0.744
0.611	1.728	0.384	0.606	0.01	0.388	0.612	0.634	1.579	0.224	0.509	0.227	0.818	0.013	0.845

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.616	1.25	1.851	3.385	-4.236	0.353	0.647	0.547	1.829	0.293	2.088	0.162	9.156	-0.025	0.774
0.686	1.584	0.139	-1.109	1.969	-0.144	1.144	-0.126	-7.951	1.288	39.741	0.425	-4.327	0.012	0.806
0.657	1.985	0.332	0.501	0.167	0.399	0.601	0.663	1.508	0.203	0.335	0.253	0.502	0.028	1.07
0.728	1.54	0.344	0.614	0.042	0.359	0.641	0.56	1.787	0.282	0.522	0.295	0.843	0.003	1.07
0.72	2.076	0.525	1.217	-0.743	0.301	0.699	0.432	2.317	0.397	1.196	0.278	2.652	0.011	0.908
0.722	1.703	5.562	16.654	-21.216	0.25	0.75	0.334	2.995	0.499	2.773	0.255	48.963	-0.037	0.814
0.731	2.256	0.314	0.507	0.18	0.382	0.618	0.619	1.615	0.235	0.345	0.301	0.52	0.04	0.653
0.706	2.149	0.317	0.471	0.212	0.403	0.597	0.674	1.483	0.195	0.28	0.266	0.412	-0.014	0.791
0.669	2.102	0.366	0.774	-0.14	0.321	0.679	0.472	2.116	0.358	0.745	0.319	1.322	0.006	0.979
0.723	1.828	0.314	0.56	0.125	0.359	0.641	0.561	1.784	0.282	0.437	0.329	0.681	0.028	1.118
0.716	1.526	0.324	0.484	0.192	0.401	0.599	0.669	1.495	0.198	0.305	0.26	0.452	0.012	1.02
0.69	1.119	0.466	0.512	0.022	0.476	0.524	0.909	1.1	0.048	0.355	0.049	0.537	0.017	1.04
0.747	1.938	0.37	0.655	-0.025	0.361	0.639	0.565	1.768	0.278	0.583	0.271	0.964	-0.023	0.613
0.747	1.799	0.348	0.568	0.084	0.38	0.62	0.612	1.635	0.241	0.449	0.265	0.705	0.015	0.863
0.676	1.684	0.328	0.522	0.15	0.386	0.614	0.629	1.59	0.228	0.371	0.277	0.565	-0.002	0.837
0.715	1.948	-2.549	-9.579	13.128	0.21	0.79	0.266	3.758	0.58	3.466	0.278	-29.736	0.021	0.792
0.741	2.052	0.386	0.718	-0.104	0.35	0.65	0.538	1.86	0.301	0.672	0.275	1.154	0.001	1.042
0.745	1.929	0.07	-0.902	1.833	-0.084	1.084	-0.077	-12.965	1.167	-37.855	0.365	-3.706	0.007	0.846
0.673	1.545	0.417	0.683	-0.101	0.379	0.621	0.611	1.637	0.242	0.624	0.221	1.05	0.008	1.049
0.632	1.784	0.439	0.759	-0.198	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.726	0.229	1.276	0.002	0.983
0.713	2.101	0.349	0.509	0.142	0.407	0.593	0.685	1.459	0.187	0.35	0.224	0.528	0.016	1.122
0.758	2.309	0.348	0.643	0.009	0.351	0.649	0.541	1.848	0.298	0.566	0.3	0.93	0.016	0.886
0.702	2.095	0.42	0.616	-0.036	0.405	0.595	0.682	1.467	0.189	0.525	0.183	0.849	0.029	0.882
0.726	2.001	0.356	0.451	0.192	0.441	0.559	0.79	1.266	0.117	0.244	0.154	0.354	0.003	1.016
0.749	1.713	0.462	1.172	-0.634	0.283	0.717	0.394	2.54	0.435	1.159	0.313	2.517	0.017	0.634
0.723	1.894	0.58	2.337	-1.917	0.199	0.801	0.248	4.031	0.602	1.801	0.364	6.011	0.031	0.968
0.743	2.322	0.421	0.586	-0.007	0.418	0.582	0.718	1.393	0.164	0.478	0.163	0.759	0.018	1.068
0.683	2.177	0.451	0.721	-0.172	0.385	0.615	0.626	1.598	0.23	0.676	0.201	1.163	0.029	1.063
0.772	2.485	0.37	0.59	0.039	0.386	0.614	0.628	1.593	0.229	0.485	0.239	0.771	0.02	1.034
0.724	2.204	0.419	0.574	0.008	0.422	0.578	0.729	1.371	0.156	0.458	0.158	0.721	0.017	1.005
0.721	2.189	0.454	0.616	-0.07	0.425	0.575	0.738	1.356	0.151	0.524	0.142	0.847	0.019	0.656
0.709	2.248	0.408	0.748	-0.156	0.353	0.647	0.545	1.834	0.294	0.711	0.259	1.243	-0.046	1.068
0.729	1.851	0.363	0.503	0.134	0.419	0.581	0.721	1.387	0.162	0.339	0.192	0.509	0.023	1.076
0.75	1.907	0.427	0.519	0.053	0.452	0.548	0.823	1.215	0.097	0.367	0.103	0.557	0.018	0.668

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.722	1.797	0.69	1.936	-1.627	0.263	0.737	0.357	2.805	0.474	1.638	0.293	4.809	0.02	1.068
0.692	1.812	0.522	0.812	-0.334	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.792	0.174	1.436	0.004	0.698
0.632	1.822	0.342	0.441	0.217	0.437	0.563	0.776	1.288	0.126	0.223	0.174	0.322	-0.004	1.055
0.601	1.478	0.407	0.553	0.04	0.424	0.576	0.736	1.358	0.152	0.424	0.159	0.659	-0.016	1.122
0.734	1.668	0.653	0.795	-0.448	0.451	0.549	0.821	1.218	0.098	0.772	0.075	1.386	0.005	0.702
0.668	1.538	0.56	1.081	-0.641	0.341	0.659	0.518	1.93	0.317	1.078	0.228	2.243	0.019	0.772
0.634	1.499	0.389	0.471	0.14	0.452	0.548	0.826	1.211	0.096	0.28	0.114	0.412	0.005	0.711
0.77	2.119	0.467	0.527	0.007	0.47	0.53	0.886	1.129	0.06	0.38	0.061	0.58	0.017	0.835
0.756	2.192	0.425	0.549	0.027	0.436	0.564	0.774	1.292	0.127	0.417	0.131	0.646	0.011	1.122
0.806	2.009	0.415	0.634	-0.048	0.395	0.605	0.654	1.529	0.209	0.552	0.2	0.901	0.01	0.882
0.686	1.938	0.065	-0.203	1.138	-0.474	1.474	-0.321	-3.111	1.947	-2.017	0.21	-1.608	0.025	0.99
0.628	1.852	-0.166	-1.162	2.328	0.125	0.875	0.143	6.996	0.75	27.707	0.272	-4.486	0.015	0.804
0.717	1.618	0.415	0.549	0.036	0.43	0.57	0.755	1.325	0.14	0.418	0.145	0.648	-0.002	1.023
0.759	1.982	0.415	0.612	-0.027	0.404	0.596	0.678	1.475	0.192	0.519	0.187	0.837	0.024	0.919
0.867	2.183	0.361	0.486	0.153	0.427	0.573	0.744	1.344	0.147	0.307	0.179	0.457	0.015	0.93
0.611	1.524	0.444	0.654	-0.098	0.404	0.596	0.679	1.473	0.191	0.582	0.176	0.962	0.012	0.866
0.675	1.831	0.464	0.553	-0.018	0.456	0.544	0.839	1.192	0.088	0.425	0.086	0.66	0.004	0.938
0.672	1.271	0.467	0.467	0.066	0.5	0.5	0.998	1.002	0.001	0.274	0.001	0.402	-0.042	0.99
0.684	1.666	0.39	0.502	0.108	0.437	0.563	0.777	1.286	0.125	0.337	0.142	0.506	0.013	0.792
0.436	0.058	0.531	0.618	-0.15	0.462	0.538	0.859	1.164	0.076	0.529	0.067	0.855	-0.027	0.735
0.595	0.52	0.65	0.722	-0.372	0.474	0.526	0.9	1.111	0.052	0.677	0.041	1.166	-0.007	1.012
0.74	1.82	0.484	0.626	-0.109	0.436	0.564	0.774	1.293	0.128	0.539	0.116	0.877	0.024	1.059
0.742	2.105	-0.78	-1.928	3.708	0.288	0.712	0.405	2.472	0.424	7.309	0.179	-6.785	0.002	0.887
0.74	1.599	0.648	0.864	-0.512	0.429	0.571	0.75	1.333	0.143	0.854	0.107	1.592	-0.011	0.772
0.719	1.329	0.785	0.981	-0.766	0.444	0.556	0.8	1.25	0.111	0.981	0.078	1.944	0.001	0.791
0.766	1.648	0.478	0.709	-0.186	0.403	0.597	0.674	1.484	0.195	0.659	0.168	1.126	0.016	1.057
0.824	1.982	0.382	0.464	0.154	0.452	0.548	0.823	1.215	0.097	0.267	0.119	0.391	0.016	1.097
0.705	1.61	0.441	0.554	0.006	0.443	0.557	0.796	1.255	0.113	0.425	0.114	0.661	0.017	0.972
0.683	2.191	0.511	0.923	-0.435	0.356	0.644	0.553	1.807	0.287	0.92	0.221	1.77	0.008	1.023
0.661	2.062	0.63	1.561	-1.191	-0.287	0.713	0.403	2.479	0.425	1.438	0.275	3.683	0.023	1.095
0.656	1.645	0.465	0.594	-0.058	0.439	0.561	0.783	1.277	0.122	0.49	0.115	0.781	0	0.914
0.791	1.932	0.542	0.509	-0.05	0.516	0.484	1.065	0.939	-0.032	0.348	-0.03	0.526	-0.053	0.93
0.693	1.945	0.376	0.438	0.186	0.462	0.538	0.859	1.164	0.076	0.219	0.098	0.314	-0.007	1.005
0.723	1.133	0.43	0.515	0.055	0.455	0.545	0.835	1.198	0.09	0.36	0.096	0.546	0.001	1.046

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.544	1.311	0.436	0.517	0.048	0.458	0.542	0.844	1.185	0.085	0.362	0.089	0.55	0.004	0.99
0.606	0.559	0.593	0.74	-0.332	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.701	0.088	1.219	0.01	0.994
0.577	0.965	0.738	0.993	-0.731	0.426	0.574	0.744	1.345	0.147	0.992	0.103	1.978	0.011	0.885
0.55	1.436	0.475	0.591	-0.067	0.446	0.554	0.804	1.244	0.109	0.487	0.102	0.774	0.009	0.787
0.657	1.58	0.489	0.661	-0.15	0.425	0.575	0.74	1.351	0.149	0.592	0.132	0.983	0.006	0.908
0.674	1.325	0.416	0.472	0.112	0.468	0.532	0.881	1.135	0.063	0.282	0.072	0.415	-0.009	0.837
0.71	2.024	0.503	0.641	-0.144	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.563	0.108	0.924	0.024	1.038
0.664	1.317	0.638	0.661	-0.299	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.592	0.015	0.984	-0.003	0.95
0.764	1.486	0.433	0.469	0.098	0.48	0.52	0.923	1.083	0.04	0.277	0.045	0.407	-0.005	0.953
0.728	1.7	0.764	0.825	-0.589	0.481	0.519	0.927	1.079	0.038	0.808	0.028	1.474	-0.016	0.957
0.71	1.672	0.723	0.893	-0.616	0.447	0.553	0.81	1.235	0.105	0.887	0.076	1.68	-0.009	1.012
0.728	2.15	0.51	0.631	-0.141	0.447	0.553	0.808	1.237	0.106	0.548	0.094	0.893	0.004	1.031
0.499	0.04	0.468	0.507	0.024	0.48	0.52	0.923	1.083	0.04	0.347	0.041	0.522	-0.012	0.76
0.461	0.139	0.522	0.561	-0.083	0.482	0.518	0.929	1.076	0.037	0.438	0.034	0.684	-0.049	1.112
0.534	0.223	0.576	0.804	-0.381	0.417	0.583	0.717	1.395	0.165	0.783	0.129	1.413	0.006	0.99
0.529	0.127	2.189	3.66	-4.849	0.374	0.626	0.598	1.672	0.251	2.142	0.138	9.979	0.001	0.814



ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณผลผลิต

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.398	0.373	0.238	0.487	0.275	0.328	0.672	0.488	2.048	0.344	0.311	0.553	0.462	0.99	0.777
0.411	0.562	0.2	0.584	0.216	0.255	0.745	0.343	2.917	0.489	0.474	0.676	0.751	0.991	0.805
0.748	0.713	0.344	0.556	0.1	0.382	0.618	0.619	1.615	0.235	0.43	0.265	0.668	0.991	0.78
0.382	0.416	0.296	0.458	0.246	0.393	0.607	0.646	1.547	0.215	0.257	0.319	0.374	0.991	0.721
0.767	0.622	0.117	0.658	0.225	0.152	0.848	0.179	5.601	0.697	0.587	0.982	0.973	0.992	0.73
0.761	0.49	0.298	0.429	0.273	0.41	0.59	0.696	1.438	0.179	0.2	0.288	0.286	0.99	0.707
0.543	0.517	0.346	0.389	0.265	0.471	0.529	0.889	1.125	0.059	0.12	0.092	0.167	0.991	0.778
0.624	0.581	0.151	0.679	0.17	0.182	0.818	0.222	4.5	0.636	0.618	0.801	1.037	0.991	0.701
0.59	0.599	0.354	0.447	0.199	0.442	0.558	0.792	1.263	0.116	0.235	0.155	0.34	0.991	0.724
0.52	0.493	0.46	0.305	0.234	0.601	0.399	1.507	0.664	-0.202	-0.064	-0.291	-0.084	0.99	0.707
2.024	1.065	0.426	0.423	0.151	0.502	0.498	1.007	0.993	-0.004	0.189	-0.004	0.269	0.991	0.939
1.467	0.966	0.325	0.45	0.225	0.419	0.581	0.721	1.386	0.162	0.242	0.228	0.351	0.991	0.886
1.659	1.367	0.19	0.481	0.328	0.283	0.717	0.395	2.531	0.434	0.3	0.849	0.444	0.992	0.969
1.098	0.873	0.296	0.446	0.258	0.399	0.601	0.663	1.509	0.203	0.235	0.311	0.339	0.99	0.963
0.818	0.669	0.396	0.381	0.223	0.51	0.49	1.041	0.961	-0.02	0.103	-0.028	0.142	0.991	0.975
1.6	1.043	0.357	0.346	0.297	0.508	0.492	1.033	0.968	-0.016	0.028	-0.028	0.038	0.334	0.801
1.7	1.097	0.318	0.52	0.163	0.379	0.621	0.611	1.636	0.241	0.368	0.3	0.559	0.365	0.792
2.52	0.802	0.358	0.34	0.302	0.513	0.487	1.055	0.948	-0.027	0.014	-0.047	0.019	0.281	0.813
1.83	1.222	0.271	0.437	0.292	0.382	0.618	0.618	1.617	0.236	0.217	0.401	0.312	0.383	0.837
2.4	0.838	0.319	0.385	0.296	0.453	0.547	0.83	1.205	0.093	0.112	0.16	0.155	0.365	0.799
1	1.087	0.301	0.408	0.291	0.424	0.576	0.736	1.359	0.152	0.16	0.258	0.225	0.367	0.786
1.7	1.259	0.244	0.462	0.295	0.346	0.654	0.528	1.893	0.309	0.263	0.53	0.385	0.369	0.884
1.9	0.798	0.407	0.34	0.254	0.545	0.455	1.197	0.835	-0.09	0.014	-0.136	0.019	0.34	0.844
2.33	0.472	0.417	0.301	0.281	0.581	0.419	1.386	0.722	-0.162	-0.074	-0.266	-0.096	0.364	0.816
0.727	1.464	0.402	0.419	0.18	0.489	0.511	0.959	1.043	0.021	0.181	0.027	0.257	0.349	0.871
1.529	1.471	0.385	0.429	0.186	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.201	0.07	0.288	0.359	0.912
1.241	1.265	0.397	0.532	0.072	0.427	0.573	0.746	1.34	0.145	0.388	0.157	0.595	0.354	0.803
2.557	1.31	0.335	0.493	0.172	0.404	0.596	0.679	1.474	0.191	0.321	0.242	0.48	0.359	0.777
1.39	1.398	0.336	0.399	0.265	0.457	0.543	0.843	1.186	0.085	0.141	0.133	0.197	0.361	0.738
2.248	1.603	0.356	0.441	0.203	0.446	0.554	0.806	1.24	0.107	0.224	0.144	0.323	0.361	0.814
2.51	1.275	0.37	0.496	0.134	0.427	0.573	0.746	1.34	0.145	0.326	0.172	0.488	0.359	0.921
2.433	1.666	0.455	0.506	0.039	0.473	0.527	0.898	1.113	0.054	0.345	0.056	0.519	0.359	0.854

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
2.214	1.276	0.289	0.498	0.213	0.367	0.633	0.58	1.724	0.266	0.33	0.365	0.494	0.368	0.778
3.204	1.82	0.301	0.437	0.262	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.216	0.285	0.31	0.277	0.947
1.776	1.875	0.307	0.392	0.302	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.126	0.214	0.175	0.293	0.881
1.268	1.355	0.328	0.406	0.266	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.155	0.168	0.218	0.271	1.081
2.512	1.396	0.336	0.423	0.241	0.443	0.557	0.796	1.256	0.113	0.188	0.166	0.268	0.277	0.909
1.816	1.72	0.339	0.453	0.208	0.428	0.572	0.748	1.337	0.144	0.247	0.195	0.359	0.193	0.867
2.606	1.784	0.383	0.421	0.196	0.476	0.524	0.908	1.102	0.048	0.186	0.064	0.264	0.216	0.939
2.222	1.834	0.341	0.407	0.252	0.456	0.544	0.838	1.193	0.088	0.157	0.132	0.221	0.199	0.857
3.898	1.532	0.396	0.443	0.16	0.472	0.528	0.893	1.119	0.056	0.229	0.07	0.33	0.206	0.838
3.132	2.102	0.336	0.402	0.262	0.455	0.545	0.836	1.197	0.09	0.147	0.139	0.206	0.326	0.917
2.318	2.368	0.315	0.439	0.247	0.418	0.582	0.717	1.394	0.165	0.22	0.245	0.316	0.409	0.855
0.88	2.049	0.329	0.411	0.26	0.445	0.555	0.802	1.247	0.11	0.164	0.17	0.232	0.637	0.768
4.4	1.987	0.601	1.823	-1.424	0.248	0.752	0.329	3.036	0.504	1.583	0.318	4.47	0.026	0.916
6	1.842	0.407	0.87	-0.276	0.319	0.681	0.468	2.138	0.363	0.861	0.298	1.609	0.025	0.87
3.8	1.735	0.361	0.551	0.088	0.395	0.605	0.654	1.529	0.209	0.422	0.232	0.654	-0.004	1.049
3.3	1.859	0.351	0.649	0	0.351	0.649	0.541	1.849	0.298	0.574	0.298	0.947	0.023	0.904
2.7	1.79	0.37	0.595	0.035	0.383	0.617	0.622	1.608	0.233	0.493	0.242	0.786	0.02	0.982
4.8	1.836	0.35	0.472	0.178	0.426	0.574	0.742	1.348	0.148	0.283	0.189	0.416	0.029	1.078
5.3	1.326	0.382	0.415	0.202	0.479	0.521	0.921	1.086	0.041	0.174	0.055	0.246	0	1.068
3.8	0.315	0.392	0.579	0.029	0.403	0.597	0.676	1.478	0.193	0.467	0.199	0.737	0.032	1.061
2.7	1.453	0.408	0.554	0.038	0.424	0.576	0.736	1.36	0.152	0.426	0.159	0.662	0.009	0.804
2.8	1.544	0.38	0.654	-0.034	0.368	0.632	0.582	1.719	0.264	0.581	0.256	0.962	0	0.731
3.3	1.746	0.813	1.686	-1.5	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	1.511	0.218	4.059	0.016	0.744
2.7	1.728	0.384	0.606	0.01	0.388	0.612	0.634	1.579	0.224	0.509	0.227	0.818	0.013	0.845
5	1.985	0.332	0.501	0.167	0.399	0.601	0.663	1.508	0.203	0.335	0.253	0.502	0.028	1.07
4.7	1.54	0.344	0.614	0.042	0.359	0.641	0.56	1.787	0.282	0.522	0.295	0.843	0.003	1.07
1.9	2.102	0.366	0.774	-0.14	0.321	0.679	0.472	2.116	0.358	0.745	0.319	1.322	0.006	0.979
5.3	1.828	0.314	0.56	0.125	0.359	0.641	0.561	1.784	0.282	0.437	0.329	0.681	0.028	1.118
2.7	1.526	0.324	0.484	0.192	0.401	0.599	0.669	1.495	0.198	0.305	0.26	0.452	0.012	1.02
1.6	2.384	0.258	0.89	-0.147	0.224	0.776	0.289	3.455	0.551	0.883	0.488	1.67	0.017	0.812
6.3	1.938	0.37	0.655	-0.025	0.361	0.639	0.565	1.768	0.278	0.583	0.271	0.964	-0.023	0.613
6.1	1.799	0.348	0.568	0.084	0.38	0.62	0.612	1.635	0.241	0.449	0.265	0.705	0.015	0.863
7	1.684	0.328	0.522	0.15	0.386	0.614	0.629	1.59	0.228	0.371	0.277	0.565	-0.002	0.837
4.5	2.052	0.386	0.718	-0.104	0.35	0.65	0.538	1.86	0.301	0.672	0.275	1.154	0.001	1.042

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
7.6	2.28	0.868	5.1	-4.968	0.145	0.855	0.17	5.874	0.709	2.344	0.387	14.299	0.028	1.084
2.8	1.784	0.439	0.759	-0.198	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.726	0.229	1.276	0.002	0.983
2.8	2.364	0.396	0.574	0.03	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.459	0.19	0.723	0.028	1.093
4.3	2.101	0.349	0.509	0.142	0.407	0.593	0.685	1.459	0.187	0.35	0.224	0.528	0.016	1.122
5.1	2.309	0.348	0.643	0.009	0.351	0.649	0.541	1.848	0.298	0.566	0.3	0.93	0.016	0.886
4.5	2.095	0.42	0.616	-0.036	0.405	0.595	0.682	1.467	0.189	0.525	0.183	0.849	0.029	0.882
7.5	2.001	0.356	0.451	0.192	0.441	0.559	0.79	1.266	0.117	0.244	0.154	0.354	0.003	1.016
9.3	1.713	0.462	1.172	-0.634	0.283	0.717	0.394	2.54	0.435	1.159	0.313	2.517	0.017	0.634
7.3	1.894	0.58	2.337	-1.917	0.199	0.801	0.248	4.031	0.602	1.801	0.364	6.011	0.031	0.968
7	2.322	0.421	0.586	-0.007	0.418	0.582	0.718	1.393	0.164	0.478	0.163	0.759	0.018	1.068
5	2.177	0.451	0.721	-0.172	0.385	0.615	0.626	1.598	0.23	0.676	0.201	1.163	0.029	1.063
4.6	2.485	0.37	0.59	0.039	0.386	0.614	0.628	1.593	0.229	0.485	0.239	0.771	0.02	1.034
4.9	2.204	0.419	0.574	0.008	0.422	0.578	0.729	1.371	0.156	0.458	0.158	0.721	0.017	1.005
6.6	2.189	0.454	0.616	-0.07	0.425	0.575	0.738	1.356	0.151	0.524	0.142	0.847	0.019	0.656
6.8	2.248	0.408	0.748	-0.156	0.353	0.647	0.545	1.834	0.294	0.711	0.259	1.243	-0.046	1.068
8.4	1.851	0.363	0.503	0.134	0.419	0.581	0.721	1.387	0.162	0.339	0.192	0.509	0.023	1.076
4	1.907	0.427	0.519	0.053	0.452	0.548	0.823	1.215	0.097	0.367	0.103	0.557	0.018	0.668
1.7	1.797	0.69	1.936	-1.627	0.263	0.737	0.357	2.805	0.474	1.638	0.293	4.809	0.02	1.068
3.8	2.833	0.379	0.696	-0.074	0.353	0.647	0.545	1.836	0.295	0.641	0.276	1.087	0.018	1.038
6.4	2.62	0.433	0.567	0	0.433	0.567	0.764	1.309	0.134	0.447	0.134	0.701	-0.002	1.023
3.6	2.493	-0.115	-0.298	1.412	0.278	0.722	0.386	2.591	0.443	-2.694	0.1	-1.893	-0.006	0.644
2	1.797	0.397	0.588	0.015	0.403	0.597	0.676	1.478	0.193	0.481	0.196	0.763	-0.002	0.998
10.8	1.812	0.522	0.812	-0.334	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.792	0.174	1.436	0.004	0.698
9.8	1.822	0.342	0.441	0.217	0.437	0.563	0.776	1.288	0.126	0.223	0.174	0.322	-0.004	1.055
6	1.478	0.407	0.553	0.04	0.424	0.576	0.736	1.358	0.152	0.424	0.159	0.659	-0.016	1.122
19.5	1.72	0.357	0.508	0.134	0.413	0.587	0.703	1.422	0.174	0.348	0.206	0.524	0.014	0.89
1.5	2.214	0.343	0.477	0.181	0.418	0.582	0.719	1.391	0.164	0.291	0.21	0.43	0.021	1.005
2.2	0.392	0.368	0.493	0.139	0.427	0.573	0.745	1.342	0.146	0.322	0.174	0.48	0.005	0.754
4	0.339	0.375	0.454	0.171	0.452	0.548	0.826	1.211	0.095	0.249	-0.12	0.362	-0.017	1.154
1.6	1.538	0.56	1.081	-0.641	0.341	0.659	0.518	1.93	0.317	1.078	0.228	2.243	0.019	0.772
6	0.546	0.775	0.632	-0.407	0.551	0.449	1.226	0.816	-0.101	0.549	-0.079	0.897	-0.033	1.065
4.6	1.499	0.389	0.471	0.14	0.452	0.548	0.826	1.211	0.096	0.28	0.114	0.412	0.005	0.711
6	0.241	0.564	0.739	-0.303	0.433	0.567	0.762	1.312	0.135	0.7	0.109	1.218	-0.01	0.862
3.9	0.201	0.471	0.712	-0.183	0.398	0.602	0.662	1.511	0.204	0.663	0.176	1.135	0.014	1.11

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
4.9	2.119	0.467	0.527	0.007	0.47	0.53	0.886	1.129	0.06	0.38	0.061	0.58	0.017	0.835
4.7	2.009	0.415	0.634	-0.048	0.395	0.605	0.654	1.529	0.209	0.552	0.2	0.901	0.01	0.882
3.6	1.938	0.065	-0.203	1.138	-0.474	1.474	-0.321	-3.111	1.947	-2.017	0.21	-1.608	0.025	0.99
3.1	0.237	0.487	0.589	-0.076	0.453	0.547	0.827	1.209	0.095	0.483	0.089	0.767	0.005	1.007
3.5	0.221	0.474	0.601	-0.075	0.441	0.559	0.789	1.267	0.118	0.502	0.11	0.803	-0.025	0.796
5.1	1.618	0.415	0.549	0.036	0.43	0.57	0.755	1.325	0.14	0.418	0.145	0.648	-0.002	1.023
1.4	1.84	0.608	0.417	-0.025	0.593	0.407	1.456	0.687	-0.186	0.178	-0.181	0.252	-0.032	1.031
0.8	1.968	0.624	0.508	-0.133	0.551	0.449	1.228	0.815	-0.102	0.348	-0.092	0.525	-0.04	0.845
2.3	1.984	0.399	0.551	0.051	0.42	0.58	0.723	1.382	0.16	0.421	0.169	0.652	-0.072	0.819
5.3	1.982	0.415	0.612	-0.027	0.404	0.596	0.678	1.475	0.192	0.519	0.187	0.837	0.024	0.919
5.5	2.183	0.361	0.486	0.153	0.427	0.573	0.744	1.344	0.147	0.307	0.179	0.457	0.015	0.93
0.8	1.916	0.368	0.514	0.117	0.417	0.583	0.716	1.397	0.165	0.359	0.191	0.543	0.017	0.875
1.8	1.524	0.444	0.654	-0.098	0.404	0.596	0.679	1.473	0.191	0.582	0.176	0.962	0.012	0.866
2	1.315	0.411	0.54	0.049	0.432	0.568	0.761	1.314	0.136	0.402	0.143	0.62	0.021	0.923
4.5	1.831	0.464	0.553	-0.018	0.456	0.544	0.839	1.192	0.088	0.425	0.086	0.66	0.004	0.938
6.1	1.271	0.467	0.467	0.066	0.5	0.5	0.998	1.002	0.001	0.274	0.001	0.402	-0.042	0.99
2.5	1.666	0.39	0.502	0.108	0.437	0.563	0.777	1.286	0.125	0.337	0.142	0.506	0.013	0.792
2.7	0.306	0.491	0.727	-0.218	0.403	0.597	0.675	1.481	0.194	0.684	0.164	1.181	0.003	0.949
1.5	1.127	0.629	0.95	-0.579	0.398	0.602	0.662	1.51	0.203	0.949	0.149	1.85	-0.015	0.798
1.9	0.52	0.65	0.722	-0.372	0.474	0.526	0.9	1.111	0.052	0.677	0.041	1.166	-0.007	1.012
4.9	0.202	0.594	0.68	-0.274	0.466	0.534	0.873	1.145	0.068	0.619	0.056	1.04	-0.011	0.855
4.9	1.82	0.484	0.626	-0.109	0.436	0.564	0.774	1.293	0.128	0.539	0.116	0.877	0.024	1.059
3.7	1.599	0.648	0.864	-0.512	0.429	0.571	0.75	1.333	0.143	0.854	0.107	1.592	-0.011	0.772
4.5	1.329	0.785	0.981	-0.766	0.444	0.556	0.8	1.25	0.111	0.981	0.078	1.944	0.001	0.791
3.2	1.982	0.382	0.464	0.154	0.452	0.548	0.823	1.215	0.097	0.267	0.119	0.391	0.016	1.097
1.4	2.008	0.477	0.584	-0.061	0.45	0.55	0.817	1.224	0.101	0.474	0.095	0.751	0.017	1.072
3.5	1.307	0.465	0.602	-0.066	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.503	0.121	0.806	-0.005	0.816
3.8	1.61	0.441	0.554	0.006	0.443	0.557	0.796	1.255	0.113	0.425	0.114	0.661	0.017	0.972
2.3	0.361	0.634	0.716	-0.35	0.47	0.53	0.886	1.129	0.061	0.669	0.048	1.148	-0.02	1.127
3.3	0.207	0.418	0.504	0.078	0.453	0.547	0.829	1.206	0.093	0.34	0.102	0.512	0.018	0.878
2.4	1.645	0.465	0.594	-0.058	0.439	0.561	0.783	1.277	0.122	0.49	0.115	0.781	0	0.914
2	1.56	0.527	0.511	-0.039	0.508	0.492	1.031	0.97	-0.015	0.354	-0.015	0.534	-0.03	0.889
2.8	1.932	0.542	0.509	-0.05	0.516	0.484	1.065	0.939	-0.032	0.348	-0.03	0.526	-0.053	0.93
3.1	1.133	0.43	0.515	0.055	0.455	0.545	0.835	1.198	0.09	0.36	0.096	0.546	0.001	1.046

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.6	1.311	0.436	0.517	0.048	0.458	0.542	0.844	1.185	0.085	0.362	0.089	0.55	0.004	0.99
1	0.559	0.593	0.74	-0.332	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.701	0.088	1.219	0.01	0.994
1.6	0.798	0.451	0.493	0.057	0.478	0.522	0.914	1.094	0.045	0.32	0.048	0.478	-0.012	1.055
1.6	0.965	0.738	0.993	-0.731	0.426	0.574	0.744	1.345	0.147	0.992	0.103	1.978	0.011	0.885
0.4	1.436	0.475	0.591	-0.067	0.446	0.554	0.804	1.244	0.109	0.487	0.102	0.774	0.009	0.787
0.3	1.75	0.569	0.723	-0.292	0.441	0.559	0.788	1.269	0.119	0.678	0.097	1.168	0.009	0.916
1.4	1.325	0.416	0.472	0.112	0.468	0.532	0.881	1.135	0.063	0.282	0.072	0.415	-0.009	0.837
1	1.859	0.456	0.551	-0.007	0.453	0.547	0.827	1.209	0.095	0.422	0.094	0.654	-0.037	0.665
2.5	2.024	0.503	0.641	-0.144	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.563	0.108	0.924	0.024	1.038
2.8	1.317	0.638	0.661	-0.299	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.592	0.015	0.984	-0.003	0.95
3.8	1.486	0.433	0.469	0.098	0.48	0.52	0.923	1.083	0.04	0.277	0.045	0.407	-0.005	0.953
5.1	1.7	0.764	0.825	-0.589	0.481	0.519	0.927	1.079	0.038	0.808	0.028	1.474	-0.016	0.957
3.3	1.672	0.723	0.893	-0.616	0.447	0.553	0.81	1.235	0.105	0.887	0.076	1.68	-0.009	1.012
3.7	2.15	0.51	0.631	-0.141	0.447	0.553	0.808	1.237	0.106	0.548	0.094	0.893	0.004	1.031
1.3	0.223	0.576	0.804	-0.381	0.417	0.583	0.717	1.395	0.165	0.783	0.129	1.413	0.006	0.99
1.7	0.23	0.441	0.496	0.062	0.47	0.53	0.888	1.126	0.059	0.327	0.063	0.489	0.011	0.693



ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองประมาณค่าคลอโรฟิลล์

SPAD	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
40.692	1.043	0.371	0.375	0.255	0.497	0.503	0.989	1.011	0.006	0.091	0.009	0.125	0.351	0.81
45.542	1.222	0.282	0.454	0.264	0.383	0.617	0.621	1.61	0.234	0.249	0.364	0.362	0.381	0.848
43.86	1.259	0.345	0.398	0.257	0.465	0.535	0.868	1.153	0.071	0.138	0.108	0.193	0.364	0.809
40.692	0.472	0.294	0.419	0.287	0.413	0.587	0.703	1.423	0.175	0.18	0.292	0.256	0.366	0.816
40.593	1.464	0.382	0.421	0.197	0.475	0.525	0.906	1.103	0.049	0.186	0.065	0.264	0.358	0.937
44.75	1.471	0.436	0.504	0.059	0.464	0.536	0.866	1.155	0.072	0.341	0.077	0.512	0.359	0.929
41.286	1.265	0.363	0.511	0.125	0.415	0.585	0.71	1.408	0.169	0.353	0.198	0.534	0.352	0.812
47.027	1.31	0.342	0.473	0.185	0.42	0.58	0.723	1.384	0.161	0.285	0.208	0.419	0.356	0.82
42.672	1.275	0.35	0.453	0.197	0.435	0.565	0.771	1.296	0.129	0.248	0.171	0.36	0.361	0.82
53.759	1.666	0.472	0.804	-0.276	0.37	0.63	0.587	1.704	0.26	0.783	0.214	1.412	0.361	0.894
44.058	0.093	0.372	0.404	0.225	0.479	0.521	0.92	1.087	0.042	0.151	0.059	0.211	0.328	0.795
39.702	0.003	0.366	0.37	0.264	0.498	0.502	0.991	1.009	0.005	0.08	0.007	0.109	0.257	0.956
45.74	1.82	0.301	0.435	0.265	0.409	0.591	0.691	1.447	0.183	0.212	0.285	0.304	0.283	0.937
44.552	0.087	0.345	0.427	0.228	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.197	0.152	0.281	0.279	0.948
41.286	1.875	0.256	0.511	0.233	0.333	0.667	0.5	2	0.333	0.353	0.479	0.534	0.287	0.897
42.969	1.355	0.373	0.375	0.252	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.092	0.005	0.126	0.263	0.966
44.058	1.396	0.392	0.429	0.179	0.478	0.522	0.914	1.094	0.045	0.2	0.057	0.286	0.252	1.028
42.573	0.014	0.383	0.387	0.23	0.498	0.502	0.991	1.009	0.004	0.115	0.006	0.16	0.283	1.01
44.355	-0.04	0.351	0.408	0.241	0.463	0.537	0.862	1.16	0.074	0.158	0.109	0.223	0.197	0.934
43.86	1.72	0.373	0.406	0.221	0.479	0.521	0.918	1.09	0.043	0.155	0.06	0.218	0.201	0.807
41.286	0.069	0.395	0.439	0.166	0.474	0.526	0.902	1.109	0.052	0.219	0.065	0.316	0.179	0.92
43.068	0.155	0.375	0.411	0.214	0.477	0.523	0.913	1.095	0.045	0.165	0.063	0.232	0.202	0.879
42.969	-0.082	0.503	0.464	0.033	0.52	0.48	1.085	0.921	-0.041	0.268	-0.042	0.392	0.114	0.872
46.334	-0.001	0.288	0.504	0.208	0.364	0.636	0.571	1.751	0.273	0.34	0.37	0.511	0.389	0.982
44.058	2.102	0.336	0.406	0.258	0.453	0.547	0.828	1.208	0.094	0.155	0.144	0.218	0.404	1.017
42.474	-0.09	0.377	0.428	0.195	0.468	0.532	0.881	1.136	0.064	0.199	0.084	0.284	0.373	0.766
43.068	-0.471	0.433	0.422	0.145	0.506	0.494	1.025	0.976	-0.012	0.188	-0.015	0.267	0.375	0.904
44.453	-0.075	0.343	0.41	0.246	0.456	0.544	0.837	1.195	0.089	0.164	0.132	0.231	0.649	0.883
39.306	0.052	0.356	0.347	0.297	0.507	0.493	1.027	0.974	-0.013	0.03	-0.023	0.04	0.63	0.738
41.286	-0.018	0.372	0.35	0.278	0.515	0.485	1.063	0.941	-0.031	0.037	-0.05	0.05	0.652	0.891
50.69	1.987	0.369	0.641	-0.011	0.365	0.635	0.576	1.736	0.269	0.563	0.266	0.924	-0.006	0.952
50.294	1.859	0.357	0.553	0.09	0.393	0.607	0.647	1.546	0.215	0.424	0.238	0.658	0.031	0.99

SPAD	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
53.66	1.836	0.383	0.779	-0.162	0.33	0.67	0.491	2.035	0.341	0.752	0.299	1.338	0.023	0.81
41.187	1.326	0.357	0.435	0.209	0.451	0.549	0.821	1.219	0.099	0.212	0.134	0.304	-0.003	0.99
49.403	0.315	0.404	0.699	-0.103	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.645	0.244	1.096	0.022	0.867
54.254	1.453	0.425	0.677	-0.102	0.386	0.614	0.628	1.591	0.228	0.614	0.209	1.03	0.004	0.727
44.75	1.544	0.35	0.567	0.083	0.382	0.618	0.617	1.62	0.237	0.447	0.26	0.7	0.026	0.938
48.116	1.728	0.604	0.676	-0.28	0.472	0.528	0.892	1.121	0.057	0.614	0.047	1.029	0.009	0.795
45.839	1.985	0.323	0.546	0.13	0.372	0.628	0.592	1.689	0.256	0.413	0.301	0.639	0.025	1.084
45.344	2.102	0.324	0.439	0.236	0.425	0.575	0.738	1.355	0.151	0.221	0.218	0.318	0.009	1.055
49.997	1.828	0.322	0.565	0.113	0.363	0.637	0.57	1.754	0.274	0.444	0.314	0.694	0.02	0.99
46.631	1.526	0.31	0.596	0.094	0.342	0.658	0.521	1.921	0.315	0.493	0.352	0.788	0.018	0.965
49.106	0.154	0.341	0.537	0.122	0.388	0.612	0.634	1.577	0.224	0.398	0.26	0.612	0.015	1.015
41.187	1.799	0.311	0.481	0.209	0.393	0.607	0.647	1.547	0.215	0.298	0.292	0.442	0.028	1.072
48.116	2.052	0.339	0.516	0.144	0.397	0.603	0.657	1.522	0.207	0.362	0.249	0.549	0.011	0.923
44.651	2.364	0.382	0.588	0.03	0.394	0.606	0.651	1.537	0.212	0.48	0.218	0.763	0.026	1.084
45.146	2.101	0.373	0.519	0.108	0.418	0.582	0.718	1.393	0.164	0.367	0.187	0.557	0.011	0.889
43.068	0.191	0.453	0.587	-0.041	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.48	0.124	0.762	-0.017	0.744
45.641	2.322	0.445	0.589	-0.034	0.43	0.57	0.756	1.323	0.139	0.482	0.135	0.766	0.018	1.038
47.225	2.177	0.385	0.554	0.061	0.41	0.59	0.695	1.44	0.18	0.426	0.193	0.662	0.018	0.93
47.522	2.204	0.458	0.625	-0.083	0.423	0.577	0.733	1.364	0.154	0.538	0.143	0.874	0.02	0.945
47.027	2.189	0.43	0.684	-0.114	0.386	0.614	0.628	1.591	0.228	0.625	0.207	1.053	0.018	0.942
49.898	2.248	0.394	0.688	-0.082	0.365	0.635	0.574	1.743	0.271	0.63	0.252	1.063	0.032	1.131
39.999	2.833	0.312	0.457	0.231	0.406	0.594	0.683	1.463	0.188	0.254	0.269	0.37	0.032	0.915
44.058	2.62	0.325	0.458	0.218	0.415	0.585	0.709	1.41	0.17	0.256	0.236	0.373	0.024	0.968
49.601	1.822	0.433	0.64	-0.074	0.404	0.596	0.677	1.478	0.193	0.562	0.18	0.921	0.021	1.033
46.829	2.214	0.33	0.503	0.166	0.396	0.604	0.656	1.524	0.207	0.339	0.259	0.51	0.023	1.005
46.73	0.392	0.357	0.478	0.165	0.428	0.572	0.747	1.338	0.145	0.293	0.181	0.433	0.008	0.763
42.771	0.108	0.427	0.529	0.044	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.383	0.112	0.586	-0.02	1.044
45.245	1.538	0.401	0.619	-0.02	0.393	0.607	0.648	1.543	0.214	0.53	0.209	0.858	0.008	0.81
46.829	0.546	0.543	0.553	-0.096	0.495	0.505	0.982	1.019	0.009	0.425	0.009	0.66	-0.01	0.789
42.474	1.499	0.394	0.502	0.104	0.44	0.56	0.784	1.275	0.121	0.337	0.137	0.507	-0.006	0.887
39.405	-0.007	0.583	0.397	0.02	0.595	0.405	1.469	0.681	-0.19	0.137	-0.194	0.191	0.011	0.761
47.72	0.237	0.435	0.539	0.026	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.401	0.109	0.617	0.015	0.99
49.7	0.085	0.457	0.564	-0.021	0.448	0.552	0.811	1.233	0.104	0.442	0.102	0.692	-0.013	1.106
48.116	1.618	0.573	0.682	-0.255	0.457	0.543	0.84	1.19	0.087	0.622	0.072	1.046	0.002	1.091

SPAD	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
44.948	1.84	0.599	0.435	-0.034	0.579	0.421	1.378	0.726	-0.159	0.212	-0.154	0.305	-0.063	0.919
48.017	0.079	0.524	0.516	-0.04	0.504	0.496	1.015	0.985	-0.008	0.362	-0.007	0.548	-0.021	0.706
47.918	2.183	0.371	0.578	0.051	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.464	0.23	0.733	0.009	0.837
43.959	1.916	0.445	0.57	-0.014	0.438	0.562	0.78	1.281	0.123	0.452	0.122	0.709	0	0.945
50.294	1.524	0.445	0.631	-0.076	0.414	0.586	0.706	1.417	0.172	0.548	0.161	0.893	0.017	0.893
43.563	1.831	0.395	0.495	0.11	0.444	0.556	0.799	1.252	0.112	0.324	0.128	0.484	0.013	0.949
47.819	1.271	0.437	0.587	-0.025	0.427	0.573	0.745	1.343	0.146	0.48	0.143	0.762	0.022	0.927
43.365	1.666	0.372	0.474	0.154	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.287	0.148	0.422	0.01	0.825
45.047	0.113	0.393	0.507	0.1	0.437	0.563	0.775	1.29	0.127	0.346	0.142	0.521	-0.003	0.84
48.809	0.103	0.456	0.597	-0.053	0.433	0.567	0.765	1.307	0.133	0.495	0.127	0.79	-0.027	0.611
42.474	0.177	0.441	0.426	0.134	0.509	0.491	1.035	0.966	-0.017	0.194	-0.021	0.277	-0.058	0.757
44.948	0.105	0.444	0.484	0.073	0.479	0.521	0.918	1.09	0.043	0.304	0.046	0.451	-0.028	0.768
44.355	0.306	0.405	0.496	0.099	0.45	0.55	0.817	1.224	0.101	0.326	0.113	0.488	0.007	0.938
51.086	1.127	0.536	0.694	-0.23	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.639	0.109	1.083	-0.002	0.767
45.146	0.068	0.487	0.489	0.024	0.499	0.501	0.996	1.004	0.002	0.314	0.002	0.467	-0.025	0.685
45.344	0.52	0.56	0.608	-0.168	0.48	0.52	0.922	1.084	0.041	0.512	0.035	0.823	-0.009	0.667
41.583	0.202	0.424	0.472	0.104	0.473	0.527	0.898	1.114	0.054	0.283	0.061	0.416	-0.018	0.851
47.225	0.044	0.509	0.625	-0.134	0.449	0.551	0.814	1.228	0.102	0.539	0.091	0.876	-0.003	1.089
43.068	0.016	0.836	0.434	-0.27	0.659	0.341	1.929	0.518	-0.317	0.21	-0.262	0.301	-0.093	0.724
48.314	0.025	0.529	0.519	-0.048	0.505	0.495	1.019	0.981	-0.009	0.367	-0.009	0.558	-0.025	0.847
48.116	0.084	0.537	0.636	-0.173	0.458	0.542	0.846	1.182	0.084	0.554	0.073	0.907	-0.017	0.685
48.116	0.063	0.51	0.569	-0.08	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.451	0.051	0.708	0.001	0.956
42.078	-0.071	0.505	0.524	-0.029	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.375	0.017	0.572	-0.028	0.7
47.918	0.151	0.531	0.639	-0.17	0.454	0.546	0.83	1.204	0.093	0.56	0.081	0.917	-0.005	1.07
43.266	0.055	0.501	0.567	-0.068	0.469	0.531	0.883	1.132	0.062	0.447	0.058	0.701	-0.006	0.972
49.898	-0.051	0.537	0.594	-0.131	0.475	0.525	0.905	1.105	0.05	0.49	0.045	0.781	-0.072	0.693
49.799	0.109	0.606	0.771	-0.377	0.44	0.56	0.786	1.273	0.12	0.742	0.094	1.314	0	0.895
42.177	0.048	0.431	0.46	0.109	0.484	0.516	0.937	1.068	0.033	0.261	0.037	0.381	-0.022	0.685
44.75	-0.119	0.434	0.488	0.078	0.471	0.529	0.89	1.123	0.058	0.312	0.063	0.464	-0.015	0.973
46.433	0.024	0.489	0.464	0.047	0.513	0.487	1.053	0.949	-0.026	0.268	-0.027	0.392	-0.013	0.942
48.809	1.82	0.414	0.527	0.059	0.44	0.56	0.786	1.272	0.12	0.38	0.128	0.58	0.003	1.055
50.492	1.599	0.668	0.707	-0.375	0.486	0.514	0.946	1.057	0.028	0.656	0.022	1.12	-0.002	0.661
48.809	1.307	0.49	0.579	-0.069	0.459	0.541	0.847	1.18	0.083	0.466	0.078	0.736	-0.004	0.915
49.304	1.61	0.414	0.534	0.052	0.437	0.563	0.776	1.289	0.126	0.392	0.134	0.602	0.017	1.001

SPAD	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
46.235	1.56	0.524	0.515	-0.039	0.504	0.496	1.018	0.983	-0.009	0.36	-0.008	0.545	-0.022	0.8
46.928	0.163	0.634	0.691	-0.325	0.478	0.522	0.917	1.09	0.043	0.635	0.035	1.074	-0.001	0.754
46.928	1.311	0.446	0.511	0.043	0.466	0.534	0.873	1.146	0.068	0.353	0.071	0.533	0.004	0.945
47.324	0.178	0.435	0.488	0.077	0.471	0.529	0.89	1.123	0.058	0.312	0.063	0.465	0.004	0.695
45.344	-0.081	0.432	0.44	0.129	0.495	0.505	0.981	1.019	0.01	0.222	0.011	0.319	-0.081	0.804
46.829	0.559	0.494	0.668	-0.162	0.425	0.575	0.74	1.351	0.149	0.601	0.131	1.003	0.012	0.976
49.601	0.798	0.448	0.539	0.013	0.454	0.546	0.831	1.203	0.092	0.401	0.093	0.618	-0.022	0.904
48.314	0.965	0.524	0.654	-0.178	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.581	0.096	0.961	0.018	0.885
47.918	0.007	0.504	0.573	-0.076	0.468	0.532	0.88	1.137	0.064	0.456	0.06	0.718	-0.002	1.136
56.035	0.061	0.818	0.848	-0.666	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.836	0.013	1.544	0.012	0.705
43.167	1.325	0.514	0.514	-0.028	0.5	0.5	1	1	0	0.358	0	0.542	0.009	0.885
50.888	0.07	0.496	0.716	-0.211	0.409	0.591	0.693	1.443	0.181	0.668	0.154	1.147	0.014	0.855
45.641	1.486	0.381	0.44	0.179	0.464	0.536	0.865	1.156	0.072	0.223	0.092	0.321	0.017	1.097
46.928	1.7	0.554	0.673	-0.227	0.451	0.549	0.822	1.216	0.097	0.609	0.082	1.02	0.007	1.089
44.355	0.012	0.477	0.596	-0.072	0.444	0.556	0.8	1.25	0.111	0.493	0.104	0.787	-0.001	1.173
43.563	-0.182	0.531	0.386	0.083	0.579	0.421	1.375	0.727	-0.158	0.114	-0.174	0.158	-0.06	0.794
46.631	-0.324	0.575	0.577	-0.152	0.499	0.501	0.995	1.005	0.002	0.464	0.002	0.732	-0.016	0.678
44.256	0.139	0.463	0.496	0.04	0.483	0.517	0.934	1.07	0.034	0.326	0.036	0.488	-0.057	0.768
39.801	0.143	0.433	0.5	0.067	0.464	0.536	0.867	1.153	0.071	0.333	0.077	0.499	-0.014	0.737
43.068	0.098	0.582	0.587	-0.169	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.479	0.003	0.76	-0.016	1.026
48.215	0.223	0.469	0.608	-0.078	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.513	0.12	0.825	-0.004	1.035
49.403	0.074	0.737	0.586	-0.324	0.557	0.443	1.257	0.795	-0.114	0.478	-0.092	0.759	-0.036	0.813
49.205	0.193	0.623	0.751	-0.374	0.453	0.547	0.829	1.207	0.094	0.716	0.074	1.254	0.005	0.87
46.73	0.177	0.499	0.611	-0.11	0.45	0.55	0.818	1.223	0.1	0.516	0.091	0.832	0.017	0.779
44.849	0.23	0.456	0.589	-0.045	0.436	0.564	0.774	1.293	0.128	0.483	0.122	0.768	0.011	0.819



ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบเพื่อทำนาย Harvest Index (HI)

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.684	0.185	0.338	0.461	0.201	0.423	0.577	0.735	1.361	0.153	0.262	0.204	0.382	-0.007	1.063
0.69	1.842	0.453	0.893	-0.346	0.337	0.663	0.508	1.97	0.327	0.887	0.26	1.678	-0.004	0.736
0.679	1.735	0.364	0.498	0.139	0.422	0.578	0.73	1.369	0.156	0.329	0.186	0.493	0.02	1.093
0.648	1.859	0.357	0.553	0.09	0.393	0.607	0.647	1.546	0.215	0.424	0.238	0.658	0.031	0.99
0.638	1.79	0.343	0.484	0.173	0.414	0.586	0.707	1.414	0.171	0.305	0.217	0.453	0.024	1.118
0.693	1.55	-5.938	-9.052	15.99	0.396	0.604	0.656	1.524	0.208	3.497	0.101	-28.156	-0.001	0.788
0.689	1.836	0.383	0.779	-0.162	0.33	0.67	0.491	2.035	0.341	0.752	0.299	1.338	0.023	0.81
0.714	1.326	0.357	0.435	0.209	0.451	0.549	0.821	1.219	0.099	0.212	0.134	0.304	-0.003	0.99
0.685	0.315	0.404	0.699	-0.103	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.645	0.244	1.096	0.022	0.867
0.705	1.544	0.35	0.567	0.083	0.382	0.618	0.617	1.62	0.237	0.447	0.26	0.7	0.026	0.938
0.673	1.746	0.625	0.984	-0.61	0.388	0.612	0.635	1.574	0.223	0.984	0.162	1.953	0.009	0.727
0.611	1.728	0.604	0.676	-0.28	0.472	0.528	0.892	1.121	0.057	0.614	0.047	1.029	0.009	0.795
0.616	1.25	0.894	1.167	-1.061	0.434	0.566	0.766	1.305	0.132	1.154	0.087	2.501	-0.032	0.74
0.686	1.584	0.627	1.681	-1.308	0.272	0.728	0.373	2.683	0.457	1.508	0.292	4.043	0.001	0.846
0.728	1.54	0.322	0.467	0.212	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.273	0.252	0.4	-0.009	0.942
0.72	2.076	0.931	1.608	-1.538	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	1.466	0.166	3.824	0.009	1.009
0.722	1.703	0.125	-0.13	1.005	-27.061	28.061	-0.964	-1.037	55.122	-1.598	0.253	-1.39	-0.036	0.654
0.664	2.146	0.781	1.428	-1.209	0.353	0.647	0.547	1.829	0.293	1.353	0.189	3.285	0.004	0.927
0.706	2.149	0.449	1.008	-0.456	0.308	0.692	0.445	2.246	0.384	1.008	0.292	2.023	-0.002	0.712
0.669	2.102	0.324	0.439	0.236	0.425	0.575	0.738	1.355	0.151	0.221	0.218	0.318	0.009	1.055
0.723	1.828	0.322	0.565	0.113	0.363	0.637	0.57	1.754	0.274	0.444	0.314	0.694	0.02	0.99
0.716	1.526	0.31	0.596	0.094	0.342	0.658	0.521	1.921	0.315	0.493	0.352	0.788	0.018	0.965
0.733	0.154	0.341	0.537	0.122	0.388	0.612	0.634	1.577	0.224	0.398	0.26	0.612	0.015	1.015
0.551	1.938	0.479	0.411	0.11	0.538	0.462	1.164	0.859	-0.076	0.166	-0.087	0.234	0.007	0.559
0.747	1.799	0.311	0.481	0.209	0.393	0.607	0.647	1.547	0.215	0.298	0.292	0.442	0.028	1.072
0.676	1.684	0.407	0.766	-0.173	0.347	0.653	0.532	1.881	0.306	0.734	0.267	1.297	-0.002	0.953
0.715	1.948	0.578	1.292	-0.87	0.309	0.691	0.447	2.237	0.382	1.255	0.261	2.877	0.024	0.673
0.741	2.052	0.339	0.516	0.144	0.397	0.603	0.657	1.522	0.207	0.362	0.249	0.549	0.011	0.923
0.745	1.929	0.557	1.865	-1.422	0.23	0.77	0.299	3.349	0.54	1.604	0.34	4.594	0.007	0.557
0.673	1.545	0.87	1.624	-1.494	0.349	0.651	0.536	1.866	0.302	1.475	0.189	3.871	0.019	0.823
0.632	1.784	0.481	0.831	-0.312	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.815	0.216	1.493	0.011	0.69
0.552	2.145	-1.585	-1.903	4.489	0.454	0.546	0.833	1.2	0.091	7.429	0.04	-6.709	-0.023	0.508

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.713	2.101	0.373	0.519	0.108	0.418	0.582	0.718	1.393	0.164	0.367	0.187	0.557	0.011	0.889
0.758	2.309	0.36	0.707	-0.067	0.338	0.662	0.51	1.961	0.325	0.656	0.305	1.12	0.021	1.116
0.702	2.095	0.443	0.665	-0.108	0.4	0.6	0.667	1.5	0.2	0.597	0.182	0.994	0.02	0.791
0.726	2.001	0.385	0.606	0.009	0.388	0.612	0.635	1.576	0.224	0.51	0.226	0.819	0.026	0.93
0.595	2.153	14.678	15.216	-28.894	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	2.753	0.009	44.647	0.019	0.776
0.749	1.713	0.422	0.721	-0.144	0.369	0.631	0.585	1.709	0.262	0.676	0.233	1.164	0.011	0.934
0.723	1.894	0.333	0.667	0	0.333	0.667	0.498	2.006	0.335	0.601	0.335	1.002	0.026	0.915
0.673	0.191	0.453	0.587	-0.041	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.48	0.124	0.762	-0.017	0.744
0.683	2.177	0.385	0.554	0.061	0.41	0.59	0.695	1.44	0.18	0.426	0.193	0.662	0.018	0.93
0.724	2.204	0.458	0.625	-0.083	0.423	0.577	0.733	1.364	0.154	0.538	0.143	0.874	0.02	0.945
0.721	2.189	0.43	0.684	-0.114	0.386	0.614	0.628	1.591	0.228	0.625	0.207	1.053	0.018	0.942
0.709	2.248	0.394	0.688	-0.082	0.365	0.635	0.574	1.743	0.271	0.63	0.252	1.063	0.032	1.131
0.729	1.851	0.374	0.585	0.04	0.39	0.61	0.639	1.565	0.22	0.477	0.23	0.756	0.015	0.893
0.75	1.907	0.391	0.609	0	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.513	0.217	0.826	0.012	1.121
0.722	1.797	0.39	0.795	-0.185	0.329	0.671	0.491	2.038	0.342	0.771	0.295	1.384	0.024	0.93
0.617	2.125	-2.107	-4.369	7.476	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	4.187	0.162	-14.106	0.009	0.906
0.721	2.833	0.312	0.457	0.231	0.406	0.594	0.683	1.463	0.188	0.254	0.269	0.37	0.032	0.915
0.71	2.62	0.325	0.458	0.218	0.415	0.585	0.709	1.41	0.17	0.256	0.236	0.373	0.024	0.968
0.592	2.493	0.689	0.694	-0.383	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.639	0.003	1.082	-0.004	0.79
0.733	2.567	-1.291	-11.371	13.661	0.102	0.898	0.114	8.81	0.796	3.386	0.383	-35.112	0.024	1.04
0.692	1.812	0.438	0.625	-0.063	0.412	0.588	0.702	1.425	0.175	0.538	0.166	0.874	0.015	0.713
0.632	1.822	0.433	0.64	-0.074	0.404	0.596	0.677	1.478	0.193	0.562	0.18	0.921	0.021	1.033
0.734	1.668	0.495	1.238	-0.734	0.286	0.714	0.4	2.5	0.429	1.213	0.301	2.715	0.015	0.87
0.707	0.392	0.357	0.478	0.165	0.428	0.572	0.747	1.338	0.145	0.293	0.181	0.433	0.008	0.763
0.668	1.538	0.401	0.619	-0.02	0.393	0.607	0.648	1.543	0.214	0.53	0.209	0.858	0.008	0.81
0.634	1.499	0.394	0.502	0.104	0.44	0.56	0.784	1.275	0.121	0.337	0.137	0.507	-0.006	0.887
0.595	0.241	0.596	0.653	-0.249	0.477	0.523	0.912	1.096	0.046	0.581	0.038	0.96	-0.038	0.804
0.601	0.201	0.37	0.454	0.176	0.449	0.551	0.815	1.227	0.102	0.248	0.13	0.361	0.02	1.02
0.615	2.119	0.751	0.869	-0.619	0.464	0.536	0.864	1.157	0.073	0.859	0.053	1.606	-0.021	0.816
0.756	2.192	0.551	1.123	-0.674	0.329	0.671	0.491	2.038	0.342	1.116	0.243	2.37	0.019	0.889
0.686	1.938	0.424	0.719	-0.143	0.371	0.629	0.59	1.696	0.258	0.674	0.229	1.158	0.025	0.964
0.628	1.852	1.75	2.217	-2.967	0.441	0.559	0.789	1.267	0.118	1.757	0.067	5.651	-0.022	0.927
0.701	0.237	0.435	0.539	0.026	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.401	0.109	0.617	0.015	0.99
0.654	0.221	0.413	0.538	0.049	0.434	0.566	0.768	1.302	0.131	0.4	0.138	0.615	-0.027	0.799

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.616	0.138	0.456	0.507	0.037	0.474	0.526	0.9	1.111	0.052	0.345	0.055	0.52	-0.028	0.283
0.613	0.171	2.023	2.415	-3.438	0.456	0.544	0.838	1.194	0.088	1.829	0.05	6.245	-0.019	0.828
0.637	0.085	0.457	0.564	-0.021	0.448	0.552	0.811	1.233	0.104	0.442	0.102	0.692	-0.013	1.106
0.624	1.618	0.573	0.682	-0.255	0.457	0.543	0.84	1.19	0.087	0.622	0.072	1.046	0.002	1.091
0.695	0.24	0	-0.621	1.621	0	1	0	22595.08	1	-7.563	0.277	-2.864	0.005	0.593
0.587	1.916	0.445	0.57	-0.014	0.438	0.562	0.78	1.281	0.123	0.452	0.122	0.709	0	0.945
0.611	1.524	0.445	0.631	-0.076	0.414	0.586	0.706	1.417	0.172	0.548	0.161	0.893	0.017	0.893
0.675	1.831	0.395	0.495	0.11	0.444	0.556	0.799	1.252	0.112	0.324	0.128	0.484	0.013	0.949
0.672	1.271	0.437	0.587	-0.025	0.427	0.573	0.745	1.343	0.146	0.48	0.143	0.762	0.022	0.927
0.684	1.666	0.372	0.474	0.154	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.287	0.148	0.422	0.01	0.825
0.709	0.113	0.393	0.507	0.1	0.437	0.563	0.775	1.29	0.127	0.346	0.142	0.521	-0.003	0.84
0.642	0.015	0.426	0.484	0.09	0.468	0.532	0.879	1.138	0.065	0.305	0.072	0.453	-0.025	0.727
0.642	0.306	0.405	0.496	0.099	0.45	0.55	0.817	1.224	0.101	0.326	0.113	0.488	0.007	0.938
0.64	1.127	0.536	0.694	-0.23	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.639	0.109	1.083	-0.002	0.767
0.591	0.068	0.487	0.489	0.024	0.499	0.501	0.996	1.004	0.002	0.314	0.002	0.467	-0.025	0.685
0.604	0.058	0.575	0.616	-0.191	0.483	0.517	0.935	1.07	0.034	0.524	0.029	0.847	-0.019	0.802
0.595	0.52	0.56	0.608	-0.168	0.48	0.52	0.922	1.084	0.041	0.512	0.035	0.823	-0.009	0.667
0.678	0.124	0.502	0.629	-0.131	0.443	0.557	0.797	1.255	0.113	0.545	0.101	0.888	0.006	1.074
0.613	-0.071	0.505	0.524	-0.029	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.375	0.017	0.572	-0.028	0.7
0.667	0.048	0.431	0.46	0.109	0.484	0.516	0.937	1.068	0.033	0.261	0.037	0.381	-0.022	0.685
0.719	1.329	0.672	0.948	-0.619	0.415	0.585	0.709	1.411	0.17	0.946	0.123	1.843	0.003	0.73
0.604	2.008	0.439	0.537	0.024	0.45	0.55	0.818	1.222	0.1	0.397	0.102	0.61	0.012	1.116
0.705	1.61	0.414	0.534	0.052	0.437	0.563	0.776	1.289	0.126	0.392	0.134	0.602	0.017	1.001
0.629	0.361	0.423	0.478	0.099	0.469	0.531	0.884	1.131	0.061	0.294	0.069	0.435	0.007	0.846
0.648	0.207	0.573	0.657	-0.23	0.466	0.534	0.873	1.146	0.068	0.586	0.057	0.971	-0.027	0.839
0.683	2.191	1.629	2.598	-3.226	0.385	0.615	0.627	1.595	0.229	1.888	0.13	6.793	0.008	0.827
0.661	2.062	0.587	1.047	-0.634	0.359	0.641	0.56	1.785	0.282	1.046	0.203	2.142	0.025	0.971
0.656	1.645	0.721	0.943	-0.664	0.433	0.567	0.765	1.307	0.133	0.941	0.095	1.828	0.01	0.493
0.605	0.163	0.634	0.691	-0.325	0.478	0.522	0.917	1.09	0.043	0.635	0.035	1.074	-0.001	0.754
0.693	1.945	-6.288	-13.85	21.138	-0.312	0.688	0.454	2.203	0.376	3.311	0.183	-42.551	0.003	0.93
0.544	1.311	0.446	0.511	0.043	0.466	0.534	0.873	1.146	0.068	0.353	0.071	0.533	0.004	0.945
0.578	0.09	0.562	0.53	-0.092	0.515	0.485	1.061	0.942	-0.03	0.385	-0.027	0.589	-0.008	1.11
0.641	0.039	0.498	0.523	-0.022	0.488	0.512	0.953	1.05	0.024	0.374	0.024	0.57	-0.006	0.807
0.656	-0.062	0.491	0.517	-0.008	0.487	0.513	0.951	1.051	0.025	0.363	0.025	0.55	-0.002	0.703

HI	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
0.62	0.178	0.435	0.488	0.077	0.471	0.529	0.89	1.123	0.058	0.312	0.063	0.465	0.004	0.695
0.596	-0.081	0.432	0.44	0.129	0.495	0.505	0.981	1.019	0.01	0.222	0.011	0.319	-0.081	0.804
0.649	-0.005	0.57	0.787	-0.357	0.42	0.58	0.723	1.382	0.16	0.762	0.127	1.362	-0.041	0.66
0.631	0.115	0.421	0.47	0.109	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.278	0.062	0.409	0.011	0.843
0.606	0.559	0.494	0.668	-0.162	0.425	0.575	0.74	1.351	0.149	0.601	0.131	1.003	0.012	0.976
0.577	0.965	0.524	0.654	-0.178	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.581	0.096	0.961	0.018	0.885
0.55	1.436	0.654	0.791	-0.446	0.453	0.547	0.827	1.209	0.095	0.767	0.072	1.374	-0.045	0.733
0.676	0.327	-0.051	-0.228	1.279	0.182	0.818	0.223	4.491	0.636	-2.183	0.114	-1.685	-0.026	1.014
0.663	0.169	0.741	1.189	-0.93	0.384	0.616	0.623	1.605	0.232	1.173	0.157	2.567	-0.022	0.761
0.62	-0.056	-8.488	-18.575	28.064	0.314	0.686	0.457	2.188	0.373	3.228	0.183	-56.726	-0.003	0.854
0.671	0.163	0.59	0.79	-0.38	0.428	0.572	0.747	1.339	0.145	0.765	0.114	1.37	-0.015	0.783
0.627	0.133	0.628	0.771	-0.399	0.449	0.551	0.814	1.229	0.103	0.742	0.08	1.314	0.007	0.625
0.618	0.007	0.504	0.573	-0.076	0.468	0.532	0.88	1.137	0.064	0.456	0.06	0.718	-0.002	1.136
0.594	-0.026	0.416	0.421	0.164	0.497	0.503	0.988	1.012	0.006	0.184	0.007	0.262	-0.045	0.919
0.657	1.58	0.864	1.212	-1.076	0.416	0.584	0.713	1.403	0.168	1.192	0.11	2.637	0.016	0.877
0.488	-0.022	0.413	0.379	0.209	0.522	0.478	1.09	0.917	-0.043	0.098	-0.058	0.136	0.003	0.874
0.569	1.859	0.447	0.523	0.03	0.461	0.539	0.855	1.169	0.078	0.374	0.08	0.569	-0.027	0.923
0.698	0.07	0.496	0.716	-0.211	0.409	0.591	0.693	1.443	0.181	0.668	0.154	1.147	0.014	0.855
0.649	1.672	0.533	0.727	-0.26	0.423	0.577	0.734	1.363	0.154	0.683	0.127	1.18	0.01	0.908
0.639	2.15	0.417	0.506	0.076	0.452	0.548	0.824	1.213	0.096	0.345	0.105	0.519	0.024	1.116
0.499	0.04	4.162	2.709	-5.871	0.606	0.394	1.536	0.651	-0.211	1.922	-0.114	7.128	-0.041	0.744
0.526	-0.056	0.687	0.449	-0.136	0.605	0.395	1.532	0.653	-0.21	0.239	-0.188	0.346	-0.053	0.686
0.647	-0.003	0.491	0.648	-0.138	0.431	0.569	0.757	1.321	0.138	0.573	0.123	0.944	0.018	1.102
0.626	-0.251	0.525	0.608	-0.132	0.463	0.537	0.863	1.159	0.073	0.512	0.066	0.824	0.011	0.96
0.641	0.121	1.276	1.852	-2.128	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	1.598	0.11	4.556	-0.054	0.791
0.543	0.143	0.433	0.5	0.067	0.464	0.536	0.867	1.153	0.071	0.333	0.077	0.499	-0.014	0.737
0.554	0.098	0.582	0.587	-0.169	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.479	0.003	0.76	-0.016	1.026
0.575	0.074	0.737	0.586	-0.324	0.557	0.443	1.257	0.795	-0.114	0.478	-0.092	0.759	-0.036	0.813
0.614	0.193	0.623	0.751	-0.374	0.453	0.547	0.829	1.207	0.094	0.716	0.074	1.254	0.005	0.87
0.629	0.16	0.472	0.563	-0.035	0.456	0.544	0.839	1.192	0.087	0.441	0.085	0.689	-0.008	1.119
0.641	0.127	0.539	0.701	-0.241	0.435	0.565	0.769	1.3	0.131	0.649	0.109	1.104	-0.018	0.835
0.558	0.177	0.499	0.611	-0.11	0.45	0.55	0.818	1.223	0.1	0.516	0.091	0.832	0.017	0.779
0.603	0.23	0.456	0.589	-0.045	0.436	0.564	0.774	1.293	0.128	0.483	0.122	0.768	0.011	0.819

ตัวอย่างการจัดข้อมูลเพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบเพื่อทำนายผลผลิต

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
3.2	0.185	0.338	0.461	0.201	0.423	0.577	0.735	1.361	0.153	0.262	0.204	0.382	-0.007	1.063
6.158	1.987	0.369	0.641	-0.011	0.365	0.635	0.576	1.736	0.269	0.563	0.266	0.924	-0.006	0.952
8.153	1.995	0.464	1.642	-1.105	0.22	0.78	0.282	3.542	0.56	1.486	0.367	3.925	0.029	1.011
6	1.842	0.453	0.893	-0.346	0.337	0.663	0.508	1.97	0.327	0.887	0.26	1.678	-0.004	0.736
3.8	1.735	0.364	0.498	0.139	0.422	0.578	0.73	1.369	0.156	0.329	0.186	0.493	0.02	1.093
5.598	1.859	0.357	0.553	0.09	0.393	0.607	0.647	1.546	0.215	0.424	0.238	0.658	0.031	0.99
7.904	1.761	0.108	-0.586	1.478	-0.225	1.225	-0.184	-5.444	1.45	-6.657	0.354	-2.757	-0.005	0.982
5.175	1.79	0.343	0.484	0.173	0.414	0.586	0.707	1.414	0.171	0.305	0.217	0.453	0.024	1.118
3.6	1.55	-5.938	-9.052	15.99	0.396	0.604	0.656	1.524	0.208	3.497	0.101	-28.156	-0.001	0.788
6.809	1.836	0.383	0.779	-0.162	0.33	0.67	0.491	2.035	0.341	0.752	0.299	1.338	0.023	0.81
5.3	1.326	0.357	0.435	0.209	0.451	0.549	0.821	1.219	0.099	0.212	0.134	0.304	-0.003	0.99
5.716	0.315	0.404	0.699	-0.103	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.645	0.244	1.096	0.022	0.867
5.018	1.453	0.425	0.677	-0.102	0.386	0.614	0.628	1.591	0.228	0.614	0.209	1.03	0.004	0.727
6.037	1.544	0.35	0.567	0.083	0.382	0.618	0.617	1.62	0.237	0.447	0.26	0.7	0.026	0.938
3.3	1.746	0.625	0.984	-0.61	0.388	0.612	0.635	1.574	0.223	0.984	0.162	1.953	0.009	0.727
2.7	1.728	0.604	0.676	-0.28	0.472	0.528	0.892	1.121	0.057	0.614	0.047	1.029	0.009	0.795
2.7	1.25	0.894	1.167	-1.061	0.434	0.566	0.766	1.305	0.132	1.154	0.087	2.501	-0.032	0.74
5.6	1.584	0.627	1.681	-1.308	0.272	0.728	0.373	2.683	0.457	1.508	0.292	4.043	0.001	0.846
6.854	1.985	0.323	0.546	0.13	0.372	0.628	0.592	1.689	0.256	0.413	0.301	0.639	0.025	1.084
4.7	1.54	0.322	0.467	0.212	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	0.273	0.252	0.4	-0.009	0.942
5.1	2.076	0.931	1.608	-1.538	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	1.466	0.166	3.824	0.009	1.009
5.1	1.703	0.125	-0.13	1.005	-27.061	28.061	-0.964	-1.037	55.122	-1.598	0.253	-1.39	-0.036	0.654
3.2	2.146	0.781	1.428	-1.209	0.353	0.647	0.547	1.829	0.293	1.353	0.189	3.285	0.004	0.927
6.672	2.149	0.449	1.008	-0.456	0.308	0.692	0.445	2.246	0.384	1.008	0.292	2.023	-0.002	0.712
5.202	2.102	0.324	0.439	0.236	0.425	0.575	0.738	1.355	0.151	0.221	0.218	0.318	0.009	1.055
7.103	1.828	0.322	0.565	0.113	0.363	0.637	0.57	1.754	0.274	0.444	0.314	0.694	0.02	0.99
7.851	1.526	0.31	0.596	0.094	0.342	0.658	0.521	1.921	0.315	0.493	0.352	0.788	0.018	0.965
7.784	1.119	0.485	1.563	-1.048	0.237	0.763	0.31	3.225	0.527	1.439	0.348	3.689	0.018	0.973
8.1	0.154	0.341	0.537	0.122	0.388	0.612	0.634	1.577	0.224	0.398	0.26	0.612	0.015	1.015
6.1	1.799	0.311	0.481	0.209	0.393	0.607	0.647	1.547	0.215	0.298	0.292	0.442	0.028	1.072
7	1.684	0.407	0.766	-0.173	0.347	0.653	0.532	1.881	0.306	0.734	0.267	1.297	-0.002	0.953
4.8	1.948	0.578	1.292	-0.87	0.309	0.691	0.447	2.237	0.382	1.255	0.261	2.877	0.024	0.673

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
4.5	2.052	0.339	0.516	0.144	0.397	0.603	0.657	1.522	0.207	0.362	0.249	0.549	0.011	0.923
7.625	1.929	0.557	1.865	-1.422	0.23	0.77	0.299	3.349	0.54	1.604	0.34	4.594	0.007	0.557
7.6	2.28	0.342	0.594	0.064	0.366	0.634	0.576	1.736	0.269	0.491	0.289	0.782	0.022	0.892
6.8	1.545	0.87	1.624	-1.494	0.349	0.651	0.536	1.866	0.302	1.475	0.189	3.871	0.019	0.823
5.151	1.784	0.481	0.831	-0.312	0.367	0.633	0.579	1.728	0.267	0.815	0.216	1.493	0.011	0.69
5.21	2.364	0.382	0.588	0.03	0.394	0.606	0.651	1.537	0.212	0.48	0.218	0.763	0.026	1.084
2.9	2.145	-1.585	-1.903	4.489	0.454	0.546	0.833	1.2	0.091	7.429	0.04	-6.709	-0.023	0.508
4.3	2.101	0.373	0.519	0.108	0.418	0.582	0.718	1.393	0.164	0.367	0.187	0.557	0.011	0.889
4.5	2.095	0.443	0.665	-0.108	0.4	0.6	0.667	1.5	0.2	0.597	0.182	0.994	0.02	0.791
7.5	2.001	0.385	0.606	0.009	0.388	0.612	0.635	1.576	0.224	0.51	0.226	0.819	0.026	0.93
1.061	2.153	14.678	15.216	-28.894	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	2.753	0.009	44.647	0.019	0.776
5.488	1.713	0.422	0.721	-0.144	0.369	0.631	0.585	1.709	0.262	0.676	0.233	1.164	0.011	0.934
7.3	1.894	0.333	0.667	0	0.333	0.667	0.498	2.006	0.335	0.601	0.335	1.002	0.026	0.915
5.3	0.191	0.453	0.587	-0.041	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.48	0.124	0.762	-0.017	0.744
5	2.177	0.385	0.554	0.061	0.41	0.59	0.695	1.44	0.18	0.426	0.193	0.662	0.018	0.93
4.6	2.485	0.501	0.887	-0.388	0.361	0.639	0.565	1.768	0.278	0.88	0.217	1.66	0.011	0.9
4.9	2.204	0.458	0.625	-0.083	0.423	0.577	0.733	1.364	0.154	0.538	0.143	0.874	0.02	0.945
6.6	2.189	0.43	0.684	-0.114	0.386	0.614	0.628	1.591	0.228	0.625	0.207	1.053	0.018	0.942
6.8	2.248	0.394	0.688	-0.082	0.365	0.635	0.574	1.743	0.271	0.63	0.252	1.063	0.032	1.131
8.4	1.851	0.374	0.585	0.04	0.39	0.61	0.639	1.565	0.22	0.477	0.23	0.756	0.015	0.893
4	1.907	0.391	0.609	0	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.513	0.217	0.826	0.012	1.121
6.736	1.797	0.39	0.795	-0.185	0.329	0.671	0.491	2.038	0.342	0.771	0.295	1.384	0.024	0.93
2.4	2.125	-2.107	-4.369	7.476	0.325	0.675	0.482	2.073	0.349	4.187	0.162	-14.106	0.009	0.906
6.211	2.833	0.312	0.457	0.231	0.406	0.594	0.683	1.463	0.188	0.254	0.269	0.37	0.032	0.915
6.4	2.62	0.325	0.458	0.218	0.415	0.585	0.709	1.41	0.17	0.256	0.236	0.373	0.024	0.968
0.934	2.493	0.689	0.694	-0.383	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.639	0.003	1.082	-0.004	0.79
8.469	2.567	-1.291	-11.371	13.661	0.102	0.898	0.114	8.81	0.796	3.386	0.383	-35.112	0.024	1.04
5.726	1.797	0.462	0.868	-0.331	0.347	0.653	0.532	1.879	0.305	0.859	0.245	1.605	-0.003	0.728
5.8	1.812	0.438	0.625	-0.063	0.412	0.588	0.702	1.425	0.175	0.538	0.166	0.874	0.015	0.713
6.5	1.72	0.41	0.78	-0.19	0.344	0.656	0.525	1.905	0.312	0.753	0.269	1.341	0.021	1.063
6.015	2.214	0.33	0.503	0.166	0.396	0.604	0.656	1.524	0.207	0.339	0.259	0.51	0.023	1.005
6.848	1.668	0.495	1.238	-0.734	0.286	0.714	0.4	2.5	0.429	1.213	0.301	2.715	0.015	0.87
2.2	0.392	0.357	0.478	0.165	0.428	0.572	0.747	1.338	0.145	0.293	0.181	0.433	0.008	0.763
4.5	0.108	0.427	0.529	0.044	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.383	0.112	0.586	-0.02	1.044

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
4	0.339	0.398	0.5	0.102	0.443	0.557	0.796	1.257	0.114	0.333	0.129	0.5	-0.022	0.774
5.031	1.538	0.401	0.619	-0.02	0.393	0.607	0.648	1.543	0.214	0.53	0.209	0.858	0.008	0.81
1.049	0.546	0.543	0.553	-0.096	0.495	0.505	0.982	1.019	0.009	0.425	0.009	0.66	-0.01	0.789
4.6	1.499	0.394	0.502	0.104	0.44	0.56	0.784	1.275	0.121	0.337	0.137	0.507	-0.006	0.887
3.9	0.201	0.37	0.454	0.176	0.449	0.551	0.815	1.227	0.102	0.248	0.13	0.361	0.02	1.02
4.2	2.192	0.551	1.123	-0.674	0.329	0.671	0.491	2.038	0.342	1.116	0.243	2.37	0.019	0.889
4.7	2.009	0.391	0.518	0.091	0.431	0.569	0.756	1.322	0.139	0.364	0.154	0.553	0.028	0.664
5.427	1.938	0.424	0.719	-0.143	0.371	0.629	0.59	1.696	0.258	0.674	0.229	1.158	0.025	0.964
2.215	1.852	1.75	2.217	-2.967	0.441	0.559	0.789	1.267	0.118	1.757	0.067	5.651	-0.022	0.927
5.5	0.044	0.516	0.751	-0.267	0.407	0.593	0.687	1.456	0.186	0.716	0.153	1.254	-0.007	0.772
4.4	0.057	0.375	0.509	0.116	0.425	0.575	0.738	1.356	0.151	0.349	0.174	0.527	-0.015	1.094
3.1	0.237	0.435	0.539	0.026	0.447	0.553	0.807	1.239	0.107	0.401	0.109	0.617	0.015	0.99
3.5	0.221	0.413	0.538	0.049	0.434	0.566	0.768	1.302	0.131	0.4	0.138	0.615	-0.027	0.799
1.961	0.138	0.456	0.507	0.037	0.474	0.526	0.9	1.111	0.052	0.345	0.055	0.52	-0.028	0.283
1.866	0.171	2.023	2.415	-3.438	0.456	0.544	0.838	1.194	0.088	1.829	0.05	6.245	-0.019	0.828
3.6	0.085	0.457	0.564	-0.021	0.448	0.552	0.811	1.233	0.104	0.442	0.102	0.692	-0.013	1.106
6.5	0.24	0	-0.621	1.621	0	1	0	22595.08	1	-7.563	0.277	-2.864	0.005	0.593
5.3	1.982	0.398	0.519	0.083	0.434	0.566	0.766	1.306	0.133	0.367	0.146	0.558	0.015	0.993
5.5	2.183	0.371	0.578	0.051	0.391	0.609	0.643	1.555	0.217	0.464	0.23	0.733	0.009	0.837
0.8	1.916	0.445	0.57	-0.014	0.438	0.562	0.78	1.281	0.123	0.452	0.122	0.709	0	0.945
1.5	0.043	0.535	0.685	-0.22	0.439	0.561	0.781	1.28	0.123	0.626	0.104	1.055	-0.016	0.8
1.8	1.524	0.445	0.631	-0.076	0.414	0.586	0.706	1.417	0.172	0.548	0.161	0.893	0.017	0.893
2	1.315	0.4	0.49	0.109	0.449	0.551	0.816	1.225	0.101	0.316	0.115	0.471	0.021	0.993
4.5	1.831	0.395	0.495	0.11	0.444	0.556	0.799	1.252	0.112	0.324	0.128	0.484	0.013	0.949
6.1	1.271	0.437	0.587	-0.025	0.427	0.573	0.745	1.343	0.146	0.48	0.143	0.762	0.022	0.927
2.5	1.666	0.372	0.474	0.154	0.439	0.561	0.784	1.276	0.121	0.287	0.148	0.422	-0.01	0.825
2.1	0.113	0.393	0.507	0.1	0.437	0.563	0.775	1.29	0.127	0.346	0.142	0.521	-0.003	0.84
2.5	0.103	0.456	0.597	-0.053	0.433	0.567	0.765	1.307	0.133	0.495	0.127	0.79	-0.027	0.611
1.7	0.015	0.426	0.484	0.09	0.468	0.532	0.879	1.138	0.065	0.305	0.072	0.453	-0.025	0.727
2.7	0.306	0.405	0.496	0.099	0.45	0.55	0.817	1.224	0.101	0.326	0.113	0.488	0.007	0.938
1.5	1.127	0.536	0.694	-0.23	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.639	0.109	1.083	-0.002	0.767
0.7	0.058	0.575	0.616	-0.191	0.483	0.517	0.935	1.07	0.034	0.524	0.029	0.847	-0.019	0.802
1.9	0.52	0.56	0.608	-0.168	0.48	0.52	0.922	1.084	0.041	0.512	0.035	0.823	-0.009	0.667
3.5	0.044	0.509	0.625	-0.134	0.449	0.551	0.814	1.228	0.102	0.539	0.091	0.876	-0.003	1.089

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
4.5	0.124	0.502	0.629	-0.131	0.443	0.557	0.797	1.255	0.113	0.545	0.101	0.888	0.006	1.074
3.2	0.063	0.51	0.569	-0.08	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.451	0.051	0.708	0.001	0.956
1.5	-0.071	0.505	0.524	-0.029	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.375	0.017	0.572	-0.028	0.7
4.3	-0.036	0.406	0.585	0.009	0.409	0.591	0.693	1.443	0.181	0.477	0.183	0.756	-0.03	0.8
1.1	0.151	0.531	0.639	-0.17	0.454	0.546	0.83	1.204	0.093	0.56	0.081	0.917	-0.005	1.07
3.6	0.173	1.005	1.309	-1.314	0.434	0.566	0.767	1.303	0.132	1.268	0.084	2.928	0.014	0.888
2.7	0.055	0.501	0.567	-0.068	0.469	0.531	0.883	1.132	0.062	0.447	0.058	0.701	-0.006	0.972
1.762	-0.051	0.537	0.594	-0.131	0.475	0.525	0.905	1.105	0.05	0.49	0.045	0.781	-0.072	0.693
1.1	0.109	0.606	0.771	-0.377	0.44	0.56	0.786	1.273	0.12	0.742	0.094	1.314	0	0.895
2.9	0.038	0.776	0.951	-0.727	0.449	0.551	0.816	1.225	0.101	0.949	0.071	1.852	-0.021	0.893
4.9	1.82	0.414	0.527	0.059	0.44	0.56	0.786	1.272	0.12	0.38	0.128	0.58	0.003	1.055
5.1	2.105	0.696	1.014	-0.711	0.407	0.593	0.686	1.457	0.186	1.014	0.131	2.043	0.011	0.823
4.5	1.329	0.672	0.948	-0.619	0.415	0.585	0.709	1.411	0.17	0.946	0.123	1.843	0.003	0.73
5.8	1.648	-1.245	-2.408	4.653	0.341	0.659	0.517	1.935	0.319	5.841	0.14	-8.224	-0.015	0.656
3.2	1.982	0.413	0.531	0.057	0.438	0.562	0.778	1.285	0.125	0.387	0.133	0.592	0.011	0.964
1.4	2.008	0.439	0.537	0.024	0.45	0.55	0.818	1.222	0.1	0.397	0.102	0.61	0.012	1.116
3.5	1.307	0.49	0.579	-0.069	0.459	0.541	0.847	1.18	0.083	0.466	0.078	0.736	-0.004	0.915
3.8	1.61	0.414	0.534	0.052	0.437	0.563	0.776	1.289	0.126	0.392	0.134	0.602	0.017	1.001
2.3	0.361	0.423	0.478	0.099	0.469	0.531	0.884	1.131	0.061	0.294	0.069	0.435	0.007	0.846
3.3	0.207	0.573	0.657	-0.23	0.466	0.534	0.873	1.146	0.068	0.586	0.057	0.971	-0.027	0.839
3.3	2.191	1.629	2.598	-3.226	0.385	0.615	0.627	1.595	0.229	1.888	0.13	6.793	0.008	0.827
6.7	2.062	0.587	1.047	-0.634	0.359	0.641	0.56	1.785	0.282	1.046	0.203	2.142	0.025	0.971
2.1	1.714	1.299	1.977	-2.276	0.396	0.604	0.657	1.523	0.207	1.656	0.122	4.932	-0.038	0.951
2.4	1.645	0.721	0.943	-0.664	0.433	0.567	0.765	1.307	0.133	0.941	0.095	1.828	0.01	0.493
3.1	0.163	0.634	0.691	-0.325	0.478	0.522	0.917	1.09	0.043	0.635	0.035	1.074	-0.001	0.754
3.1	1.133	0.428	0.496	0.076	0.464	0.536	0.864	1.157	0.073	0.326	0.08	0.487	0.003	1.125
1.6	1.311	0.446	0.511	0.043	0.466	0.534	0.873	1.146	0.068	0.353	0.071	0.533	0.004	0.945
2.4	0.039	0.498	0.523	-0.022	0.488	0.512	0.953	1.05	0.024	0.374	0.024	0.57	-0.006	0.807
4.1	-0.05	8.274	11.665	-18.939	0.415	0.585	0.709	1.41	0.17	2.684	0.087	33.994	-0.032	1.135
3.6	0.178	0.435	0.488	0.077	0.471	0.529	0.89	1.123	0.058	0.312	0.063	0.465	0.004	0.695
3.5	-0.005	0.57	0.787	-0.357	0.42	0.58	0.723	1.382	0.16	0.762	0.127	1.362	-0.041	0.66
2.7	0.115	0.421	0.47	0.109	0.473	0.527	0.897	1.115	0.054	0.278	0.062	0.409	0.011	0.843
1	0.559	0.494	0.668	-0.162	0.425	0.575	0.74	1.351	0.149	0.601	0.131	1.003	0.012	0.976
1.6	0.798	0.448	0.539	0.013	0.454	0.546	0.831	1.203	0.092	0.401	0.093	0.618	-0.022	0.904

Yield	H-UAV	r	g	b	r/(r+g)	g/(r+g)	r/g	g/r	GRVI	GLI	VARI	ExG	NDVI	RE index
1.6	0.965	0.524	0.654	-0.178	0.445	0.555	0.801	1.248	0.11	0.581	0.096	0.961	0.018	0.885
0.4	1.436	0.654	0.791	-0.446	0.453	0.547	0.827	1.209	0.095	0.767	0.072	1.374	-0.045	0.733
3.2	0.327	-0.051	-0.228	1.279	0.182	0.818	0.223	4.491	0.636	-2.183	0.114	-1.685	-0.026	1.014
2.2	0.169	0.741	1.189	-0.93	0.384	0.616	0.623	1.605	0.232	1.173	0.157	2.567	-0.022	0.761
2.7	0.163	0.59	0.79	-0.38	0.428	0.572	0.747	1.339	0.145	0.765	0.114	1.37	-0.015	0.783
4.4	0.133	0.628	0.771	-0.399	0.449	0.551	0.814	1.229	0.103	0.742	0.08	1.314	0.007	0.625
1.6	1.58	0.864	1.212	-1.076	0.416	0.584	0.713	1.403	0.168	1.192	0.11	2.637	0.016	0.877
0.3	1.75	0.407	0.477	0.116	0.461	0.539	0.854	1.171	0.079	0.291	0.091	0.43	0.014	1.059
0.3	0.061	0.818	0.848	-0.666	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.836	0.013	1.544	0.012	0.705
1	1.859	0.447	0.523	0.03	0.461	0.539	0.855	1.169	0.078	0.374	0.08	0.569	-0.027	0.923
2.5	2.024	0.43	0.445	0.125	0.491	0.509	0.965	1.037	0.018	0.232	0.021	0.336	0.021	1.057
6.2	0.07	0.496	0.716	-0.211	0.409	0.591	0.693	1.443	0.181	0.668	0.154	1.147	0.014	0.855
3.8	1.486	0.381	0.44	0.179	0.464	0.536	0.865	1.156	0.072	0.223	0.092	0.321	0.017	1.097
3.3	1.672	0.533	0.727	-0.26	0.423	0.577	0.734	1.363	0.154	0.683	0.127	1.18	0.01	0.908
3.7	2.15	0.417	0.506	0.076	0.452	0.548	0.824	1.213	0.096	0.345	0.105	0.519	0.024	1.116
0.4	0.012	0.477	0.596	-0.072	0.444	0.556	0.8	1.25	0.111	0.493	0.104	0.787	-0.001	1.173
2.2	-0.031	0.437	0.469	0.095	0.482	0.518	0.931	1.074	0.036	0.277	0.04	0.407	-0.044	0.942
0.4	-0.117	0.51	0.542	-0.052	0.485	0.515	0.941	1.063	0.031	0.407	0.029	0.627	-0.008	0.965
2.6	-0.003	0.491	0.648	-0.138	0.431	0.569	0.757	1.321	0.138	0.573	0.123	0.944	0.018	1.102
1.2	-0.251	0.525	0.608	-0.132	0.463	0.537	0.863	1.159	0.073	0.512	0.066	0.824	0.011	0.96
1	-0.324	0.575	0.577	-0.152	0.499	0.501	0.995	1.005	0.002	0.464	0.002	0.732	-0.016	0.678
3.1	0.121	1.276	1.852	-2.128	0.408	0.592	0.689	1.451	0.184	1.598	0.11	4.556	-0.054	0.791
0.7	0.139	0.463	0.496	0.04	0.483	0.517	0.934	1.07	0.034	0.326	0.036	0.488	-0.057	0.768
0.8	0.143	0.433	0.5	0.067	0.464	0.536	0.867	1.153	0.071	0.333	0.077	0.499	-0.014	0.737
1.2	0.098	0.582	0.587	-0.169	0.498	0.502	0.993	1.007	0.004	0.479	0.003	0.76	-0.016	1.026
1.3	0.223	0.469	0.608	-0.078	0.436	0.564	0.772	1.296	0.129	0.513	0.12	0.825	-0.004	1.035
1.3	0.193	0.623	0.751	-0.374	0.453	0.547	0.829	1.207	0.094	0.716	0.074	1.254	0.005	0.87
2.8	0.16	0.472	0.563	-0.035	0.456	0.544	0.839	1.192	0.087	0.441	0.085	0.689	-0.008	1.119
1.1	0.127	0.539	0.701	-0.241	0.435	0.565	0.769	1.3	0.131	0.649	0.109	1.104	-0.018	0.835
2.5	0.177	0.499	0.611	-0.11	0.45	0.55	0.818	1.223	0.1	0.516	0.091	0.832	0.017	0.779
1.7	0.23	0.456	0.589	-0.045	0.436	0.564	0.774	1.293	0.128	0.483	0.122	0.768	0.011	0.819

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายฐิติ สะวิคามิน
วันเกิด	วันที่ 8 พฤศจิกายน พ.ศ. 2528
สถานที่เกิด	เขตดุสิต กรุงเทพมหานคร
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	บ้านเลขที่ 344/2 โครงการสิทธารมย์พาร์คไลฟ์ ตำบลหมากแข้ง อำเภอเมือง จังหวัดอุดรธานี รหัสไปรษณีย์ 41000
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	กรรมการบริหาร
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	บริษัท วาสนาฐิติ การโยธา จำกัด เลขที่ 344/2 โครงการสิทธารมย์พาร์คไลฟ์ ตำบลหมากแข้ง อำเภอเมือง จังหวัดอุดรธานี รหัสไปรษณีย์ 41000
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2541 ระดับประถมศึกษา โรงเรียนพัชรโกศล จังหวัดอุดรธานี พ.ศ. 2543 ระดับมัธยมศึกษาต้น โรงเรียนกุมภวาปี จังหวัดอุดรธานี พ.ศ. 2546 ประกาศนียบัตรวิชาชีพ (ปวช.) สาขาวิชาก่อสร้าง วิทยาลัยเทคนิคกาญจนาภิเษกอุดรธานี พ.ศ. 2548 ประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (ปวส.) สาขาวิชาก่อสร้าง วิทยาลัยเทคนิคกาญจนาภิเษกอุดรธานี พ.ศ. 2552 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.บ.) สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยภาคตะวันออกเฉียงเหนือ พ.ศ. 2554 ประกาศนียบัตรบัณฑิต (ป.บัณฑิต) สาขาวิชาชีพครู วิทยาลัยสันตพล พ.ศ. 2556 ปริญญาครุศาสตรบัณฑิต สาขาบริหารมหาบัณฑิต (ค.อ.ม.) สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี พ.ศ. 2565 ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (ปร.ด.) สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

ทุนวิจัย

พ.ศ. 2563

ทุนอุดหนุนการวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา
จากสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ
ประจำปีงบประมาณ 2563
สำนักงานการวิจัยแห่งชาติ (วช.)

