



วารสารแก่นเกษตร
THAIJO

Content List Available at ThaiJo

Khon Kaen Agriculture Journal

Journal Home Page : <https://li01.tci-thaijo.org/index.php/agkasetkaj>



การประเมินผลผลิตมันสำปะหลัง ด้วยภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ

A cassava yield estimation using aerial imagery-derived UAV

อนาวิน เพ็ชรบุรณิน^{1*} และ สุรเดช ตัญญูตรัยรัตน์¹

Anawin Pechbooranin^{1*} and Suradet Tantrairatn¹

¹ สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี 111 ถนนมหาวิทยาลัย ตำบลสุรนารี อำเภอเมืองนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา รหัสไปรษณีย์ 30000

¹ School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, 111, University Avenue, Muang Nakhon Ratchasima, Nakhon Ratchasima, 30000

บทคัดย่อ: การประเมินผลผลิตมันสำปะหลังได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำส่งผลดีต่อโรงงานอุตสาหกรรมของไทย งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินผลผลิตของมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 72 ในช่วง 8–12 เดือนหลังปลูกโดยใช้ภาพถ่ายหลายช่วงคลื่นจากอากาศยานไร้คนขับที่มีความละเอียดจุดภาพ 0.33 ซม. และทำการสุ่มตัวอย่างเพื่อรวบรวมข้อมูลภาคพื้นดิน ดำเนินการศึกษาโดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการประเมินผลผลิตด้วยดัชนีพืชพรรณ ExG, GRVI และ NDVI กับแบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้น การประเมินน้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดพบว่าดัชนีพืชพรรณ NDVI ให้ค่า R² สูงที่สุดที่ 0.82 และมีค่า RMSE เท่ากับ 0.38 กก./ตร.ม. ขณะที่การประเมินปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดหรือเปอร์เซ็นต์แป้ง พบว่ามีค่า R² ค่อนข้างต่ำโดยดัชนี ExG ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 0.34 และมีค่า RMSE เท่ากับ 3.35 % เนื่องจากปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังจะเปลี่ยนแปลงไปตามปัจจัยภายนอกมากกว่าลักษณะความสมบูรณ์ของลำต้นและใบ การประเมินผลผลิตในงานวิจัยนี้มีความจำเพาะกับมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 72 ที่ปลูกในชุดดินนครบุรี แต่สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการประเมินผลผลิตในพื้นที่อื่นได้

คำสำคัญ: อากาศยานไร้คนขับ; การประเมินผลผลิต; มันสำปะหลัง

ABSTRACT: Accurate evaluation of cassava production makes benefits the Thai industrial sector. This research's objective was to evaluate cassava yield (Rayong 72) at 8-12 months after planting using multispectral images from unmanned aerial vehicle (UAV) with GSD 0.33 cm and ground sampling data. A study compared the efficiency of yield evaluation with ExG, GRVI, and NDVI vegetation indices with linear regression models. The prediction yield model found that the weight of fresh cassava root with NDVI vegetation index gave the highest R² at 0.82 and has an RMSE of 0.38 kg/m². In contrast, the starch percentage of fresh cassava found that R² was relatively low, with the ExG index giving it the highest value. The highest is 0.34 and has an RMSE of 3.35%. This was because the percentage of starch in fresh cassava tubers varied more according to external factors than the integrity of the stems and leaves. This research was specific to Rayong 72 cassava cultivar grown in Khon Buri soil series, however, it can be used as a guide for evaluating production in other areas.

Keywords: unmanned aerial vehicle; yield prediction; cassava

บทนำ

มันสำปะหลังเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยและเป็นพืชอาหารที่สำคัญของโลก เนื่องด้วยมันสำปะหลังเป็นแหล่งคาร์โบไฮเดรตที่มีราคาถูกกว่าผลผลิตแป้งชนิดชนิดอื่น มันสำปะหลังถูกแปรรูปในอุตสาหกรรมอาหาร อาหารสัตว์ ยา กระดาษ

* Corresponding author: anawin.pech@gmail.com

Received: date; December 9, 2022 Accepted: date; October 25, 2023 Published: date;

เคมีภัณฑ์ และพลังงานชีวภาพ มันสำปะหลังเป็นพืชอาหารที่มีคนบริโภคมากเป็นอันดับ 5 ของโลก รองจาก ข้าวโพด ข้าวสาลี ข้าวเจ้า และมันฝรั่ง (วัชริน และคณะ, 2558; ชัยวัช, 2566) สำหรับประเทศไทยมันสำปะหลังเป็น 1 ใน 5 ของพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของไทย เช่นเดียวกับข้าว ยางพารา ปาล์ม และอ้อย โดยมีเกษตรกรผู้ปลูกมันสำปะหลังประมาณ 738,153 ครัวเรือนส่วนใหญ่เป็นเกษตรกรรายย่อย พื้นที่เพาะปลูกมันสำปะหลังเฉลี่ยต่อครัวเรือนอยู่ที่ 23,552 ตร.ม./ครัวเรือน โดยมีพื้นที่ปลูกทั้งประเทศจำนวน 17,379.16 ตร.กม. พื้นที่ปลูกส่วนใหญ่อยู่ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือจำนวน 9,414,8384 ตร.กม. และจังหวัดที่มีการเพาะปลูกมันสำปะหลังมากที่สุด คือ นครราชสีมา ชัยภูมิ กำแพงเพชร กาญจนบุรี นครสวรรค์ และอุบลราชธานี ตามลำดับ (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2565) ประเทศไทยผลิตมันสำปะหลังอันดับที่ 3 ของโลก และอันดับที่ 1 ของภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ มีปริมาณส่งออกโดยเฉลี่ย 29 ล้านตัน คิดเป็นสัดส่วนทางการตลาดที่ร้อยละ 9.6 ของประเทศผู้ส่งออกทั่วโลกและปริมาณผลผลิตสูงสุดที่ผลิตได้คือ 35 ล้านตันในปี 2564-2565 ความต้องการมันสำปะหลังเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องทั้งตลาดภายในประเทศ และตลาดส่งออก เนื่องมาจากการขยายตัวอย่างต่อเนื่องของอุตสาหกรรมในประเทศจีน โดยมีความต้องการใช้มันสำปะหลังในการผลิตเอทานอล และอาหารสัตว์ นอกจากนี้ความต้องการมันสำปะหลังสำหรับการแปรรูปเพื่อบริโภคเป็นอาหารยังคงเพิ่มขึ้น เนื่องมาจากสถานการณ์ความขัดแย้งระหว่างยูเครนและรัสเซีย อย่างไรก็ตามปริมาณผลผลิตที่ไม่แน่นอนเนื่องมาจากสภาพอากาศ และการระบาดของโรคใบด่างมันสำปะหลังยังคงเป็นอุปสรรคสำคัญของอุตสาหกรรมมันสำปะหลัง (ชัยวัช, 2566)

ปัญหาความไม่สมดุลระหว่างผลผลิตที่ผลิตได้และปริมาณความต้องการทำให้เกิดปัญหามันสำปะหลังขาดแคลนและล้นตลาด ในบางช่วงเวลาส่งผลเสียโดยตรงต่ออุตสาหกรรมที่ใช้มันสำปะหลังเป็นวัตถุดิบหลัก (มูลนิธิสถาบันมันสำปะหลังฯ, 2557) โดยกลุ่มที่ได้รับผลกระทบมากที่สุดคือเกษตรกรชาวไร่มันสำปะหลังรายย่อยซึ่งเป็นกลุ่มอุตสาหกรรมต้นน้ำ หากมีการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตที่แม่นยำจะส่งผลต่อการวางแผนการผลิต ปัจจุบันการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตมันสำปะหลังยังมีข้อจำกัดหลายประการ เนื่องจากวิธีการตรวจวัดภาคสนามภายในแปลงขนาดใหญ่มีความยุ่งยากสูงทำให้เกษตรกรยังคงใช้วิธีการคาดคะเนด้วยประสบการณ์ โดยปัญหาที่พบคือยิ่งแปลงมีขนาดใหญ่ยิ่งเกิดโอกาสประเมินผิดพลาดได้มาก (Chu et al., 2017) เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลจึงเป็นเครื่องมือที่มีบทบาทสำคัญด้านการตรวจวัดและวิเคราะห์ข้อมูลภายในแปลงโดยช่วยเพิ่มความแม่นยำ ลดระยะเวลาและประหยัดทรัพยากรในการสำรวจพื้นที่ทางการเกษตรขนาดใหญ่ (Jensen, 2007)

การสำรวจระยะไกลโดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียมสำหรับงานด้านการเกษตรยังมีข้อจำกัดที่ช่วงเวลาในการโคจรต่อรอบที่จำเพาะช่วงเวลาและภาพมีความละเอียดจุดภาพที่ต่ำ ส่งผลให้ความละเอียดของภาพไม่เพียงพอต่อการวิเคราะห์ข้อมูลที่ต้องการ เทคโนโลยีอากาศยานไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicle: UAV) จึงเป็นทางเลือกที่เหมาะสมกว่าในการเก็บข้อมูลภายในแปลงด้วยความสะดวกรวดเร็ว มีความละเอียดข้อมูลสูง และมีต้นทุนที่ต่ำกว่า (Zhao and Lee, 2020)

งานวิจัยจำนวนมากได้นำเสนอแนวทางการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตทางการเกษตรโดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศจากเซนเซอร์ที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ โดยข้อมูลภาพจะเป็นข้อมูลที่ได้จากการสะท้อนของวัตถุด้วยภาพถ่ายในช่วงคลื่นแสงที่ตามองเห็นได้ในช่วงคลื่นแสงสีแดง (Red) สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) หรือภาพ RGB และภาพถ่ายหลายช่วงคลื่น (Multispectral Images) ข้อมูลค่าการสะท้อนจะถูกนำมาคำนวณด้วยสมการเพื่อหาค่าดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) ในการแสดงบริเวณที่เป็นพืช โดยงานวิจัยของ พรหมชัย และคณะ (2561) ได้ศึกษาวิธีการติดตามการเจริญเติบโตของข้าวด้วยภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้ดัชนีพืชพรรณ Normalize Red Blue Difference Index ที่คำนวณจากแสงในช่วงคลื่นสีแดงและน้ำเงินที่ได้จากภาพถ่าย RGB ในการติดตามการเจริญเติบโตในระยะข้าวแตกกอจนถึงเมล็ดข้าวสุกแก่ จากการศึกษาพบว่าความสัมพันธ์ของการสะท้อนแสงสองชนิดสามารถใช้ในการติดตามการเจริญเติบโตของพืชได้ ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายด้วยกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่น (Multispectral Sensor) จะสามารถเก็บข้อมูลภาพถ่ายในช่วงคลื่นอินฟราเรดย่านใกล้ (Near Infrared: NIR) ได้โดยเป็นที่นิยมอย่างมากในการคำนวณหาดัชนี Normalize Difference Vegetation Index (NDVI) เพื่อใช้ในการติดตามพื้นที่เพาะปลูกโดยได้มีผู้ศึกษาประสิทธิภาพของการใช้ดัชนี NDVI เปรียบเทียบกับดัชนีที่ได้จากภาพถ่าย RGB ในการติดตามการเจริญเติบโตของนาข้าว (ปริยฉัตร, 2563) พบว่าดัชนี Excess Green (ExG), Visible Difference Vegetation Index (VDVI) และ Green Red Vegetation Index (GRVI) มีความสัมพันธ์ในระดับสูงกับค่าดัชนี NDVI ที่ระยะข้าวแตกกอ และพบว่าดัชนี GRVI ให้ความถูกต้องสูงสุดที่ร้อยละ 90.32 Tumlihan

(2017) ได้ศึกษาการคาดการณ์ผลผลิตข้าวโพดโดยใช้ดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับด้วยกล้อง RGB จำนวน 7 ดัชนี ได้แก่ ExG, CIVE, VEG, ExGR, NGRDI และ COM โดยหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพืชพรรณ ปริมาณผลผลิตและชีวมวลของพืชโดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้น จากการศึกษาพบว่าดัชนี ExG ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงสุดที่ 0.50 จีรวัดณ์ และคณะ (2562) ได้ศึกษาวิธีการทำนายผลผลิตของอ้อยโดยใช้ภาพถ่ายจากกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ เพื่อคำนวณดัชนีพืชพรรณ NDVI และ $CI_{red\ edge}$ ร่วมกับข้อมูลปริมาตรแบบจำลองพื้นผิวเชิงตัวเลข (Digital Surface Model, DSM) เพื่อนำมาหาความสัมพันธ์กับผลผลิตภายในแปลง การศึกษานี้พบว่าการใช้ข้อมูล DSM ให้ค่า R^2 สูงที่สุดที่ 0.82 สำหรับดัชนี NDVI และ $CI_{red\ edge}$ ให้ค่า R^2 ที่ 0.77 และ 0.78 ตามลำดับ ทั้งนี้ข้อมูล DSM บ่งบอกถึงปริมาตรของอ้อยซึ่งมีผลโดยตรงต่อปริมาณผลผลิตของอ้อยแต่มีได้ให้ข้อมูลเกี่ยวกับความสมบูรณ์ของลำต้นอ้อย และงานวิจัยนี้ยังไม่ได้ทำการตัดส่วนที่ไม่ใช่พืชออกจากข้อมูลภาพที่ใช้ในการสร้างสมการทำนายจึงทำให้เกิดความผิดพลาดขึ้น มันสำปะหลังเป็นพืชที่ให้ผลผลิตในรูปของหัวใต้ดินการประเมินผลผลิตมันสำปะหลังจึงเป็นเรื่องที่ค่อนข้างยากและอาศัยประสบการณ์เป็นสำคัญ อย่างไรก็ตามความอุดมสมบูรณ์ของพืชที่แสดงออกจากลักษณะของลำต้นและใบอาจเป็นสิ่งที่บ่งชี้ถึงปริมาณผลผลิต (กรมวิชาการเกษตร, 2547) โดยผลผลิตมันสำปะหลังจะพิจารณาที่น้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสด และปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดหรือเปอร์เซ็นต์แป้งในระยะเก็บเกี่ยวที่ 8 ถึง 12 เดือนหลังปลูกเป็นสำคัญ

จากงานวิจัยดังกล่าวข้างต้นผู้วิจัยจึงนำเทคนิคการประมาณผลผลิตด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มาประยุกต์ใช้ในการคาดการณ์ผลผลิตมันสำปะหลังโดยงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาแนวทางการประมาณน้ำหนัก และปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดจากข้อมูลดัชนีพืชพรรณ ExG, GRVI และ NDVI ที่คำนวณได้ภาพถ่ายหลายช่วงคลื่นด้วยกล้อง RGB และ กล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับในพื้นที่แปลงตัวอย่าง งานวิจัยนี้มีขอบเขตที่การประมาณปริมาณผลผลิตในช่วง 3 เดือนก่อนระยะเก็บเกี่ยว หรือในช่วง 8 – 12 เดือนหลังปลูก สำหรับมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 72 ที่ปลูกบนชุดดิน ครบุรี ด้วยแบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้น และประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ค่า R^2 และค่ารากที่สองของความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ของแบบจำลองด้วยข้อมูลชุดฝึกฝนและข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อหาค่าดัชนีพืชพรรณที่มีความเหมาะสมที่สุดในการประเมินปริมาณผลผลิต

วิธีการศึกษา

ตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษา

งานวิจัยนี้ศึกษาบนแปลงมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 72 ของเกษตรกรในพื้นที่ตำบลเฉลียง อำเภอบึงสามพัน จังหวัดนครราชสีมา พิกัด 14°22'33.4416"N 102°17'54.73622"E โดยมีพื้นที่เพาะปลูกที่ใช้ในการศึกษารวม 12,800 ตร.ม. (Figure 1) มีระยะห่างระหว่างแถว 120 ซม. ระยะระหว่างต้น 70 ซม. ให้น้ำด้วยระบบสายน้ำหยดเพื่อควบคุมการได้รับน้ำของพืช ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อการเจริญเติบโตของต้นมันสำปะหลังภายในแปลง (Machikowa et al., 2020; Santisopasri et al., 2001; Siroth et al., 2001) แปลงตัวอย่างปลูกเมื่อวันที่ 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2564 แบ่งพื้นที่แปลงออกเป็น 12 แปลงย่อย โดยมีพื้นที่แปลงย่อยละ 900 ตร.ม. การศึกษานี้เก็บข้อมูลตัวอย่างในช่วง 8 – 11 เดือนหลังปลูก (ประมาณ 240 – 360 วันหลังปลูก) ระหว่างเดือนธันวาคม พ.ศ. 2564 ถึงกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2565 ความถี่ในการเก็บข้อมูลทุก 30 วัน โดยแบ่งการเก็บข้อมูลออกเป็น 3 รอบ ได้แก่ รอบที่ 1 วันที่ 28 ธันวาคม พ.ศ. 2564 รอบที่ 2 วันที่ 29 มกราคม พ.ศ. 2565 และรอบที่ 3 วันที่ 29 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2565 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วยตัวแปรสำคัญจำนวน 5 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีพืชพรรณ 3 ดัชนีคือ NDVI, ExG และ GRVI น้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดเฉลี่ย และปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดเฉลี่ย ตัวแปรสำคัญแต่ละตัวจะประกอบด้วยข้อมูลจำนวน 36 ข้อมูลจากจำนวนตัวอย่างทั้งหมดในการศึกษานี้ 360 ตัวอย่าง

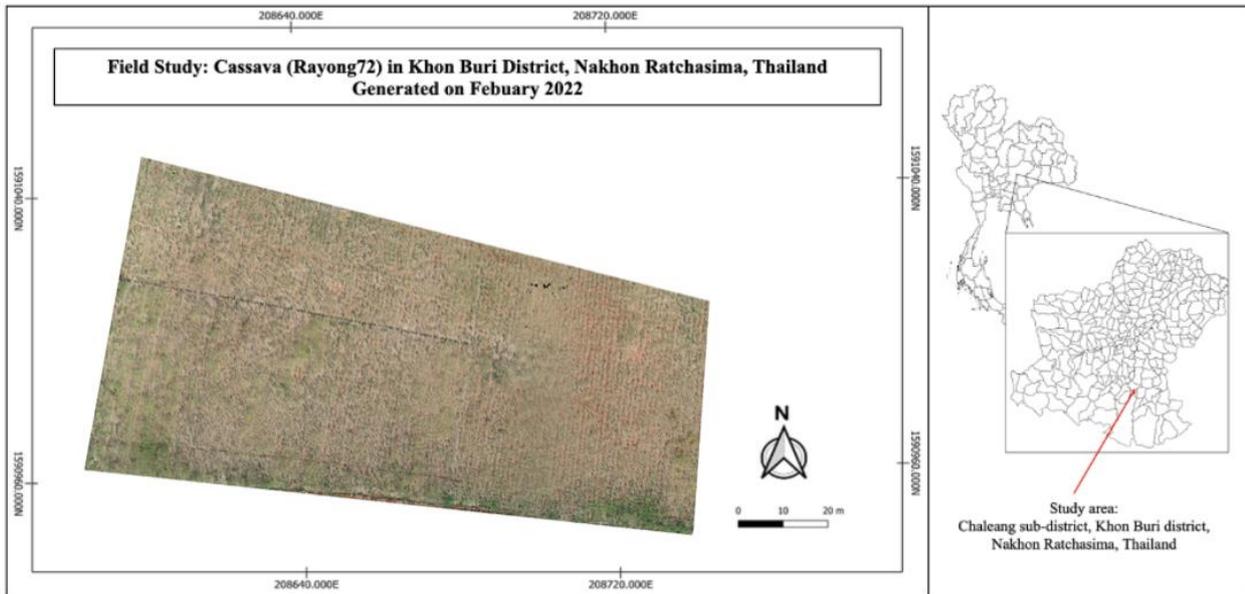


Figure 1 Study area at Khon Buri District, Nakhon Ratchasima Province

แผนการปฏิบัติงาน

วิธีการศึกษาเริ่มจากการเก็บข้อมูลภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับโดยใช้กล้องถ่ายภาพ 2 ชนิด คือ กล้อง RGB และกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่น จากนั้นจึงเก็บข้อมูลตัวอย่างมันสำปะหลังภายในแปลง คือ น้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสด (Weight) และปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดหรือเปอร์เซ็นต์แป้ง (Percent Starch) ภายในวันเดียวกัน เพื่อจัดทำชุดข้อมูลในแต่ละรอบการเก็บข้อมูล ขั้นตอนถัดไปคือการชั่งน้ำหนักและวัดปริมาณแป้งของตัวอย่างหัวมันสำปะหลังสด สำหรับข้อมูลภาพถ่ายจะถูกนำไปเข้าสู่ขั้นตอนการประมวลผลภาพ และคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณ เมื่อเก็บข้อมูลครบทุกรอบการเก็บข้อมูลจึงนำข้อมูลผลผลิตกับค่าตัวเลขดัชนีพืชพรรณ (Vegetation index) ของแต่ละตัวอย่างมาจัดทำชุดข้อมูล (Dataset) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นข้อมูลชุดฝึกฝน (Training set) จำนวน 29 ข้อมูล (ร้อยละ 80) เพื่อใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression model) และข้อมูลชุดทดสอบ (Test set) จำนวน 7 ข้อมูล (ร้อยละ 20) เพื่อทดสอบแบบจำลอง จากนั้นจึงประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองจากข้อมูลทั้ง 2 ชุดโดยใช้ค่า R^2 และ RMSE จากข้อมูลชุดฝึกฝนและข้อมูลชุดทดสอบ แผนการปฏิบัติงานของงานวิจัยนี้แสดงขั้นตอนได้ใน Figure 2

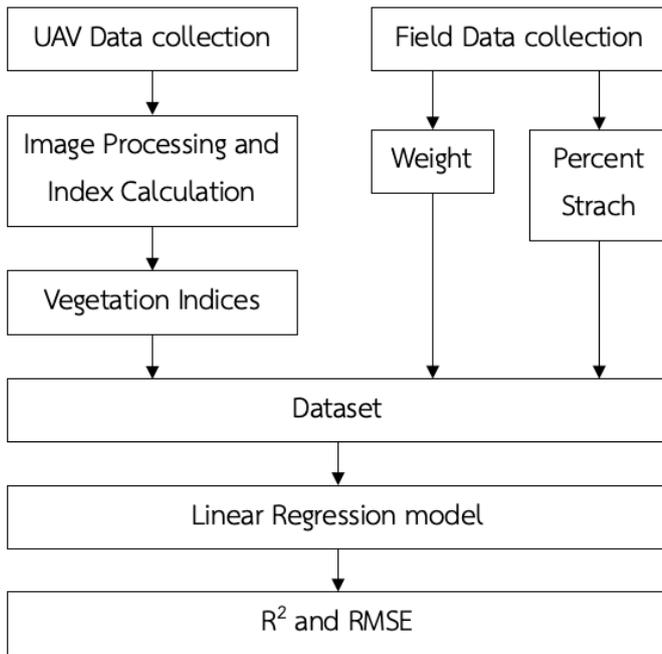


Figure 2 Research plan flowchart

อากาศยานไร้คนขับที่ใช้ในการเก็บข้อมูล

อากาศยานที่ใช้ในการเก็บข้อมูลภาพถ่าย เป็นอากาศยานไร้คนขับรุ่น DJI Phantom 4 Pro ชนิด 4 มอเตอร์ 4 ใบพัด น้ำหนัก 1.38 กก. รวมแบตเตอรี่ (Figure 3) มีเพดานบินสูงสุดไม่เกิน 6,000 ม. เหนือระดับน้ำทะเล มีการติดตั้งกล้องสำหรับบันทึกภาพถ่าย RGB ภายในตัวเป็นกล้องรุ่น CanonEOS600D-3.6-4000x3000 (DJI, 2016) นอกจากนี้ยังได้ทำการติดตั้งกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นรุ่น Parrot SEQUOIA พร้อมด้วย Sunshine sensor, GPS และแบตเตอรี่ขนาด 5,000 mAh 5 V 2.4 A น้ำหนักรวม 197 ก. โดยจะใช้ในการถ่ายภาพ 4 ช่วงคลื่นได้แก่ Green, Red, Red Edge และ NIR แต่ละช่วงมีความถี่ 550 , 660, 735 และ 790 nm ตามลำดับ เป็นภาพขนาด 1280 x 960 pixel (Parrot, 2022) ภาพที่ได้จะถูกใช้ในการคำนวณหาค่าดัชนีพืชพรรณ



Figure 3 UAV: DJI Phantom 4 Pro and Multispectral Sensor: Parrot SEQUOIA

การวางแผนการบิน

การถ่ายภาพเพื่อทำแผนที่แปลงจำเป็นต้องใช้ภาพถ่ายจำนวนมากในการประมวลผลเพื่อให้ได้แผนที่ที่มีความละเอียดสูงซอฟต์แวร์ Pix4D Capture จึงถูกนำมาใช้ในการวางแผนการบินเพื่อถ่ายภาพสำหรับเก็บข้อมูลแปลงมันสำปะหลัง การเก็บข้อมูลภาพถ่ายจะถูกเก็บภายในวันเดียวกับการเก็บข้อมูลภาคพื้นดินในพื้นที่แปลงตัวอย่าง โดยกำหนดค่าการถ่ายภาพเป็นแบบตาราง (Grid) โดยมีลักษณะเป็นโครงข่ายเส้นขนานเพื่อให้สามารถบินเก็บภาพได้อย่างครอบคลุมแม่นยำ กำหนดค่าอัตราส่วนการซ้อนทับ (Frontal overlapping) เท่ากับ 80% และอัตราส่วนการเกย (Side overlapping) เท่ากับ 70% เพื่อให้ภาพสามารถต่อกันได้โดยกำหนดค่าอัตราส่วนซ้อนทับและส่วนเกยขั้นต่ำที่ 75% และ 60% ตามลำดับ (สำนักวิศวกรรมการผังเมือง, 2564) แผนการบินครอบคลุมพื้นที่ขนาด 12,800 ตร.ม. กำหนดความสูงในการบิน 30 ม. ความเร็วในการบิน 4 เมตรต่อวินาทีดังที่แสดงใน Figure 4

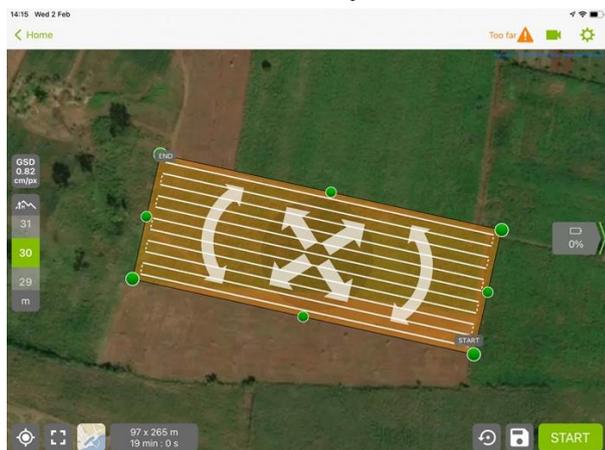


Figure 4 Flight Plan

สำหรับการตั้งค่าการถ่ายภาพด้วยกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นรุ่น Parrot SEQUOIA นั้นสามารถเชื่อมต่อบนระบบ WI-FI ของตัวกล้อง โดยตั้งค่าความเร็วในการถ่ายภาพผ่านทาง HTML Interface ของ Parrot SEQUOIA โดยจะตั้งค่าการถ่ายภาพแบบ Time-lapse กำหนดความสูงที่ 30 ม. ความเร็วในการบินที่ 4 เมตร/วินาที (ความเร็วโดยประมาณ) และ %overlap ที่ 80 ทำให้ได้ค่า Timelapse interval อยู่ที่ 1.4 วินาทีต่อ shot จากการคำนวณ

ค่าความสูงเป็นตัวแปรที่ใช้ในการกำหนดค่า Ground Sampling Distance (GSD) ซึ่งเป็นค่าที่บ่งบอกถึงความถูกต้องทางราบและทางตั้งที่ระดับความเชื่อมั่น 95% ค่า GSD สำหรับภาพถ่าย RGB มีค่าเท่ากับ 0.82 ซม. และสำหรับภาพถ่ายด้วยกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นมีค่าเท่ากับ 0.33 ซม. นอกจากนี้ความสูงยังส่งผลโดยตรงต่อระยะเวลาที่ใช้ในการบิน และจำนวนภาพที่เพิ่มขึ้นจากความสูงที่ต่ำลง เวลาที่เหมาะสมในการบินเก็บข้อมูลต้องคำนึงถึงการเกิดเงาสะท้อนจากมุมรังสีของดวงอาทิตย์โดยกำหนดช่วงเวลาในการบินระหว่างเวลา 9.00 น. ถึงเวลา 14.00 น. ซึ่งเป็นเวลาที่ดวงอาทิตย์อยู่สูงกว่ามุม 45 องศาจากเส้นขอบฟ้า (สำนักวิศวกรรมการผังเมือง, 2564)

การประมวลผลข้อมูลภาพ

ข้อมูลภาพถ่ายที่แปลงจากอากาศยานไร้คนขับจะถูกนำมาประมวลผลเพื่อสร้างแผนที่ภาพถ่ายออร์โธ (Ortho photo map) ในรูปแบบของข้อมูลราสเตอร์โดยใช้ซอฟต์แวร์ Pix4D Mapper โดยจะมีการประมวลผลข้อมูลแยกกันระหว่างภาพที่ได้จากกล้อง RGB และภาพถ่ายจากกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นที่ติดตั้งบนอากาศยานทำให้ได้แผนที่ภาพถ่ายออร์โธจำนวน 2 ภาพของแต่ละรอบการเก็บข้อมูล สำหรับข้อมูลภาพถ่าย RGB จะถูกประมวลผลใน Template 3D Map ได้แผนที่ภาพถ่ายออร์โธที่ประกอบด้วยการซ้อนทับกันของภาพในช่วงคลื่นสีแดง (Red: R) เขียว (Green: G) และน้ำเงิน (Blue: B) สำหรับภาพที่ได้จากกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นจะถูกนำไปประมวลผลใน Template AgMultispectral ได้แผนที่ภาพถ่ายออร์โธของช่วงคลื่น Green, Red, Red Edge และ NIR โดยภาพการสะท้อนของช่วงคลื่นต่างๆ จะถูกแปลงเป็นค่าข้อมูลเชิงเลข (Digital Number) ในแต่ละพิกเซลสำหรับคำนวณดัชนีพืชพรรณ

การคำนวณดัชนีพืชพรรณ

ค่าดัชนีพืชพรรณเป็นหนึ่งในเครื่องมือที่ถูกใช้ในการจำแนกพืชออกจากวัตถุอื่นภายในภาพด้วยคุณสมบัติการสะท้อนและดูดกลืนแสงของใบพืช โดยใช้ในการระบุความหนาแน่น ความสมบูรณ์ของพืชพรรณ และติดตามการเจริญเติบโตของพืช (Jiang et al., 2020) การคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณในงานวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ การคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่าย RGB ได้แก่ดัชนี ExG และดัชนี GRVI และการคำนวณดัชนี NDVI จากภาพถ่ายด้วยกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่น

ดัชนี NDVI เป็นดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากการสะท้อนแสงในช่วงคลื่นแสงสีแดง (R) จากการดูดกลืนแสงของใบพืช และช่วงคลื่น NIR ที่ได้จากกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่น โดยพืชไม่ดูดกลืนแสงในช่วงคลื่น NIR แต่จะกระเจิงแสงจากโครงสร้างของใบ ดัชนี NDVI มีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 เมื่อมีค่าเข้าใกล้ 1 มากแสดงถึงความอุดมสมบูรณ์ของพืชที่มาก (Tucker, 1979) สมการดัชนี NDVI แสดงดังสมการที่ 1

$$NDVI = (NIR - Red)/(NIR + Red) \quad (1)$$

ดัชนี ExG เป็นดัชนีพืชพรรณที่แสดงระดับความเป็นสีเขียวจากภาพถ่าย RGB ได้แก่ สีแดง (R) เขียว (G) และน้ำเงิน (B) ถ้า ExG มีค่าสูงหมายถึงมีความเป็นพืชพรรณใบเขียวหนาแน่นอย่างอุดมสมบูรณ์ (วัฒนพันธุ์, 2561; Woebbecke et al., 1995) คำนวณได้จากสมการที่ 2

$$ExG = 2g - r - b \quad (2)$$

โดยที่ r เป็นค่า normalized ของความยาวคลื่นแสงสีแดง คำนวณได้จาก $r = R/(R+G+B)$

g เป็นค่า normalized ของความยาวคลื่นแสงสีเขียว คำนวณได้จาก $g = G/(R+G+B)$

b เป็นค่า normalized ของความยาวคลื่นแสงสีน้ำเงิน คำนวณได้จาก $b = B/(R+G+B)$

ดัชนี GRVI เป็นดัชนีที่คำนวณจากภาพถ่าย RGB โดยมีลักษณะคล้ายกับดัชนี NDVI แต่จะใช้แสงในช่วงคลื่นสีเขียวมาทดแทนการใช้ช่วงคลื่น NIR (Starý et al., 2020) คำนวณได้จากสมการที่ 3

$$GRVI = (Green - Red)/(Green + Red) \quad (3)$$

ดัชนีพืชพรรณทั้ง 3 ชนิดในงานวิจัยนี้ถูกคำนวณจากภาพที่ได้จากการประมวลผลในขั้นตอนก่อนหน้า โดยทำการคำนวณภายในซอฟต์แวร์ QGIS 3.20.3 โดยใช้เครื่องมือ Raster Calculator จากนั้นทำการจำแนกพืชออกจากวัตถุอื่นแล้วหาค่าดัชนีพืชพรรณเฉลี่ยของแต่ละดัชนีในบริเวณที่มีการเก็บตัวอย่างโดยใช้ซอฟต์แวร์ ArcGIS คำสั่ง Zonal statistics as table tool แต่รอบการเก็บตัวอย่างจะได้ข้อมูลดัชนีพืชพรรณเฉลี่ยชนิดละ 12 ข้อมูล ตัวอย่างแผนที่ภาพถ่ายออร์โธที่ถูกนำไปคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณ 3 ชนิด คือ ExG, GRVI และ NDVI เทียบกับภาพ RGB แสดงใน โดยค่าแถบสีแสดงถึงค่าของดัชนีในแต่ละภาพ Figure 5

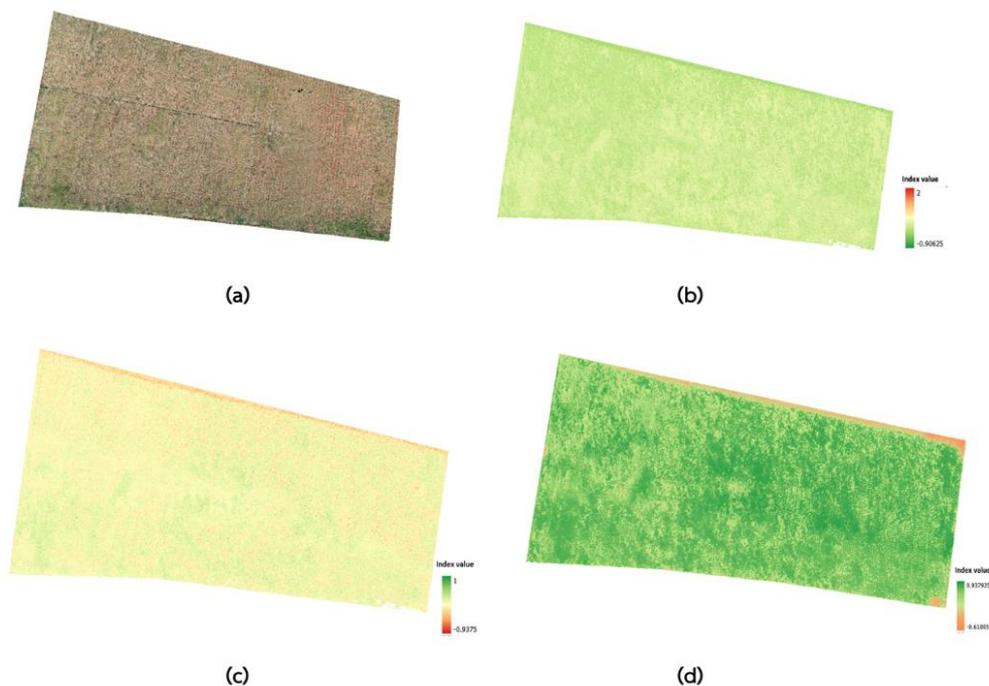


Figure 5 Orth photo maps: (a) RGB (b) ExG (c) GRVI (d) NDVI

การเก็บข้อมูลในแปลงตัวอย่าง

การเก็บข้อมูลภาคพื้นดินในพื้นที่แปลงตัวอย่างจะทำการศึกษาข้อมูลปริมาณผลผลิต 2 ชนิดข้อมูลคือ น้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดด้วยเครื่องชั่งสปริง (กก./ตร.ม.) และวัดปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดหรือเปอร์เซ็นต์แป้ง (%) ด้วยเครื่อง Reimann Scale Balance แสดงใน Figure 6 โดยอาศัยวิธีการเก็บข้อมูลแบบ Simple Random Sampling ที่เหมาะสมกับการเก็บข้อมูลเชิงปริมาณโดยเหมาะสมกับข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันในพื้นที่เดียวกันเพื่อเป็นตัวแทนของข้อมูลทั้งหมด (Noor et al., 2022) โดยแบ่งพื้นที่แปลงออกเป็น 3 แปลง (plot) ตามการวางแผนของสายน้ำหยดแต่ละแปลงจะแบ่งออกเป็น 4 แปลงย่อย (subplot) รวม 12 แปลงย่อยและสุ่มเลือกบริเวณที่สนใจในการสุ่มวัดผลผลิตให้กระจายทั่วแปลงย่อยนั้น จำนวนแปลงย่อยละ 10 ตัวอย่าง หมายเลขแปลงและหมายเลขแปลงย่อยบนพื้นที่แปลงตัวอย่างแสดงใน Figure 7 นำข้อมูลตัวอย่างมาหาค่าเฉลี่ยต่อ 1 ตร.ม. ในแต่ละแปลงย่อย เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เป็นตัวแทนของข้อมูลแปลงย่อยนั้นในแต่ละรอบ โดยในแต่ละรอบการเก็บข้อมูลจะได้ข้อมูลปริมาณผลผลิตแต่ละชนิดจำนวน 12 ข้อมูลจากตัวอย่างที่เก็บภายในแปลง 120 ตัวอย่าง รวมข้อมูลปริมาณผลผลิตแต่ละชนิดทุกรอบจำนวน 36 ข้อมูลจากตัวอย่างที่เก็บภายในแปลง 360 ตัวอย่าง



Figure 6 Reiman Scale Balance

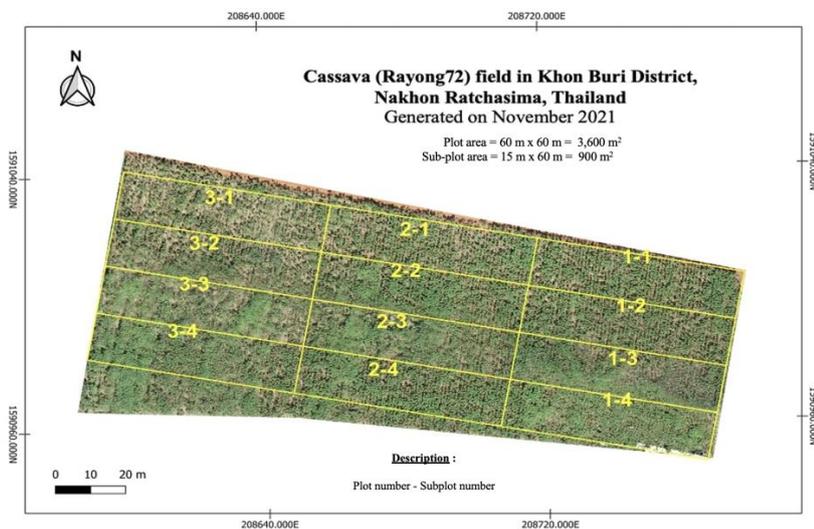


Figure 7 Plots and Subplot in study area

การสร้างแบบจำลองเพื่อประเมินผลผลิตของมันสำปะหลัง

เมื่อได้ค่าดัชนีพืชพรรณและข้อมูลปริมาณผลผลิตในแต่ละตัวอย่างแล้วจึงหาความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณผลผลิตกับดัชนีพืชพรรณโดยแยกพิจารณาออกเป็น 2 ประเด็นคือ ความสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดกับค่าดัชนีพืชพรรณ และความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังหรือเปอร์เซ็นต์แป้งกับค่าดัชนีพืชพรรณ ความสัมพันธ์ดังกล่าวถูกนำมาใช้กับวิธีการทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจากแบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้น โดยเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่อาศัยความสัมพันธ์เชิงเส้นเกี่ยวกับการศึกษาตัวแปรอิสระที่ส่งอิทธิพลต่อตัวแปรตาม (มุสตี และกรวัณน์, 2560) แสดงได้ดังสมการที่ 4

$$Y = \alpha + \beta X \quad (4)$$

โดยที่ Y คือ ตัวแปรตาม

X คือ ตัวแปรอิสระ

α คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยซึ่งเป็นจุดตัดบนแกน Y

β คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยซึ่งเป็นความชันของเส้นตรง

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองสมการถดถอย จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2) โดยมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 หาก R^2 มีค่าเท่ากับ 1 หมายถึงแบบจำลองทำนายได้ตรงตามเป้าหมายทั้งหมด และหากมีค่าเท่ากับ 0 หมายถึงแบบจำลองทำนายได้ไม่ตรงตามเป้าหมายทั้งหมด (กิตส์สุชาติ, 2564) โดยค่า R^2 สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 5

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - y_j)^2}{\sum(y_i - \bar{y}_j)^2} \quad (5)$$

โดยที่ y_i คือ ข้อมูลเป้าหมาย

y_j คือ ข้อมูลการทำนาย

\bar{y}_j คือ ค่าเฉลี่ยจากข้อมูลเป้าหมาย

นอกจากนี้ยังมีการประเมินความคลาดเคลื่อนของสมการที่ใช้ในการประเมินผลผลิตโดยใช้ค่ารากที่สองของความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) ที่เป็นค่าการวัดความผิดพลาดที่นิยม โดยคำนวณค่าเฉลี่ยของผลรวมของผลต่างระหว่างข้อมูลเป้าหมายและข้อมูลการทำนายยกกำลังสองและทำให้กลับมาอยู่ในหน่วยเดียวกันด้วยการใส่รากที่สอง (กิตส์สุชาติ, 2564) สมการคำนวณค่า RMSE แสดงในสมการที่ 6

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_j)^2} \quad (6)$$

ผลการศึกษาและวิจารณ์

แผนที่ภาพถ่ายหลายช่วงคลื่นที่ถูกนำไปคำนวณหาค่าดัชนีพืชพรรณ 3 ชนิด คือ ExG, GRVI และ NDVI แล้วจะถูกนำไปสกัดค่า (Extract) เพื่อหาค่าเฉลี่ยของดัชนีพืชพรรณในแต่ละพล็อตและเปรียบเทียบกับข้อมูลปริมาณผลผลิตภายในแปลงเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้นโดยใน **Figure 8** และ **Figure 9** แสดงข้อมูลในรูปแบบ Scatter plot เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลเป้าหมายคือ ปริมาณผลผลิตน้ำหนัก (Yield weight) และเปอร์เซ็นต์แป้ง (Percent starch) ของผลผลิตมันสำปะหลังภายในแปลง (Actual Yield) กับค่าที่ได้จากการทำนาย (Predicted Yield) ด้วยค่าดัชนีพืชพรรณต่าง ๆ จากข้อมูลชุดฝึกฝนจำนวน 29 ข้อมูล

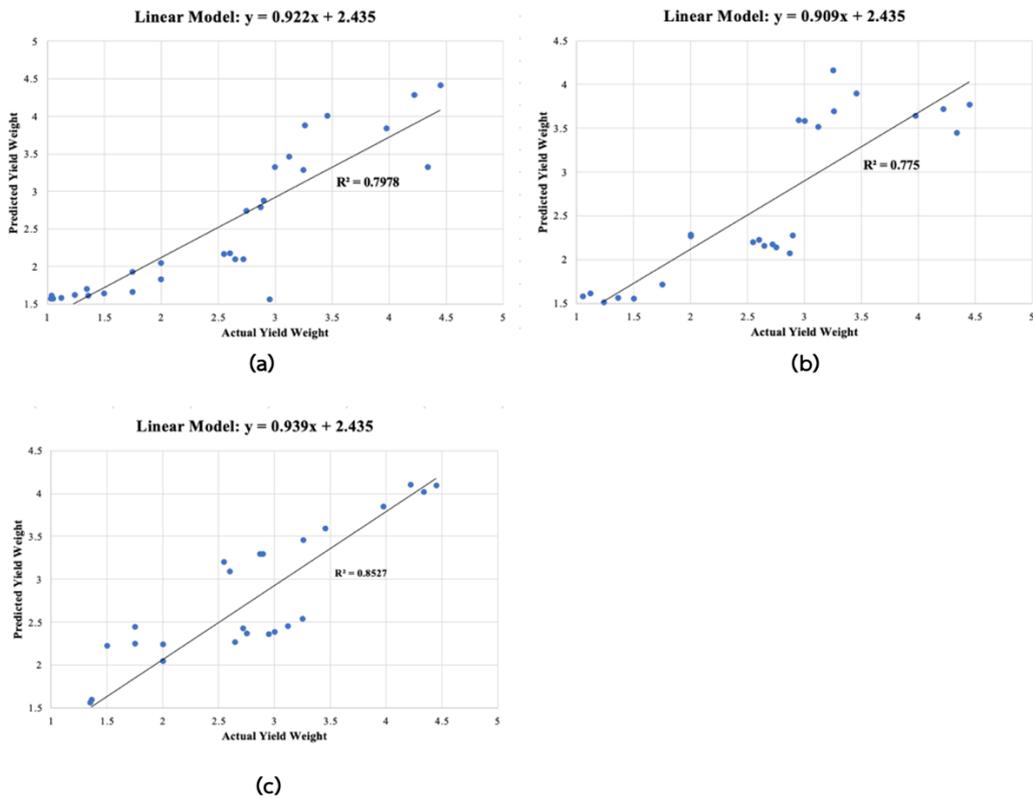


Figure 8 Scatter plot of actual and predicted yield weight with (a) ExG (b) GRVI (c) NDVI

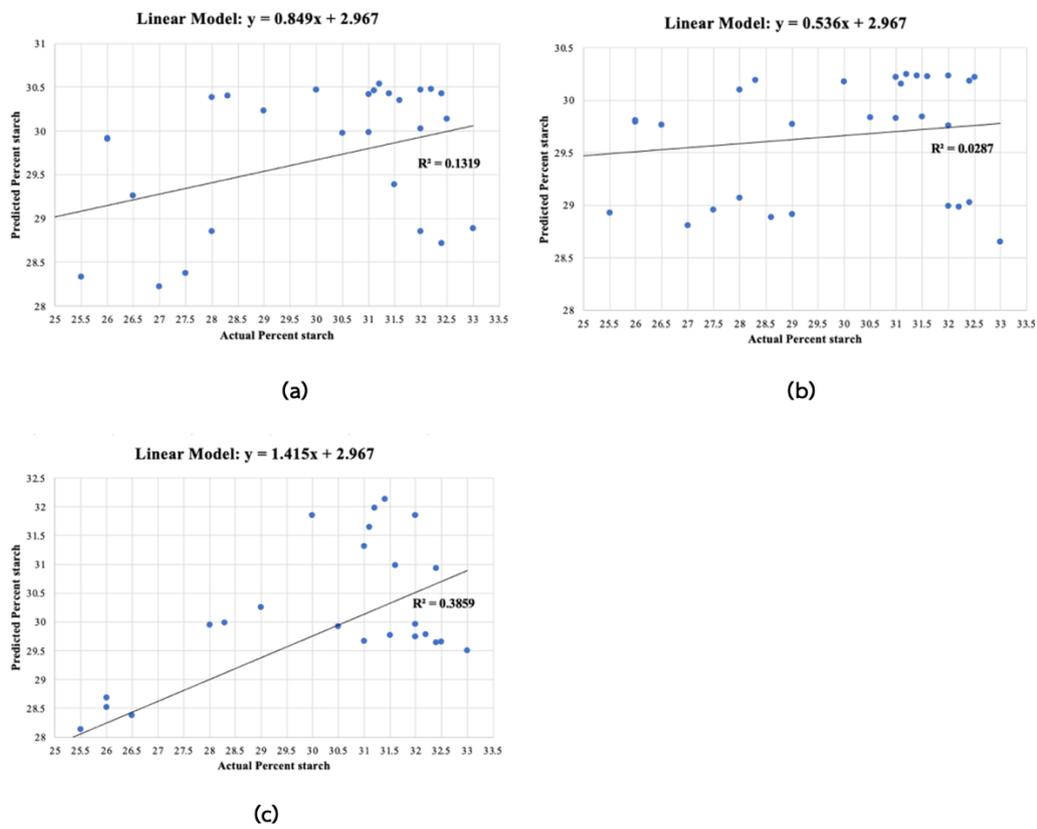


Figure 9 Scatter plot of actual and predicted percent starch with (a) ExG (b) GRVI (c) NDVI

Table 1 The evaluation of models with training set

Vegetation indices	Yield weight		Percent starch	
	R ²	RMSE (kg/m ²)	R ²	RMSE (%)
ExG	0.80	0.47	0.13	2.26
GRVI	0.78	0.47	0.03	2.39
NDVI	0.85	0.40	0.39	1.90

ผลการศึกษาด้วยข้อมูลชุดฝึกฝน (Table 1) ให้ค่า R² ของแบบจำลองการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตน้ำหนักด้วยดัชนี NDVI มากที่สุดที่ 0.85 และได้ค่า R² ของแบบจำลองที่ใช้ดัชนี GRVI น้อยที่สุดที่ค่า 0.78 ขณะที่แบบจำลองการคาดการณ์ปริมาณแป้งพบว่า ดัชนี NDVI ให้ค่า R² มากที่สุดที่ 0.39 และ GRVI น้อยที่สุดที่ 0.03 โดยค่า R² ที่ได้จากการคำนวณด้วยข้อมูลปริมาณผลผลิตจริงเทียบกับปริมาณผลผลิตที่จากการทำนายด้วยแบบจำลองบ่งบอกถึงประสิทธิภาพในการทำนาย โดยหากมีค่าเข้าใกล้ 1 จะบ่งบอกถึงแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายที่สูง และหากมีค่าเข้าใกล้ 0 หมายถึงแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายต่ำ (กิติ์สุชาติ, 2564) สำหรับการประเมินความคลาดเคลื่อนของค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลองด้วย RMSE (Table 1) จะบ่งชี้ถึงค่าความผิดพลาดในการทำนายในหน่วยเดียวกันกับข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง โดยพบว่าการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตน้ำหนักด้วยดัชนี NDVI มีค่า RMSE ต่ำที่สุดที่ 0.40 กก./ตร.ม. ขณะที่ดัชนี GRVI มีค่า RMSE สูงที่สุดที่ 0.47 กก./ตร.ม. สำหรับการประเมินปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสด พบว่าดัชนี NDVI ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุดที่ 1.90% ขณะที่ดัชนี GRVI ให้ค่า RMSE สูงที่สุดที่ 2.39% ทั้งนี้เป็นการคาดการณ์ปริมาณแป้งเฉลี่ยต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่ที่ทำการเก็บตัวอย่าง

สำหรับผลการฝึกฝนแบบจำลองด้วยข้อมูลชุดฝึกฝนการประเมินผลผลิตด้วยค่าดัชนี NDVI มีความแม่นยำสูงสุดเนื่องมาจากการคำนวณค่าการสะท้อนของแสงในช่วงคลื่น NIR และ Red โดย NIR จะบ่งบอกถึงความสมบูรณ์ของใบพืชโดยตรง (Tucker, 1979) ขณะที่ดัชนี GRVI และ ExG คำนวณจากการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น RGB ที่ตามองเห็นได้ ซึ่งบ่งบอกได้ถึงความเขียวและความหนาแน่นของพืชเท่านั้น

อย่างไรก็ตามมีความจำเป็นต้องประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อทดสอบว่าแบบจำลองสามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลที่ไม่เคยถูกใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองมาก่อน (ชลฤณ และคณะ, 2566) ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพการใช้ดัชนีพืชพรรณแต่ละชนิดในการประเมินน้ำหนักและปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดภายในแปลง โดยหาค่า R² และ RMSE แสดงใน Table 2

Table 2 The evaluation of models with test set

Vegetation indices	Yield weight		Percent starch	
	R ²	RMSE (kg/m ²)	R ²	RMSE (%)
ExG	0.68	0.51	0.34	3.35
GRVI	0.48	0.65	0.10	3.92
NDVI	0.82	0.38	0.34	3.36

ผลการศึกษาพบว่าการประเมินน้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดภายในแปลงในระยะเก็บเกี่ยว ดัชนี NDVI ให้มีค่า R² สูงที่สุดที่ 0.82 โดยมีความหมายว่าแบบจำลองสามารถทำนายค่าปริมาณผลผลิตได้ใกล้เคียงข้อมูลปริมาณผลผลิตจริงภายในแปลงสูงที่สุดที่ร้อยละ 82 ในขณะที่ค่าดัชนี GRVI ให้ค่า R² ต่ำที่สุดในการศึกษานี้คือ 0.48 ทั้งนี้เนื่องจากค่าดัชนี NDVI มีการพิจารณาการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น NIR ที่สามารถใช้ในการจำแนกพืชพรรณและวัตถุที่ปกคลุมดินจากคุณสมบัติค่าความแตกต่างการสะท้อนของช่วงคลื่น NIR กับช่วง

คลื่นแสงสีแดง ในขณะที่ดัชนี ExG และ GRVI คำนวณจากการสะท้อนและดูดกลืนแสงในช่วงคลื่น RGB ซึ่งเป็นช่วงคลื่นแสงที่ตามองเห็นเท่านั้น สำหรับค่า RMSE ของแบบจำลองพบว่า NDVI มีค่าต่ำที่สุดกล่าวคือมีความผิดพลาดในการทำนายน้ำหนักของผลผลิตอยู่ที่ 0.38 กก./ตร.ม. ในขณะที่ GRVI มีความผิดพลาดสูงที่สุดที่ 0.65 กก./ตร.ม.

การศึกษานี้บ่งชี้ว่าดัชนีพืชพรรณ NDVI มีความเหมาะสมในการประเมินน้ำหนักมันสำปะหลังสดด้วยภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับสูงที่สุด รองลงมาคือดัชนี ExG และ GRVI ตามลำดับ โดยการศึกษาชี้ให้เห็นว่าดัชนีพืชพรรณมีความสอดคล้องกับปริมาณผลผลิตมันสำปะหลังด้วยอาศัยข้อมูลจากการถ่ายภาพด้วยภาพถ่ายทางอากาศ สอดคล้องกับงานวิจัยของวลัยพร และคณะ (2555) ที่มีการใช้ภาพถ่ายจากดาวเทียมไทยโชตที่มีความละเอียดจุดภาพ 15 ม. ในการประเมินผลผลิตมันสำปะหลัง อย่างไรก็ตามการใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับที่มีความละเอียดจุดภาพสูงกว่าในหน่วย ซม. จะให้ความถูกต้องแม่นยำของแบบจำลองสูงกว่า โดยงานวิจัยของพงศ์ และถาวร (2564) ได้ใช้อากาศยานไร้คนขับในการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตข้าวโดยใช้ดัชนีพืชพรรณ NDVI TGI และ GNDVI พบว่าค่าการทำนายปริมาณผลผลิตมีความใกล้เคียงกับผลผลิตจริง นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยก่อนหน้านี้ที่ใช้ดัชนีพืชพรรณในการประมาณผลผลิตทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย อาทิ อ้อย (จิรวัดน์ และคณะ, 2562; โพธิ์วุฒิ และคณะ, 2564) ข้าว (ปริญญ์, 2563; พรหมชัย และคณะ, 2561) และมันสำปะหลัง (วลัยพร และคณะ, 2555) โดยหากพิจารณาเลือกใช้ดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายด้วยกล้องที่เก็บข้อมูลในช่วงคลื่น RGB ดัชนี ExG มีความเหมาะสมกว่า GRVI ในด้านความแม่นยำ ดัชนี ExG ต้นทุนที่ต่ำกว่าดัชนี NDVI ที่เก็บข้อมูลด้วยกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับการประเมินผลผลิตทางการเกษตร (สิตาวีร์, 2559) อย่างไรก็ตามดัชนี ExG ยังมีข้อจำกัดที่ความแม่นยำของแบบจำลองเมื่อเทียบกับดัชนี NDVI

ผลการศึกษาพบว่าการใช้ค่าดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายที่จากเซนเซอร์ที่ติดตั้งบนอากาศยานนักบินเพื่อประเมินปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดภายในแปลงตัวอย่าง (Table 2) พบว่ามีค่า R² ค่อนข้างต่ำโดยดัชนี ExG ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 0.34 และมีค่า RMSE สูงถึง 3.35% โดยปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดจะเปลี่ยนแปลงไปตามระยะการเจริญเติบโตของต้นสำปะหลัง อีกทั้งยังเปลี่ยนแปลงตามสภาพอากาศในพื้นที่ปลูก ฤดูกาลที่เริ่มปลูก รูปแบบการให้น้ำ และฤดูกาลเก็บเกี่ยว (Santisopasri et al., 2001; Sriroth et al., 2001; Janket et al., 2020) ดังนั้นการประมาณปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังจึงไม่อาจทำการประมาณได้จากภาพถ่ายที่ได้จากเซนเซอร์บนอากาศยานไร้คนขับเท่านั้น จำเป็นต้องอาศัยข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการเพาะปลูก อาทิ พันธุ์ ฤดูกาลเพาะปลูก รูปแบบการให้น้ำ เป็นต้น และอาจใช้แบบจำลอง Multiple Linear Regression หรือแบบจำลองที่มีความซับซ้อนยิ่งขึ้น เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพิ่มเติม

ทั้งนี้จากการประมาณผลผลิตมันสำปะหลังเป็นการประเมินทางอ้อมโดยใช้ข้อมูลดัชนีพืชพรรณที่ถ่ายจากมุมมองด้านบนของแปลงเทียบกับข้อมูลน้ำหนักหัวมันสำปะหลังสดที่ขุดจากใต้ดิน ทำให้การศึกษานี้เป็นการศึกษาแนวโน้มและความเป็นไปได้ในการประเมินผลผลิตในเบื้องต้นเพียงเท่านั้น อีกทั้งงานวิจัยนี้มีขอบเขตในการศึกษาที่แปลงมันสำปะหลังพันธุ์ระยอง 72 ที่ปลูกบนชุดดินครบุรีด้วยระบบสายน้ำหยดเท่านั้น วิธีการในการดำเนินงานงานวิจัยนี้จึงอาจเหมาะสมกับมันสำปะหลังที่มีลักษณะเช่นเดียวกับที่ได้กล่าวมาในเบื้องต้น

สรุป

การศึกษากการประเมินผลผลิตมันสำปะหลังโดยใช้ดัชนีพืชพรรณ NDVI, ExG และ GRVI ที่คำนวณจากภาพถ่ายที่ได้จากเซนเซอร์บนอากาศยานไร้คนขับและข้อมูลที่ได้จากการเก็บในแปลงตัวอย่าง โดยใช้แบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้น พบว่าการประเมินน้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI ให้ค่า R² สูงที่สุด รองลงมาคือ ExG และ GRVI ตามลำดับ โดยดัชนี NDVI ให้ความผิดพลาดในการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตเพียง 0.38 กก./ตร.ม. เนื่องจากคุณสมบัติของการดูดกลืนและสะท้อนแสงในช่วงคลื่นอินฟราเรดย่านใกล้และคลื่นแสงสีแดงของใบพืช ในขณะที่ดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากแสงในช่วงคลื่น RGB ดัชนี ExG มีความเหมาะสมที่สุดด้วยมีความถูกต้องค่อนข้างสูง และการเก็บภาพถ่าย RGB มีต้นทุนที่ต่ำกว่า โดยดัชนี ExG มีความผิดพลาดในการคาดการณ์ปริมาณผลผลิตที่ 0.51 กก./ตร.ม. เมื่อพิจารณาการประเมินปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสดด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI, ExG และ GRVI และแบบจำลองสมการถดถอยเชิงเส้นพบว่าผลการประเมินมีความถูกต้องที่ค่อนข้างต่ำเนื่องจากการเก็บข้อมูลภาพถ่ายด้วยกล้องที่ติดตั้งบน

อากาศยานแสดงถึงความอุดมสมบูรณ์ของพืชจากสมบัติน้ำสะท้อนแสงของใบเท่านั้น ไม่ได้พิจารณาถึงสภาพของดินและสภาพอากาศภายในแปลง โดยหากต้องการความแม่นยำที่สูงขึ้นควรมีการศึกษาการใช้ข้อมูลภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับร่วมกับข้อมูลอื่นที่เกี่ยวข้องกับการเพาะปลูกด้วยหรือใช้แบบจำลองที่มีความซับซ้อนมากขึ้น จึงจะช่วยให้แบบจำลองมีความแม่นยำที่สูงขึ้น ทั้งนี้การศึกษานี้เป็นเพียงแนวทางที่ใช้ในการประเมินผลผลิตมันสำปะหลังตามขอบเขตของสายพันธุ์มันสำปะหลัง ช่วงเวลาในการเก็บข้อมูล และลักษณะพื้นที่ในแปลงที่ศึกษาเท่านั้น

คำขอบคุณ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณห้องปฏิบัติการ Autonomous Control and System Engineering Laboratory (ACSE) สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่อง สำนักริชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้การสนับสนุนวัสดุอุปกรณ์และแนวทางในการเก็บข้อมูลด้วยอากาศยานไร้คนขับสำหรับงานวิจัย และขอขอบคุณท่านผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ฐิติพร มะณีโกภา สาขาวิชาเทคโนโลยีการผลิตพืช สำนักริชาเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี สำหรับการให้ความอนุเคราะห์วัสดุอุปกรณ์ แนวทางเก็บข้อมูลภาคพื้นดิน และข้อมูลที่เป็นประโยชน์ต่อการดำเนินงานวิจัย

เอกสารอ้างอิง

- กรมวิชาการเกษตร. 2547. เอกสารวิชาการมันสำปะหลัง. กรมวิชาการเกษตร, กรุงเทพฯ.
- กิติ์สุชาติ พสุภา. 2564. ระบบอัจฉริยะขั้นสูง: ทฤษฎี อัลกอริทึม และการประยุกต์ใช้. สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, กรุงเทพฯ.
- ฆฤณ ชินประสาทศักดิ์, ปรีชาพล อินทรสุข, นันทนัช พุสามป็อก และณัฐพล สนพะเนาวิ. 2566. แก่นแท้ของ Deep Learning : AI อธิบายด้วยภาพ. สำนักพิมพ์ เมตบายเอไอ, นนทบุรี.
- จิรวัดน์ โนดไธสง, ขวัญตรี แสงประชาธนารักษ์, เจษฎา โพธิ์สม, เสรี วงศ์พิเชษฐ์, ศุภสิทธิ์ คนใหญ่, มหิศร ว่องผาดิ และ Chanreaksa Chea. 2562. การศึกษาความเป็นไปได้ในการทำนายผลผลิตอ้อยในแปลงโดยใช้ดัชนีพืชพรรณ NDVI, CI_{red edge} และปริมาตรจากแบบจำลองพื้นผิวเชิงตัวเลข. แก่นเกษตร. 47: 679-694.
- ชัยวัช ไชวเจริญกุล. 2566. แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรม ปี 2566-68 อุตสาหกรรมมันสำปะหลัง. แหล่งข้อมูล: https://www.krungsri.com/getmedia/863b0aec-1bf1-449b-9b6b-1235a3a05650/IO_Cassava_230203_TH_EX.pdf.aspx. ค้นเมื่อ 15 กันยายน 2566.
- ปริญฉัตร จุลถาวร. 2563. การศึกษานาข้าวโดยอากาศยานไร้คนขับ: การติดตามการเจริญเติบโตของข้าวด้วยดัชนีพืชพรรณ RGB และการวัดความสูงของต้นข้าวด้วยแบบจำลองพื้นผิวเชิงตัวเลข. วิทยานิพนธ์ ปริญญาศิลปศาสตร บัณฑิตมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์. ปทุมธานี.
- ผุสดี บุญรอด และกรวัฒน์ พลเยี่ยม. 2560. แบบจำลองการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น. วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี. 25: 533-543.
- พงศ์ หลวงมูล และถาวร อ่อนประไพ. 2564. การประมาณผลผลิตข้าวด้วยค่าดัชนีพืชพรรณโดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายช่วงคลื่นจากอากาศยานไร้คนขับ. วารสารเกษตร. 37: 193-205.
- โพธิ์วุฒิ บุญเรือง, ชยันต์ ภัคดีไทย และศิวา แก้วปลั่ง. 2564. การประเมินภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับสำหรับประมาณผลผลิตอ้อย. แก่นเกษตร. 49: 306-313.
- มูลนิธิสถาบันพัฒนามันสำปะหลังแห่งประเทศไทย. 2557. รายงานผลการติดตามภาวะการผลิตมันสำปะหลังฤดูการผลิต 2556/2557. มูลนิธิสถาบันพัฒนามันสำปะหลังแห่งประเทศไทย, กรุงเทพฯ.
- วัลย์พร ศะศิประภา, นริลักษณ์ วรรณสาย, สุภาพร ราชันติก และณิชา ไปทอง. 2555. ความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณผลต่างนอร์มัลไลซ์กับผลผลิตมันสำปะหลังในจังหวัดกำแพงเพชร. วิชาการเกษตร. 30: 290-299.

- วัชริน มีรอด, กุลวรารงค์ สุวรรณศรี และกฤษดา บำรุงวงศ์. 2558. การศึกษาผลกระทบและเตรียมความพร้อมของภาคเกษตรไทยสู่ประชาคมอาเซียน: กรณีศึกษามันสำปะหลัง. สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ, ปทุมธานี.
- วัฒนพันธ์ ฤทธิ์เต็ม. 2561. การติดตามวิเคราะห์เปรียบเทียบการเจริญเติบโตและโรคใบขาวในแต่ละช่วงอายุของอ้อยด้วยภาพถ่ายทางอากาศยานไร้คนขับ และซอฟต์แวร์ที่สเปค. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิทยาศาสตร บัณฑิต มหาวิทยาลัยนเรศวร. พิษณุโลก.
- พรหมชัย สุพรรณ, ธนัช เอกเกื้อกุล, เนติ ศรีหาหนู และศิวา แก้วปลั่ง. 2561. การติดตามการเจริญเติบโตของนาข้าวด้วยภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับ. น. 548-554. ใน: การประชุมทางวิชาการมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 56: สาขาวิทยาศาสตร์และพันธุวิศวกรรม, สาขาสถาปัตยกรรมศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์, สาขาอุตสาหกรรมเกษตร, สาขาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม. 30 มกราคม - 2 กุมภาพันธ์ 2561 มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.
- สิตาวีร์ อีร์วิรุฬห์. 2559. สมาร์ทฟาร์ม (Smart farm) การทำการเกษตรที่เป็นมิตรกับสิ่งแวดล้อม. แหล่งข้อมูล: <http://library2.parliament.go.th/ebook/content-issue/2559/hi2559-093.pdf>. ค้นเมื่อ 6 เมษายน 2564.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. 2558. โอกาสสินค้าเกษตรสู่ประชาคมอาเซียน. แหล่งข้อมูล: http://www.oae.go.th/download/download_journal/2558/yearbook57.Pdf. ค้นเมื่อ 29 พฤษภาคม 2564.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. 2565. ข้อมูลการผลิตสินค้าเกษตร. แหล่งข้อมูล: <https://www.oae.go.th/view/1/ข้อมูลการผลิตสินค้าเกษตร/TH-TH> ค้นเมื่อ 15 กันยายน 2566.
- สำนักวิศวกรรมการผังเมือง. 2564. การสำรวจและจัดทำแผนที่ด้วยอากาศยานไร้คนขับ. สำนักพิมพ์ แอคซีฟ 888, กรุงเทพฯ.
- Chu, T., M. J. Starek, M. J. Brewer, S. C. Murray, and L. S. Pruter. 2017. Assessing loading severity over an experimental maize (*Zea mays* L.) field using UAS images. *Remote Sensing*. 9: 923.
- DJI. 2016. Phantom 4 Pro/Pro+ User Manual V1.0 2016.11. Available: https://dl.djicdn.com/downloads/phantom_4_pro/Phantom+4+Pro+Pro+Plus+User+Manual+v1.0.pdf. Accessed Nov.18, 2022.
- Janket, A., N. Vorasoot, B. Toomsan, W. Kaewpradit, S. Jogloy, P. Theerakulpisut, C.C. Holbrook, C. K. Kvien, and P. Banterng. 2020. Starch accumulation and granule size distribution of cassava cv. Rayong 9 grown under irrigated and rainfed conditions using different growing seasons. *Agronomy*. 10: 412.
- Jensen, J. R. 2007. Remote sensing of vegetation. *Remote sensing of the environment: an earth resource perspective*. Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Jiang, X., M. Gao, and Z. Gao. 2020. A novel index to detect green-tide using UAV-based RGB imagery. *Estuarine, Coastal and shelf science*. 245.
- Machikowa, T., T. Thong-ob, and S. Wonprasaid. 2020. Effect of soil moisture and determination of critical soil moisture contents of cassava. *Indian Journal of Agricultural Research*. 54: 483-488.
- Noor, S., O. Tajik, and J. Golzar. 2022. Simple random sampling. *International Journal of Education and Language Studies*. 1: 78-82.
- Parrot. 2022. Parrot SEQUOIA User guide. Available: https://www.parrot.com/assets/s3fs-public/2021-09/bd_sequoia_integration_manual_en_0.pdf. Accessed Nov. 18, 2022.
- Santisopasri, V., K. Kurotjanawong, S. Chotineeranat, K. Piyachomkwan, K. Sriroth, and C. G. Oates. 2001. Impact of water stress on yield and quality of cassava starch. *Industrial Crops and Products*. 13: 115-129.
- Sriroth, K., S. Piyachomkwan, and C. G. Oates. 2001. Environmental conditions during root development: Drought constraint on cassava starch quality. *Euphytica*. 120: 95-102.
- Starý, K., Z. Jelínek, J. Kumhálová, and J. Chyba. 2020. Comparing RGB-based vegetation indices from uav imageries to estimate hops canopy area. *Agronomy Research*. 18: 2592-2601.

- Tucker, C. J. 1979. Red and photographic in-fared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*. 8: 127-150.
- Tumlisan, G. Y. 2017. Monitoring growth development and yield estimation of maize using very high-resolution UAV-images in Gronau, Germany. M. S. Thesis. University of Twente, Enschede, Netherlands.
- Woebbecke, D. M., G. E. Meyer, K. Von Bargen, and D. A. Mortensen. 1995. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE*. 38: 259-269.
- Zhao, H., and J. Lee. 2020. The feasibility of consumer RGB camera drones in evaluating multitemporal vegetation status of a selected area: a technical note. *Applied Geography*. 6: 480-488.