

การประยุกต์ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์จากอากาศยานไร้คนขับ เพื่อลดต้นทุนการใช้ปุ๋ยในการเพาะปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33

เกียรติกุลไชย จิตต์เอื้อ¹, เกรียงไกร ทานา^{2*}, ดี จันทรศุภฤกษ์³, พันธ์ชิตา เวชสาร⁴, ยศวริศ พันธุ์เสนีย์⁵

^{1,2}โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

³วิสาหกิจชุมชน หัวตะพานโมเดล ต.สร้างถ่อน้อย อ.หัวตะพาน จ.อำนาจเจริญ

^{4,5}ศูนย์วิจัยข้าวอุบลราชธานี ต.หนองขอน อ.เมือง จ.อุบลราชธานี

Received: 6 February 2023

Revised: 8 August 2023

Accepted: 24 November 2023

บทคัดย่อ

เนื่องจากเทคโนโลยีที่ล้ำสมัยในยุคปัจจุบัน เกษตรกรและหน่วยงานภาครัฐได้มีแนวโน้มการนำโดรนมาใช้ช่วยเหลือในกระบวนการการเพาะปลูกและการเกษตรมากขึ้น โดยเฉพาะเพื่อการลดต้นทุนแรงงานและการเพิ่มผลผลิตทางการเกษตร คณะผู้วิจัยจึงสนใจศึกษาการใช้ข้อมูลระยะไกลจากโดรนร่วมกับการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องประเภทการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล (Supervised machine learning classification) เพื่อการช่วยในการบริหารจัดการการเพาะปลูกข้าวเจ้าให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ (1) เพื่อวิเคราะห์การเจริญเติบโตของข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 ด้วยดัชนีพืชพรรณแบบ NDVI จากอากาศยานไร้คนขับ และ (2) เพื่อจำแนกพื้นที่เพาะปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 จากภาพ NDVI และวิเคราะห์ความเหมาะสมของการใส่ปุ๋ย โดยพื้นที่ศึกษาเป็นแปลงทดลองปลูกข้าวของโครงการหัวตะพานโมเดล ณ อำเภอหัวตะพาน จังหวัดอำนาจเจริญ ผลการศึกษาพบว่าค่าเฉลี่ยของ NDVI ของข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 สูงสุดในวัฏภาคการเจริญเติบโตโดยไม่อาศัยเพศ และวัฏภาคสุกแก่ (NDVI มีค่า 0.2-0.4) และต่อมา NDVI มีค่าลดลงเนื่องจากต้นข้าวและรวงข้าวเปลี่ยนไปเป็นสีเหลือง ส่วนผลการวิเคราะห์การจำแนกข้อมูลสามารถจำแนกพื้นที่แปลงปลูกข้าวเป็น 3 ประเภท คือ พื้นที่ไม่มีต้นข้าว พื้นที่ต้นข้าวเบาบาง และพื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์ ผลการทดสอบความแม่นยำด้วยเมตริกซ์ความคลาดเคลื่อน พบว่า มีค่าความถูกต้องโดยรวมร้อยละ 80 และได้ค่าสัมประสิทธิ์ความสอดคล้อง 0.68 นอกจากนี้งานวิจัยนี้ได้ประยุกต์เทคนิคการจำแนกนี้เพื่อทดลองหาปริมาณปุ๋ยที่เหมาะสมตามประเภทพื้นที่ในแปลงทดลอง ผลการวิเคราะห์พบว่าสามารถลดปริมาณปุ๋ยในช่วงการเจริญเติบโตทางเมล็ดหรือช่วงกำลังออกรวงได้ถึงร้อยละ 6.67

คำสำคัญ: การรับรู้ระยะไกล ข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์ การจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล การเรียนรู้ของเครื่อง

* ผู้ประสานงานหลัก; อีเมล: kriengkrai_thana@rtaf.mi.th

Applying Normalized Difference Vegetation Index from UAV for Fertilizer Cost Reduction in Rice RD33 Cultivation

Kiatkulchai Jitt-Aer^{1,*}, Kriengkrai Thana², Dee Chunsuparer³, Phanchita Vejchasarn⁴,
Yotwarit Phansenee⁵

^{1,2}Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Air Force Academy

³Hua Thaphan Model community enterprise, Sang Tho Noi,
Hua Taphan, Amnat Charoen

^{4,5}Ubon Ratchathani Rice Research Center, Mueang, Ubon Ratchathani

Received: 6 February 2023

Revised: 8 August 2023

Accepted: 24 November 2023

Abstract

Due to the advanced technology in this era, farmers and government agencies are increasingly using UAVs to assist in cultivation and agriculture management, especially to reduce labor costs while increase agricultural productivity. Thus, we use of remote sensing data obtained from a drone and supervised classification for rice cultivation management to be more efficient. The specific objectives include 1) to analyze the growth of rice RD33 using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) from an UAV and 2) to classify the cultivated area of rice RD33 from the NDVI image for analyzing the cost of fertilizer. Hua Taphan Model in Amnat Charoen Province is used as the study area in this study. Regarding the results, NDVI of rice RD33 showed the highest values during the reproductive phase (NDVI values between 0.2-0.4), and gradually decreases during the flowering and maturity phase. For data classification, the experimental farm was categorized into 3 classes: bare soil, low-density rice growing and high-density rice growing. Confusion matrix was used for assessing the overall accuracy and the Kappa coefficient which are 80 percent and 0.68 respectively. This research has applied the classification technique to determine the appropriate amount of fertilizer. The results of the research can reduce the amount of fertilizer during rice ripening phase by 6.67 percent.

Keywords: Remote Sensing, Rice RD33, Normalized Difference Vegetation Index,
Supervised Classification, Machine Learning

* Corresponding Author; E-mail: kriengkrai_thana@rtaf.mi.th

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันภาพถ่ายทางอากาศและข้อมูลดาวเทียมถูกนำมาใช้แก้ปัญหาและพัฒนางานด้านต่าง ๆ โดยใช้เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ (Geo-informatics) แต่พบว่าข้อมูลการรับรู้ระยะไกลดังกล่าวมีต้นทุนค่อนข้างสูงในการนำมาประยุกต์ใช้งาน (Jitt-Aer et al., 2020) ซึ่งในปัจจุบันอากาศยานไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicle หรือ UAV) กำลังได้รับความนิยมและใช้ประโยชน์ในทั้งภาครัฐและเอกชน เช่น งานด้านสำรวจและทำแผนที่ งานแก้ไขปัญหาล้างแ้วดล้อม โดยเฉพาะงานทางด้านการเกษตรเนื่องจากใช้ต้นทุนดำเนินการไม่สูงนัก (Phrommas and Chaiwong, 2021; Nattharith, 2021) และที่สำคัญข้อมูลที่ได้จากดาวเทียมยังมีข้อจำกัดในด้านเวลาและสภาพอากาศ ดังนั้นอากาศยานไร้คนขับจึงถูกนำมาใช้สำหรับงานด้านการเกษตรมากขึ้น (Charoonpatrapong et al., 2021) เช่น การฉีดพ่นปุ๋ย และการพ่นสารเพื่อป้องกันและกำจัดโรคพืช (Punyawattee et al., 2019) ซึ่งอากาศยานไร้คนขับในปัจจุบันสามารถติดตั้งระบบเซ็นเซอร์ (Sensor) ที่มีขีดความสามารถมากขึ้น เช่น กล้องแบบมัลติสเปกตรัม (Multispectral) ที่สามารถวัดค่าดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์ (Normalized Difference Vegetation Index หรือ NDVI) (Suksirisak, 2019) ที่สามารถนำไปวิเคราะห์สุขภาพและความสมบูรณ์ของพืชพรรณ ทำให้เกษตรกรสามารถตรวจพบพื้นที่การเพาะปลูกที่มีปัญหาได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากขึ้น นอกจากนี้ การใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence หรือ AI) ควบคู่กับภาพถ่ายทางอากาศในงานการเกษตรทำให้บริหารจัดการแปลงพืชผักขนาดใหญ่ได้ง่ายดายและรวดเร็วมากขึ้น เช่น การประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network หรือ CNN) สำหรับการประเมินชีพลักษณะของข้าวเจ้า (Rice phenology) จากภาพถ่ายของอากาศยานไร้คนขับ (Yang et al., 2020)

ด้วยปัจจัยของการปลูกข้าวในประเทศไทยมีมากมายหลายอย่าง ตั้งแต่ปัญหาปัจจัยการผลิตราคาสูง ต้องพึ่งพาจากต่างประเทศ ทั้งปุ๋ยและสารเคมี การถ่ายทอดเทคโนโลยีการปลูกข้าวตามวิธีเกษตรกรรมที่ถูกต้องยังอยู่ในวงจำกัด ทำให้เกษตรกรต้องใช้ต้นทุนที่ค่อนข้างสูงในการปลูกข้าว เช่น การใส่ปุ๋ยและการใช้ยาฆ่าแมลงแบบทั่วพื้นที่แทนที่จะใช้เฉพาะพื้นที่ที่จำเป็นเท่านั้น ซึ่งต้องเสียค่าใช้จ่ายไม่เพียงแต่ค่าวัตถุดิบต่าง ๆ แต่รวมถึงเวลาและแรงงานด้วย (Qiu et al., 2021) ซึ่งการสำรวจและติดตามพื้นที่เพาะปลูกข้าวโดยใช้เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ โดยเฉพาะการใช้ข้อมูลการรับรู้ระยะไกลนั้น พบว่ามีประสิทธิภาพมากกว่าทั้งในด้านแรงงาน เวลา และงบประมาณ (Jitt-Aer et al., 2020) งานวิจัยนี้จึงต้องการศึกษาค่าดัชนี NDVI จากข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 (หอมอุบล 80) โดยการประยุกต์ใช้ดัชนี NDVI มาจำแนกข้อมูลพื้นที่เพาะปลูกแบบกำกับดูแล (Supervised machine learning classification) ทำให้เกษตรกรสามารถระบุจุดหรือพื้นที่การเพาะปลูกข้าวเจ้าที่มีปัญหาได้ง่าย รวดเร็ว และแม่นยำขึ้น หรือระบุพื้นที่เพาะปลูกข้าวเจ้าที่ควรได้รับการบำรุงรักษา เช่น การใส่ปุ๋ย ทำให้เกษตรกรลดเวลาและต้นทุนในการเพาะปลูกข้าวเจ้ามากขึ้น

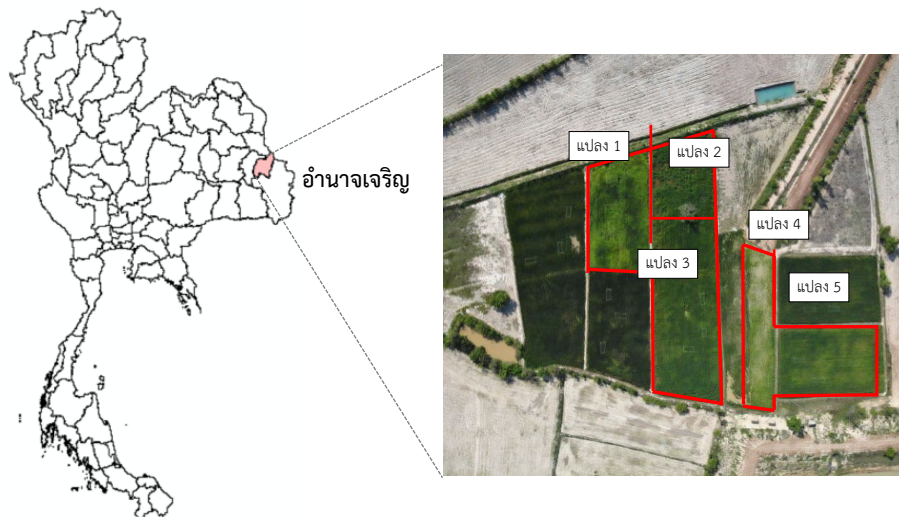
วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อวิเคราะห์การเจริญเติบโตของข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 ด้วยดัชนีพืชพรรณแบบ NDVI จากอากาศยานไร้คนขับ
2. เพื่อจำแนกพื้นที่เพาะปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 จากภาพ NDVI และวิเคราะห์ความเหมาะสมของการใส่ปุ๋ย

ขอบเขตการวิจัย

ขอบเขตพื้นที่ศึกษา

คณะผู้วิจัยนี้ได้ศึกษาแปลงปลูกข้าวทดลองในพื้นที่โครงการห้วยตะพานโมเดล ตั้งอยู่ที่หมู่บ้านคำน้อย หมู่ 2 ตำบลสร้างถ่อน้อย อำเภอห้วยตะพาน จังหวัดอำนาจเจริญ โดยแปลงปลูกข้าวทดลองในพื้นที่โครงการห้วยตะพานโมเดล มีพื้นที่สำหรับปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 จำนวน 5 แปลง เนื้อที่ประมาณ 7,200 ตารางเมตร หรือประมาณ 4.5 ไร่ ดังแสดงตามภาพที่ 1 โดยพื้นที่ของแปลงที่ 1 ถึง 5 มีขนาด 0.88, 1.1, 1.1, 0.5 และ 0.92 ไร่ ตามลำดับ



ภาพที่ 1 พื้นที่แปลงทดลองเพาะปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 ในโครงการห้วยตะพานโมเดล จังหวัดอำนาจเจริญ

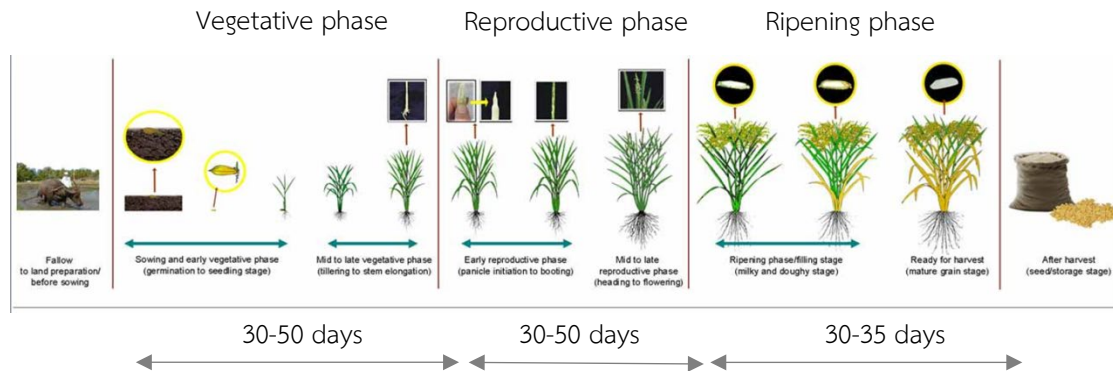
ขอบเขตด้านเนื้อหา

ผู้วิจัยนี้มุ่งเน้นการศึกษาค่าดัชนี NDVI ของข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 จากเซ็นเซอร์มัลติสเปกตรัมที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ โดยสำรวจเก็บค่าดัชนี NDVI ในหลายช่วงเวลาการเพาะปลูก และนำค่า NDVI มาใช้จำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยอัลกอริทึม Maximum likelihood สำหรับการทดลองหาปริมาณการใส่ปุ๋ยครั้งที่ 3 ในช่วงวัฏภาคเจริญพันธุ์ และเครื่องมือที่ใช้ดำเนินการวิจัยและวิเคราะห์ผลวิจัยประกอบไปด้วยซอฟต์แวร์ ArcGIS 10.7 สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS)

แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ข้าวเจ้าพันธุ์ กข33

ข้าวพันธุ์ กข33 เป็นข้าวเจ้าประเภทไม่ไวต่อช่วงแสง ที่พบในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และภาคภาคเหนือตอนบน วัฏจักรการเจริญเติบโตของข้าวพันธุ์ กข33 แบ่งเป็น 3 วัฏภาค คือ วัฏภาคการเจริญเติบโตโดยไม่อาศัยเพศ (Vegetative phase) วัฏภาคเจริญพันธุ์ (Reproductive phase) และวัฏภาคสุกแก่ (Ripening phase) ดังแสดงตามภาพที่ 2 โดยแต่ละระยะการเจริญเติบโต มีรายละเอียดดังนี้



ภาพที่ 2 วัฏจักรการเจริญเติบโตของข้าวพันธุ์ กข33
(Rice Knowledge Bank, 2016)

- (1) วัฏภาคการเจริญเติบโตโดยไม่อาศัยเพศ เริ่มตั้งแต่เมล็ดข้าวเริ่มงอก ประมาณ 20 วันหลังหว่าน และระยะแตกกอ เริ่มตั้งแต่มีการปักดำข้าวจนถึงข้าวสร้างรวงอ่อน หรือประมาณ 30-50 วันหลังปักดำ
- (2) วัฏภาคเจริญพันธุ์ จะใช้เวลาประมาณ 30-50 วัน หลังข้าวแตกกอสูงสุด ระยะแรกคือระยะสร้างรวงอ่อน เป็นช่วงที่ข้าวมีการเจริญเติบโตเต็มที่ ระยะต่อมาคือระยะตั้งท้อง ระยะนี้จะเห็นต้นข้าวมีลักษณะกลมพอง ขึ้นอย่างชัดเจน และระยะออกดอกและผสมพันธุ์ เป็นช่วงที่ข้าวจะส่งรวงพันจากกาบใบ ดอกข้าวจะบานและละอองเกสรตัวผู้จะร่วงลงบนเกสรตัวเมีย
- (3) วัฏภาคสุกแก่ เริ่มจากการผสมเกสรของดอกข้าว ภายในเมล็ดข้าวมีลักษณะคล้ายน้ำมันแล้วจะเปลี่ยนเป็นแป้งแข็งจนกระทั่งสุกแก่ ในระยะนี้จะใช้เวลาประมาณ 30-35 วัน

การสะท้อนเชิงสเปกตรัมของพืชพรรณ

วัตถุต่าง ๆ ที่ปกคลุมบนพื้นผิวโลก จะมีปฏิสัมพันธ์กับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในการสะท้อน การดูดกลืน และการส่งผ่านพลังงานที่แตกต่างกัน จากสมบัติดังกล่าวจะสามารถจำแนกวัตถุชนิดต่าง ๆ ในรูปแบบของลายเซ็นเชิงคลื่น (Spectral signature) ที่มีลักษณะเฉพาะที่แตกต่างกันไป (Srithalam et al., 2018)

ค่าดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์

โดยพืชปกติที่แข็งแรงจะมีการนำแสงในช่วงคลื่นที่ตามองเห็น (RGB) ไปใช้ในการสังเคราะห์แสง และจะสะท้อนแสงในช่วงคลื่นอินฟราเรดออกไปมาก ส่วนพืชที่อ่อนแอหรืออยู่ในสภาพเครียดจะไม่สามารถนำแสงในช่วงคลื่นที่ตามองเห็นไปใช้ในการสังเคราะห์แสงได้เต็มที่และสะท้อนกลับออกมา นอกจากนี้จะสะท้อนแสงในช่วงคลื่นอินฟราเรดออกไปน้อยกว่าปกติด้วย ดังนั้น จึงสามารถนำหลักการดังกล่าวไปประยุกต์ตรวจสอบคุณภาพของพืชได้ (Beisel et al., 2018) โดยกระบวนการการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณใช้คุณสมบัติของช่วงคลื่นแสงสีแดง (Red) โดยที่พืชมีการสะท้อนในช่วงนี้น้อย และคุณสมบัติของช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR) โดยที่พืชมีการสะท้อนในช่วงนี้มาก และนำทั้ง 2 ช่วงคลื่นมาสร้างสมการอัตราส่วนทางคณิตศาสตร์เพื่อหาค่าดัชนี NDVI ได้ดังนี้

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

โดยที่ NIR คือ ช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ และ Red คือ ช่วงคลื่นแสงสีแดง โดยที่ค่าดัชนี NDVI จะอยู่ในช่วง -1 ไปจนถึง +1 ซึ่งแปลผลถึงคุณภาพพืชพรรณหรือปริมาณพืชพรรณได้ ตัวอย่างเช่น ค่าดัชนี NDVI น้อยกว่า 0.1 หมายถึงไม่มีพืชพรรณอยู่ในพื้นที่สำรวจ ค่าดัชนี NDVI ระหว่าง 0.10-0.59 หมายถึงมีพืชพรรณอยู่น้อยหรือแบบกระจัดกระจาย ในขณะที่ค่าดัชนี NDVI มีค่าสูงระหว่าง 0.8 หรือ 0.9 หมายถึงมีพืชพรรณหนาแน่นมากในพื้นที่ (Yasowong and Charasakulchai, 2013)

วิธีดำเนินการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

คณะผู้วิจัยใช้อากาศยานไร้คนขับในการรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ คือ อากาศยานไร้คนขับยี่ห้อ DJI Phantom 4 Multispectral ที่มีเซ็นเซอร์แบบหลายช่วงคลื่นในการบันทึกภาพ (Band 1: Blue, Band 2: Green, Band 3: Red, Band 4: Red Edge, Band 5 : Near Infrared) สำหรับแผนการบินสามารถสร้างแนวการบินบันทึกภาพอัตโนมัติในแอปพลิเคชัน Pix4D Capture ซึ่งการบินสำรวจจะดำเนินการระหว่าง 10.00 ถึง 11.00 นาฬิกา และบินที่ความสูง 20 เมตร ซึ่งให้ความละเอียดเชิงพื้นที่ 0.55 เซนติเมตร

การรวบรวมข้อมูล

การทดลองได้ดำเนินการในฤดูการปลูกข้าวนาปี (ระหว่างเดือนพฤษภาคม-กรกฎาคม) โดยทำการเพาะปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 ด้วยวิธีการหว่าน โดยเริ่มหว่านในวันที่ 11 กุมภาพันธ์ 2564 และการเก็บข้อมูลแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน โดยขั้นตอนที่ 1 เป็นการเก็บภาพถ่ายมัลติสเปกตรัมของแปลงปลูกข้าวทดลอง โดยการเก็บข้อมูลนี้แบ่งออกเป็น 3 ช่วงเวลา เพื่อให้ครอบคลุมวัฏภาคการเจริญเติบโต (Growth phase) ของข้าวทั้ง 3 วัฏภาคของระยะการเจริญเติบโต รายละเอียดตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การเก็บข้อมูลภาพมัลติสเปกตรัมด้วยอากาศยานไร้คนขับ

ระยะการเจริญเติบโตของข้าว	วันที่สำรวจ	ระยะเวลาหลังการหว่าน
วัฏภาคการเจริญเติบโตโดยไม่อาศัยเพศ	4 และ 10 เมษายน 2564	52 และ 58 วัน ตามลำดับ
วัฏภาคเจริญพันธุ์	25 และ 28 พฤษภาคม 2564	103 และ 106 วัน ตามลำดับ
วัฏภาคสุกแก่	15 และ 19 มิถุนายน 2564	124 และ 128 วัน ตามลำดับ

การเก็บข้อมูลขั้นตอนที่ 2 เป็นการเก็บข้อมูลการหว่านปุ๋ยในแปลงข้าวทดลอง โดยการเก็บข้อมูลนี้แบ่งออกเป็น 3 ครั้ง ตามคำแนะนำของศูนย์วิจัยข้าวอุบลราชธานี คือ ครั้งที่ 1 ใส่ปุ๋ยสูตร 16-20-0 อัตรา 30 กิโลกรัมต่อไร่ หลังหว่าน 20 วัน ครั้งที่ 2 ใส่ปุ๋ยสูตร 46-0-0 อัตรา 15 กิโลกรัมต่อไร่ ในระยะแตกกอ ครั้งที่ 3 ใส่ปุ๋ยสูตร 46-0-0 อัตรา 10 กิโลกรัมต่อไร่ ในระยะสร้างรวงอ่อน โดยการคำนวณอัตราการหว่านปุ๋ยในช่วงเวลาดังกล่าว ดังแสดงในตารางที่ 2

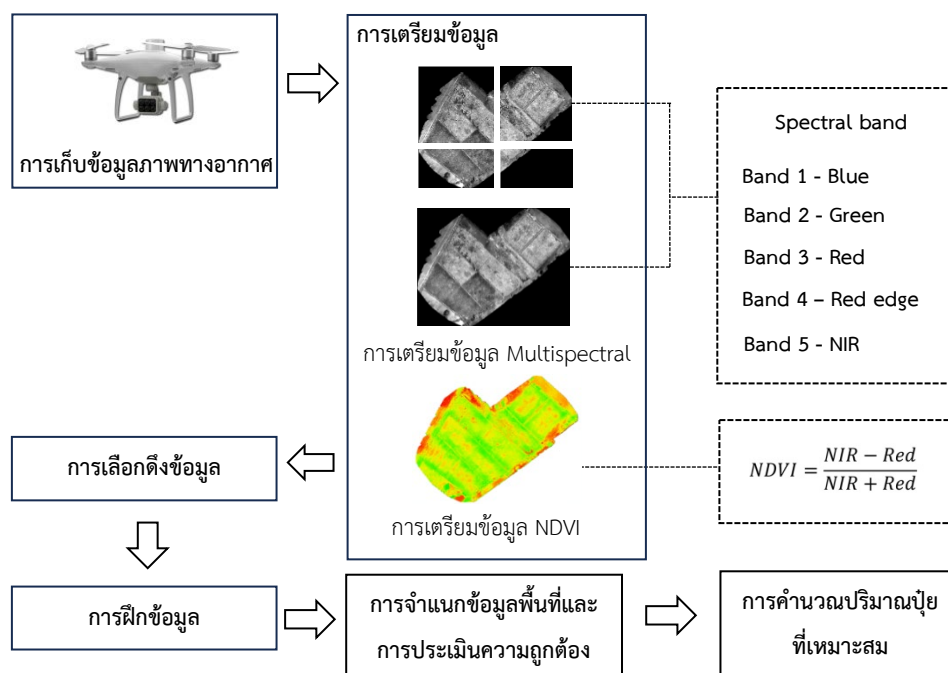
ตารางที่ 2 ข้อมูลการใส่ปุ๋ยในแปลงทดลอง

รายละเอียดปุ๋ย	วันที่ใส่ปุ๋ย	ปริมาณปุ๋ยที่ใช้ (กก.)				
		แปลง 1	แปลง 2	แปลง 3	แปลง 4	แปลง 5
ครั้งที่ 1 สูตร 16-2-0 (30 กก./ไร่)	3 มีนาคม 2564	26.4	33.0	33.0	15.0	27.6
ครั้งที่ 2 สูตร 46-0-0 (15 กก./ไร่)	6 เมษายน 2564	13.2	16.5	16.5	7.5	13.8
ครั้งที่ 3 สูตร 46-0-0 (10 กก./ไร่)	20 พฤษภาคม 2564	8.8	11.0	11.0	5.0	9.2

โดยลักษณะดินบริเวณพื้นที่การทดลองมีลักษณะเป็นดินร่วนเหนียวปนทรายแป้ง (SiCL) ซึ่งมีลักษณะ คือ เป็นกลุ่มชุดดินที่เกิดจากวัตถุดิบกำเนิดดินพวกตะกอนลำนํ้า อย่างไรก็ตาม ได้ส่งตัวอย่างดินไปวิเคราะห์คุณภาพเพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการปรับปรุงดินก่อนทำการทดลอง พบว่าเป็นดินที่เหมาะสมกับการเพาะปลูกข้าว รวมถึงในระหว่างการทดลองช่วงการให้ปุ๋ยตามคำแนะนำของศูนย์วิจัยข้าวอุบลราชธานี

การดำเนินการจำแนกข้อมูล

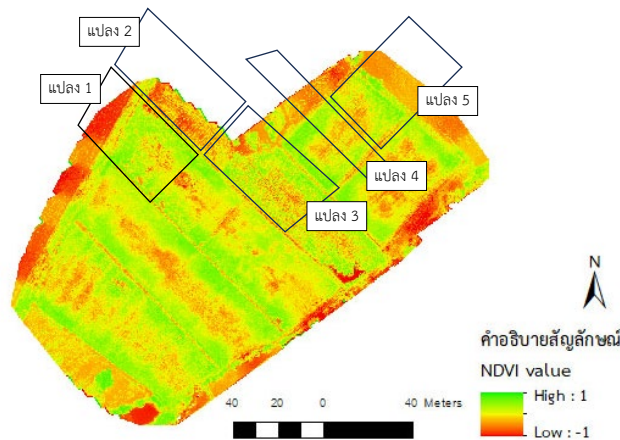
เริ่มจากการใช้อากาศยานไร้คนขับถ่ายภาพเก็บข้อมูลภาพของแปลงทดลอง โดยมีขั้นตอนการประมวลผลภาพ เริ่มจากการนำภาพมัลติสเปกตรัมที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับหลาย ๆ ภาพมารวมกันด้วยวิธีโมเสคภาพ (Mosaic) ซึ่งวิธีการนี้ใช้การซ้อนทับกัน (Overlap) ที่บริเวณรอยต่อของแต่ละภาพเข้าด้วยกันเพื่อรวมกันเป็นภาพเดียว คือ ภาพถ่ายออร์โธ (Orthophoto photo) ที่ระยะพื้นต่อพิกเซล (Ground sample distance หรือ GSD) ขนาด 2 เซนติเมตร จากนั้นใช้ภาพช่วงความยาวคลื่นแสงสีแดง (Red) และช่วงความยาวคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR) มาดำเนินการคำนวณเพื่อให้ได้ภาพแสดงดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์ (NDVI) จากนั้นจึงใช้เทคนิคการจำแนกข้อมูลภาพ เพื่อคำนวณหาปริมาณปุ๋ยที่ใช้อย่างเหมาะสม โดยมีขั้นตอนดังแสดงตามภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

การคำนวณดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์

ในขั้นตอนนี้เป็นการนำภาพมัลติสเปกตรัมที่ได้จากการถ่ายภาพของอากาศยานไร้คนขับบนพื้นที่แปลงทดลอง มาผสมกันให้เป็นภาพแสดงดัชนี NDVI ซึ่งเกิดจากการคำนวณจากช่วงความยาวคลื่น 2 ช่วง คือ band 3 (Red) และ band 5 (NIR) การได้มาซึ่งภาพแสดงดัชนี NDVI และการคำนวณได้จากสมการคณิตศาสตร์ ดังแสดงตามภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ภาพแสดงค่าดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์

การเลือกและการฝึกข้อมูลสำหรับการจำแนกข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้การจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแลในการจำแนกพื้นที่เพาะปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 โดยขั้นตอนการจำแนกพื้นที่นั้นเริ่มจากการเลือกดึงประเภข้อมูล (Feature extraction) ออกเป็น 3 กลุ่ม (Class) คือ สิ่งปกคลุมอื่นที่ไม่ใช่ต้นข้าว (พื้นดินและพื้นน้ำ) พื้นที่ต้นข้าวเบาบาง และพื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์ โดยแต่ละกลุ่มถูกเลือกเก็บแบบวิธีสุ่ม (Random) เพื่อนำไปใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการฝึก

การประเมินความถูกต้องของการจำแนกข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้วิธีการประเมินผลการจำแนกด้วยการใช้เมตริกซ์ความคลาดเคลื่อน (Confusion matrix) ซึ่งเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอ้างอิงกับผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกข้อมูล โดยจะจัดข้อมูลอ้างอิงให้อยู่ในแถว และจัดข้อมูลที่ได้จากการจำแนกอยู่ในคอลัมน์ของตารางเมตริกซ์ความคลาดเคลื่อน ซึ่งสามารถหาค่าความถูกต้องโดยรวม (Overall accuracy) ความถูกต้องของผู้ใช้ (User's accuracy) ความถูกต้องของผู้ผลิตแผนที่ (Producer's accuracy) และค่าสัมประสิทธิ์ความสอดคล้อง (Kappa coefficient) เพื่อใช้สำหรับการประเมิน

ผลการวิจัย

การศึกษาการประยุกต์ภาพมัลติสเปกตรัมจากอากาศยานไร้คนขับสำหรับการปลูกข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งได้แบ่งผลการวิจัยเป็น 2 ส่วน คือ (1) การวิเคราะห์ดัชนี NDVI ของข้าวเจ้า และ (2) ผลการจำแนกพื้นที่เพาะปลูกข้าวเจ้าสำหรับการบริหารจัดการต้นทุนการใช้น้ำ ดังแสดงรายละเอียดต่อไปนี้

1. การวิเคราะห์ค่าดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์ของข้าวเจ้าพันธุ์ กข33

ผลจากการรวมวิธีประมวลผลภาพทำให้ได้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นของข้าวพันธุ์ กข33 จากนั้นนำไปคำนวณดัชนี NDVI ในระยะการเจริญเติบโตซึ่งประกอบด้วย 3 ภูมิภาคซึ่งผลจากการเก็บข้อมูลภาพมัลติสเปกตรัมจำนวนทั้งหมด 6 วัน สามารถแสดงผลทางสถิติของค่าดัชนี NDVI ได้ตามตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ค่าทางสถิติของดัชนีความแตกต่างพืชพรรณแบบนอร์มอลไลซ์ของข้าวเจ้าพันธุ์ กข33

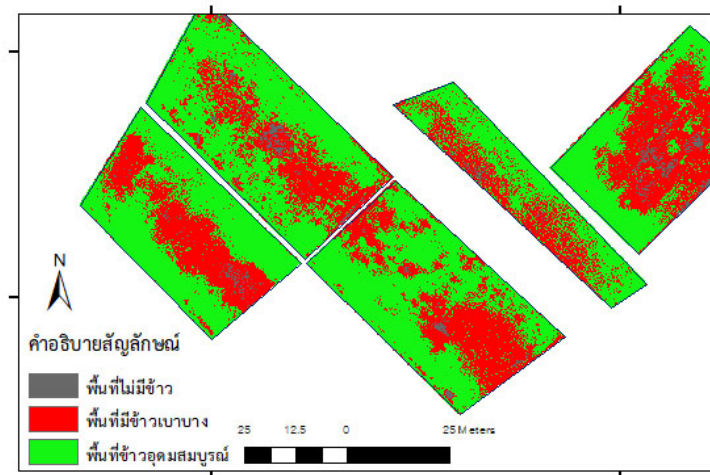
วันที่	อายุข้าว (วัน)	ค่าทางสถิติของดัชนี NDVI			
		ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
4 เมษายน 2564	52	-0.6692	0.7179	0.1101	0.0909
10 เมษายน 2564	58	-0.6181	0.7106	0.1864	0.0887
25 พฤษภาคม 2564	103	-0.4794	0.6670	0.1987	0.0866
28 พฤษภาคม 2564	106	-0.4395	0.7410	0.2438	0.0843
15 มิถุนายน 2564	124	-0.4031	0.6457	0.1057	0.0611
19 มิถุนายน 2564	128	-0.3150	0.7148	0.1070	0.0323

ผลการจำแนกข้อมูล

จากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกทั้ง 3 กลุ่มนั้น ทำให้ได้ผลค่าสถิติต่าง ๆ ของดัชนี NDVI ในชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกดังแสดงในตารางที่ 4 และผลการจำแนกข้อมูลทั้ง 3 กลุ่มด้วยการเรียนรู้ของเครื่องสามารถแสดงได้ตามภาพที่ 5

ตารางที่ 4 ค่าทางสถิติของชุดข้อมูลสำหรับการฝึกของแต่ละกลุ่มข้อมูล

ชื่อกลุ่มข้อมูล (Class)	ค่าทางสถิติ NDVI			
	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
พื้นที่ไม่มีต้นข้าว	-0.54	0.37	-0.22	0.08
พื้นที่ต้นข้าวเบาบาง	-0.36	0.54	0.00	0.08
พื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์	0.01	0.71	0.45	0.05



ภาพที่ 5 ผลการจำแนกข้อมูลพื้นที่ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

ผลการจำแนกข้อมูลพื้นที่ทั้ง 3 กลุ่มด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องสามารถตรวจสอบความถูกต้องเบื้องต้นด้วยการเทียบกับภาพถ่ายทางอากาศบนแปลงทดลองจริงเมื่อวันที่ 25 พฤษภาคม 2564 แต่อย่างไรก็ตาม ผลการวิเคราะห์การจำแนกข้อมูลด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง สามารถดำเนินการทดสอบความแม่นยำด้วยการใช้ข้อมูลอ้างอิง (Reference data) ซึ่งในการศึกษานี้ข้อมูลอ้างอิงคือสภาพจริงของแปลงข้าวทั้ง 5 แปลง โดยกำหนดจุดตำแหน่งโดยวิธีสร้างจุดสุ่ม (Random points) ในโปรแกรม ArcGIS 10.7 สำหรับตรวจสอบความถูกต้องจำนวน 60 จุด และใช้ตารางเมตริกซ์ความคลาดเคลื่อน (Confusion matrix) หาค่าความแม่นยำ แสดงตามตารางที่ 5

ตารางที่ 5 เมตริกซ์ความคลาดเคลื่อนของการจำแนกข้อมูล

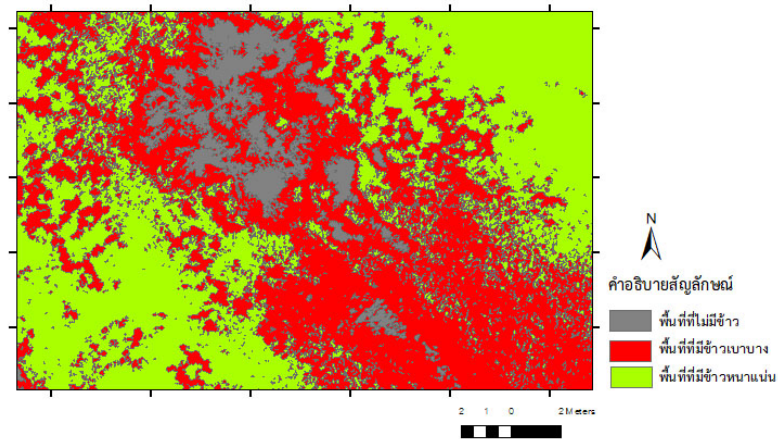
		Observed Classes				User's accuracy
Predict Classes	Class	พื้นที่ไม่มีต้นข้าว	พื้นที่ต้นข้าวเบาบาง	พื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์	Total	
	พื้นที่ไม่มีต้นข้าว	8	7	0	15	53%
	พื้นที่ต้นข้าวเบาบาง	1	21	2	24	88%
	พื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์	0	2	19	21	90%
	Total	9	30	21	Overall Accuracy	
Producer's accuracy		89%	70%	90%	80%	

จากผลการทดสอบความแม่นยำของการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธี Maximum likelihood เพื่อจำแนกข้อมูลในพื้นที่แปลงข้าวเจ้าพันธุ์ กข33 พบว่า มีค่าความถูกต้องโดยรวม (Overall accuracy) ร้อยละ 80 และได้ค่าสัมประสิทธิ์ความสอดคล้อง (Kappa coefficient) เท่ากับ 0.68

2. ผลการนำเทคนิคการจำแนกข้อมูลไปใช้เพื่อจัดการปริมาณการใช้น้ำ

ในขั้นตอนนี้เป็นการประมวลผลภาพที่มีคุณสมบัติเป็นข้อมูลแบบกริด (Raster data) จึงต้องทำการปรับเปลี่ยนข้อมูลแบบกริดให้เป็นข้อมูลแบบเวกเตอร์ (Vector data) โดยใช้เครื่องมือประมวลผล (Raster to Polygon)

ในโปรแกรม ArcGIS 10.7 ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ 6 ซึ่งเป็นข้อมูลเวกเตอร์ที่จำแนกพื้นที่ทั้ง 3 กลุ่ม คือ พื้นที่ที่ไม่มีข้าว พื้นที่ที่มีข้าวเบาบาง และพื้นที่ที่มีข้าวหนาแน่น และนำไปหาขนาดพื้นที่แต่ละกลุ่มพื้นที่ในตารางข้อมูลอรรถาธิบาย (Attribute table) ได้ผลลัพธ์ตามตารางที่ 6



ภาพที่ 6 ข้อมูลเวกเตอร์พื้นที่ที่ไม่มีต้นข้าว พื้นที่ที่มีต้นข้าวเบาบาง และพื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์

ตารางที่ 6 ขนาดพื้นที่จำแนกตามกลุ่มข้อมูล

ชื่อกลุ่มข้อมูล	สัญลักษณ์	พื้นที่ (ตร.ม.)	พื้นที่ (ไร่)
พื้นที่ไม่มีต้นข้าว		486	0.30
พื้นที่ต้นข้าวเบาบาง		2,280	1.42
พื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์		4,377	2.74

โดยงานวิจัยนี้จำกัดการศึกษาที่การใส่ปุ๋ยครั้งที่ 3 ในช่วงข้าวอยู่ในระยะข้าวออกรวง (วัฏภาคเจริญพันธุ์) ซึ่งในระยะที่เกษตรกรต้องใส่ปุ๋ย ครั้งที่ 3 เป็นปุ๋ยสูตร 46-0-0 อัตรา 10 กิโลกรัมต่อไร่ (ตารางที่ 2) ซึ่งพื้นที่แปลงทดลองปลูกข้าวมีขนาด 4.5 ไร่ จะต้องใช้ปุ๋ยปริมาณ 45 กิโลกรัม ดังนั้นการประยุกต์รวมกับการจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง การคำนวณอัตราการใส่ปุ๋ยในช่วงเวลาดังกล่าว จะสามารถวางแผนเตรียมปุ๋ยเฉพาะบริเวณที่เหมาะสมกับพื้นที่ปลูกข้าวเท่านั้น โดยผลการวิเคราะห์ข้อมูลการจำแนกพื้นที่ทำให้ทราบว่าพื้นที่ว่างเปล่าที่ไม่มีความจำเป็นต้องหว่านปุ๋ยซึ่งมีขนาด 0.3 ไร่ (ตารางที่ 6) คิดเป็นปริมาณปุ๋ยที่ลดได้เป็น 3 กิโลกรัม ดังนั้น การบริหารจัดการปริมาณปุ๋ยที่เหมาะสมสามารถคำนวณได้ดังแสดงในตารางที่ 7

ตารางที่ 7 อัตราการหว่านปุ๋ยในแปลงทดลอง

รายละเอียดปุ๋ย	ช่วงเวลา	ปริมาณปุ๋ยวิธีเดิม	ปริมาณปุ๋ยใช้เฉพาะพื้นที่	ร้อยละที่ลดลง
สูตร 46-0-0 (10 กก./ไร่)	ระยะสร้าง รวงอ่อน	45 กก.	42 กก.	6.67

อภิปรายผล

จากการประมวลผลค่าดัชนี NDVI เห็นได้ว่าเมื่ออายุข้าวมากขึ้น ค่าต่ำสุดของดัชนี NDVI มีแนวโน้มสูงขึ้น ซึ่งการที่ค่าต่ำสุดของดัชนี NDVI มีค่าเพิ่มขึ้นตามอายุของข้าวสามารถแปลความได้ว่าข้าวเกิดการแตกใบและกระจุกตัว เป็นก่อให้เกิดบังสิ่งปกคลุมดินมากขึ้น (NDVI -0.6692 ถึง -0.4395) โดยสอดคล้องกับค่าเฉลี่ยของดัชนี NDVI ในวัฏภาคการเจริญเติบโตโดยไม่อาศัยเพศและในวัฏภาคเจริญพันธุ์ (52-106 วัน) ที่มีแนวโน้มค่าเฉลี่ยสูงขึ้น (NDVI 0.1101 ถึง 0.2438) หมายถึงข้าวมีการเจริญเติบโตทั้งทางลำต้นและใบที่มีสีเขียวและแตกกอหนาขึ้น โดยสังเกตได้จากข้อมูลค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่มีแนวโน้มดีขึ้น (แนวโน้มลดลง) นั่นคือเมื่ออายุข้าวมากขึ้นจะมีการกระจุกตัวของข้าวมากขึ้นด้วย แต่อย่างไรก็ตาม หลังข้าวเริ่มออกรวงในวัฏภาคการเจริญเติบโตโดยไม่อาศัยเพศ ค่าเฉลี่ยดัชนี NDVI มีค่าลดลงตามลำดับ (NDVI 0.2438 ถึงประมาณ 0.1) ตีความได้ว่าใบต้นข้าวและรวงข้าวมีการเปลี่ยนจากสีเขียวไปเป็นสีเหลืองทำให้ค่าเฉลี่ยลดลง (วันที่ 125-128) ซึ่งไม่สอดคล้องกับค่าต่ำสุดของดัชนี NDVI ในช่วงเดียวกันนี้ ทั้งนี้ แม้ว่าสีเขียวของข้าวลดลง แต่ความหนาแน่นของต้นข้าวและรวงข้าวยังคงทำให้สิ่งปกคลุมดินอื่น ๆ ที่ไม่ใช่ข้าวคงมีพื้นที่เท่าเดิมกับวัฏภาคเจริญพันธุ์ ทำให้ค่าต่ำสุดของดัชนี NDVI มีแนวโน้มไม่แตกต่างจากเดิมมากนัก (NDVI -0.4031 ถึง -0.3150) ในขณะที่ค่าสูงสุดของดัชนี NDVI แสดงข้อมูลสอดคล้องกับค่าเฉลี่ย คือ ตลอดระยะเวลาการเจริญเติบโตของข้าว ค่าสูงสุดของดัชนี NDVI จะอยู่ในวัฏภาคสุกแก่ที่ประมาณ 106 วัน ซึ่งค่าเฉลี่ยของดัชนี NDVI สูงกว่าช่วงอื่น ๆ (NDVI เฉลี่ยที่ 0.2438) และลดลงในช่วงเวลาใกล้เคียงกัน (NDVI เฉลี่ยที่ประมาณ 0.1 เมื่อใกล้วันที่ 128)

การประยุกต์เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องประเภทการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแลกับแปลงปลูกข้าวทดลอง เพื่อจำแนกข้อมูลเชิงพื้นที่ 3 กลุ่ม คือ พื้นที่ไม่มีต้นข้าว (ค่าเฉลี่ย NDVI -0.22) พื้นที่มีต้นข้าวเบาบาง (ค่าเฉลี่ย NDVI 0.00) และพื้นที่ข้าวอุดมสมบูรณ์ (ค่าเฉลี่ย NDVI 0.45) นั้น ผลการวิเคราะห์ข้อมูลทำให้ทราบว่าการจำแนกมีความถูกต้องโดยรวมอยู่ในเกณฑ์ดี โดยค่าสัมประสิทธิ์ความสอดคล้องได้จากการเปรียบเทียบจากข้อมูลอ้างอิงที่ทำการสำรวจด้วยภาพถ่ายทางอากาศมีความสอดคล้องกับค่าที่เครื่องได้ทำนายบนพื้นฐานของชุดข้อมูลการฝึก โดยปัจจัยด้านอัลกอริทึมและคุณภาพของข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศจึงส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลพื้นที่ อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำของการจำแนกอาจดีขึ้นหากใช้ดัชนีอื่น ๆ เพิ่มเติมจาก NDVI เช่น NDRI (Normalized Difference Red Edge Index) และ RECI (Red Edge Chlorophyll Index) (Wang et al., 2022) หรือการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) เช่น การใช้อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional neural network : CNN) (Cheewaparakobkit, 2019) และประยุกต์ CNN ในการตรวจจับชีพลักษณะของการเจริญเติบโตของข้าว (Yang et al., 2020) นอกจากนี้ หากนำวิธีการวิจัยนี้ประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ประมวลผลดัชนี NDVI จากสัญญาณภาพจากอากาศยานไร้คนขับแบบเวลาจริง (Suksirisak, 2019; Yang et al., 2020) จะทำให้ประหยัดเวลาในการดำเนินการในขณะที่เพิ่มความแม่นยำในการจำแนกและสามารถส่งผลการลดต้นทุนด้านการเกษตร เช่น การใช้ปริมาณปุ๋ยที่เหมาะสม ดังนั้น การประยุกต์ใช้อากาศยานไร้คนขับและเทคนิคการประมวลผลภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ จะช่วยให้การบริหารจัดการสำหรับการลดต้นทุนไม่เฉพาะการใช้แรงงานคนในการสำรวจพื้นที่การเกษตร แต่สามารถนำภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับมาวิเคราะห์และประมวลผลเพื่อหาพื้นที่สำหรับการใส่ปุ๋ยให้เกิดความคุ้มค่ามากที่สุดด้วย

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยในอนาคตควรนำข้อมูลการรับรู้ระยะไกลอื่น ๆ เช่น ภาพถ่ายดาวเทียมที่มีความละเอียดสูง ข้อมูลดัชนีการสะท้อนคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าแบบอื่นนอกเหนือจากดัชนี NDVI มาใช้ประกอบ รวมถึงการควบคุมตัวแปรสภาพแวดล้อมต่าง ๆ และที่สำคัญการเลือกใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องอื่นๆ เช่น Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF) หรือ Artificial Neural Network (ANN) มาเปรียบเทียบผลลัพธ์ และวัดความแม่นยำของผลลัพธ์ นอกจากนี้งานวิจัยในอนาคตอาจนำแนวทางการประยุกต์ข้อมูลการรับรู้ระยะไกล การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องกับข้าวเจ้าพันธุ์ต่าง ๆ ในพื้นที่ปลูกข้าวเจ้าในภูมิภาคอื่น ๆ ของประเทศไทย รวมถึงการประยุกต์ใช้กับพืชการเกษตรประเภทอื่น ๆ ที่มีความสำคัญกับเศรษฐกิจไทยด้วย

เอกสารอ้างอิง

- Beisel, N. S., Callaham, J. B., Sng, N. J., Taylor, D. J., Paul, A. L., and Ferl, R. J. (2018). Utilization of Single-Image Normalized Difference Vegetation Index (SI-NDVI) for Early Plant Stress Detection. *Applications in plant sciences*, 6(10), 1-10.
- Charoonpatrapong, T., Namsang, A., and Kongsamutr, N. (2021). A Comparison of Regulations for Agricultural Unmanned Aerial Vehicles in Thailand and Foreign Countries. *Sripatum Review of Humanities and Social Sciences*, 21(1), 105-121. (in Thai)
- Cheewaparakobkit, P. (2019). Improving the Performance of an Image Classification with Convolutional Neural Network Model by Using Image Augmentations Technique. *TNI Journal of Engineering and Technology*, 7, 59-64. (in Thai)
- Jitt-Aer, K., Buaphiban, T., and Sriprsert, A. (2020). Applying Aerial Imagery from Unmanned Aerial Vehicle for Digital Maps. *Sripatum Review of Science and Technology*, 12, 93-105. (in Thai)
- Nattharith, P. (2021). Unmanned Aerial Vehicle Navigation using a Behaviour Based Control Architecture. *Naresuan University Engineering Journal*, 16(1), 140-154. (in Thai)
- Phrommas, R., and Chaiwong, C. (2021). Application of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) for Land Use Monitoring and Mapping in Maechaem District with Community Participation. *Journal of Communication Arts Review*, 25(2), 110-125. (in Thai)
- Punyawatthoe, P., Sutjaritthammajariyangkun, W., Chaiyasing, N., and Supornsin, S. (2019). The Efficacy of the Unmanned Aerial Vehicle (UAV) for Controlling Rice Dirty Panicle Disease. *Thai Agricultural Research Journal*, 37(1), 27-36. (in Thai)
- Qiu, Z., Ma, F., Li, Z., Xu, X., Ge, H., and Du, C. (2021). Estimation of Nitrogen Nutrition Index in Rice from UAV RGB Images Coupled with Machine Learning Algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 189, 1-9.
- Rice Knowledge Bank (2016). *How to Develop a Crop Calendar*. [Online]. Retrieved June 18, 2021, from: <http://www.knowledgebank.irri.org/step-by-step-production/pre-planting>

- Srichalam, K., Karnchanasutham, S., Nualchawee, K., and Pleerux, N. (2018). The Study of Spectral Reflectance Characteristics of Cassava Plantation from Satellite Data in Chokchai District, Nakhon Ratchasima Province. *VRU Research and Development Journal: Science and Technology*, 13(3), 12-22. (in Thai)
- Suksirisak, P. (2019). A Real-Time Image Processing from Multispectral Camera for Agriculture. *CRMA Journal*, 17, 75-85. (in Thai)
- Wang, Y., Chang, Y., and Shen Y. (2022). Estimation of Nitrogen Status of Paddy Rice at Vegetative Phase using Unmanned Aerial Vehicle Based Multispectral Imagery. *Precision Agriculture*, 23, 1-17.
- Yang, Q., Shi, L., Han, J., Yu, J., and Huang, K. (2020). A Near Real-Time Deep Learning Approach for Detecting Rice Phenology Based on UAV Images. *Agricultural and Forest Meteorology*, 287, 1-17.
- Yasowong, P., and Charasakulchai, C. (2013). Indexing Remote Sensing Image Retrieval using Clustering and Vegetation Indices. *Journal of Information Science and Technology*, 4(2), 1-8. (in Thai)