

การศึกษาเปรียบเทียบตัวจำแนกสำหรับการวิเคราะห์การใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตร

A Comparative Study of Classifiers for Analyzing Agricultural Land Use

¹ปัทกอร อันชืน, ^{2*}ภูมิปัตน์ ดวงกลาง และ ³ประสาทร วงษ์คำซ่าง

^{1,3}สำนักบัณฑิตศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

²กองการศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

Received : June 10, 2022

Revised : October 19, 2022

Accepted : December 20, 2022

¹Patikorn Anchuen, ^{2*}Phummipat Daungklang and ³Prasatporn Wongkamchang

^{1,3}The Graduate School, Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Air Force Academy

²Faculty of Academic, Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Air Force Academy

Patikorn_an@rtaf.mi.th, *Phummipat_d@rtaf.mi.th, Prasatporn_w@rtaf.mi.th

บทคัดย่อ

บทความนี้มุ่งเน้นไปที่การศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวจำแนกสำหรับการวิเคราะห์การใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรจากภาพถ่ายทางอากาศ (Aerial Photographic) เพื่อลดภาระเจ้าหน้าที่ในการสำรวจพื้นที่ทำเกษตรแบบผสมผสาน ขั้นตอนวิธีที่ได้รับการยอมรับและมีการใช้งานอย่างแพร่หลายทางด้านงานระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ ได้แก่ Maximum Likelihood (ML) Support Vector Machine (SVM) และ Random Forest (RF) ถูกนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการจำแนกประเภทพืชพรรณทางการเกษตร ข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศในช่วงคลื่นแสงสีแดง (Red band) และช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR band) จะถูกบันทึกจากกล้องถ่ายภาพชนิดพิเศษที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicle: UAV) เพื่อใช้ในการคำนวณดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI) ผลการศึกษาพบว่าขั้นตอนวิธี RF มีความแม่นยำมากที่สุดถึง 93 เปอร์เซ็นต์

คำสำคัญ: ภาพถ่ายทางอากาศ, อากาศยานไร้คนขับ, ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ, การใช้ประโยชน์ที่ดิน

Abstract

This paper focuses on a comparative study of the accuracy of classifiers for aerial photographic land use to reduce staff burden in surveying areas of integrated agriculture. The widest algorithms are used for object classification in the field of geographic information systems consisting of Maximum Likelihood (ML), Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF). These algorithms are benchmarked for the classification of agricultural land. An aerial photograph is captured by cameras mounted on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) to record the Red band image and near-infrared (NIR) image to calculate the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). As a result, the RF algorithm is the most accurate, equal to 93 percent.

Keywords: Aerial photographic, UAV, NDVI, Land use

1. บทนำ

ประเทศไทยตั้งอยู่ในบริเวณที่ความเหมาะสมกับการทำเกษตรกรรม ประชากรส่วนใหญ่ประกอบอาชีพทางด้าน การเกษตรเพื่อเป็นอาหารและสร้างรายได้ในครัวเรือน ตลอดทั้งต้องออกไปสู่ภาคการผลิต เพื่อส่งออกสินค้าทางการเกษตร ในการสร้างรายได้ให้กับประเทศ [1] จากอดีตจนถึงปัจจุบันพืชเศรษฐกิจที่ได้รับความนิยมเพาะปลูกอย่างแพร่หลาย ได้แก่ ข้าว ยางพารา อ้อย มันสำปะหลัง ปาล์มน้ำมัน เป็นต้น โดยมีจุดเริ่มต้นจากวิถีเกษตรเพื่อปากท้อง ไปสู่วิถีเกษตรแบบยั่งยืน ควบคู่ไปกับการพัฒนาการทำเกษตรกรรม [2] ปัจจุบันการพัฒนาเทคโนโลยีที่ทันสมัยนำไปสู่ชีวิตความเป็นอยู่ของคน ในสังคมที่ดีขึ้น ในขณะที่การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีและการพัฒนานวัตกรรมทางด้านเกษตรนำไปสู่ยุคเกษตรสมัยใหม่ ที่จะช่วยยกระดับเกษตรกรให้มีรายได้เพิ่มขึ้น [3] ด้วยความก้าวหน้าทางด้านเทคโนโลยีการประยุกต์ใช้ภาพถ่ายทางอากาศ สามารถนำมาใช้เพื่อช่วยจัดการพื้นที่ในการเพาะปลูก เพิ่มคุณภาพและปริมาณของผลผลิต ด้วยการปรับกลยุทธ์จากการ วิเคราะห์พื้นที่ให้สอดคล้องกับการเพาะปลูก ทั้งทรัพยากรที่มี และระยะเวลาที่เหมาะสม นอกจากนี้เทคโนโลยีทางด้าน เซ็นเซอร์การตรวจวัดที่ถูกนำมาใช้ในการเก็บข้อมูลที่สำคัญต่อการเจริญเติบโตของพืช เช่น อุณหภูมิ ความชื้น ปริมาณน้ำฝน ความเป็นกรดเป็นด่างของดิน เป็นต้น ข้อมูลเหล่านี้ช่วยให้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการปรับกลยุทธ์การปลูกพืช ให้สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมได้ [4] นอกจากนี้การมาถึงของเทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายที่ถูกออกแบบมาเพื่อให้รองรับ การเชื่อมต่อด้วยอุปกรณ์เช่นเซิร์ฟเวอร์ในปริมาณมหาศาล ทำให้สามารถประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการตรวจวัดจากอุปกรณ์ Internet of Thing ได้เป็นอย่างดี และยิ่งไปกว่านั้นเครือข่ายยังรองรับการให้บริการเพื่อควบคุมอุปกรณ์จากระยะไกล ซึ่งก่อให้เกิดการ ยกระดับการทำเกษตร ไปสู่การเกษตรอัจฉริยะหรือ Smart Agriculture บนพื้นฐานที่สามารถรองรับได้บนเครือข่าย ไร้สายยุคใหม่ [5]

ปัจจุบันการพัฒนาเทคโนโลยีทางด้านเกษตรก่อให้เกิดประโยชน์ต่อการจัดการผลผลิตทางการเกษตรที่มีประสิทธิภาพ และสามารถรักษาคุณภาพผลผลิตให้เป็นมาตรฐาน อย่างไรก็ตามเทคโนโลยีสารสนเทศและภาพถ่ายทางอากาศเป็นหนึ่งใน เทคโนโลยีที่สำคัญที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้งาน เพื่อช่วยขับเคลื่อนภาคการเกษตรของประเทศ การศึกษาและพัฒนา นวัตกรรม เพื่อวิเคราะห์ภาพถ่ายทางอากาศเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่ง ทำให้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ทั้งทางด้าน การพยากรณ์ผลผลิต การจัดการการเพาะปลูก เป็นต้น อย่างไรก็ตามการได้มาซึ่งภาพถ่ายทางอากาศจากดาวเทียมมีต้นทุนสูง และมีข้อจำกัด ในการใช้งาน จึงส่งผลให้มีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicle: UAV) เพื่อช่วยลดต้นทุนอีกทั้งมีความคล่องตัวสูงในการบันทึกภาพและวิดีโอ [6]

อากาศยานไร้คนขับถูกนำมาใช้งานทางด้านเกษตรอย่างแพร่หลาย การใช้งานเพื่อบันทึกภาพจากมุมสูงในการสำรวจพื้นที่ทำการเกษตรเป็นหนึ่งในการประยุกต์ใช้งานของระบบภาพถ่ายทางอากาศ โดยข้อมูลที่ได้อาจนำไปวิเคราะห์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของผลผลิต นอกจากนี้ยังมีการนำอากาศยานไร้คนขับไปใช้ในการหว่านเมล็ดพันธุ์ หว่านปุ๋ย และพ่น ยาฆ่าแมลง ซึ่งนับว่าได้ก้าวเข้าสู่การเป็นเกษตรสมัยใหม่อย่างเต็มตัว [7] ในประเทศไทยอากาศยานไร้คนขับมีบทบาทมากยิ่งขึ้น ในการนำมาประยุกต์ใช้ทางด้านเกษตรกรรมแบบแม่นยำ เพื่อลดข้อจำกัดของพืชบางประเภทที่มีความสูงรวมไปถึงการให้ ใ้ปุ๋ยผ่านทางปากใบกับพืชบางประเภทได้ทันที โดยไม่ต้องผ่านทางราก ทำให้ประหยัดเวลา และลดการใช้แรงงานคน เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้แรงงานคนในการทำเกษตรเพียงอย่างเดียวจะใช้แรงงานมากกว่า ในขณะที่การใช้อากาศยาน ไร้คนขับจะใช้แรงงานคนในการควบคุมและดำเนินการเพียง 1-2 คนเท่านั้น ซึ่งจะช่วยลดต้นทุนในการทำเกษตรได้อย่าง มีประสิทธิภาพ [8]

การเกษตรแบบผสมผสานเป็นหนึ่งในวิธีการทำเกษตรที่ได้รับความนิยมในยุคปัจจุบันซึ่งช่วยแบ่งพื้นที่ให้เกิด ประโยชน์สูงสุด ก่อให้เกิดความมั่นคง มีอยู่ มีกิน และมีใช้ การใช้พื้นที่ในการทำเกษตรที่สมดุลจะทำให้สามารถสร้าง ผลผลิตที่ดีจนนำไปสู่ความยั่งยืนได้ ในการจัดสรรพื้นที่ทำการเกษตรแบบผสมผสานจำเป็นต้องคำนึงถึงปัจจัยต่าง ๆ ทั้งสภาพแวดล้อม ภูมิประเทศ ภูมิอากาศ น้ำ ดิน ซึ่งต้องใช้ข้อมูลสารสนเทศจากหลายแหล่ง ก่อให้เกิดข้อจำกัดในการได้รับข้อมูล เพื่อนำไปวิเคราะห์ อย่างไรก็ตามดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI) เป็นหนึ่งตัวบ่งชี้

ที่ถูกคำนวณได้จากข้อมูลภาพในช่วงคลื่นแสงสีแดงและช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้เพื่อเป็นตัวบ่งบอกความสมบูรณ์ของพืชพรรณ และใช้เป็นตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้องกับพืชพรรณในด้านต่าง ๆ ในปัจจุบันการทราบถึงข้อมูล NDVI เชิงพื้นที่ที่สามารถดำเนินการด้วยการติดตั้งอุปกรณ์กล้องถ่ายภาพกับอากาศยานไร้คนขับเพื่อบินสำรวจแทนการใช้ภาพถ่ายจากดาวเทียม ทำให้มีความสะดวก รวดเร็ว และมีต้นทุนต่ำ การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศมีความสำคัญอย่างยิ่งในการนำไปใช้ประโยชน์ในเชิงพื้นที่ [9] จากงานวิจัยที่ผ่านมาได้ให้ความสนใจกับการนำข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศของ NDVI มาวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (Geographic Information System: GIS) ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการที่ได้รับความนิยมในการนำมาประยุกต์ใช้ประโยชน์ด้านการพยากรณ์ผลผลิตแปลงข้าวได้เป็นอย่างดี ช่วยให้สามารถวางแผน เพื่อจัดสรรที่ดินในการเพาะปลูกได้อย่างมีประสิทธิภาพ [10] นอกจากนี้การประยุกต์ใช้ข้อมูลภาพ NDVI ยังถูกนำไปใช้จำแนกข้อมูลเชิงวัตถุ ในการวิเคราะห์ข้อมูลแหล่งน้ำที่ใช้สำหรับการเพาะปลูกและพิจารณาร่วมกับค่าดัชนีอื่น ๆ เพื่อใช้ประโยชน์ในการทำแผนที่ [11] ความสัมพันธ์ของมวลชีวภาพเหนือพื้นดินสามารถคำนวณได้จากแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้น โดยใช้ค่า NDVI นอกจากนี้ ปริมาณการกักเก็บคาร์บอนยังสามารถคำนวณได้จาก NDVI ซึ่งช่วยให้ประหยัดงบประมาณและค่าใช้จ่ายที่จะต้องใช้เจ้าหน้าที่ในการสำรวจ [12] อย่างไรก็ตามการทำเกษตรแบบผสมผสานจำเป็นต้องได้รับการจัดสรรพื้นที่เพาะปลูกอย่างเหมาะสม ดังนั้นการวิเคราะห์การใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรด้วยตัวจำแนกข้อมูลที่มีความแม่นยำจึงเป็นสิ่งสำคัญที่จะนำข้อมูลไปใช้ในการจัดสรรพื้นที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่การศึกษาเปรียบเทียบตัวจำแนกสำหรับการวิเคราะห์การใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรจากข้อมูลภาพ NDVI ที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับเพื่อนำมาใช้ประโยชน์ในการวิเคราะห์และจัดสรรที่ดิน โดยใช้โปรแกรมทางด้านระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ จากการศึกษาขั้นตอนวิธี Maximum Likelihood (ML) Support Vector Machine (SVM) และ Random Forest (RF) ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีที่มีการใช้งานอย่างแพร่หลายบนพื้นฐานในการวิเคราะห์เชิงวัตถุ ขั้นตอนวิธีเหล่านี้ถูกนำมาเปรียบเทียบเพื่อหาขั้นตอนวิธีที่ดีที่สุดในการเลือกใช้งาน ซึ่งช่วยลดภาระเจ้าหน้าที่และงบประมาณในการสำรวจพื้นที่ทำเกษตร

2. ขอบเขตงานวิจัย

เพื่อประยุกต์ใช้ภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับสำหรับการจำแนกประเภทของพืชเศรษฐกิจด้วย NDVI และเปรียบเทียบความแม่นยำของขั้นตอนวิธีของ ML SVM และ RF สำหรับการจำแนกพืชพรรณทางการเกษตร

3. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

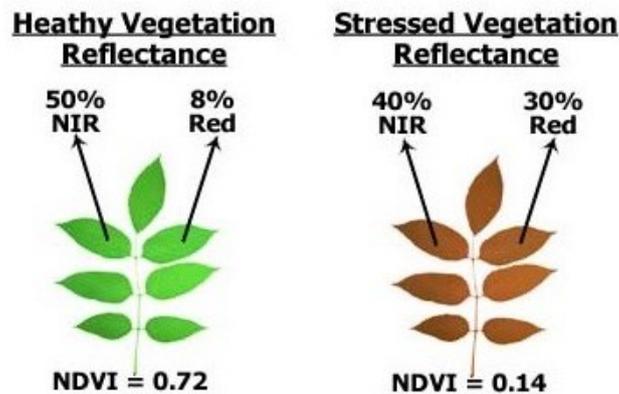
3.1 ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ

ดัชนีพืชพรรณเป็นค่าที่บ่งบอกการสะท้อนคลื่นแสงที่ตกกระทบกับสิ่งที่ปกคลุมพืชพรรณในสัดส่วนที่ต่างกันไปตามช่วงเวลา ด้วยใบพืชจะดูดซับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในย่านความถี่แสงสีแดง และคลื่นแสงอินฟราเรดใกล้ค่าดัชนีพืชพรรณของพืชแต่ละชนิด มีความแตกต่างกันตามความอุดมสมบูรณ์และสีของใบที่มีการดูดซับ การสะท้อนพลังงานคลื่นที่ต่างกันไป โดยที่ค่า NDVI สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (1)

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

กำหนดให้	NDVI	คือ ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ
	NIR	คือ ค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้
	Red	คือ ค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นสีแดง

ผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณของค่า NDVI อยู่ในช่วงระหว่าง -1.00 ถึง 1.00 โดยสามารถตีความระดับพืชพรรณ จากค่าที่วัดได้ในแต่ละพื้นที่ เช่น ค่า NDVI ที่อยู่ระหว่าง -1.00 ถึง 0.29 จะถูกตีความว่าเป็นพื้นที่ที่มีพืชปกคลุมน้อย หรือเป็นแหล่งน้ำ ช่วงค่า 0.30 ถึง 0.59 เป็นพื้นที่ที่มีพืชพรรณที่หนาแน่นน้อย และช่วงค่า 0.60 ถึง 1.00 เป็นพื้นที่ที่มีพืชพรรณ หนาแน่นมาก อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้ พิจารณาช่วงที่มีค่า NDVI มากกว่า 0 ถูกบ่งชี้ได้ว่าบริเวณพื้นที่นั้น เป็นพื้นดิน ซึ่งอาจจะมีพืชพรรณปกคลุมอยู่ ในการใช้ NDVI เพื่อจำแนกพืชพรรณ สามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อตรวจวัดความอุดมสมบูรณ์ ของพืชได้ด้วยการที่พืชที่มีใบเขียวที่มีความแข็งแรงสมบูรณ์ดีจะให้ค่า NDVI ที่สูงกว่าพืชที่มีความสมบูรณ์น้อยกว่า ดังแสดงตามรูปที่ 1



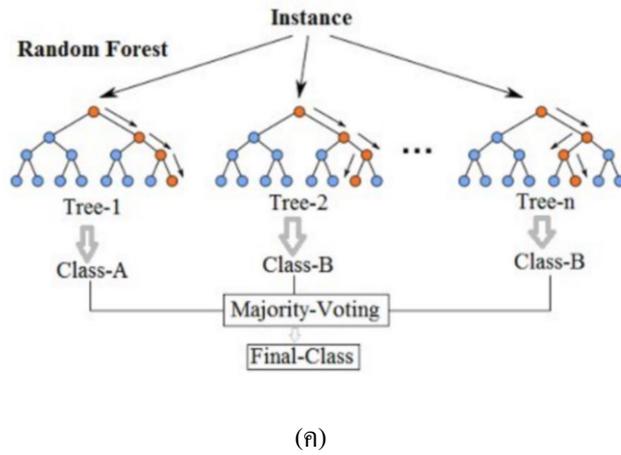
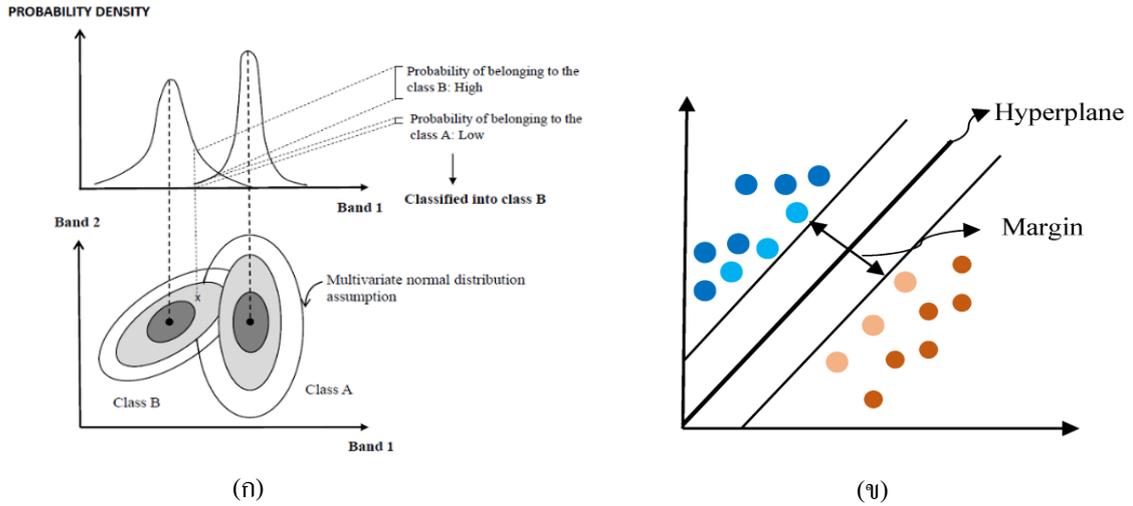
รูปที่ 1 ค่า NDVI ของพืชพรรณที่มีความสมบูรณ์แตกต่างกัน [13]

ทั้งนี้ พืชพรรณที่ปกคลุมดินมีโอกาสเปลี่ยนแปลงได้ตามช่วงเวลา โดยเฉพาะพืชเศรษฐกิจที่มีการเพาะปลูกตามช่วงเวลา ทั้งในระหว่างการเติบโตไปจนถึงเก็บเกี่ยวผลผลิต มีการส่งผลกระทบต่อค่า NDVI ที่แตกต่างกัน ดังนั้น จึงไม่สามารถที่จะใช้เพียง ช่วงเวลาใดเวลาหนึ่งสำหรับการพิจารณา NDVI แต่จะขึ้นอยู่กับช่วงเวลาในการเก็บข้อมูลภาพถ่าย อย่างไรก็ตามการปลูกพืช เศรษฐกิจสำหรับการเกษตรแบบผสมผสาน โดยพืชที่ปกคลุมดินแต่ละชนิด เช่น ข้าว ยางพารา อ้อย มันสำปะหลัง เป็นต้น ส่วนใหญ่มีการสะท้อนและดูดซับพลังงานคลื่นแสงสีแดง และคลื่นอินฟราเรด ใกล้ที่แตกต่างกัน จึงทำให้สามารถนำ ภาพถ่ายทางอากาศมาวิเคราะห์ภาพ NDVI เพื่อจำแนกพืชพรรณ

3.2 การแบ่งส่วนรูปภาพ

ในการเก็บข้อมูลเชิงพื้นที่จำเป็นต้องมีข้อมูลอ้างอิง เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของภาพถ่ายทางอากาศที่ได้จาก อากาศไร้คนขับ ในขณะที่เดียวกันการเก็บข้อมูลภาคสนามจะทำการสุ่มเก็บในแต่ละจุด เพื่อใช้ในการอ้างอิงเปรียบเทียบความถูกต้อง ในเวลาที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งสามารถกำหนดพื้นที่ตัวอย่างได้จากข้อมูลที่ต้องการสำรวจ โดยมีประเภทของพืชพรรณที่ปกคลุมดิน จากการสะท้อนเชิงสเปกตรัมที่แตกต่างกัน จะถูกนำมาใช้จำแนกการใช้ที่ดินผ่านขั้นตอนวิธีการในการจำแนกข้อมูลประเภทต่าง ๆ ซึ่งในงานวิจัยนี้จะมีการใช้ขั้นตอนวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธีบนพื้นฐานในการวิเคราะห์เชิงวัตถุ เพื่อค้นหาขั้นตอนวิธี ที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้ในการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรโดยประกอบด้วย Maximum Likelihood (ML) Support Vector Machines (SVM) และ Random Forest (RF) (ดังรูปที่ 2) อย่างไรก็ตามข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ นั้น การที่จะนำไปใช้เรียนรู้เพื่อสร้างตัวจำแนกจากขั้นตอนวิธีที่แตกต่างกันทั้ง 3 วิธี จำเป็นต้องมีกระบวนการแบ่งส่วนรูปภาพ เพื่อให้ มีความเหมาะสมสำหรับพื้นที่ตัวอย่างในการใช้เรียนรู้ (Training Sample) โดยผ่านวิธีการ Mean Shift

การแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีการ Mean Shift เป็นการจัดกลุ่มที่ตั้งอยู่บนพื้นฐานความหนาแน่นด้วยการประมาณการ แบบ Kernel Density Estimation (KDE) สำหรับหาตัวแทนกลุ่มของข้อมูล ด้วยเทคนิคนี้ใช้ Moving Window เพื่อคำนวณหา ค่าพิกเซลเฉลี่ย (Average Pixel) ในการกำหนดพิกเซลที่ควรอยู่ร่วมกับแต่ละส่วนภาพ



รูปที่ 2 ตัวอย่างการจำแนกกลุ่มของจุดภาพด้วยวิธี ML SVM และ RF

- (ก) ตัวอย่างการจำแนกกลุ่มของจุดภาพด้วย Maximum Likelihood (ML) [14]
- (ข) ตัวอย่างการจำแนกข้อมูลด้วย Support Vector Machines (SVM) [15]
- (ค) ตัวอย่างการจำแนกข้อมูลด้วย Random Forest (RF) [16]

3.3 การจำแนกประเภทข้อมูล

การจำแนกประเภทข้อมูลเป็นการแบ่งจุดภาพที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงกันออกเป็นกลุ่มเพื่อแยกวัตถุในภาพที่มีความแตกต่างออกจากกัน โดยอาศัยหลักการทางสถิติช่วยพิจารณาพร้อมกับการเรียนรู้ของเครื่อง ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศ สามารถแบ่งการจำแนกประเภทข้อมูลได้ 2 รูปแบบ คือ การจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล และการจำแนกข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้เป็นการเก็บข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับควบคู่กับข้อมูลภาคสนามเพื่อใช้อ้างอิง ซึ่งจำเป็นต้องใช้ขั้นตอนวิธีในการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล แต่ด้วยข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศมีปริมาณที่จำกัด ดังนั้นงานวิจัยนี้ จึงพิจารณาใช้ขั้นตอนวิธีที่ได้รับความนิยม และสามารถสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วย 3 ขั้นตอนวิธี ซึ่งอธิบายได้ ดังนี้

Maximum Likelihood เป็นตัวจำแนกที่อาศัยพารามิเตอร์ทางสถิติ (Parametric Statistical) เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ ซึ่งในงานวิจัยจะพิจารณาจากค่า NDVI ของแต่ละจุดภาพด้วยค่าเฉลี่ย และความแปรปรวน สำหรับเป็นเกณฑ์ในการจัดกลุ่ม ทุกจุดภาพ ซึ่งอาศัยหลักการของความน่าจะเป็นเพื่อพิจารณาว่าหากจุดภาพอยู่ในคลาสที่มีความถี่ของความน่าจะเป็นมากที่สุด จะถูกประเมินให้เป็นคลาสนั้น ดังที่แสดงตัวอย่างในรูปที่ 2 (ก)

Support Vector Machine เป็นการจำแนกข้อมูลแบบปราศจากพารามิเตอร์ทางสถิติ (Non-Parametric Statistical) ซึ่งจะอาศัยข้อมูลเพื่อสร้าง Hyperplane สำหรับช่วยจำแนกข้อมูล โดยมี Kernel Function ในการสร้างขีดจำกัดในการตัดสินใจระหว่างการจำแนกจุดภาพในแต่ละคลาส ดังที่แสดงตัวอย่างในรูปที่ 2 (ข) จากตัวอย่างการใช้ Linear Kernel เพื่อจำแนกข้อมูลที่อยู่ระหว่าง Hyperplane ที่ถูกสร้างขึ้น โดยข้อมูลที่ถูกรับจะมีระยะห่างของ Margin เพื่อกำหนดขีดจำกัดในการตัดสินใจ

Random Forest เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลที่ได้รับคามนิยมกันอย่างแพร่หลายในหมู่นักวิจัย ซึ่งมีความต้องการชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการเรียนรู้ไม่มาก เมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่น เช่น ML โดยมีการรวมกลุ่มของ Decision Tree เพื่อแก้ไขจุดอ่อนของของขั้นตอนวิธีเดิมให้มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลมากยิ่งขึ้น การตัดสินใจในการจำแนกข้อมูล จะถูกดำเนินการจากผลลัพธ์ของคลาสที่มากที่สุด โครงสร้างของ RF สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2 (ค)

3.4 การประเมินประสิทธิภาพตัวจำแนก

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวจำแนก ซึ่งเป็นการประเมินความสามารถของขั้นตอนวิธีแต่ละแบบหลังผ่านกระบวนการเรียนรู้ด้วยตัวชุดข้อมูลทดสอบ จำเป็นต้องพิจารณา Confusion Matrix ซึ่งมีค่าที่สำคัญ ประกอบด้วย True Positive (TP) คือ การทำนายความถูกต้องตามค่าที่คาดหวัง False Positive (FP) คือ การทำนายที่ไม่ถูกต้องเนื่องจากข้อมูลจริงไม่อยู่ในคลาสแต่ผลการทำนายตัดสินใจว่าอยู่ในคลาส True Negative (TN) คือ ผลการทำนายถูกต้องแต่ไม่อยู่ในคลาส และ False Negative (FN) คือ ผลการทำนายไม่ถูกต้องและไม่อยู่ในคลาส อย่างไรก็ตามตัวชี้วัดที่สามารถบอกความเที่ยงตรงในการทำนายผลของโมเดลได้ คือ การนำเอา TP รวมกับ TN หาคด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมด ซึ่งจะเรียกว่าค่าความแม่นยำ (Accuracy) ดังที่แสดงในสมการที่ (2)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

4. การดำเนินการวิจัย

4.1 ข้อมูล และเครื่องมือ

งานวิจัยนี้ดำเนินการบนพื้นฐานของการเก็บรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศควบคู่กับการเก็บข้อมูลภาคพื้น เพื่อใช้ในการศึกษาเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้จำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตร ก่อสร้างที่พักภาพและกล้องอินฟราเรดใกล้ถูกนำไปติดตั้งกับอากาศยานไร้คนขับ เพื่อบันทึกภาพถ่ายในช่วงคลื่นแสงสีแดง (Red band) และภาพถ่ายในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR band) สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3 ซึ่งภาพดังกล่าวจะถูกนำไปคำนวณ NDVI เพื่อใช้ในการจำแนกพืชพรรณด้วยขนาดพิกเซลที่เท่ากันทั้งสองภาพ นอกจากนี้การถ่ายภาพทางอากาศ จำเป็นต้องมีการกำหนดช่วงความสูง ช่วงเวลาในการถ่ายภาพ ตลอดจนสภาพอากาศที่เหมาะสม เพื่อให้มีค่าคุณลักษณะเชิงคลื่นของภาพที่ใกล้เคียงกัน เพื่อให้เหมาะสมต่อการนำภาพถ่ายทางอากาศไปใช้งาน อย่างไรก็ตามการดำเนินการจำแนกพืชพรรณแต่ละชนิดจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลอ้างอิงภาคพื้น และขั้นตอนวิธีในการจำแนกที่เหมาะสม ซึ่งในงานวิจัยนี้ข้อมูลที่ถูกเก็บรวบรวมจะถูกดำเนินการด้วยการใช้ซอฟต์แวร์ทางด้านเทคโนโลยีภูมิสารสนเทศด้วยโปรแกรม ArcGIS



รูปที่ 3 ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR band)
และในช่วงคลื่นแสงสีแดง (Red band)

(ก) ภาพ NIR จากอากาศยานไร้คนขับ

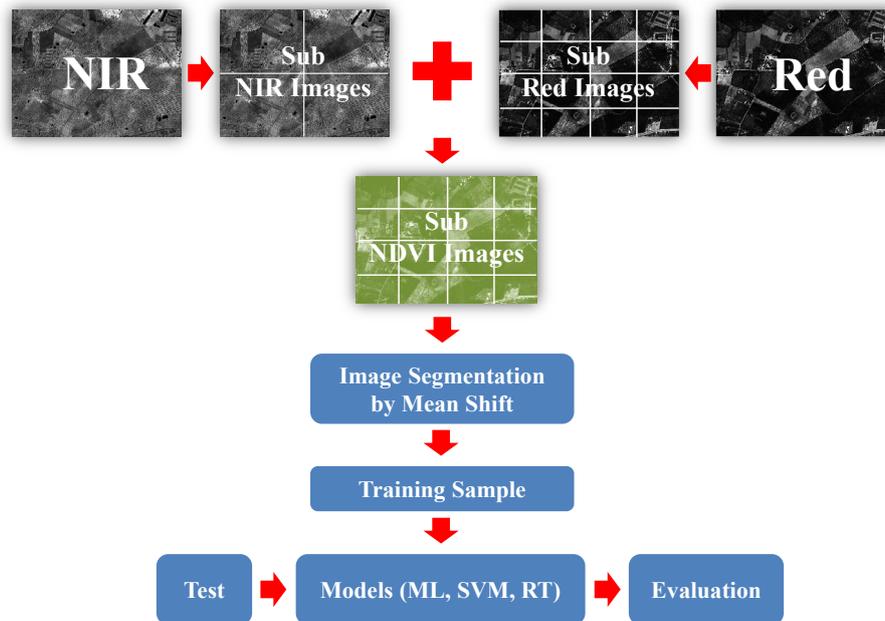
(ข) ภาพ Red จากอากาศยานไร้คนขับ

4.2 รายละเอียดพื้นที่การศึกษา

การเก็บรวบรวมข้อมูลด้วยการถ่ายภาพทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับถูกกำหนดให้ใช้พื้นที่ในการสำรวจ 100 ตารางกิโลเมตรในพื้นที่ศึกษาโดยมีการกำหนดความสูง ช่วงเวลาในการถ่ายภาพที่เหมาะสมควบคู่ไปกับการสำรวจภาคพื้น เพื่อเก็บข้อมูลพืชพรรณชนิดต่าง ๆ เพื่อใช้ในการอ้างอิง อย่างไรก็ตามการบันทึกภาพถ่ายทางอากาศด้วยอากาศยานไร้คนขับไม่สามารถรองรับการระบุดำแหน่งดวงอาทิตย์ได้อย่างแม่นยำ จึงไม่สามารถปรับคุณลักษณะเชิงคลื่นของภาพให้มีความต่อเนื่อง อันเนื่องมาจากพิกัดในการถ่ายภาพตำแหน่งของอากาศยานไร้คนขับ และตำแหน่งดวงอาทิตย์มีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ซึ่งยากต่อการชดเชยแสง ส่งผลให้ภาพที่ได้มีความเข้มและความสว่างของแสงแตกต่างกันในแต่ละพื้นที่ ดังนั้นภาพถ่ายที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับจะถูกนำไปเข้าสู่กระบวนการ Image Splitting เพื่อแบ่งภาพที่มีคุณลักษณะเชิงคลื่นที่คล้ายกันก่อนนำไปเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ เพื่อสร้างตัวจำแนกในแต่ละชั้นตอนวิธี โดยมีการพิจารณาภาพเพื่อ Splitting ออกเป็นภาพย่อย ๆ จำนวนมาก ซึ่งแต่ละภาพจะมีขนาดที่แตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับคุณลักษณะเชิงคลื่น โดยคุณลักษณะเชิงคลื่นที่คล้ายกันจะถูกพิจารณาให้เป็นภาพย่อยเดียวกัน

4.3 การดำเนินงานวิจัย

กระบวนการสร้างระบบตีความภาพถ่ายทางอากาศในงานวิจัยนี้ สามารถแสดงได้ในรูปที่ 4 ค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ และค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นสีแดงที่ถูกถ่ายได้จากอากาศยานไร้คนขับจะถูกนำมาแบ่งภาพแล้วคำนวณค่า NDVI เพื่อนำไปแบ่งส่วนรูปภาพด้วยวิธีการ Mean Shift สำหรับเข้าสู่ขั้นตอนการจัดทำ Training Sample สำหรับใช้ในการสร้างตัวจำแนก จากนั้นข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในการสร้างตัวจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ ML SVM และ RF โดยการเปรียบเทียบจากความแม่นยำในการทำนาย เพื่อค้นหาวิธีการที่เหมาะสมที่สุด



รูปที่ 4 กระบวนการสร้างระบบตีความภาพถ่ายทางอากาศเพื่อจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตร

5. ผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้มีการเก็บข้อมูลพืชเศรษฐกิจ 3 ชนิดได้แก่ อ้อย ขางพารา และมันสำปะหลัง โดยข้อมูลที่ถูกรวบรวมจากอากาศยานไร้คนขับจะถูกดำเนินการผ่านกระบวนการที่ได้ออกแบบด้วยซอฟต์แวร์ ArcGIS เพื่อดำเนินการในงานวิจัย ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นถึง Confusion Matrix ของแต่ละขั้นตอนวิธีซึ่งให้ประสิทธิภาพในการจำแนกแตกต่างกันโดยสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 1 ตารางที่ 2 และตารางที่ 3 สำหรับผลลัพธ์ในการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรด้วยขั้นตอนวิธี ML SVM และ RF ตามลำดับ

การตรวจสอบความแม่นยำของตัวจำแนกด้วยการใช้ชุดข้อมูลส่วนที่มีคำตอบแต่ไม่ผ่านขั้นตอนการเรียนรู้จำนวน 500 ชุด ซึ่งเป็นจำนวนที่มีความเหมาะสมต่อการประมวลผลและมีการกระจายคลาสของข้อมูลพืชพรรณทั้ง 3 ชนิดอย่างเหมาะสมเพื่อให้ข้อมูลไม่เอนเอียงไปยังคลาสใดคลาสหนึ่ง ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกการให้ Accuracy ของ ML SVM และ RF เท่ากับ 81 80 และ 93 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของ RF ที่ให้ค่าความแม่นยำมากกว่า ML และ SVM ในการจำแนกพืชเศรษฐกิจทั้ง 3 ชนิด อย่างไรก็ตาม ML เป็นขั้นตอนวิธีแบบ Parametric Statistical ซึ่งต้องอาศัยการวิเคราะห์ทางสถิติสำหรับค่าเฉลี่ย และความแปรปรวนเพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการจำแนก หากข้อมูลในการจำแนกคลาสมีความใกล้เคียงกันมากจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพถึงวิธีดังกล่าวที่ด้อยลง สำหรับ SVM เป็นวิธีการแบบ Non-Parametric Statistical ความแม่นยำจะขึ้นอยู่กับ Kernel Function ที่เป็นเกณฑ์ ในขณะที่วิธีการ RF เป็นการรวมกลุ่มของวิธีการ Decision Tree เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจ ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีที่ไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลในการเรียนรู้จำนวนมากแต่ให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ในงานวิจัยนี้มีจำนวนจำกัด ตลอดทั้งค่าคุณลักษณะที่ใช้เพียง NDVI ซึ่งมีการดำเนินการผ่านกระบวนการ Image Segmentation ด้วยวิธีการ Mean Shift เพื่อให้สามารถนำข้อมูลมาใช้ในการสร้างตัวจำแนกทั้ง 3 ขั้นตอนวิธี โดยพบว่า ความแม่นยำโดยรวมในแต่ละขั้นตอนวิธีมีค่า 80 เปอร์เซ็นต์ขึ้นไป ทั้ง 3 ขั้นตอนวิธี สามารถที่จะจำแนกอ้อยได้ถูกต้องทั้งหมด แต่มีความแม่นยำในการจำแนกมันสำปะหลังต่ำ ในขณะที่ขั้นตอน SVM สามารถจำแนกขางพาราได้ดีกว่าขั้นตอนวิธีทั้งสอง อย่างไรก็ตามในการนำไปใช้งานเพื่อจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรอาจมีคลาสที่แตกต่างกันเป็นจำนวนมาก ตลอดทั้งขั้นตอนวิธีทั้ง 3 มีคุณลักษณะความต้องการข้อมูลแตกต่างกัน ดังนั้นในการนำไปใช้งาน ควรมีการฝึกฝนตัวจำแนก เพื่อค้นหาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมก่อนการนำไปใช้งานสำหรับแต่ละพื้นที่

ตารางที่ 1 ความแม่นยำของการจำแนกข้อมูลด้วยวิธี Maximum Likelihood

cMatrix	อ้อย	ยางพารา	มันสำปะหลัง	Total	U_Accuracy (%)
อ้อย	310	0	0	310	100
ยางพารา	15	93	6	114	82
มันสำปะหลัง	70	3	3	76	4
Total	395	96	9	500	-
P_Accuracy (%)	78	97	33	-	81

ตารางที่ 2 ความแม่นยำของการจำแนกข้อมูลด้วยวิธี Support Vector Machine

cMatrix	อ้อย	ยางพารา	มันสำปะหลัง	Total	U_Accuracy (%)
อ้อย	302	0	0	302	100
ยางพารา	23	95	11	129	74
มันสำปะหลัง	66	0	3	69	4
Total	391	95	14	500	-
P_Accuracy (%)	77	100	21	-	80

ตารางที่ 3 ความแม่นยำของการจำแนกข้อมูลด้วยวิธี Random Forest

cMatrix	อ้อย	ยางพารา	มันสำปะหลัง	Total	U_Accuracy (%)
อ้อย	371	0	0	371	100
ยางพารา	11	90	6	107	84
มันสำปะหลัง	19	0	3	22	14
Total	401	90	9	500	-
P_Accuracy (%)	93	100	33	-	93

6. สรุป

การศึกษาเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตร จากข้อมูลภาพถ่าย NDVI ที่ประกอบด้วย ML SVM และ RF ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีที่มีการใช้งานทางด้านระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์อย่างแพร่หลาย บนพื้นฐานในการวิเคราะห์เชิงวัตถุ พบว่า ขั้นตอนวิธี RF มีความแม่นยำในการจำแนกวัตถุ 93 เปอร์เซ็นต์ จากการจำแนกพืชเศรษฐกิจทั้ง 3 ชนิด บนพื้นฐานของชุดข้อมูลของงานวิจัยนี้ อย่างไรก็ตามในการนำไปใช้งานจริง จำเป็นต้องมีการพิจารณาเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการจำแนก เพื่อเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่มีความเหมาะสมในแต่ละครั้ง โดยงานวิจัยนี้ช่วยลดภาระในการสำรวจพื้นที่ของเจ้าหน้าที่ และช่วยวิเคราะห์การใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ขั้นตอนวิธีในงานวิจัยยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการพิจารณาพืชพรรณอื่น ๆ ที่มีคุณลักษณะของ NDVI ที่แตกต่างกันได้อีกด้วย

7. ข้อเสนอแนะ

เพื่อการเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินทางการเกษตรให้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น จำเป็นที่จะต้องมีการเก็บข้อมูลอื่น ๆ เช่น ดัชนีสถานะพืชพรรณ (VCI) ดัชนีสถานะความอุดมสมบูรณ์ของพืชพรรณ (VHI) และดัชนีสถานะอุณหภูมิ (TCI) เพื่อใช้ประกอบการพิจารณาเพิ่มประสิทธิภาพในการสร้างตัวจำแนกจะก่อให้เกิดการบริหารจัดการได้อย่างตรงจุด

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] สำนักงานพัฒนาการวิจัยการเกษตร (องค์การมหาชน). (2564). พืชเศรษฐกิจสินค้าสร้างรายได้ในครัวเรือนและประเทศ สืบค้น 2 สิงหาคม 2564, จาก https://www.arda.or.th/knowledge_detail.php?id=40
- [2] กิติศักดิ์ ทองมีทิพย์. (2564). พัฒนาการเกษตรกรรมของประเทศไทย: ในมิติด้านการพัฒนาชุมชนและคุณภาพชีวิต. วารสารพัฒนศาสตร์ วิทยาลัยพัฒนศาสตร์ ป๋วย อึ๊งภากรณ์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, 4(1): 132-162.
- [3] สินี นุช ครูทเมือง แสนเสริม และคณะ. (2564). การใช้เทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อการผลิตพืชเศรษฐกิจของเกษตรกร. วารสารเกษตร มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมมาธิราช, 3(1): 31-44.
- [4] จิตติพงษ์ บุญบาและคณะ. (2560). ต้นแบบเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายเพื่อการเกษตร. ในการประชุมวิชาการและนำเสนอผลงานวิชาการระดับชาติ UTCC Academic Day ครั้งที่ 2 (1945-1955). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย.
- [5] Ming Li and Buwajian Abula. (2020). Evaluation of Economic Utility of Smart Agriculture Based on 5G Network and Wireless Sensors. Retrieved on July 15, 2021, from <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103485>
- [6] รัฐพล พรหมมาศ. (2564). การประยุกต์ใช้อากาศยานไร้คนบินในการจัดการด้านปัญหาสิ่งแวดล้อม: กรณีศึกษาปัญหาภัยพิบัติไฟป่าและมลพิษทางอากาศจังหวัดเชียงใหม่. วารสารศิลปศาสตร์และอุตสาหกรรมบริการ, 4(2): 123-132.
- [7] The Thai Chamber of Commerce and Board of Trade of Thailand. (2018). Drones for agriculture is coming to create new options in the age of agriculture 4.0. Retrieved on July 8, 2021, from <https://thaichamber.org/public/upload/file/document/1103171509698871.pdf>
- [8] ฐานเศรษฐกิจ มัลติมีเดีย. (2560). โดรนเพื่อการเกษตรทางเลือกใหม่ในยุคเกษตร 4.0. สืบค้น 2 กันยายน 2564, จาก <https://www.thansettakij.com/content/business/216961>
- [9] ชัญญาวัจน์ สถิตภัทรสมบัติ และ ภูมิพัฒน์ ดวงกลาง. (2564). การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศและการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายเซลลูลาร์ในการติดตามอากาศยานสำหรับการค้นหาและช่วยชีวิต. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี นายเรืออากาศ, 17(1): 60-70.
- [10] พงศ์ หลวงมูล และ ฉาวร อ่อนประไพ. (2564). การประมาณผลผลิตข้าวด้วยค่าดัชนีพืชพรรณโดยใช้ข้อมูลภาพแบบหลายช่วงคลื่นจากอากาศยานไร้คนขับ. วารสารเกษตร, 37(2): 193-205.
- [11] ภาติยะ พัฒนาศักดิ์. (2562). การทำแผนที่การใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยการจำแนกข้อมูลเชิงวัตถุจากภาพถ่ายดาวเทียมไทยโชต. วารสารวิชาการเพื่อพัฒนานวัตกรรมเชิงพื้นที่, 1(2), 83-90.
- [12] ขวัญชัย ชัยอุดม และคณะ. (2558). รูปแบบความสัมพันธ์ของมวลชีวภาพเหนือพื้นดินกับดัชนีพืชพรรณของป่าดิบเขาต่ำ อุทยานแห่งชาติดอยอินทนนท์จังหวัดเชียงใหม่. วารสารวิจัยราชภัฏพระนคร สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, 11(1): 27-35.
- [13] Chaipat ncm. (2019). Vegetation Change Detection. Medium, Retrieved on July 8, 2021, from <https://medium.com/geo-datascience/vegetation-change-detection-517ab0a582f6>
- [14] Alzate, B. E. (2011). Imágenes espaciales de la superficie terrestre. Procesamiento digital, análisis y extracción de información temática. Notas de clase. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.
- [15] Chen, Y., Ma, L., Yu, D., Feng, K., Wang, X. and Song, J. (2022). Improving Leaf Area Index Retrieval Using Multi-Sensor Images and Stacking Learning in Subtropical Forests of China. *MDPI journals*. 14(1): 148.
- [16] Hernández-Blanco, A., Herrera-Flores, B., Tomás, D. and Navarro-Colorado, B. (2019). A systematic review of deep learning approaches to educational data mining. *Hindawi journal*. volume 2019, article ID 9316123.