

นิพนธ์ต้นฉบับ

การเปรียบเทียบวิธีการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดิน
จากข้อมูลภาพถ่ายเทียม Landsat 9 บริเวณเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ประเทศไทย
Comparison of Land Use Classification Methods
Using Landsat 9 Data in Eastern Economic Corridor, Thailand

วีระภาส คุณรัตนศิริ¹จุฑามาศ ศรีคงรักษ์^{1*}สันติ สุขสอาด¹วิษณุ ดำรงสัจจศิริ²Weeraphart Khunrattanasiri¹Jutamad Srikongruk^{1*}Santi Suksard¹Vissanu Domrongsutsiri²¹ภาควิชาการจัดการป่าไม้ คณะวนศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ กรุงเทพมหานคร 10900¹Department of Forest Management, Faculty of Forestry, Kasetsart University, Bangkok, 10900, Thailand.²ส่วนสำรวจและวิเคราะห์ทรัพยากรป่าไม้ สำนักจัดการที่ดินป่าไม้ กรมป่าไม้ 61 ถนนพหลโยธิน เขตจตุจักร กรุงเทพมหานคร 10900²Forest Survey and Assessment Division, Forest Land Management Office, Royal Forest Department, 61, Phahonyothin Road, Chatuchak, Bangkok, 10900, Thailand.

*Corresponding Author, E-mail: jutamad.sr@ku.th

รับต้นฉบับ 4 มีนาคม 2567

รับแก้ไข 1 พฤษภาคม 2567

รับลงพิมพ์ 13 พฤษภาคม 2567

ABSTRACT

Visual interpretation of satellite data, supervised classification (maximum likelihood) and a random forest (RF) algorithm were used in the Eastern Economic Corridor (EEC), Thailand to classify land use into 5 categories: forest; water body; agriculture; urban and built-up land; and miscellaneous land. The information was interpreted from Landsat 9 OLI-2 data at a spatial resolution of 30 m. In addition, the GIS overlay technique was used to compare the results of land use classification between visual interpretation and the automated analysis techniques.

Based on the results, 13,343.03 km² of the Landsat 9 OLI-2 data within the EEC could be classified, with visual interpretation producing the highest overall accuracy (97.30%), followed by the RF algorithm (67.57%) and then the maximum likelihood method (64.86%). The comparison revealed that 8,441.25 km² (63.26% of the EEC), encompassing all 5 land use categories, matched with the visual interpretation results when applying the RF algorithm and supervised classification methods via the GIS overlay technique. Thus, the RF algorithm outperformed supervised classification in accurately classifying land use within the EEC.

Keywords: Random forest; Land use classification; Landsat 9; Eastern Economic Corridor

บทคัดย่อ

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 ระบบบันทึกข้อมูล OLI-2 ความละเอียดจุดภาพ 30 เมตร ด้วยวิธีการแปลตีความข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยสายตา การจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยวิธี maximum likelihood และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest บริเวณเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ภายใต้การแบ่งกลุ่มการใช้ประโยชน์ที่ดินออกเป็น 5 ประเภท ได้แก่ พื้นที่ป่าไม้ พื้นที่แหล่งน้ำ พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้าง และพื้นที่เบ็ดเตล็ด โดยใช้เทคนิคการซ้อนทับข้อมูลในระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ ในการสรุปผลความแตกต่างของการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินในแต่ละวิธี

ผลการศึกษาพบว่า ภายในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก มีพื้นที่ 13,343.03 ตารางกิโลเมตร เมื่อใช้วิธีการแปลตีความข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยสายตาจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 พบว่า มีค่าความถูกต้องโดยรวมร้อยละ 97.30 รองลงมาได้แก่ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest และแบบกำกับดูแลด้วยวิธี maximum likelihood โดยมีค่าความถูกต้องโดยรวม ร้อยละ 67.57 และ 64.86 ตามลำดับ เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 ด้วยสายตา ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความถูกต้องโดยรวมสูงที่สุด กับผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินอีกสองวิธี โดยใช้เทคนิคการซ้อนทับข้อมูลในระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ พบว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีผลลัพธ์ ความถูกต้องในการจำแนกประเภทข้อมูลทั้ง 5 ประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดิน เท่ากับ 8,441.25 ตารางกิโลเมตร หรือคิดเป็นร้อยละ 63.26 ของพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ซึ่งมีผลลัพธ์ความถูกต้องสูงกว่าแบบกำกับดูแลด้วยวิธี maximum likelihood

คำสำคัญ: Random Forest การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดิน ดาวเทียม Landsat 9 เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก

คำนำ

รัฐธรรมนูญแห่งราชอาณาจักรไทย มาตรา 25 กำหนดให้รัฐบาลจัดให้มียุทธศาสตร์ชาติเป็นเป้าหมาย การพัฒนาประเทศอย่างยั่งยืนตามหลักธรรมาภิบาล เพื่อให้ เป็นไปตามที่กำหนด รัฐบาลได้จัดทำยุทธศาสตร์ชาติ 20 ปี (พ.ศ. 2561-2580) ซึ่งนำไปสู่การบรรลุวิสัยทัศน์ “ประเทศไทย มีความมั่นคง มั่งคั่ง ยั่งยืน เป็นประเทศพัฒนาแล้ว ด้วย การพัฒนาตามหลักปรัชญาของเศรษฐกิจพอเพียง” โดยแผนแม่บทประเด็นที่ 9 ภายใต้ยุทธศาสตร์ชาติ (Office of the Prime Minister, 2019) กำหนดให้พื้นที่ภาคตะวันออกบางส่วน เป็นเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (Eastern Economic Corridor, EEC) ซึ่งครอบคลุมพื้นที่จังหวัดฉะเชิงเทรา ชลบุรี และระยอง (Thai Government, 2018) เพื่อดึงดูดการลงทุน และยกระดับรายได้ของประเทศ ผ่านการผ่อนคลายกฎหมาย หรือกฎระเบียบที่เป็นอุปสรรคต่อการค้าการลงทุนในพื้นที่ ปกติ และในพื้นที่ที่มีการนำที่ดินไปใช้ประโยชน์ในด้านต่าง ๆ เช่น ป่าไม้ แหล่งน้ำ ชุมชน และอุตสาหกรรม นอกจากนี้ยังมีการจัดสรรพื้นที่บางส่วนสำหรับเกษตรกรรมของชาวบ้าน ในการใช้ประโยชน์ที่ดิน มักพบการซื้อขายเปลี่ยนมือค่อนข้างมาก (Secretariat of the House of Representatives, 2017) ดังนั้นการจัดทำยุทธศาสตร์ชาติขึ้นส่งผลให้เกิด การเปลี่ยนแปลงของรูปแบบการใช้ประโยชน์ที่ดินในพื้นที่ เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ซึ่งการรับรู้ระยะไกลสามารถใช้ อธิบายรูปแบบการใช้ประโยชน์ที่ดินในปัจจุบันได้

การรับรู้ระยะไกลเป็นเทคโนโลยีที่ทำให้เห็นถึง การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นได้อย่างรวดเร็ว ถูกต้อง ประหยัด ค่าใช้จ่ายในการปฏิบัติงาน โดยในปัจจุบันมีการนำเทคโนโลยี การรับรู้ระยะไกลมาใช้ประโยชน์ในภาคการเกษตร การใช้ประโยชน์ ที่ดินในอนาคต เพื่อศึกษาการเปลี่ยนแปลงการใช้ประโยชน์ ที่ดิน ซึ่งสามารถศึกษาได้ 2 รูปแบบ ได้แก่ การแปลตีความ การใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยสายตา และการจำแนกประเภท ข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยคอมพิวเตอร์ (Sarabon, 2020) โดยรูปแบบการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วย คอมพิวเตอร์มีหลายรูปแบบ เช่น การจำแนกประเภทข้อมูล แบบกำกับดูแล (supervised classification) การจำแนก ประเภทข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล (unsupervised classification) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงจุดภาพ (pixel-based image analysis) (Ongsomwang, 2016) หรือใน ปัจจุบันที่มีการนำปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence, AI) มาใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมในรูปแบบของ การเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ซึ่งให้ความถูกต้อง ของการจำแนกประเภทข้อมูลที่ดี สามารถประมวลผลได้อย่าง รวดเร็ว ทำให้สามารถประหยัดเวลาและค่าใช้จ่ายได้ ดังนั้น การศึกษาในครั้งนี้ จึงนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest และการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับ ดูแล มาใช้ในการจำแนกประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดิน และ เปรียบเทียบความแตกต่างของผลลัพธ์ทั้งสองวิธีกับการแปล ตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยสายตา เนื่องจากบริเวณเขต พัฒนาพิเศษภาคตะวันออกเป็นพื้นที่ที่มีการเปลี่ยนแปลง ค่อนข้างรวดเร็วตามแนวโน้มของการพัฒนาสู่ประเทศไทย 4.0 ที่กำหนดไว้ในยุทธศาสตร์ชาติ 20 ปี

อุปกรณ์และวิธีการ

พื้นที่ศึกษา

เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (Eastern Economic Corridor, EEC) มีพื้นที่อยู่ใน 3 จังหวัดภาคตะวันออกของประเทศไทย ได้แก่ จังหวัดฉะเชิงเทรา จังหวัดชลบุรี และจังหวัดระยอง ตั้งอยู่ระหว่างเส้นละติจูด $12^{\circ} 30'$ และ $13^{\circ} 58'$ เหนือ และระหว่างเส้นลองจิจูด $100^{\circ} 45'$ และ $101^{\circ} 59'$ ตะวันออก (Thai Government, 2018; Wettasin *et al.*, 2023) เนื่องจากมีลักษณะเป็นพื้นที่ที่มีศักยภาพทางเศรษฐกิจสูง หากมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องให้สอดคล้องกับหลักการพัฒนายั่งยืน จะทำให้การใช้ประโยชน์ที่ดินในภาคตะวันออกเป็นไปอย่างเหมาะสม เพื่อทันต่อการเปลี่ยนแปลงสู่ประเทศไทย 4.0 เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออกจึงจัดเป็น

หนึ่งในแผนแม่บทภายใต้ยุทธศาสตร์ชาติ 20 ปีของประเทศไทย ที่เป็นเป้าหมายการพัฒนาประเทศอย่างยั่งยืนตามหลักธรรมาภิบาล (Office of the Prime Minister, 2019; Tontisirin and Anantsuksomsri, 2021) ซึ่งครอบคลุมพื้นที่ประมาณ 8.3 ล้านไร่ หรือ 13,200 ตารางกิโลเมตร (Figure 1) และสามารถแบ่งการจำแนกประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดินออกเป็น 5 ประเภท ตามรายงานสภาพการใช้ประโยชน์ที่ดินในปี พ.ศ. 2563 และ 2564 ได้แก่ พื้นที่เกษตรกรรม มีเนื้อที่ 8,530.18 ตารางกิโลเมตร พื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้าง มีเนื้อที่ 2,089.67 ตารางกิโลเมตร พื้นที่ป่าไม้ มีเนื้อที่ 1,644.13 ตารางกิโลเมตร พื้นที่เบ็ดเตล็ด มีเนื้อที่ 630.35 ตารางกิโลเมตร และพื้นที่แหล่งน้ำ มีเนื้อที่ 450.06 ตารางกิโลเมตร ตามลำดับ (Land Development Department, 2020; 2021)

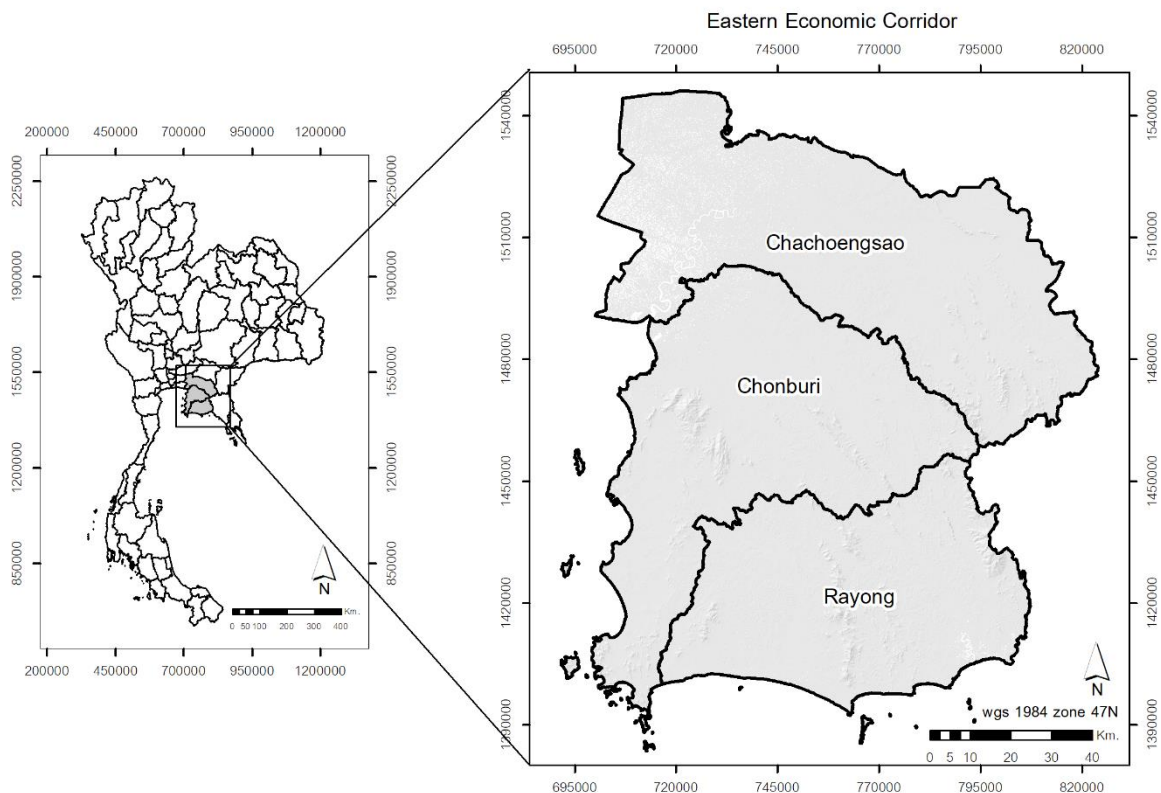


Figure 1 Area designated under Eastern Economic Corridor in eastern Thailand

การเตรียมภาพดาวเทียม

การศึกษาครั้งนี้ ดำเนินการในพื้นที่จังหวัดฉะเชิงเทรา ชลบุรี และระยอง โดยคัดเลือกภาพดาวเทียม Landsat 9 Collection 2 ผลิตภัณฑ์แบบ L1TP ให้ครอบคลุมพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ซึ่งตรงข้อมูลภาพดาวเทียม 3 ภาพ ได้แก่ Path 128 Row 51 Path 129 Row 50 และ Path 129 Row 51 กำหนดให้มีการปกคลุมของเมฆที่ปรากฏในภาพดาวเทียมไม่เกินร้อยละ 30 จากเว็บไซต์ Earth Explorer

และปรับแก้ความคลาดเคลื่อนเชิงรังสี โดยการแปลงค่า DN ไปเป็นค่าการสะท้อนคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเหนือชั้นบรรยากาศ (top of atmosphere, TOA) ที่เป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญสำหรับการวิเคราะห์ภาพดาวเทียม เพื่อใช้จัดปัญหาที่เกิดขึ้นเนื่องจากชั้นบรรยากาศ ด้วยสมการของ (Ihlen, 2019; Sayler, 2022) จากนั้นเน้นคุณภาพข้อมูลด้วยวิธีผสมสีเท็จแบบ False color infrared เพื่อแยกแยะความแตกต่างของวัตถุแต่ละประเภทได้ดีขึ้น

การจำแนกข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดิน

การแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยภาพถ่ายผสมผสานกับการจำแนกประเภทข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล โดยทำการเน้นข้อมูลภาพดาวเทียมด้วยวิธีผสมสีเท็จแบบ False color infrared ซึ่งบริเวณพื้นที่ที่มีพืชพรรณปกคลุมจะปรากฏสีแดง เพื่อช่วยต่อการจำแนกได้อย่างชัดเจน (Khunrattanasiri, 2020) และผลการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินจะถูกจัดเก็บเป็นข้อมูลในระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ กำหนดรูปแบบการใช้ประโยชน์ที่ดินโดยอ้างอิงตามกรมพัฒนาที่ดิน (Land Development Department, 2012) ได้แก่

- 1) พื้นที่ป่าไม้ (forest land, F) ประกอบด้วย พื้นที่ป่าธรรมชาติ พื้นที่ป่าปลูกฟื้นฟู และสวนป่า
- 2) พื้นที่แหล่งน้ำ (water body, W) ประกอบด้วย แหล่งน้ำธรรมชาติ และแหล่งน้ำที่มนุษย์สร้างขึ้น
- 3) พื้นที่เกษตรกรรม (agricultural land, A) ประกอบด้วย นาข้าว พืชตารางกิโลเมตร ไม้ผล พืชสวน ตารางกิโลเมตรหมุนเวียน และเกษตรผสมผสาน ตารางกิโลเมตรนาสวนผสม เป็นต้น หรือพื้นที่ที่มีการใช้กิจกรรมในด้านเกษตรกรรม รวมไปถึงพื้นที่โล่งที่มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ในทางเกษตรกรรม
- 4) พื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้าง (urban and built-up land, U) ประกอบด้วย ตัวเมืองและย่านการค้า หมู่บ้าน สถานที่ราชการ สถานีกมณาคมน ย่านอุตสาหกรรม สถานที่พักผ่อนหย่อนใจ สุสาน เป็นต้น
- 5) พื้นที่เบ็ดเตล็ด (miscellaneous land, M) ประกอบด้วย หุ่นยนต์ ป่าละเมาะ เหมืองแร่ พื้นที่ทิ้งขยะ พื้นที่รกร้าง หรือพื้นที่นอกเหนือจากข้อ 1-4

องค์ประกอบหลักสำคัญสำหรับการแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยภาพถ่ายที่ปรากฏในข้อมูลภาพดาวเทียม ได้แก่ ความเข้มของสีและสี ขนาด รูปร่าง เนื้อภาพ รูปแบบความสูงและเงา ที่ตั้ง และความเกี่ยวพัน นอกจากองค์ประกอบหลักที่กล่าวมาเบื้องต้น จำเป็นที่ต้องนำข้อมูลจากดาวเทียมอีก 3 ลักษณะมาประกอบการพิจารณา คือ ลักษณะการสะท้อนช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของวัตถุ ลักษณะรูปร่างของวัตถุที่ปรากฏในภาพ และลักษณะการเปลี่ยนแปลงของวัตถุตามช่วงเวลา (GISTDA, 2009)

การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยคอมพิวเตอร์ (digital analysis) ซึ่งจำเป็นต้องมีกระบวนการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของข้อมูล การผสมช่วงคลื่นเพื่อผลิตภาพสีผสมก่อน และกำหนดพื้นที่ตัวอย่าง (training areas) ซึ่งเป็นสิ่งจำเป็นทั้งการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยมีหลักในการเลือกพื้นที่ตัวอย่าง (GISTDA, 2009) ดังนี้

- เลือกพื้นที่ตัวอย่างที่เป็นตัวแทนการใช้ประโยชน์ที่ดินทุกประเภทในพื้นที่ศึกษา อ้างอิงตามกรมพัฒนาที่ดิน (Land Development Department, 2012) เช่นเดียวกับข้อ 1

- เลือกพื้นที่ตัวอย่างของการใช้ประโยชน์ที่ดินแต่ละประเภทให้กระจายทั่วพื้นที่ศึกษา

- เลือกจำนวนจุดภาพต่อตัวอย่างการใช้ประโยชน์ที่ดินแต่ละประเภทให้มีจำนวนมากกว่า 30 จุดภาพขึ้นไป เพื่อให้มีตัวแทนทางสถิติที่มีลักษณะเป็นการกระจายแบบปกติ ซึ่งจัดเก็บในระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ เป็นรูปหลายเหลี่ยม (polygon) แบบเวกเตอร์ (vector) ครอบคลุมจุดภาพที่ต้องการ

- เลือกพื้นที่ตัวอย่างที่มีลักษณะสีและเนื้อเดียวกัน (homogeneous) เพื่อเป็นตัวอย่างข้อมูลที่ดี

1) การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินแบบกำกับดูแล (supervised classification) เป็นการจำแนกประเภทข้อมูลทีเลือกพื้นที่ตัวอย่างเป็นผู้กำหนดลักษณะข้อมูลแก่เครื่องเอง และเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์ข้อมูลภาพเชิงจุดภาพ (pixel-based image analysis) (Ongsomwang, 2016) ในการศึกษาครั้งนี้เลือกขั้นตอนวิธีการจำแนกแบบอิงพารามิเตอร์ (parametric) รูปแบบการจำแนกประเภทข้อมูลภาพแบบความน่าจะเป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood) ซึ่งเป็นวิธีที่ให้ค่าความถูกต้องและเป็นที่ยอมรับมากที่สุดแต่ใช้เวลาในการคำนวณมากเมื่อเทียบกับวิธีอื่น ๆ มีหลักการทำงานคือ คำนวณเวกเตอร์เฉลี่ย ค่าแปรปรวน และค่าสหสัมพันธ์ของช่วงคลื่นที่นำมาใช้ในการจำแนกของชั้นข้อมูลจากพื้นที่ตัวอย่าง โดยคำสั่งสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลภาพ คือ SCP plugin ซึ่งเป็นอุปกรณ์เสริมจากโปรแกรม QGIS versions 3.28 (Jensen, 1986; GISTDA, 2009; Lakshmi and Priti, 2015; Lillesand *et al.*, 2015; Rimal *et al.*, 2020) โดยที่วิธี maximum likelihood ภายในคำสั่ง SCP plugin มีสมการฟังก์ชันสำหรับการจำแนกข้อมูลค่าความทุกจุดภาพ ของ Richards and Jia (2006) (สมการที่ 1) ดังนี้

$$g_k(x) = \ln p(C_k) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - y_k)^t \Sigma_k^{-1} (x - y_k) \quad (1)$$

เมื่อ C_k คือ คลาสของการปกคลุมดินของพื้นที่ k

x คือ เวกเตอร์จุดภาพของลายเซ็นแต่ละคลาส

$p(C_k)$ คือ ความน่าจะเป็นที่ชั้นข้อมูลที่ต้องการคือ C_k

$|\Sigma_k|$ คือ ค่าดีเทอร์มิแนนต์ของเมทริกซ์ความสัมพันธ์ของข้อมูลในคลาส C_k

Σ_k^{-1} คือ ค่าตรงกันของเมทริกซ์ความสัมพันธ์

y_k คือ เวกเตอร์ลายเซ็นช่วงคลื่นของคลาส k

โดยที่ $x \in C_k \leftrightarrow g_k(x) > g_j(x) \forall k \neq j$

2) การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest เป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมในปัจจุบัน จัดอยู่ในประเภทของแบบ Non-linear และ Supervised learning ซึ่งเป็นการสุ่มข้อมูลจุดภาพจากพื้นที่ตัวอย่างแต่ละประเภท เพื่อสร้างเป็นต้นไม้ตัดสินใจเปรียบเสมือนป่าที่มีต้นไม้จำนวนมาก โดยแต่ละต้นไม้รูปแบบการสุ่มที่ไม่ซ้ำกัน กลุ่มป่าที่ได้รับคะแนนโหวตสูงสุดจะถูกเลือกให้เป็นกลุ่มที่ได้รับความนิยมมากที่สุด (Sanguansat, 2019; Dias *et al.*, 2021; Ali *et al.*, 2022; JavaTpoint, 2022) โดยใช้คำสั่งที่ใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูลภาพ คือ Dzetsaka plugin ซึ่งเป็นอุปกรณ์เสริมที่มีความโดดเด่น และมีคุณสมบัติในการจัดหมวดหมู่ที่มีประสิทธิภาพ ของโปรแกรม QGIS versions 3.28 ที่ถูกพัฒนาขึ้นโดย Nicolas Karasiak (Karasiak and Perbet, 2018; Karasiak, 2021) ซึ่งใช้ภาษา Python ในสร้างการคำนวณการจำแนกของจุดภาพ ดังสมการที่ 2

```
e.g.: dict(n_estimators
=**np.arange(4,10),max_features=[5,10,20,30,40],min_samples_split=range(2,6))
```

(2)

โดยที่ $n_estimators$ คือ ค่าเริ่มต้นเป็นรายการของจำนวนต้นไม้ในโมเดลที่จะทดสอบ

$np.arange$ คือ ฟังก์ชันที่จะสร้างรายการของเลขยกกำลังสองเพื่อใช้เป็นจำนวนต้นไม้ที่จะทดลองในการสร้างโมเดล

$max_features$ คือ ค่าเริ่มต้นเป็นรายการของจำนวนคุณลักษณะสูงสุดที่ถูกใช้ในการวัดความสำคัญจากข้อมูลในแต่ละโหนดของต้นไม้

$min_samples_split$ คือ ค่าเริ่มต้นเป็นช่วงของจำนวนตัวอย่างขั้นต่ำที่จะเป็นในการแยกโหนดของต้นไม้

3) การตกแต่งข้อมูลหลังการวิเคราะห์ (post classification operation) ของการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood และการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest ซึ่งใช้การกรองข้อมูล (filtering) ด้วยเทคนิคแทนค่าจุดภาพที่แตกต่างให้เหมือนกับจุดภาพโดยรอบ โดยใช้ขนาดจุดภาพ 5x5 จุดภาพ เพื่อคัดกรองจุดภาพขนาดเล็กที่มีข้อมูลไม่สอดคล้องกับความเป็นจริงในภูมิประเทศ

การประเมินความถูกต้องของการจำแนกประเภทข้อมูล

การคำนวณหาจุดตรวจสอบความถูกต้องภาคสนาม โดยใช้สมการคำนวณของ Congalton and Green (2019) กำหนดให้โอกาสที่จะเกิดความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 85 (Anderson, 1971) และความคลาดเคลื่อนจากการสุ่มยอมรับได้ไม่เกินร้อยละ 10 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 (สมการที่ 3) ในการกำหนดจุดตรวจสอบเนื่องจากการจำแนก

ประเภทข้อมูลหลายรูปแบบ จึงทำการคำนวณเทียบสัดส่วนพื้นที่ในแต่ละประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดินจากการแปลตีความด้วยสายตาเพียงข้อมูลเดียว และใช้การสุ่มแบบชั้นภูมิ (stratified random sampling) สุ่มจุดตรวจสอบที่คำนวณได้กระจายให้ครอบคลุมการใช้ประโยชน์ที่ดินทั้ง 5 ประเภทของเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก

$$n = \frac{z^2(p)(q)}{e^2} \quad (3)$$

โดยที่ n คือ จำนวนจุดตรวจสอบที่เหมาะสม

p คือ โอกาสที่จะเกิดความถูกต้อง (มีค่าระหว่าง 0-1 ดังนั้นค่า $p = 0.85$)

q คือ โอกาสที่จะเกิดความผิดพลาด (มีค่าเท่ากับ $1-p$ ดังนั้นค่า $q = 0.15$)

z คือ ค่ามาตรฐาน (มีค่าเท่ากับ 1.65)

e คือ ค่าความคลาดเคลื่อนจากการสุ่มยอมรับได้ไม่เกินร้อยละ 10 (ที่ระดับความเชื่อมั่น 90% ดังนั้นค่า $e = 0.1$)

ประเมินความถูกต้องของการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดิน โดยใช้ตาราง Error matrix (Story and Congalton, 1986) โดยแบ่งเป็นการประเมินความถูกต้องของการจำแนกโดยรวม (overall accuracy) การประเมินความถูกต้องของผู้ใช้ (user's accuracy) การประเมินความถูกต้องของผู้ผลิต (producer's accuracy) และค่าสถิติแคปปา (Kappa statistics) เป็นการประเมินตารางความคลาดเคลื่อนโดยใช้ค่าสถิติอธิบายความสอดคล้องกันของชุดข้อมูลสองชุดที่ได้จากการจำแนกโดยตรง (Altman, 1991) โดยผลลัพธ์จากตาราง Error matrix จะพิจารณาร้อยละของผลลัพธ์แต่ละค่าความถูกต้อง หากร้อยละความถูกต้องสูง ถือว่าการจำแนกประเภทนั้นมีความถูกต้องของข้อมูลสูง และค่าสถิติแคปปาเป็นค่าความสอดคล้องของข้อมูล สามารถแบ่งได้ 6 ช่วง (Table 1) (Landis and Koch, 1977)

Table 1 Benchmarks for Kappa statistic values

Kappa Statistic	Strength of Agreement
< 0.00	Poor
0.00–0.20	Slight
0.21–0.40	Fair
0.41–0.60	Moderate
0.61–0.80	Substantial
0.81–1.00	Almost perfect

Source: Landis and Koch (1977)

เปรียบเทียบผลลัพธ์ของการแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดิน

เปรียบเทียบผลลัพธ์การจำแนกประเภทข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดินบริเวณเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ระหว่างการแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยสายตา แบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest โดยใช้เทคนิคซ้อนทับด้วยโปรแกรม QGIS เพื่อพิจารณาความแตกต่างในเชิงพื้นที่ จากนั้นวิเคราะห์ผลลัพธ์ความถูกต้องในการจำแนกประเภทข้อมูลทั้ง 5 ประเภท การใช้ประโยชน์ที่ดินที่ตรงกันระหว่างผลลัพธ์การแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยสายตา ซึ่งเป็นข้อมูลหลัก เปรียบเทียบกับการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest

ผลและวิจารณ์

การจำแนกประเภทข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดิน

การเลือกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมให้ครอบคลุมพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ซึ่งพื้นที่มีขนาดใหญ่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมทั้งหมด 3 ภาพ ได้แก่ Path 128 Row 51 Path 129 Row 50 และ Path 129 Row 51 ดังนั้นการคัดเลือก

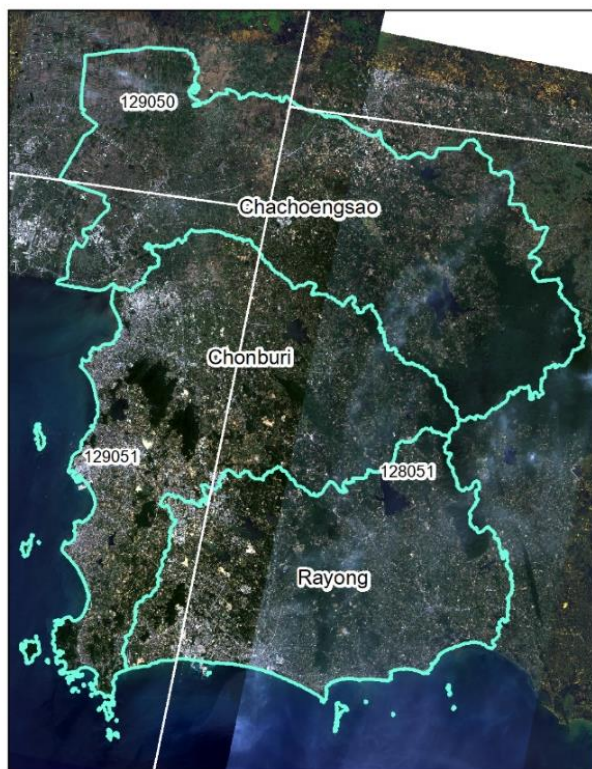
ภาพถ่ายดาวเทียมควรเลือกข้อมูลที่มีการบันทึกภาพในช่วงเวลาที่ใกล้เคียงกัน และเพื่อลดความคลาดเคลื่อนจากการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินปัจจัยระยะการปกคลุมของเมฆก็มีส่วนสำคัญ จึงคัดเลือกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมในช่วงเดือนตุลาคม-ธันวาคม พ.ศ.2565 เนื่องจากหลีกเลี่ยงช่วงการทิ้งใบของพืชพรรณ รวมถึงลักษณะพื้นที่อยู่ติดกับทะเล จึงควรหลีกเลี่ยงช่วงที่เกิดพายุฝนฟ้าคะนอง ซึ่งผลลัพธ์การคัดเลือกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม (Figure 2) ดังนี้

1) ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 ระบบบันทึกข้อมูล OLI-2 Path 128 Row 51 บันทึกภาพวันที่ 8 พฤศจิกายน พ.ศ. 2565 มีร้อยละการปกคลุมของเมฆ เท่ากับ 6.62 และมีค่า Geometric RMSE Model เท่ากับ 6.56 เมตร

2) ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 ระบบบันทึกข้อมูล OLI-2 Path 129 Row 50 บันทึกภาพวันที่ 30 ตุลาคม พ.ศ. 2565 มีร้อยละการปกคลุมของเมฆ เท่ากับ 1.02 และมีค่า Geometric RMSE Model เท่ากับ 6.54 เมตร

3) ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 ระบบบันทึกข้อมูล OLI-2 Path 129 Row 51 บันทึกภาพวันที่ 30 ตุลาคม พ.ศ. 2565 มีร้อยละการปกคลุมของเมฆ เท่ากับ 1.71 และมีค่า Geometric RMSE Model เท่ากับ 6.58 เมตร

True Color Composites (Bands 4 3 2)



False Color Infrared (Bands 5 4 3)

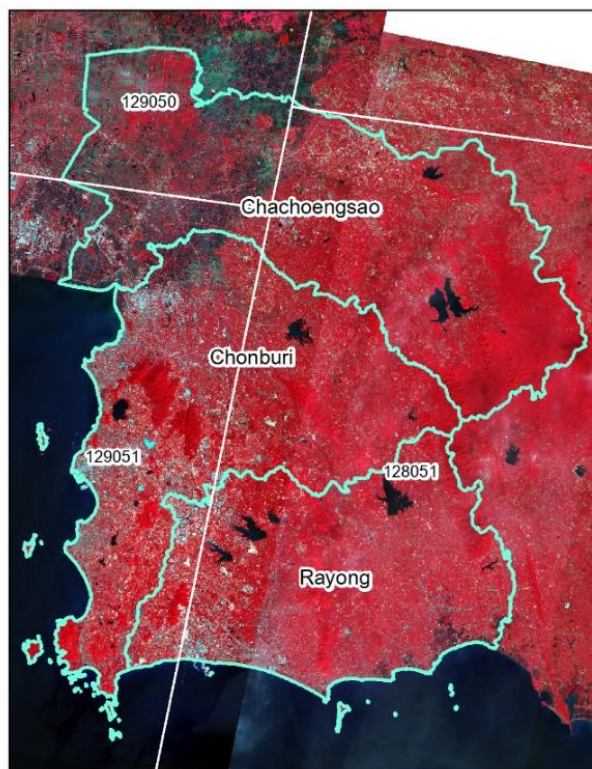


Figure 2 Landsat 9 satellite imagery covering Eastern Economic Corridor area based on OLI-2 data recorded for Path 128 Row 51 (128051), Path 129 Row 50 (129050) and Path 129 Row 51 (129051)

การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest สามารถจำแนกพื้นที่ป่าไม้ พื้นที่เกษตรกรรม และพื้นที่เบ็ดเตล็ด ได้น้อยที่ใกล้เคียงกับการแปลตีความด้วยสายตา และการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood สามารถจำแนกพื้นที่แหล่งน้ำ รวมถึงพื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้างได้น้อยที่ใกล้เคียงกับการแปลตีความด้วยสายตา เนื่องจากเป็นลักษณะของการวิเคราะห์เชิงจุดภาพที่มีเป้าหมายเพื่อแบ่งแยกทางภายนอกของ

ประเภทเอกพันธ์ที่ปรากฏภายใน (Ongsomwang, 2016) ซึ่งทั้งพื้นที่แหล่งน้ำ และพื้นที่ชุมชนและสิ่งก่อสร้าง มีลักษณะของค่าเลขดิจิทัลของจุดภาพที่มีความเป็นเอกลักษณ์สูงกว่าการใช้ประโยชน์ที่ดินประเภทอื่น ทำให้การจำแนกประเภทแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood จึงมีประสิทธิภาพมากกว่าการจำแนกด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest (Table 2)

Table 2 Results of land use classification in ECC using different classification techniques

Unit: km ²			
Land use class	Visual interpretation	Maximum likelihood	Random forest
Forest	1,633.60	2,970.74	1,975.35
Water body	520.02	204.55	190.37
Agricultural	8,557.47	7,504.52	7,762.25
Urban and built-up	1,984.48	2,430.72	3,164.98
Miscellaneous	647.46	232.50	250.08
Total	13,343.03	13,343.03	13,343.03

อย่างไรก็ดี การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยคอมพิวเตอร์จะเกิดความผิดพลาด ซึ่งเกิดจากภาพดาวเทียม Landsat 9 Path 128 Row 51 บันทึกภาพวันที่ 8 พฤศจิกายน พ.ศ. 2565 ที่มีเมฆปกคลุมบางๆ บนภาพดาวเทียม ทำให้การค่าการสะท้อนแสงของวัตถุที่ส่งกลับไปยังทีกบนดาวเทียม

และแปลงเปลี่ยนเป็นค่าเลขดิจิทัลที่บรรจุในจุดภาพเกิดความผิดพลาดได้ จึงทำให้ภาพผลลัพธ์คล้ายกับมีเส้นแบ่งในแนวทแยงจากมุมบนขวามือมายังมุมล่างซ้ายมือของเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (Figure 3)

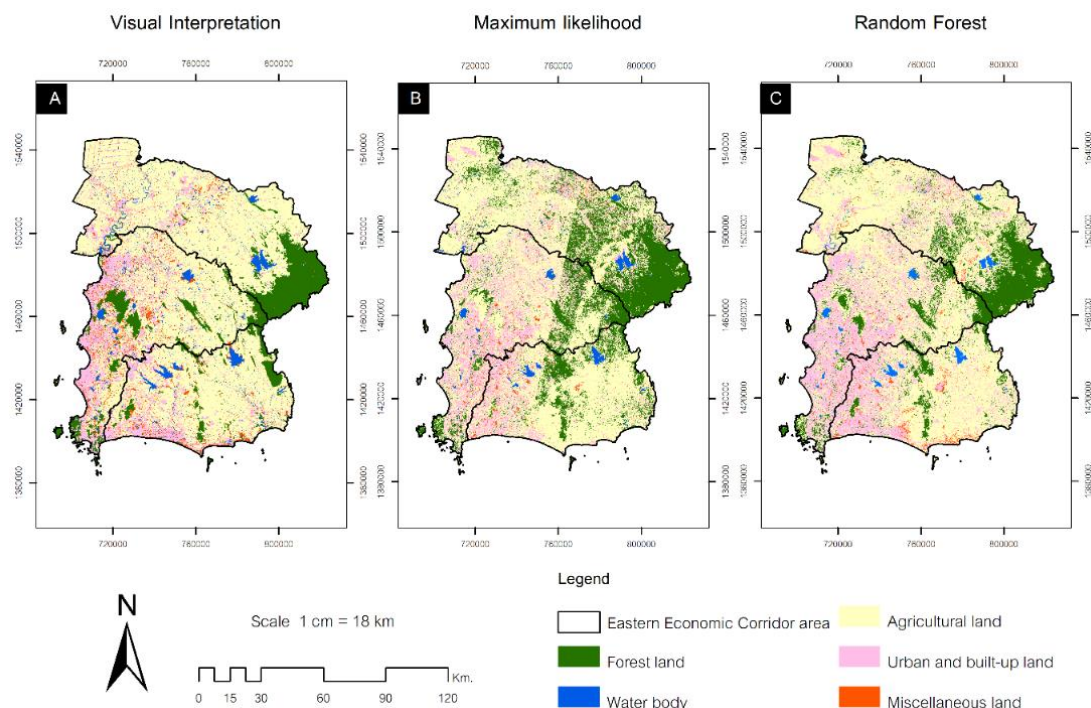


Figure 3 Classification maps of land use types, where visual interpretation technique (subfigure A) resulted in the highest overall accuracy on Landsat 9 satellite data. Other techniques were (B) maximum likelihood; and (C) random forest algorithm

การประเมินความถูกต้องของการจำแนกประเภทข้อมูล

การคำนวณจุดตรวจสอบภาคสนาม จะได้จุดตรวจสอบความถูกต้องภาคสนามจากการคำนวณเท่ากับ 34.71 จุด ผลการคำนวณหากเป็นทศนิยมให้ปัดเศษขึ้น ดังนั้นจำนวนในการตรวจสอบความถูกต้องภาคสนามมีจำนวนไม่น้อยกว่า 35 จุด และลงพื้นที่ตรวจสอบเมื่อวันที่ 6-8 มีนาคม พ.ศ. 2566 รวมถึงประเมินความถูกต้องโดยใช้ตาราง Error matrix พบว่าการแปลตีความด้วยสายตามีค่าความถูกต้องโดยรวมสูงที่สุด คิดเป็นร้อยละ 97.30 ค่าสถิติแคปปาเท่ากับ 0.91 รองลงมา

ได้แก่ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีค่าความถูกต้องโดยรวมร้อยละ 67.57 ค่าสถิติแคปปาเท่ากับ 0.45 และการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood มีค่าความถูกต้องโดยรวมร้อยละ 64.86 ค่าสถิติแคปปาเท่ากับ 0.40 โดยค่าสถิติแคปปาของการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยคอมพิวเตอร์ทั้งสองรูปแบบมีค่าความสอดคล้องสูงที่สุดอยู่ในเกณฑ์ปานกลาง ซึ่งต่างจากการแปลตีความด้วยสายตาที่มีค่าความสอดคล้องอยู่ในเกณฑ์สูงมาก (Table 3)

Table 3 Accuracy assessment of three classification methods used to distinguish land use types based on Landsat 9 image data

Classification Method	Overall Accuracy (%)	Kappa Statistic	Strength of Agreement
Visual interpretation	97.30	0.91	Almost Perfect
Maximum likelihood	64.86	0.40	Fair
Random forest	67.57	0.45	Moderate

จาก Table 3 ผลการศึกษาร้อยละความถูกต้องโดยรวมของพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก พบว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีร้อยละความถูกต้องโดยรวมสูงกว่าแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood สำหรับการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยคอมพิวเตอร์ ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาของ Potic' and Potic' (2017) ที่ระบุว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest สามารถตรวจวัดความเครียดด้านสิ่งแวดล้อม บริเวณ Pan-European South Section of Corridor 10 ในประเทศเซอร์เบีย โดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2A มีความแม่นยำมากที่สุด และการศึกษาของ Talukdar *et al.* (2020) ได้ทำการศึกษการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 โดยใช้อัลกอริทึมทั้งหมด 6 รูปแบบ พบว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีค่าความถูกต้องโดยรวมและค่าสถิติแคปปาสูงที่สุด เหมาะสมกับแบบจำลองการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินและสิ่งปกคลุมดินสำหรับพื้นที่ที่มีพลวัตสูง นอกจากนี้การศึกษานี้ของ Loukika *et al.* (2021) ที่ศึกษาการนำอัลกอริทึมของการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับวิเคราะห์การใช้ประโยชน์ที่ดิน ด้วยโปรแกรม Google Earth Engine บริเวณลุ่มน้ำ Munneru ประเทศอินเดีย จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 และ Sentinel-2 พบว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีความแม่นยำสูงที่สุด ซึ่งการจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 มีค่าความถูกต้องโดยรวม คิดเป็นร้อยละ 94.85 และข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 มีค่าความถูกต้องโดยรวม คิดเป็นร้อยละ 95.80

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดิน

จาก Figure 4 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดิน บริเวณเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก พบว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีผลลัพธ์ความถูกต้องในการจำแนกประเภทข้อมูลทั้ง 5 ประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดินที่ตรงกับการแปลตีความด้วยสายตา เท่ากับ 8,441.25 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 63.26 ของพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ซึ่งมีผลลัพธ์ความถูกต้องมากกว่าการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับด้วยวิธี Maximum likelihood ที่มีผลลัพธ์ความถูกต้องเท่ากับ 7,430.66 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 56.04 ของพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก ซึ่งทั้งสองรูปแบบมีจำนวนพื้นที่ที่สามารถจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินที่ตรงกับการแปลตีความด้วยสายตาแตกต่างกัน เท่ากับ 1,010.59 ตารางกิโลเมตร โดยพื้นที่เกษตรกรรมและพื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้างเป็นพื้นที่ส่วนใหญ่ที่มีความแตกต่างของผลลัพธ์ความถูกต้องสูง เนื่องจากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest สามารถจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินบริเวณพื้นที่ที่มีเมฆบาง ๆ ปกคลุมของภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 9 Path 128 Row 51 ซึ่งส่วนใหญ่เป็นพื้นที่เกษตรกรรมและพื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้างได้ดีกว่าการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับด้วยวิธี Maximum likelihood

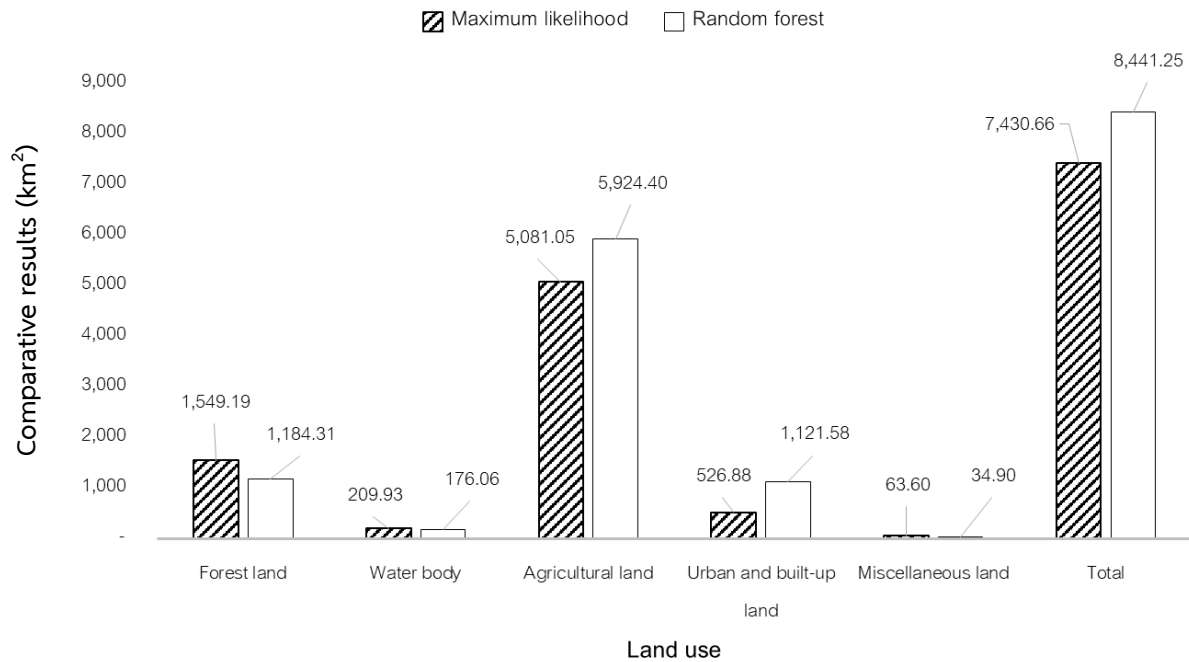


Figure 4 Comparison of two classification methods with results of visual interpretation technique

สรุปและข้อเสนอแนะ

การจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินในพื้นที่เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก โดยใช้เทคนิคการแปลตีความด้วยสายตา การจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest ซึ่งกำหนดรูปแบบการใช้ประโยชน์ที่ดิน 5 ประเภท ได้แก่ พื้นที่ป่าไม้ พื้นที่แหล่งน้ำ พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่ชุมชน และสิ่งปลูกสร้าง และพื้นที่เบ็ดเตล็ด พบว่า เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest มีความแม่นยำสูงที่สุดสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยคอมพิวเตอร์ นอกจากนี้ การแปลตีความด้วยสายตามีความสอดคล้องมากที่สุดกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random forest ที่สามารถจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินประเภทพื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้าง และพื้นที่เบ็ดเตล็ด ซึ่งแตกต่างจากการใช้ประโยชน์ที่ดินประเภทพื้นที่ป่าไม้ และพื้นที่แหล่งน้ำที่มีความสอดคล้องกับการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลด้วยวิธี Maximum likelihood มากที่สุด

มีข้อเสนอแนะเกี่ยวกับหลักการวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพดาวเทียมจะใช้ค่าการสะท้อนแสงของวัตถุเป็นปัจจัยที่ใช้ในจำแนกประเภทข้อมูล ซึ่งการเลือกข้อมูลภาพดาวเทียมในพื้นที่ศึกษาขนาดใหญ่ที่ต้องใช้ภาพดาวเทียมมากกว่าหนึ่งภาพ ค่าร้อยละการปกคลุมเมฆของภาพดาวเทียมที่ครอบคลุมพื้นที่ทั้งหมดควรใกล้เคียงกัน เพื่อป้องกันความผิดพลาดอย่างเป็นระบบในการจำแนกประเภท

คำนิยาม

ผู้วิจัยขอขอบคุณทุกหน่วยงานสำหรับข้อมูลสนับสนุนในการศึกษาครั้งนี้ และขอขอบพระคุณอาจารย์ภาควิชา การจัดการป่าไม้ คณะวนศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ สำหรับการให้คำแนะนำด้านการวิเคราะห์ข้อมูลภาพดาวเทียม และผลักดันให้เกิดการเผยแพร่งานวิจัยมา ณ โอกาสนี้

REFERENCES

- Altman, D.G. 1991. **Practical Statistics for Medical Research**. Chapman and Hall, London, UK.
- Ali, U., Esau, T.J., Farooque, A.A., Zaman, Q.U., Abbas, F., Bilodeau, M.F. 2022. Limiting the collection of ground truth data for land use and land cover maps with machine learning algorithms. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, 11(6): 333. doi:10.3390/ijgi11060333
- Anderson, J.R. 1971. Land use classification schemes used in selected recent geographic applications of remote sensing. **Photogrammetric Engineering**, 37(4): 379-387.
- Congalton, R., Green, K. 2019. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices 3rd ed.** New York, USA.
- Dias, H.C., Sandre, L.H., Alarcón, D.A.S., Grohmann, C.H., Quintanilha, J.A. 2021. Landslide recognition using SVM, random forest, and

- maximum likelihood classifiers on high-resolution satellite images: A case study of Itaóca, Southeastern Brazil. **Brazilian Journal of Geology**, 51(4): e20200105.
- Geo-Informatics and Space Technology Development Agency (GISTDA). 2009. **Space Technology and Geo-informatics**. Amarin Corporations Public Company Limited, Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Ihlen, V. 2019. **Landsat 8 (L8) Data Users Handbook**. U.S. Geological Survey: Sioux Falls, South Dakota, USA.
- JavaTpoint. 2022. **Random Forest Algorithm**. <https://www.javatpoint.com/machine-learning-random-forest-algorithm>, 10 June 2022.
- Jensen, J.R. 1986. **Introductory Digital Image Processing**, Prentice-Hall, New Jersey, USA.
- Karasiak, N. 2021. **Dzetsaka Qgis Classification Plugin**. <https://github.com/nkarasiak/dzetsaka>, 19 July 2021.
- Karasiak, N., Perbet, P. 2018. Remote sensing of distinctive vegetation in Guiana Amazonian Park. **QGIS and Applications in Agriculture and Forest**, 2: 215-245. doi:10.1002/9781119457107.ch7
- Khunrattanasiri, W. 2020. **Satellite Imagery for Forest Resource Survey**. Department of Forest Management, Faculty of Forestry, Kasetsart University, Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Lakshmi, N.K., Priti, N. 2015. Multi-temporal land use classification using hybrid approach. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, 18(2), 289-295. doi:10.1016/j.ejrs.2015.09.003
- Land Development Department. 2012. **Land Use Classification**. Office of Soil Survey and Land Use Planning, Land Development Department, Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Land Development Department. 2020. **Land Use Conditions Report for the Year 2020**. Land Development Department, Ministry of Agriculture and Cooperatives, Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Land Development Department. 2021. **Land Use Conditions Report for the Year 2021**. Land Development Department, Ministry of Agriculture and Cooperatives, Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., Chipman, J.W. 2015. **Remote Sensing and Image Interpretation**, 7th ed. John Wiley and Sons, Inc., USA.
- Landis, R.J., Koch, G.G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, 33(1), 159-174. doi:<https://doi.org/10.2307/2529310>
- Loukika, K.N., Keesara, V.R., Sridhar, V. 2021. Analysis of land use and land cover using machine learning algorithms on Google Earth engine for Munneru River Basin, India. **Sustainability**, 13(24): 13758. doi:10.3390/su132413758
- Office of the Prime Minister. 2019. National strategy 2018-2037. **Government Gazette**. vol.136, Part 51. (dated April 18, 2019). Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Ongsomwang, S. 2016. **Remote Sensing System and Digital Image Analysis**. Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, Thailand. (in Thai)
- Potić, I., Potić, M. 2017. Remote sensing machine learning algorithms in environmental stress detection: Case study of Pan-European south section of corridor 10 in Serbia. **University thought-Publication in Natural Sciences**, 7(2): 41-46. doi:10.5937/univtho7-14957
- Richards, J.A., Jia, X. 2006. **Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction**. Germany: Springer, Berlin, Germany.
- Rimal, B., Rijal, S., Kunwar, R. 2020. Comparing support vector machines and maximum likelihood classifiers for mapping of urbanization. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, 48(1), 71-79. doi:10.1007/s12524-019-01056-9
- Sanguansat, P. 2019. **Artificial Intelligence with Machine Learning AI**. IDC Premier Co., Ltd, Nonthaburi, Thailand. (in Thai)
- Saraubon, K. 2020. **Learn Data Science AI: Machine Learning with Python**. Horsom Media Network, Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Sayler, K. 2022. **Landsat 9 Data Users Handbook**. U.S. Geological Survey: Sioux Falls, South Dakota, USA.
- Secretariat of the House of Representatives. 2017. **Eastern Economic Corridor (EEC): New Hope for Thailand's Sustainable Economic Growth**. https://www.parliament.go.th/ewtadmin/ewt/parliament_parcy/ewt_dl_link.php?nid=45250, 10 June 2022. (in Thai)

- Story, M., Congalton, R. 1986. Accuracy assessment: A user's perspective. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 52(3): 397-399.
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Shahfahad; Pal, S., Liou, Y.A. 2022. Rahman, a land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations-a review. **Remote Sensing**, 12: 1135. doi:10.3390/rs12071135
- Thai Government. 2018. Eastern special development zone act B.E. 2561 (2018). **Government Gazette**. vol.135, Part 34. (dated May 14, 2018). Bangkok, Thailand. (in Thai)
- Tontisirin, N., Anantsuksomsri, S. 2021. Economic development policies and land use changes in Thailand: From the Eastern Seaboard to the Eastern Economic Corridor. **Sustainability**, 13(11), 6153. doi:10.3390/su13116153
- Wettasin, M., Chaiyarat, R., Youngpoy, N., Jieychien, N., Sukmasuang, R., Tanhan, P. 2023. Environmental factors induced crop raiding by wild Asian elephant (*Elephas maximus*) in the Eastern Economic Corridor, Thailand. **Scientific Reports**, 13(1): 13388. doi:10.1038/s41598-023-40070-3
-