BURAPHA SCIENCE JOURNAL
ISSN 2985-0983 (online)

วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา ปีที่ 31 (ฉบับที่ 1) มกราคม – เมษายน พ.ศ. 2569
BURAPHA SCIENCE JOURNAL Volume 31 (No.1) January – April 2026

Research Article

การคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินจากการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทยด้วยแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า

Prediction of above Ground Carbon Sequestration from Landuse/Landcover Changes in the Upper Northern Thailand Using CASA-Biosphere Model

จิรพนธ์ สามเสน* และ อริศรา เจริญปัญญาเนตร

Jirapon Samsen* and Arisara Charoenpanyanet

สาขาภูมิศาสตร์และภูมิสารสนเทศศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ประเทศไทย

Department of Geography and Geoinformatics, Faculty of Social Sciences, Chiangmai University, Thailand

Received : 15 October 2025, Received in revised form : 8 December 2025, Accepted : 16 December 2025

Available online : 7 January 2026

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์และที่มา : การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดิน หรือ ผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล (Net Primary Productivity : NPP) เป็นตัวบ่งชี้ทางนิเวศวิทยาที่สำคัญซึ่งแสดงถึงศักยภาพของการเจริญเติบโตของพืชพรรณในการดูดซับและกักเก็บก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากชั้นบรรยากาศผ่านกระบวนการสังเคราะห์แสง ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการชดเชยคาร์บอนที่เกิดจากกิจกรรมของมนุษย์ ดังนั้นการประเมินการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินภูมิภาคใดภูมิภาคหนึ่งจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการทำความเข้าใจสมดุลคาร์บอนในระบบนิเวศและการส่งเสริมการฟื้นฟูระบบนิเวศ การศึกษานี้เลือกใช้ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทยเป็นพื้นที่ศึกษาเนื่องจากภูมิภาคนี้มีลักษณะเฉพาะที่น่าสนใจหลายประการ ได้แก่ ความหลากหลายทางนิเวศวิทยาที่สูง การมีป่าไม้และพื้นที่เกษตรกรรมที่หลากหลาย ความแตกต่างของภูมิประเทศตั้งแต่ที่ราบสูงจนถึงพื้นที่ลุ่มน้ำและความผันแปรของสภาพภูมิอากาศในแต่ละฤดูกาล การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน (Landuse/Landcover : LULC) ในพื้นที่นี้ส่งผลกระทบโดยตรงต่อความสามารถในการกักเก็บคาร์บอนในแต่ละพื้นที่อย่างไรก็ตาม ยังขาดการศึกษาอย่างเป็นระบบเกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่างประเภทการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินกับปริมาณการกักเก็บคาร์บอนในภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยเฉพาะการศึกษาที่ใช้เทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกลในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่อย่างละเอียด การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ (1) เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการกักเก็บคาร์บอนและการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุม และ (2) เพื่อคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอน และการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน

วิธีดำเนินการวิจัย : เริ่มจากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินและการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดิน โดยการจำแนกประเภทการใช้ที่ดินใน 3 ช่วงเวลา ได้แก่ (ปี ค.ศ. 2016 2019 และ 2024) ด้วยแบบจำลองป่าสุ่ม (Random Forest) จากนั้นใช้แบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA-Biosphere Model) เพื่อประเมินปริมาณการกักเก็บคาร์บอน และตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลภาคสนามโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน ต่อจากนั้นจึงคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินในอนาคต โดยใช้แบบจำลองไฮบริดมาร์คอฟ-ซีเอ (Markov-CA) เพื่อทำนายการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินในอนาคต สุดท้ายสร้างสมการถดถอยเพื่อคาดการณ์ค่าดัชนีพืชพรรณ

(NDVI) และอุณหภูมิพื้นผิว (LST) แล้วนำข้อมูลเหล่านี้ไปใช้ในแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่าร่วมกับข้อมูลการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินที่คาดการณ์ไว้เพื่อประเมินค่าผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวลในอนาคต สุดท้ายตรวจสอบความถูกต้องการคาดการณ์ผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson's correlation coefficient) ค่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยรากที่สอง (Root Mean Square Error : RMSE) และค่าค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error : MAPE)

ผลการวิจัย : ผลการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินและการเปลี่ยนแปลงของพื้นที่การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน กับปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม โดยใช้แบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างอย่างชัดเจนในศักยภาพการกักเก็บคาร์บอนของการใช้ที่ดินแต่ละประเภท ซึ่งสามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้ (1) พื้นที่ป่าไม้มีศักยภาพในการกักเก็บคาร์บอนมีค่าสูงสุด 1.256 gC/m² และต่ำสุด 0.249 gC/m² ศักยภาพที่โดดเด่นนี้เป็นผลมาจากความหนาแน่นของพืชพรรณ โครงสร้างป่าที่ซับซ้อนซึ่งประกอบด้วยชั้นเรือนยอดหลายชั้น และระบบรากที่แข็งแรง ซึ่งทั้งหมดนี้มีส่วนช่วยในการดูดซับและกักเก็บคาร์บอนอย่างมีประสิทธิภาพ พื้นที่ไม้ยืนต้นมีศักยภาพรองลงมา โดยมีค่าสูงสุด 0.836 gC/m² และต่ำสุด 0.245 gC/m² พื้นที่นาข้าวและพื้นที่พืชไร่ มีค่าการกักเก็บคาร์บอนในระดับปานกลาง โดยพื้นที่นาข้าวมีค่าสูงสุด 0.596 gC/m² และพื้นที่พืชไร่มีค่าสูงสุด 0.637 gC/m² ความแตกต่างระหว่างสองประเภทนี้สะท้อนให้เห็นถึงความหลากหลายของชนิดพันธุ์พืชรูปแบบการจัดการและระยะเวลาของฤดูกาลเพาะปลูก โดยทั่วไปแล้วพื้นที่พืชไร่จะมีชนิดพันธุ์พืชที่หลากหลายกว่าและบางชนิดมีชีวมวลสูง ส่งผลให้ศักยภาพการกักเก็บคาร์บอนใกล้เคียงหรือสูงกว่านาข้าว ในขณะเดียวกันพื้นที่อื่น ๆ รวมถึงเขตเมืองและเขตอุตสาหกรรม มีค่าการกักเก็บคาร์บอนต่ำมากหรือติดลบ โดยมีค่าสูงสุดเพียง 0.057 g C/m² และต่ำสุดถึง -0.287 gC/m² ค่าติดลบเหล่านี้บ่งชี้ว่าพื้นที่เหล่านี้ไม่เพียงแต่ไม่สามารถกักเก็บคาร์บอนได้ แต่ยังเป็นแหล่งปล่อยคาร์บอนสุทธิ ซึ่งเป็นผลมาจากการขาดพืชพรรณปกคลุม การใช้เชื้อเพลิงฟอสซิล และกิจกรรมอุตสาหกรรมต่าง ๆ (2) การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าค่า NPP ที่วิเคราะห์จากแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า ร่วมกับข้อมูลการกักเก็บคาร์บอนภาคสนาม 3 ชุดมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สันเท่ากับ (R^2 = 0.663, R^2 = 0.710 และ R^2 = 0.994) ตามลำดับ ผลการคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอนในปี (2033) แสดงให้เห็นแนวโน้มที่สูงขึ้นสำหรับหลายประเภท LULC พื้นที่ป่าไม้ยังคงมีศักยภาพสูงสุดด้วยค่าสูงสุด 1.326 gC/m² เพิ่มขึ้นจากปัจจุบัน แนวโน้มที่เพิ่มขึ้นนี้อาจเป็นผลมาจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศที่อาจส่งเสริมการกักเก็บคาร์บอนของพืชในบางพื้นที่ พื้นที่นาข้าวและพื้นที่ไม้ยืนต้นก็มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกัน โดยพื้นที่นาข้าวคาดว่าจะมีค่าสูงสุด 0.569 gC/m² และพื้นที่ไม้ยืนต้นจะมีค่าสูงสุด 0.778 gC/m² การตรวจสอบความถูกต้องของการคาดการณ์ NPP เทียบกับ NPP ในอดีตมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สันเท่ากับ (R^2 = 0.924) ซึ่งบ่งชี้ว่าวิธีการที่เสนอนี้เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ NPP ในพื้นที่วิจัย ค่าสหสัมพันธ์ที่สูงนี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถจับรูปแบบและแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงได้อย่างแม่นยำ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวางแผนและกำหนดนโยบายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

สรุปผลการวิจัย : การศึกษาความสัมพันธ์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินจากการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน โดยแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า สรุปได้ว่า พื้นที่ป่าไม้มีศักยภาพการกักเก็บคาร์บอนสูงสุด รองลงมาคือไม้ยืนต้น และพื้นที่

เกษตรกรรมมีค่าปานกลาง โดยพืชไร่มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับนาข้าว ส่วนพื้นที่เมืองและอุตสาหกรรมมีค่าต่ำมากหรือเป็นแหล่งปลดปล่อยคาร์บอน แบบจำลองชีวมณฑลคาซ่าแสดงความถูกต้องสูงเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลภาคสนาม การคาดการณ์ในปี 2033 พบแนวโน้มการกักเก็บคาร์บอนเพิ่มขึ้นในทุกประเภทการใช้ที่ดิน โดยป่าไม้ยังคงมีศักยภาพสูงสุด ตามด้วยไม้ยืนต้นและพื้นที่เกษตรกรรม ความแม่นยำของการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงมาก ยืนยันความเหมาะสมของวิธีการนี้สำหรับการประเมินแนวโน้มการกักเก็บคาร์บอนในพื้นที่ศึกษา ผลการศึกษาสนับสนุนการอนุรักษ์ป่าไม้และพัฒนาเกษตรกรรมยั่งยืนเพื่อเพิ่มศักยภาพการกักเก็บคาร์บอนและลดผลกระทบการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ ผลการวิจัยนี้สามารถนำไปใช้สนับสนุนการวางแผนเชิงนโยบายด้านการอนุรักษ์ทรัพยากรป่าไม้ โดยระบุพื้นที่ลำดับความสำคัญในการอนุรักษ์และฟื้นฟู รวมทั้งสนับสนุนการกำหนดเป้าหมายการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกของประเทศตามพันธกรณีภายใต้ความตกลงปารีส นอกจากนี้ ข้อมูลการคาดการณ์แนวโน้มการกักเก็บคาร์บอนยังสามารถใช้เป็นฐานข้อมูลสำหรับการจัดทำแผนการจัดการที่ดินอย่างยั่งยืน การส่งเสริมเกษตรกรรมคาร์บอนต่ำ และการพัฒนากลไกการชดเชยคาร์บอนในพื้นที่เกษตรกรรม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการกักเก็บคาร์บอนในระดับภูมิภาคและประเทศ

คำสำคัญ : การกักเก็บคาร์บอน ; ผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล ; แบบจำลองชีวมณฑล ; การจำแนกแบบป่าสุ่ม ; แบบจำลองมาร์ครอฟซีเอ

Abstract

Background and Objectives : Aboveground carbon sequestration, or Net Primary Productivity (NPP), is an important ecological indicator that reflects the potential growth of vegetation in absorbing and storing carbon dioxide from the atmosphere through photosynthesis. This process plays a critical role in offsetting carbon emissions resulting from human activities. Therefore, assessing aboveground carbon sequestration in a specific region is essential for understanding carbon balance within ecosystems and promoting ecological restoration. This study selected the Upper Northern Region of Thailand as the study area due to several unique characteristics, including high ecological diversity, the presence of various forest and agricultural landscapes, topographical variation ranging from highlands to watershed areas, and seasonal climatic fluctuations. Land use/land cover (LULC) in this region directly affects the carbon sequestration potential of each land type. However, systematic studies on the relationship between LULC types and carbon sequestration in the Upper Northern Region of Thailand remain limited, especially those employing remote sensing technology for detailed spatial analysis. This study aims to (1) Analyze the relationship between carbon sequestration and changes in land use/land cover, and (2) Predict future carbon sequestration and land use/land cover changes.

Methodology : The study begins with an analysis of the relationship between land use/land cover and aboveground carbon sequestration by classifying land use types for three time periods 2016, 2019, and 2024 using the Random

Forest model. The CASA-Biosphere Model is then applied to estimate carbon sequestration, and the estimated results are validated using field data through Pearson's correlation coefficient. Subsequently, future aboveground carbon sequestration is predicted using the hybrid Markov-CA model to simulate future LULC changes. Regression equations are then developed to predict the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Land Surface Temperature (LST). These predicted datasets, together with projected LULC data, are incorporated into the CASA-Biosphere Model to estimate future NPP. Finally, the accuracy of NPP prediction is assessed using Pearson's correlation coefficient, Correlation Coefficient, Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Error (MAPE).

Main Results : The analysis using the CASA-Biosphere Model revealed distinct variations in aboveground carbon sequestration across different land use and land cover (LULC) types, with forest areas exhibiting the highest sequestration potential (0.249–1.256 gC/m²) due to dense vegetation, complex canopy structures, and robust root systems, followed by perennial crops (0.245–0.836 gC/m²), while rice paddies and field crops showed moderate values (up to 0.596 gC/m² and 0.637 gC/m², respectively), reflecting differences in species composition, management practices, and growing seasons. In contrast, urban and industrial areas showed very low or negative sequestration (0.057 to –0.287 gC/m²), indicating their role as net carbon sources as a result of limited vegetation cover and high anthropogenic emissions. Model validation using three sets of field data produced Pearson's R^2 values of 0.663, 0.710, and 0.994, confirming strong agreement between modeled and observed NPP. Future projections for 2033 indicate increasing carbon sequestration across most LULC categories, with forests remaining the highest (up to 1.326 gC/m²), alongside rising values for rice paddies (0.569 gC/m²) and perennial crops (0.778 gC/m²), a trend potentially influenced by climatic conditions that enhance vegetation productivity. The accuracy of NPP predictions, validated using historical data, achieved a high correlation coefficient ($R^2 = 0.924$), demonstrating the model's strong capability to capture spatial–temporal patterns and its suitability for long-term carbon sequestration forecasting and environmental planning

Conclusions : The assessment of aboveground carbon sequestration under land use/land cover changes using the CASA-Biosphere Model reveals that forest areas possess the highest carbon sequestration potential, followed by perennial crops. Agricultural areas show moderate potential, with field crops performing similarly to rice paddies. Urban and industrial areas exhibit very low or negative sequestration, acting instead as carbon sources. The CASA-Biosphere Model demonstrates high accuracy when validated with field data. Forecasts for the year 2033 indicate increasing carbon sequestration for all LULC categories, with forests remaining the strongest contributors, followed by perennial crops and agricultural areas. The high predictive accuracy confirms the suitability of this approach for assessing carbon sequestration trends within the study region. The findings support forest conservation and

sustainable agricultural practices to enhance carbon sequestration and mitigate climate change impacts. The results can guide policy-making on forest resource conservation by identifying priority areas for preservation and restoration, as well as informing national greenhouse gas reduction targets under the Paris Agreement. Moreover, the projected carbon sequestration trends can serve as a foundation for sustainable land management, low-carbon agriculture, and the development of agricultural carbon credit mechanisms to enhance regional and national carbon sequestration efficiency.

Keywords : carbon sequestration ; net primary productivity ; CASA-Biosphere model ; random forest classification ; Markov-CA model

*Corresponding author. E-mail : jirapon7201@gmail.com

Introduction

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศเป็นปัญหาสำคัญระดับโลกที่เกิดจากการเพิ่มขึ้นของก๊าซเรือนกระจกในบรรยากาศ โดยเฉพาะก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO_2) ซึ่งมีปริมาณเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องจากกิจกรรมของมนุษย์ การทำลายป่าและการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดินเป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้คาร์บอนที่สะสมในระบบนิเวศป่าไม้ถูกปลดปล่อยออกสู่บรรยากาศ ในขณะเดียวกัน ระบบนิเวศธรรมชาติยังมีบทบาทสำคัญในการเป็นแหล่งกักเก็บคาร์บอนธรรมชาติที่ช่วยลดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ (CO_2) ในบรรยากาศ การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดิน หมายถึงปริมาณคาร์บอนที่สะสมอยู่ในส่วนต่าง ๆ ของพืชพรรณที่อยู่เหนือระดับผิวดิน ได้แก่ ลำต้น กิ่งก้าน ใบ และผลไม้ การกักเก็บคาร์บอนในรูปแบบนี้เป็นกระบวนการที่พืชดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ (CO_2) จากบรรยากาศผ่านกระบวนการสังเคราะห์ด้วยแสงและเปลี่ยนเป็นสารอินทรีย์ที่เป็นองค์ประกอบของเนื้อเยื่อพืช ป่าไผ่ ป่าไม้ธรรมชาติ และพื้นที่เกษตรกรรมต่าง ๆ มีศักยภาพในการกักเก็บคาร์บอนแตกต่างกันขึ้นอยู่กับชนิดพืช ความหนาแน่นของพืชพรรณ อายุของต้นไม้ และสภาพแวดล้อม

ผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล (Net Primary Productivity: NPP) คือตัวบ่งชี้ทางนิเวศวิทยาที่สำคัญซึ่งแสดงถึงศักยภาพของการเจริญเติบโตของพืชพรรณในการดูดซับและกักเก็บก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากชั้นบรรยากาศผ่านกระบวนการสังเคราะห์แสง อย่างไรก็ตาม NPP หมายถึง อัตราการสะสมชีวมวลสุทธิที่เหลือหลังจากพืชใช้พลังงานไปกับการหายใจเซลล์ การใช้คำว่า "above ground carbon sequestration" ในบริบทของ NPP หมายถึง การกักเก็บคาร์บอนในส่วนเหนือพื้นดิน (ลำต้น กิ่งก้าน ใบ) ที่สามารถวัดได้จากผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล Potter *et al.* (1993) ซึ่งพัฒนาแบบจำลอง CASA อธิบายว่า NPP เป็นตัวแทนของการกักเก็บคาร์บอนในชีวมวลของพืชงานวิจัยของ Das *et al.* (2023) ที่กล่าวถึงการใช้ NPP เป็นตัวชี้วัดการกักเก็บคาร์บอน (carbon sequestration)

ความก้าวหน้าในการสำรวจจากระยะไกลได้นำไปสู่การพัฒนาที่รวดเร็วในการประเมินผลผลิตชีวมวลสุทธิขั้นต้น (NPP) เนื่องจากเทคโนโลยีนี้สามารถให้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ต่อเนื่องและครอบคลุมพื้นที่กว้างใหญ่ จึงเป็นเครื่องมือสำคัญ

สำหรับแบบจำลองทางนิเวศวิทยาเพื่อใช้ในการประมาณค่า NPP (Bulut *et al.*, 2023 ; Dejin *et al.*, 2025 ; Gulinigear *et al.*, 2025) นักวิจัยหลายกลุ่มได้ใช้ข้อมูลการสำรวจระยะไกล ทั่วไปเพื่อประมาณค่า NPP ของพืชพรรณทั่วโลกหรือในระดับภูมิภาค (Luana *et al.*, 2024 ; Tesfaye *et al.*, 2024) การนำข้อมูลดังกล่าวมาใช้สะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของเทคโนโลยีในการทำความเข้าใจพลวัตของระบบนิเวศ ปัจจุบันแบบจำลองที่ใช้เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลสำหรับการประมาณค่า NPP ถูกแบ่งออกเป็นสามประเภทหลัก ได้แก่ แบบจำลองผลผลิตสภาพภูมิอากาศ แบบจำลองการใช้พลังงานแสง และแบบจำลองสรีรวิทยาและนิเวศวิทยาแบบจำลอง CASA-Biosphere Model ซึ่งเสนอโดย Potter *et al.* (1995) เป็นหนึ่งในแบบจำลองที่ใช้กันอย่างแพร่หลายที่สุดสำหรับการประมาณค่า NPP ในระดับโลก แบบจำลองนี้สามารถปรับให้เหมาะกับการประมาณค่า NPP ในระดับภูมิภาคหรือระดับโลกสำหรับระบบนิเวศและประเภทสภาพภูมิอากาศที่หลากหลาย แบบจำลองนี้ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้การจำลองมีความแม่นยำมากขึ้น

ปัจจุบันมีการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการสร้างแบบจำลองสำหรับการประเมินผลผลิตขั้นต้นสุทธิของชีวมวล (NPP) การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินและ LULC กับการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีสำรวจระยะไกลในหลาย ๆ การศึกษาเช่น Zhang *et al.* (2022) ได้ทำการศึกษาการเปลี่ยนแปลงเชิงปริภูมิและเวลาและการทำนาย NPP ในภูมิภาคปักกิ่ง-เทียนจิน-เหอเป่ยโดยการจับคู่กับโมเดลพลัส (PLUS) และแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA-Biosphere Model) เพื่อคาดการณ์รูปแบบการกระจายตัวของ NPP ในภูมิภาค ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลอง PLUS มีค่า สัมประสิทธิสหสัมพันธ์เท่ากับ 0.83 นอกจากนี้ Huang *et al.* (2023)ใช้ตัวประมาณค่ามัธยฐานของ Theil-Sen ร่วมกับ การทดสอบ Mann-Kendall เพื่อวิเคราะห์พลวัตเชิงพื้นที่และเวลาของ ผลผลิตระบบนิเวศเครือข่ายภาคพื้นดิน (NEP) ในอาเซียนระหว่างปี ค.ศ. 2001-2020 โดยใช้แบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA-Biosphere Model) และข้อมูลจากการสำรวจระยะไกล NEP หมายถึง ส่วนเหลือของผลผลิตปฐมภูมิสุทธิ (NPP) ที่เหลืออยู่หลังจากการหักปริมาณการใช้ในการหายใจของสิ่งมีชีวิตเฮเทอโรโทรฟิก (Soil heterotrophic respiration) ซึ่งผลการศึกษาพบว่า ค่า NEP เฉลี่ยรายปีของอาเซียนเท่ากับ 396.83 gC/m^2 ซึ่งเป็นค่าบวก และเมื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับปัจจัยทางสิ่งแวดล้อม พบว่า NEP มีความสัมพันธ์เชิงบวกสูงกับปริมาณน้ำฝน (สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ R^2 =0.86) แต่มีความสัมพันธ์เชิงลบกับศักยภาพการคายระเหย (R^2 =-0.54) และรังสีดวงอาทิตย์ (R^2=-0.74) โดยค่าสัมประสิทธิ์นัยสำคัญของทั้งสามค่าน้อยกว่า 0.01 Bulut *et al.* (2023) นักวิจัยได้ใช้เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลเพื่อประเมินศักยภาพการผลิตทางชีวภาพของป่าสนไครเมีย โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ผลผลิตขั้นต้นสุทธิ (NPP) ที่เป็นดัชนีชี้วัดความอุดมสมบูรณ์ของระบบนิเวศ การประเมินเริ่มต้นด้วยการใช้แบบจำลองทางชีวเคมี CASA-Biosphere Model จากข้อมูลดาวเทียม จากนั้นจึงได้สร้างแบบจำลองใหม่ที่ละเอียดขึ้นโดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 OLI และ Sentinel-2 ร่วมกับข้อมูลสภาพอากาศและการใช้ประโยชน์ที่ดินในแปลงสำรวจ 180 แปลง เพื่อให้แน่ใจว่าแบบจำลองมีความถูกต้อง ทีมวิจัยได้เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้กับข้อมูลจริงที่เก็บจากการวัดปริมาณซากพืชที่ร่วงหล่นจากสถานี 30 สถานี ในแต่ละแปลงป่า ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่า การผลิต NPP มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับจำนวน ดอกเพศผู้ของสน โดยพบความสัมพันธ์เชิงลบที่ชัดเจน (r = -0.75) Wang *et al.* (2021) ได้ทำการวิเคราะห์แบบจำลอง CASA-Biosphere Model แบบแยกส่วนกับแบบจำลอง CA-Markov เข้าด้วยกันเพื่อทำนาย รูปแบบ การ

กระจายเชิงพื้นที่และเวลาของ NPP ในอนาคต อย่างไรก็ตาม การศึกษาของพวกเขาไม่ได้ทำนายการกระจายเชิงพื้นที่โดยละเอียดของปัจจัยสภาพแวดล้อมของการผลิตชีวมวล NPP แต่ทำนายการกระจายเชิงพื้นที่ของ NPP ในการใช้ประโยชน์ที่ดินแทน Jiang & Bai. (2021) ทำนาย NPP โดยใช้ NPP เฉลี่ยหลายปีสำหรับประเภทการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมต่าง ๆ เป็นข้อมูลอ้างอิง อย่างไรก็ตาม วิธีนี้อาศัยข้อมูลในอดีตเพียงอย่างเดียวเพื่อทำนาย NPP ในอนาคต การวิจัยนี้มุ่งเน้นการวิเคราะห์และทำนายการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย ซึ่งมีความหลากหลายทางด้านการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ตั้งแต่ป่าไม้ธรรมชาติ พื้นที่เกษตรกรรม เมืองและชุมชน ซึ่งแต่ละประเภทมีบทบาทและศักยภาพในการกักเก็บคาร์บอนที่แตกต่างกัน ส่งผลกระทบโดยตรงต่อปริมาณการกักเก็บคาร์บอน การเข้าใจและติดตามการเปลี่ยนแปลงนี้จึงมีความสำคัญต่อการวางแผนการจัดการทรัพยากรธรรมชาติและการบรรเทาผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ การศึกษานี้ได้ประยุกต์ใช้แพลตฟอร์มการประมวลผลเชิงภูมิสารสนเทศGoogle Earth Engine (GEE) เป็นเครื่องมือหลักในการวิเคราะห์ร่วมกับแบบจำลองชีวมณฑล (CASA-Biosphere Model) และ แบบจำลองคาดการณ์ LULC ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้หลักการของมาร์คอฟ-ซีเอ (Markov-CA) เพื่อทำนายการกักเก็บคาร์บอนใน ยังต้องการการศึกษาที่บูรณาการเครื่องมือภูมิสารสนเทศที่ทันสมัยอย่าง Google Earth Engine (GEE) เข้ากับแบบจำลอง CASA และแบบจำลองไฮบริดมาร์คอฟ-ซีเอ (Markov-CA) อย่างเป็นระบบ เพื่อให้การคาดการณ์ LULC และ NPP มีความแม่นยำสูงและครอบคลุมมิติเชิงพื้นที่และเวลาในระยะยาว ดังนั้น การวิจัยนี้ จึงมุ่งเน้นการประยุกต์ใช้แนวทางบูรณาการดังกล่าวเพื่อเติมเต็มช่องว่างองค์ความรู้ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย

Methodology

<u>พื้นที่ดำเนินการวิจัย</u>

พื้นที่ศึกษาในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย อยู่พิกัดลองจิจูดที่ 97 องศา 22 ลิปดา กับ 101 องศา 22 ลิปดา ตะวันออก และละติจูด 20 องศา 25 ลิปดา กับ 17 องศาเหนือ มีพื้นที่รวมทั้งหมดประมาณ 96,072 ตารางกิโลเมตร ประกอบด้วย 9 จังหวัด ได้แก่ เชียงราย เชียงใหม่ แม่ฮ่องสอน ลำปาง ลำพูน แพร่ น่าน พะเยา และอุตรดิตถ์ มีอาณาเขตติดต่อดังนี้ (Figure 1)

ทิศเหนือ	ติดต่อกับ	สาธารณรัฐแห่งสหภาพเมียนมา และสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว ดินแดนที่อยู่เหนือสุดของภาคเหนือคือ อ.แม่สาย จ.เชียงราย
ทิศตะวันออก	ติดต่อกับ	สาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว ดินแดนที่อยู่ตะวันออกสุดของภาคเหนือคือ เทือกเขาเพชรบูรณ์ อ.บ่อเกลือ จ.น่าน
ทิศใต้	ติดต่อกับ	ประเทศลาว มีเทือกเขาหลวงพระบางและจังหวัดเพชรบูรณ์บางส่วนเป็นแนวแบ่งพรมแดน
ทิศตะวันตก	ติดต่อกับ	สาธารณรัฐแห่งสหภาพเมียนมา มีแม่น้ำเมยและส่วนหนึ่งของแม่น้ำสาละวิน (แม่น้ำคง) เป็นแนวแบ่งพรมแดน

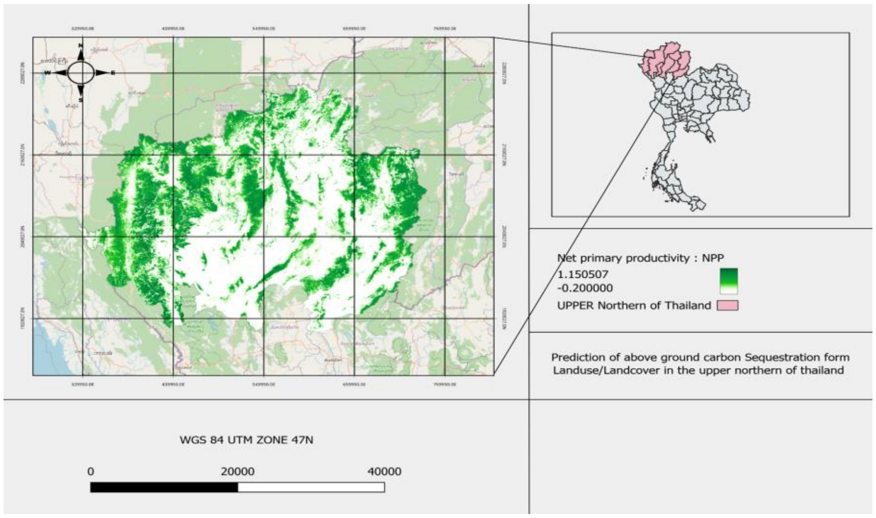


Figure 1 Study area

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

1) ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8-9 OLI เป็นภาพถ่ายดาวเทียมที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 30 เมตร นำเข้าข้อมูลจากสำนักงานสำรวจธรณีวิทยาแห่งสหรัฐอเมริกา (USGS) ผ่านแพลตฟอร์ม GEE โดยใช้ชุดข้อมูล USGS Landsat 8-9 Level 2 Collection 2 Tier 1 ที่ผ่านการปรับแก้เชิงบรรยากาศ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ปัจจัยทางด้านสิ่งแวดล้อม และการจำแนกการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ในช่วงเดือนมีนาคม ถึง เมษายน (ปี ค.ศ. 2016 2019 และ 2024)
2) ข้อมูลอุณหภูมิจากสถานีอุตุนิยมวิทยาย้อนหลังรายเดือนในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย ในช่วงเดือนมีนาคม ถึง เมษายน (ปี ค.ศ. 2016 2019 และ 2024)
3) ข้อมูลความเข้มรังสีดวงอาทิตย์จากกรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน
4) ข้อมูลการสำรวจการกักเก็บคาร์บอนภาคสนามจาก Sangnam & Charoenpanyanet (2016)

การวิเคราะห์ข้อมูล

1. การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินจากการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน เริ่มต้นจากการจำแนกการใช้ที่ดินใน 3 ช่วงเวลาด้วยวิธีการจำแนกแบบป่าสุ่ม จากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8-9 OLI หลักจากนั้นประเมินความสัมพันธ์ระหว่างการใช้ที่ดินและปริมาณการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินโดยใช้ CASA-Biosphere model และทำการตรวจสอบความถูกต้องข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนที่ได้จากการวิเคราะห์กับข้อมูลภาคสนามในพื้นที่เดียวกันโดยการหาค่าสหสัมพันธ์สัมประสิทธิ์แบบเพียร์สัน (Pearson’s correlation coefficient)

1.1 การจำแนกการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ด้วยวิธีการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random forest)

การแปลตีความการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วยสายตา ผสมผสานกับการจำแนกประเภทข้อมูลแบบป่าสุ่ม (Random forest) โดยทำการเน้นข้อมูลภาพดาวเทียมด้วยวิธีผสมสีจริง ซึ่งบริเวณพื้นที่ที่มีพืชพรรณปกคลุมจะใช้ดัชนีพืชพรรณเป็นตัวช่วยในการทำตัวอย่างข้อมูล (Cluster sampling) ในช่วงเดือนมีนาคมถึงเมษายนเพื่อง่ายต่อการจำแนกได้อย่างชัดเจนและผลการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินจะถูกจัดเก็บ เป็นข้อมูลบนแพลตฟอร์ม GEE กำหนดรูปแบบการใช้ที่ดิน ได้แก่ 1) พื้นที่ป่าไม้ (Forest land) ประกอบด้วย พื้นที่ป่าดิบเขา พื้นที่ป่าสนเขา และพื้นที่ป่าเบญจพรรณ 2) พื้นที่นาข้าว (Rice land) ประกอบด้วย พื้นที่นาปรัง 3) พื้นที่พืชไร่ (Crop land) ประกอบด้วย ไร่ข้าวโพด ไม้ผล พืชสวน หรือพื้นที่ที่มีการใช้กิจกรรมใน ด้านเกษตรกรรม 4) พื้นที่ไม้ยืนต้น (Perennial land) ประกอบด้วย ต้นยางพารา ต้นสัก 5) พื้นที่อื่น ๆ (Other land use) ประกอบด้วย ตัวเมืองและย่านการค้า หมู่บ้าน สถานที่ราชการ ย่านอุตสาหกรรม แหล่งน้ำ ถนน พื้นที่ป่าที่ไม่ใช่ป่า รวมไปถึงพื้นที่โล่งที่มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ในทางเกษตรกรรมแต่ยังไม่มีการเพาะปลูก

กระบวนการสร้างข้อมูลตัวอย่างสำหรับการฝึกแบบจำลอง Random Forest เริ่มจากการแปลตีความภาพด้วยสายตาโดยใช้การผสมสีจริงเพื่อเน้นพื้นที่พืชพรรณ ร่วมกับการวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณ (NDVI) แหล่งข้อมูลอ้างอิงที่ใช้ประกอบการตีความได้แก่ ภาพถ่ายดาวเทียมความละเอียดสูงจาก Google Earth ระบบการติดตามสถานการณ์การเพราะปลูกพืชเศรษฐกิจของประเทศไทยจากสำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ แผนที่การใช้ที่ดินจากกรมพัฒนาที่ดิน และแผนที่ป่าไม้จากกรมป่าไม้ การเลือกจุดตัวอย่างใช้วิธี Stratified Random Sampling โดยสุ่มจุดตัวอย่างจากแต่ละประเภท การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ตามสัดส่วนพื้นที่ครอบคลุม เลือกพื้นที่ตัวอย่างที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันในรัศมีอย่างน้อย 90 เมตร (3×3 pixels) โดยแต่ละจุดตัวอย่างห่างกันอย่างน้อย 300 เมตร เพื่อหลีกเลี่ยงความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ จำนวนจุดตัวอย่างสำหรับการฝึกในปี 2016, 2019 และ 2024 ประเภทละ 300 จุด เท่ากับ 1500 จุดตัวอย่างต่อปี โดยการกระจายตัวของจุดตัวอย่างคำนึงถึงความหลากหลายของภูมิประเทศในพื้นที่ภาคเหนือตอนบน ครอบคลุมทั้งพื้นที่ภูเขา ที่ราบสูง และที่ราบลุ่ม

แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random Forest) ที่ใช้ในการจำแนกการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน บนแพลตฟอร์ม Google Earth Engine ใช้ฟังก์ชัน ee.Classifier.smileRandomForest() โดยกำหนดพารามิเตอร์ดังนี้ จำนวนต้นไม้ (numberOfTrees) เท่ากับ 100 ต้น เนื่องจากการทดสอบเบื้องต้นพบว่าการเพิ่มจำนวนเกิน 100 ไม่ได้เพิ่มความแม่นยำอย่างมีนัยสำคัญ ข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดถูกแบ่งออกเป็น Training Dataset 70% สำหรับการฝึกแบบจำลอง และ Validation Dataset 30% สำหรับการประเมินประสิทธิภาพเบื้องต้น โดยการแบ่งข้อมูลใช้วิธี Stratified Random Split เพื่อรักษาสัดส่วนของแต่ละประเภท การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน หลังจากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของการจำแนก การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ด้วยเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ร่วมกับข้อมูลอ้างอิงที่ใช้ในการสร้างจุดตัวอย่าง

1.2 การวิเคราะห์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินด้วยแบบจำลอง CASA-biosphere model

การศึกษาครั้งนี้ใช้แบบจำลอง CASA-Biosphere Model ของ Potter *et al.* (1995) (อ้างอิงจาก Sangnam & Charoenpanyanet, 2016) ซึ่งเป็นโมเดลที่สร้างขึ้นมาเพื่อจำลองรูปแบบการตรึงคาร์บอนหรือการผลิตชีวมวลของพืช โดยการคำนวณจาก ข้อมูลปัจจัยทางสภาพแวดล้อมแบบการสำรวจระยะไกลร่วมกับข้อมูลอุณหภูมิจากสถานีอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลความเข้มของรังสีดวงอาทิตย์จากจากกรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงานเพื่อประมาณค่า NPP โดยมีสมการต่อไปนี้

$$NPP(x,t)= S(x,t)\cdot FPAR(x,t)\cdot \varepsilon^* \cdot T(x,t)\cdot W(x,t) \quad (1)$$

โดย NPP = อัตราส่วนสุทธิของคาร์บอนที่เหลือจากการหายใจและการสังเคราะห์แสงของพืช เป็นค่าที่แสดงถึงการกักเก็บคาร์บอนสุทธิไว้ในลำต้น ราก และใบของพืช

$S_{(x,t)}$ = ค่ารังสีดวงอาทิตย์

$FPAR_{(x,t)}$ = สัดส่วนของรังสีที่ใช้ในการสังเคราะห์แสงของพืชที่ส่วนเรือนยอดของพืชสามารถดูดกลืนเอาไว้ได้

ε^* = ค่าประสิทธิภาพคงที่การใช้แสงเท่ากับ 0.389 gC MJ-1 PAR

$T_{(x,t)}$ = ค่าอุณหภูมิ (เซลเซียส) มีค่าเท่ากับ 0-1

$W_{(x,t)}$ = ค่าความชื้นในดิน

โดยค่า FPAR, T และค่า W เป็นค่าที่คำนวณได้จากภาพถ่ายดาวเทียมสามารถหาได้จากสมการดังต่อไปนี้

1.2.1 FPAR คือสัดส่วนของรังสีที่ใช้ในการสังเคราะห์แสงของพืชที่ส่วนเรือนยอดของพืชสามารถดูดกลืนเอาไว้

$$FPAR = NDVI * 1.25 - 0.025 \quad (2)$$

โดย NDVI = ค่าดัชนีพืชพรรณ (มีค่าระหว่าง -1 ถึง 1) ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ

$$NDVI = \frac{(NIR-VR)}{(NIR+VR)} \quad (3)$$

โดย NIR=ค่าสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near-Infrared)

VR = ค่าสะท้อนในช่วงคลื่นสีแดง (Red)

ซึ่งภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8-9 OLI มี NIR คือ แบนด์ 5 และ VR คือ แบนด์ 4

1.2.2 T คือค่าอุณหภูมิ

$$LST = \frac{TB}{1+(\lambda \times TB\ \rho)\ln\varepsilon} \qquad (4)$$

โดย LST = ค่าอุณหภูมิ

TB = ค่าความสว่างของอุณหภูมิของภาพถ่ายดาวเทียม

λ = ความยาวคลื่นของสภาพการเปล่งรังสีที่ปล่อยออกมาและค่าเฉลี่ยความยาวคลื่น Spectral Radiance (λ=11.5 μm)

ε = ค่าความสามารถในการแผ่รังสี

ซึ่งในสมการนี้ ต้องหาค่า TB (สมการ 4) และค่า ε (สมการ 5) ก่อนเพื่อนเข้าสู่สมการดังกล่าว โดยสามารถหาได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$TB = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{\lambda+1}\right)} \qquad (5)$$

โดย TB = ค่าความสว่างของอุณหภูมิของภาพถ่ายดาวเทียม (Brightness Temperature)

$L\lambda$ = ค่า TOA spectral radiance (Watt/(m^2*srad* μm))

K_1 = ค่า Band-specific thermal conversion constant

K_2 = ค่า Band-specific thermal conversion constant

$$\varepsilon = \varepsilon vegPv + \varepsilon soil\ (1-Pv) \qquad (6)$$

โดย ε = ค่าความสามารถในการแผ่งรังสี

Pv = ค่าความสามารถในการแผ่รังสีของพืชพรรณ

εveg = ค่าความสามารถในการแผ่รังสีของพืชพรรณมีค่าประมาณ 0.99

εsoil = ค่าความสามารถในการแผ่รังสีของดินมีค่าประมาณ 0.97

ซึ่งค่า Pv คือ ค่าวามสามารถในการแผ่รังรังสีขสีองพืชพรรณ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$PV = \frac{(NDVI - NDVImin)}{(NDVImax - NDVImin)} \qquad (7)$$

โดย $NDVI_{max}$ = มีค่าเท่ากับ 0.4

$NDVI_{min}$ = มีค่าเท่ากับ 0.2

หลังจากที่คำนวณหาค่าอุณหภูมิแล้ว ค่าที่คำนวณได้จะมีหน่วยเป็นองศาเคลวิน ซึ่งต้องทำการปรับค่าอุณภูมิเป็นหน่วยองศาเซลเซียส จากนั้นปรับค่าอุณหภูมิให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 ตามสมการของ CASA-Biosphere Model โดยใช้ค่าอุณหภูมิ (องศาเซลเซียส) สูงสุดต่ำสุด ย้อนหลังจากสถานีวัดอุณหภูมิในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทยมาคำนวณดังสมการ

$$T = temp(°C) - tmin / tmax – tmin \quad (8)$$

โดย T = ค่าอุณหภูมิ (เซลเซียส)

temp (°C) = ภาพ LST ที่ผ่านการปรับหน่วยอุณหภูมิเป็นหน่วยองศาเซลเซียส และปรับค่าอุณหภูมิให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0-1

t_{min} = ค่าอุณหภูมิต่ำสุดจากสถานีอุตุนิยมวิทยารายจังหวัดย้อนหลังในพื้นที่ภาคเหนือจตอนบนของประเทศไทย

t_{max} = ค่าอุณหภูมิสูงสุดจากสถานีอุตุนิยมวิทยารายจังหวัดย้อนหลังในพื้นที่ภาคเหนือจตอนบนของประเทศไทย

1.2.3 W คือค่าความชื้นในดิน

$$SMI = LSTmax - LST / LSTmax – LSTmin \quad (9)$$

โดย SMI = ค่าความชื้นในดิน

LSTmax = ค่าอุณหภูมิพื้นผิวสูงสุด

LSTmin = ค่าอุณหภูมิพื้นผิวต่ำสุด

จากนั้นนำค่าที่ได้จากการคำนวณดังกล่าวข้างต้นเข้าสู่การประเมินการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินจากภาพถ่ายดาวเทียมด้วยแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA – Biosphere model) หลักจากนั้นทำการประเมินการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินกับข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินของยางพาราจากข้อมูลภาคสนาม โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson’s correlation coefficient) ค่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยรากที่สอง (Root Mean Square Error : RMSE) และค่าค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error : MAPE) ที่พิกัดเดียวกันว่ามีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันหรือไม่ รายละเอียดเพิ่มเติมสามารถศึกษาได้จาก (Zhang *et al.*, 2022)

2. การคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินจาก การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน (LULC) ในอนาคต

การทำนายการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดิน เป็นไปตามสามขั้นตอนนี้ ขั้นตอนแรกคือการคาดการณ์ข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดินโดยใช้แบบจำลอง Markov-CA เพื่อหาความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลงของ LULC โดยทำนายจากข้อมูลการใช้ที่ดินสองช่วงเวลาและตัวแปรทางด้านสิ่งแวดล้อมที่ส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลง ขั้นตอนที่

สองคือการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้น (linear regression) เพื่อทำนายข้อมูล NDVI และ LST ซึ่งตัวแปรทางด้านสิ่งแวดล้อมที่สำคัญของการประเมินค่า NPP และขั้นตอนที่สามคือการรวบรวมข้อมูล ที่ได้จากการทำนายมาทำการคาดกาณ์ NPP ในอนาคตโดยใช้แบบจำลอง CASA-Biosphere model และทำการตรวจสอบความน่าเชื่อถือของวิธีพยากรณ์กับค่าประมาณ NPP ในปีปัจจุบันด้วยการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน

2.1 การคาดการณ์การเปลี่ยนแปลง การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน โดยใช้แบบจำลอง Markov-CA

แบบจำลองไฮบริด Markov-CA เป็นเครื่องมือที่ผสานความสามารถของสองแบบจำลองเพื่อจำลองแนวโน้มการเปลี่ยนแปลง LULC ในอนาคต โดย Markov Chain ทำหน้าที่คำนวณเมทริกซ์ความน่าจะเป็นการเปลี่ยนแปลงจากข้อมูลเชิงเวลาในอดีต ส่วน Cellular Automata (CA) จำลองการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่โดยอิงกฎเกณฑ์เซลล์กริดและอิทธิพลจากพื้นที่ใกล้เคียง แบบจำลอง CA-Markov จึงสามารถทำนายทั้งปริมาณและตำแหน่งที่การเปลี่ยนแปลงจะเกิดขึ้นบนแผนที่ โดยคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงพิกเซลจากประเภทการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินหนึ่งที่ t1 ไปยังอีกประเภทหนึ่งที่ t2 ดังสมการที่ 2 (Selmy *et al.*, 2023 ; Ma *et al.*, 2012) การศึกษานี้ใช้ Markov-CA เพื่อคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงของ LULC ที่กำลังจะเกิดขึ้น แบบจำลองนี้ใช้ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนผ่านเพื่อคาดการณ์สถานการณ์ LULC ในอนาคตโดยพิจารณาจากสถานการณ์ปัจจุบันด้วยข้อมูล LULC (ปี 2019 และ 2024) ร่วมกับข้อมูลความชัน (Slope) ซึ่งเป็นตัวแปรที่กระตุ้นให้เกิดการเปลี่ยนแปลงในอนาคตปี (2033)

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix}$$
$$0 \leq P_{ij} < 1 \text{and} \sum_{j=1}^{n} P_{ij} = 1, i, j = 1, 2, \dots, n$$
$$S_{t+1} = P_{ij} \times S_t \qquad (8)$$

โดยที่ P(i,j) แทนความน่าจะเป็นการเปลี่ยนแปลงจากคลาส i ไปยังคลาส j ซึ่งสะท้อนความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนผ่านจากประเภทการใช้ที่ดินประเภทหนึ่ง (n) ไปเป็นอีกประเภทหนึ่ง โดยมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 S t แสดงถึงสถานะการใช้ที่ดินปัจจุบัน ณ เวลา t ในขณะที่ S t+1 แสดงถึงสถานะการใช้ที่ดินในลำดับถัดไป ณ เวลา t + 1 ส่วนประกอบ Cellular Automata จำลองการกระจายตัวเชิงพื้นที่ของการเปลี่ยนแปลง LULC โดยคำนึงถึงอิทธิพลจากพื้นที่ใกล้เคียง (neighborhood influence) ซึ่งคำนวณโดยใช้เทคนิค convolution กับ kernel ขนาด 3×3 pixel (90×90 เมตร) สำหรับแต่ละคลาส LULC จะสร้างภาพมาสก์และใช้ convolve() เพื่อคำนวณความหนาแน่นของคลาสนั้นในบริเวณใกล้เคียง ยิ่งพื้นที่ใกล้เคียงมีคลาส LULC ประเภทใดมาก ความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนเป็นคลาสนั้นก็จะยิ่งเพิ่มขึ้น สะท้อนถึงปรากฏการณ์ในโลกจริงที่การเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดินมักเกิดขึ้นต่อเนื่องจากพื้นที่ที่มีการใช้ที่ดินลักษณะเดียวกันอยู่แล้วการศึกษานี้ใช้ความลาดชัน (slope) จากข้อมูล SRTM ความละเอียด 30 เมตร เป็นตัวแปรขับเคลื่อนหลักในการคำนวณความเหมาะสม (suitability) ของพื้นที่สำหรับแต่ละประเภทการใช้ที่ดิน โดยกำหนดกฎความเหมาะสมตามลักษณะทางกายภาพ แบบจำลอง Markov-CA รวมองค์ประกอบทั้งสาม

ส่วน ได้แก่ Markov transition probability, neighborhood influence, และ suitability เข้าด้วยกันเพื่อคำนวณความน่าจะเป็นรวม (total probability) ของการเปลี่ยนแปลงสำหรับแต่ละ pixel โดยใช้สมการ Markov-CA หลักจากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องโดยเมทริกซ์ความสับสน (Confusion matrix) และค่าสัมประสิทธิ์แคปปา (Kappa coefficient)

2.2 การทำนาย NDVI และ LST ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นหลายตัวแปร

การทำนายการเปลี่ยนแปลงของ NDVI และ LST ในพื้นที่ศึกษาใช้เทคนิคการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) ตามสมการที่ 3 เพื่อสร้างแบบจำลองแนวโน้มจากข้อมูล (ปี ค.ศ. 2016-2024) และคาดการณ์ค่าในปี (2033) โดยการถดถอยเชิงเส้นเป็นเทคนิคทางสถิติที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์แนวโน้มข้อมูลอนุกรมเวลาและได้รับการนำไปใช้อย่างแพร่หลายในการคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงสิ่งแวดล้อม (Ma *et al*., 2022; Wang *et al*., 2015) ผลการวิเคราะห์แสดงในรูปแบบกราฟอนุกรมเวลาที่แสดงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลง และแผนที่เชิงพื้นที่ที่จำแนกพื้นที่ตามระดับอุณหภูมิและแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงเพื่อแสดงการกระจายตัวในมิติพื้นที่ ความแม่นยำของแบบจำลองถูกประเมินด้วยค่า RMSE (Root Mean Square Error) เพื่อยืนยันความน่าเชื่อถือของการคาดการณ์

$$Y(t)=\beta 0+\beta 1\cdot t+\varepsilon \qquad (10)$$

ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายเพื่อหาความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างค่าดัชนี (Y) และเวลา (t) โดยที่ $\beta 1$ แทนความชันของแนวโน้ม ซึ่งบอกถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงต่อปี ค่า $\beta 0$ คือค่าคงที่ (intercept) ซึ่งเป็นค่าเริ่มต้นของการเปลี่ยนแปลง และ ε คือค่าความคลาดเคลื่อนทางสถิติ การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R2) และค่าความชัน ($\beta 1$) เพื่อระบุว่าแนวโน้มที่เกิดขึ้นนั้นมีนัยสำคัญหรือไม่

2.3 การคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินจากการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน

$$NPP_{(future)}= S_{(future)}\cdot FPAR_{(future)}\cdot \varepsilon^{*} \cdot T_{(future)}\cdot W_{(future)} \qquad (11)$$

เมื่อได้ข้อมูล NDVI และ LST ที่คาดการณ์ไว้แล้ว ก็จะนำไปประมวลผลผ่านแบบจำลอง CASA โดยค่า NDVI จะถูกใช้ในการคำนวณ FPAR (Fraction of Photosynthetically Active Radiation) ส่วนค่า LST จะถูกใช้ในการคำนวณ T (Temperature) และ SMI (Soil Moisture Index) สุดท้ายนี้ นำค่า FPAR, T-stress, และ SMI ที่ได้มาคำนวณร่วมกับข้อมูลรังสีดวงอาทิตย์ (S) ที่ได้จากการทำนายและค่าประสิทธิภาพคงที่การใช้แสง (Epsilon) เพื่อหาค่า NPP ผลลัพธ์ที่ได้คือภาพ NPP ที่คาดการณ์สำหรับอนาคต ในปี (2033) ซึ่งสามารถนำไปเปรียบเทียบกับภาพ NPP ในปัจจุบัน เพื่อวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงและทำความเข้าใจว่าการเปลี่ยนประเภทการใช้ที่ดินส่งผลกระทบต่อความอุดมสมบูรณ์ของระบบนิเวศอย่างไร หลักจากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้อง ด้วย Pearson's correlation coefficient ระหว่าง NPP ในปัจจุบัน และ NPP อนาคต จาการสุ่มตัวอย่าง 1000 จุด

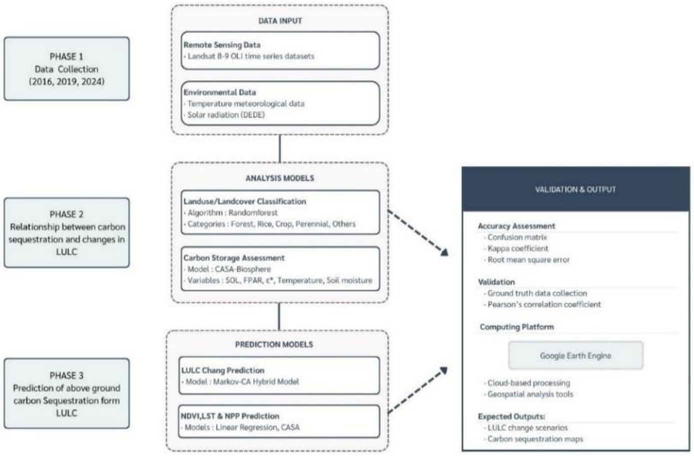


Figure 2 Methodological framework of the study

Results

1.การจำแนกประเภทการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน

การจำแนกประเภท LULC ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทยสำหรับ (ปี ค.ศ. 2016 2019 และ 2024) แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่และเวลาที่สำคัญในพื้นที่ศึกษา โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเปลี่ยนแปลงของพืชพรรณที่มีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่อง พื้นที่ป่าไม้ในภาคเหนือตอนบนมีการลดลงอย่างมีนัยสำคัญ โดยจาก Figure 3 และ Table 1 พบว่าพื้นที่ป่าไม้ (Forest) ในช่วงเริ่มต้นมีพืชพรรณปกคลุมพื้นที่ร้อยละ 64.33 ของภาคเหนือ ซึ่งลดลงเหลือร้อยละ 63.97 ในปี (2019) และลดลงต่อเนื่องเหลือร้อยละ 63.01 ในปี (2024) แสดงให้เห็นถึงการสูญเสียพื้นที่ป่าไม้ประมาณร้อยละ 1.32 ในช่วงระยะเวลาที่ผ่านมา ขณะเดียวกันพื้นที่การเกษตรและกิจกรรมอื่น ๆ กลับมีการขยายตัวเพิ่มขึ้น โดยพื้นที่นาข้าว (Rice field) พบว่ามีการเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 2.99 ในปีแรกเป็นร้อยละ 3.33 ในช่วงกลาง และร้อยละ 3.43 ในปีสุดท้าย ส่วนพื้นที่พืชไร่ (Crop land) มีการเพิ่มขึ้นอย่างเด่นชัดจากร้อยละ 3.14 เป็นร้อยละ 6.88 และเพิ่มขึ้นต่อเนื่องเป็นร้อยละ 8.59 ตามลำดับ พื้นที่ไม้ยืนต้น (Perennial Plant) ก็มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกันจากร้อยละ 1.41 เป็นร้อยละ 1.52 และร้อยละ 2.06 ในขณะที่พื้นที่อื่น ๆ (Others) มีการลดลงจากร้อยละ 28.13 เป็นร้อยละ 24.30 และร้อยละ 22.64 ตามช่วงเวลาที่ศึกษา การเปลี่ยนแปลงเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงแรงกดดันจากการขยายตัวของกิจกรรมการเกษตรและการพัฒนาที่ส่งผลต่อการสูญเสียพื้นที่ป่าไม้ หลังจากนั้นได้ทำการตรวจสอบความถูกต้องของการจำแนกประเภท LULC ด้วยเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ซึ่งแสดงผลความถูกต้องโดยรวม (Overall Accuracy: OA) เท่ากับร้อยละ 94.286 94.668 92.22 ตามลำดับ

วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา ปีที่ 31 (ฉบับที่ 1) มกราคม – เมษายน พ.ศ. 2569

BURAPHA SCIENCE JOURNAL Volume 31 (No.1) January – April 2026

BURAPHA SCIENCE JOURNAL
ISSN 2985-0983 (online)

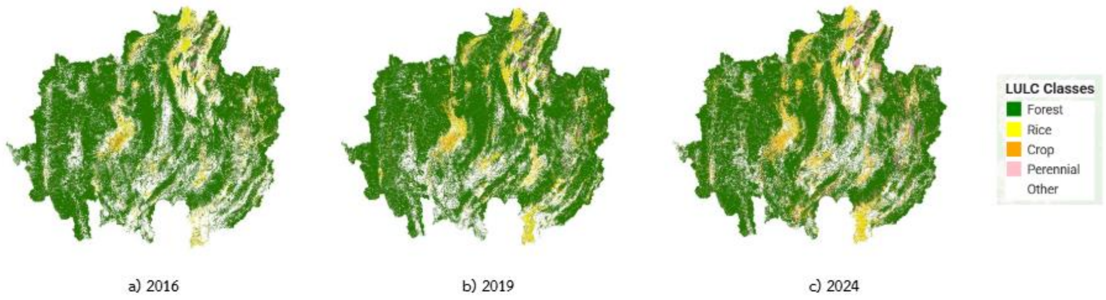


Figure 3 Classification of LULC in 2016 2019 and 2024

Table 1 Area cover of LULC in 2016 2019 and 2024

LU/LC	2016		2019		2024	
	km²	%	km²	%	km²	%
Forest	61,800.76	64.33	61,435.49	63.97	6,0518.91	63.01
Rice	2,876.29	2.99	3,202.39	3.33	3,580.63	3.43
Crop	3,021.98	3.14	6,612.56	6.88	8,260.59	8.59
Perennial	1,357.31	1.41	1,452.47	1.52	1,981.13	2.06
Other	27,003.29	28.13	23,362.50	24.30	21,720.37	22.64
Sum	**96,059.63**	**100**	**96065.41**	**100**	**96,061.63**	**100**

**Note* : Clouds were removed from the satellite imagery, resulting in an overall area loss of no more than 5% of the total coverage.

Table 2 Confusion matrix of LULC classification in 2016

2016	Random Forest Classification					Point
LU/LC	Forest	Rice	Crop	Perennial	Other	Total
Forest	655	0	14	8	0	677
Rice	0	61	4	0	7	72
Crop	1	1	37	0	2	41
Perennial	18	0	0	141	0	159
Other	3	2	0	0	96	101
Total	**677**	**64**	**55**	**149**	**105**	**1,050**
PA (%)	95.900	84.722	90.243	88.679	95.049	
UA (%)	96.750	95.312	67.272	94.631	91.143	
OA (%)			94.286			

Table 3 Confusion matrix of LULC classification in 2019

2019	Random Forest Classification					Point
LU/LC	Forest	Rice	Crop	Perennial	Other	Total
Forest	709	0	0	0	23	732
Rice	0	302	5	1	0	308
Crop	19	7	94	1	0	121
Perennial	26	1	0	401	0	428
Other	9	2	0	0	163	174
Total	**763**	**312**	**99**	**403**	**186**	**1763**
PA (%)	96.857	98.051	75.806	93.691	93.678	
UA (%)	92.922	96.794	94.949	99.503	87.634	
OA (%)			94.668			

Table 4 Confusion matrix of LULC classification in 2024

2024	Random Forest Classification					Point
LU/LC	Forest	Rice	Crop	Perennial	Other	Total
Forest	470	4	0	2	27	503
Rice	1	264	2	0	1	268
Crop	6	11	50	0	0	67
Perennial	44	1	0	326	0	371
Other	2	0	0	0	107	109
Total	**523**	**280**	**52**	**328**	135	**1,318**
PA (%)	93.439	98.507	74.626	87.870	98.165	
UA (%)	89.866	94.285	96.153	99.390	79.259	
OA (%)			92.22			

2.การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของการกักเก็บคาร์บอนจากแผนที่การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน

การคำนวณ NPP จากแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA-Biosphere Model) ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทยช่วงเดือนมีนาคม-เมษายน (ปี ค.ศ. 2016 2019 และ 2024) แสดงให้เห็นการกระจายตัวที่หลากหลายตามลักษณะทางภูมิศาสตร์และการใช้ประโยชน์ที่ดิน ค่าผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล (Net Primary Productivity: NPP) โดยรวมอยู่ในช่วง -0.245 ถึง 1.256 gC/m^2 ซึ่งสะท้อนถึงความแตกต่างของศักยภาพการผลิตขั้นต้นสุทธิของระบบนิเวศต่าง ๆ ในภูมิภาคนี้ พื้นที่ที่มีค่า NPP สูงมักกระจุกตัวอยู่ในบริเวณที่มีความหนาแน่นของพืชพรรณสูง โดยเฉพาะพื้นที่ป่าไม้ในเขตภูเขาและพื้นที่เกษตรกรรมที่มีการจัดการดี ในขณะที่พื้นที่เมืองและพื้นที่ที่มีการรบกวนจากกิจกรรมของมนุษย์มีแนวโน้มแสดงค่า NPP ที่ต่ำกว่าการกระจายเชิงพื้นที่ของ NPP ยังแสดงให้เห็นรูปแบบที่สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมทางกายภาพ เช่น ระดับความสูง

ความชันของพื้นที่ และแหล่งน้ำ ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อการเจริญเติบโตของพืชพรรณ ผลลัพธ์นี้สะท้อนถึงความซับซ้อนของระบบนิเวศในภาคเหนือตอนบน พื้นที่พืชพรรณ พื้นที่เกษตรกรรม และพื้นที่ชุมชนที่มีลักษณะ LULC ที่แตกต่างกัน

การวิเคราะห์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินแยกตามประเภท การใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบน แสดงให้เห็นความแตกต่างที่ชัดเจนของศักยภาพการผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล จาก Figure 4 และ Table 5 พื้นที่ป่าไม้แสดงค่า NPP สูงสุดในช่วง 0.987 - 1.256 gC/m² ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถในการกักเก็บคาร์บอนที่ดีเยี่ยมของระบบนิเวศป่าไม้ ที่มีความหลากหลายทางชีวภาพสูงและมีประสิทธิภาพการสังเคราะห์แสงดี ทำให้สามารถแปลงพลังงานแสงอาทิตย์เป็นมวลชีวภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ พื้นที่นาข้าวและพื้นที่พืชไร่ (Cropland) แสดงค่า NPP ที่คล้ายกันในช่วง 0.298 - 0.596 gC/m² ซึ่งแสดงถึงศักยภาพการผลิตที่ดีในช่วงฤดูปลูก โดยเฉพาะพื้นที่ปลูกข้าวและพืชไร่ พื้นที่ไม้ยืนต้น (Perennial) แสดงค่า NPP ในช่วง 0.245 - 0.836 gC/m² ครอบคลุมสวนยางพาราและพื้นที่ปลูกต้นสักที่มีรูปแบบการเจริญเติบโตที่แตกต่างจากป่าธรรมชาติ พื้นที่อื่นๆ (Other) แสดงค่า NPP ในช่วง -0.245 - 0.057 gC/m² สำหรับพื้นที่ชุมชน สิ่งปลูกสร้าง พื้นที่ป่าที่ไม่ใช่ป่า และรวมถึงพื้นที่โล่งที่มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ในทางเกษตรกรรมแต่ยังไม่มีการเพาะปลูก

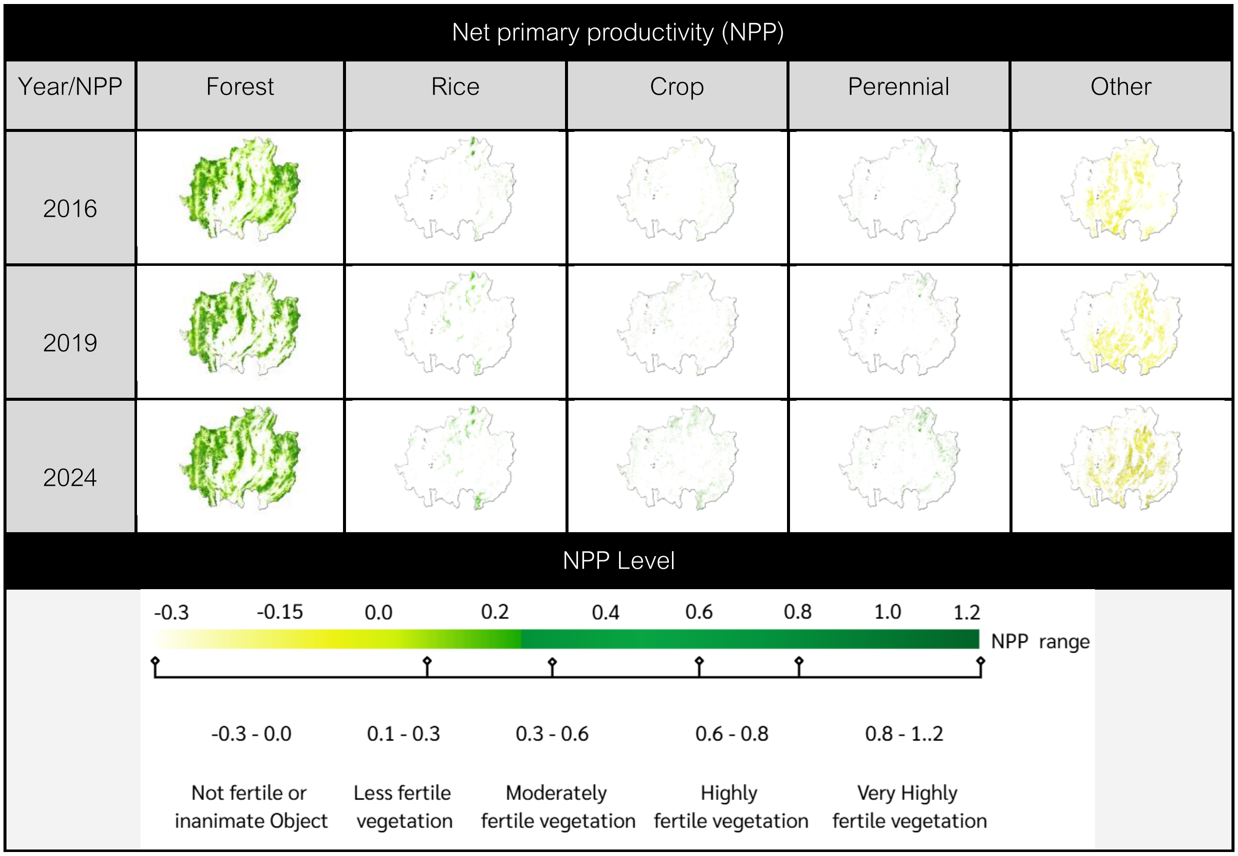


Figure 4 NPP of LULC types in 2016 2019 and 2024 form CASA-Biosphere model

Table 5 NPP Statistical data of LULC types 2016 2019 and 2024

NPP_LULC	Net primary productivity in LULC (gC/m²)								
	2016			2019			2024		
	Max	Mean	Min	Max	Mean	Min	Max	Mean	Min
Forest	0.987	0.819	0.249	1.141	0.956	0.358	1.256	0.856	0.364
Rice	0.564	0.455	0.345	0.596	0.447	0.298	0.478	0.346	0.214
Crop	0.637	0.443	0.248	0.624	0.483	0.342	0.611	0.450	0.289
Perennial Plant	0.784	0.515	0.245	0.836	0.689	0.542	0.799	0.570	0.341
Other	0.012	-0.117	-0.245	0.034	-0.156	-0.145	0.057	-0.115	-0.287

Table 6 NPP Total data of LULC types 2016 2019 and 2024

NPP total	Total NPP (MgC/a)		
	2016	2019	2024
Forest	19,208.46	15,513.87	14,221.48
Rice	1,032.36	1,599.41	2,278.50
Crop	2,692.88	4,275.18	6,538.63
Perennial Plant	213.94	376.94	426.12
Other	≤ 0	≤ 0	≤ 0

**Note* : Total NPP values in the table are calculated by converting NPP values (gC/m^2) per time period to total values (MgC/a).

3.การตรวจสอบความถูกต้องของ NPP กับข้อมูลภาคสนาม

การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยข้อมูลภาคสนาม 3 ชุดแสดงผลลัพธ์ที่น่าสนใจ จาก Figure (5-6) ชุดข้อมูลที่ 1 ประกอบด้วยจุดสำรวจ 7 จุดที่มีค่า NPP วัดได้ในช่วง 12.99-35.00 Mg/ha ซึ่งเป็นพื้นที่ปลูกไม้ยืนต้นที่มีอายุในช่วง 7-13 ปี ผลการเปรียบเทียบแสดงความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างค่าที่วัดได้และค่าที่คำนวณจากแบบจำลอง โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.663 ชุดข้อมูลที่ 2 มีจุดสำรวจ 7 จุดที่มีค่า NPP ในช่วง 35.37-56.32 Mg/ha ซึ่งเป็นพื้นที่ปลูกไม้ยืนต้นที่มีอายุในช่วง 14-20 ปี อ้างอิงข้อมูลจาก Sangnam & Charoenpanyanet (2016) ความสัมพันธ์ในกลุ่มนี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับพื้นที่ที่มี NPP สูงได้ แต่อาจมีการประเมินค่าที่ต่ำกว่าความเป็นจริงเล็กน้อย พบค่า R^2 เท่ากับ 0.71 ชุดข้อมูลที่ 3 ประกอบด้วยข้อมูลสำรวจ 3 จุดที่แสดงค่า NPP สูงมากในช่วง 120.75-127.08 Mg/ha ซึ่งเป็นพื้นที่ปลูกไม้ยืนต้นอายุมากกว่า 20 ปี ความสัมพันธ์ในกลุ่มนี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับพื้นที่ที่มี NPP สูงได้ โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.924 ผลการเปรียบเทียบแสดงความสัมพันธ์ที่ดีระหว่างแบบจำลองกับข้อมูลจริง ซึ่งบ่งชี้ถึงความสัมพันธ์สูงระหว่าง NPP จากแบบจำลองและ NPP และค่าค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ทั้งหมดต่ำกว่า 30% ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำที่ยอมรับได้

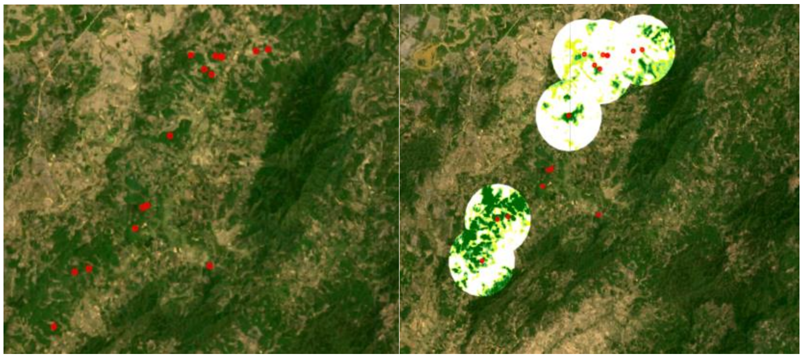


Figure 5 Locations of field surveying data

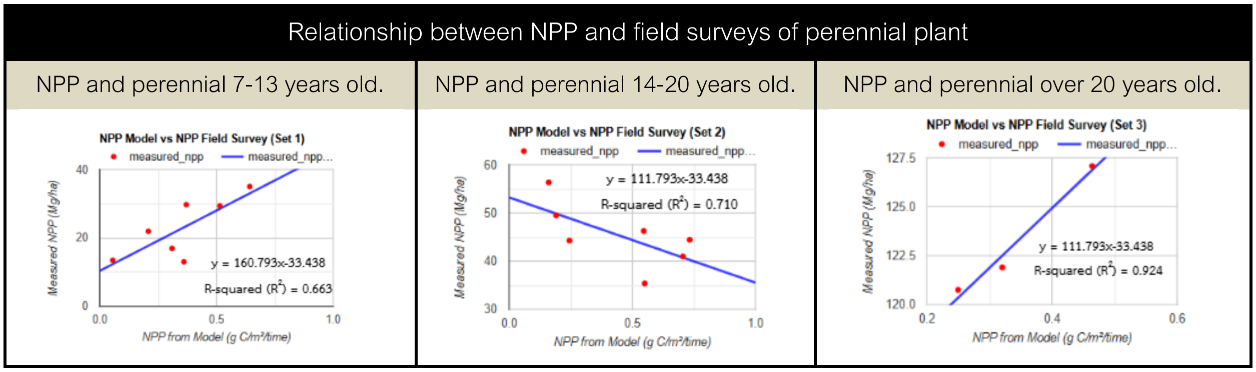


Figure 6 Pearson's correlation coefficient of NPP Model between CASA-biosphere model and field surveying

Table 7 The Pearson's correlation coefficient, Coefficient of Determination, RMSE and MAPE between actual NPP and simulated

Dataset	R	R^2	RMSE	MAPE (%)
(Age 7-13)	0.612	0.663	42.148	29.235
(Age 14-20)	0.693	0.710	23.59	24.359
(Age 20+)	0.884	0.924	122.63	17.654

4.การคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน

การคาดการณ์แสดงให้เห็นถึงรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของ LULC ที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนในช่วงระยะเวลาสังเกตการณ์ โดยเมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนผ่านให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับเสถียรภาพและแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของประเภทที่ดินแต่ละประเภท ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ถูกนำมาใช้เป็นพื้นฐานสำหรับการคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงในอนาคต แบบจำลอง Markov-CA ที่นำมาใช้สามารถสร้างการคาดการณ์รูปแบบ LULC ในเชิงพื้นที่สำหรับปี (2033) ได้อย่างประสบความสำเร็จ โดยแบบจำลองนี้ผสมผสานทั้งแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงตามเวลาและผลกระทบจากความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ ทำให้

ได้ภาพจำลองภูมิประเทศที่สมจริงและสะท้อนกระบวนการเปลี่ยนแปลงที่สังเกตได้ในความเป็นจริง จากผลการคาดการณ์การใช้ประโยชน์ที่ดินและสิ่งปกคลุมดินตั้งแต่ (ปี ค.ศ. 2019, 2024 จนถึงปี 2033) ตาม Figure (7-8) และ Table 8 พบว่าประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดินมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน ได้แก่ พื้นที่นาข้าวเพิ่มขึ้นร้อยละ 5.73 พื้นที่พืชไร่เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.32 และพื้นที่ไม้ยืนต้นที่เพิ่มขึ้นร้อยละ 2.49 ในขณะที่พื้นที่ที่มีแนวโน้มลดลงมากที่สุดคือพื้นที่ป่าไม้ และพื้นที่อื่น ๆ การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทำโดยการสุ่มตัวอย่าง 1,000 จุด และคำนวณโดย Confusion Matrix ตาม Table 5 ซึ่งพบว่าแบบจำลองที่ใช้ในการคาดการณ์มีค่าความถูกต้องโดยรวม (Overall Accuracy) เท่ากับร้อยละ 89.536 และค่าสัมประสิทธิ์แคปปา (Kappa Coefficient) เท่ากับร้อยละ 87.405 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง Markov-CA ที่ใช้มีประสิทธิภาพสูงและสามารถนำมาใช้ในการคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงการใช้ประโยชน์ที่ดินได้อย่างเชื่อถือ

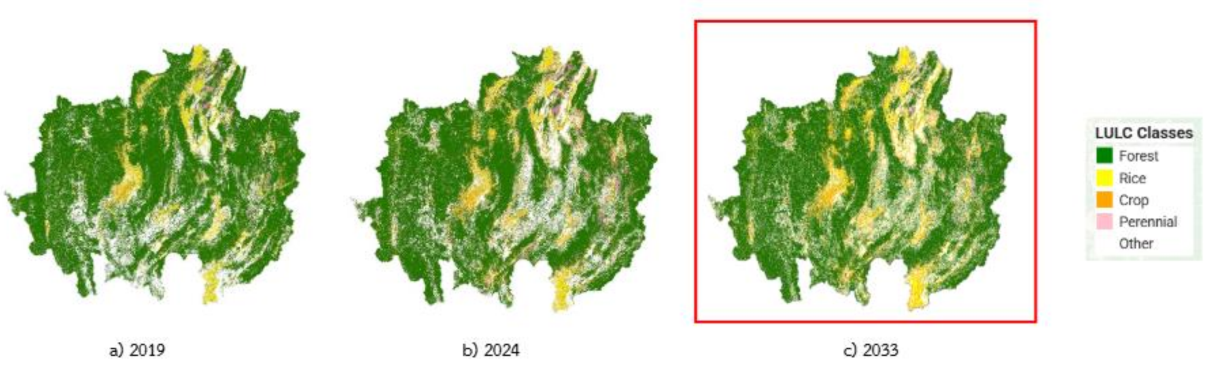


Figure 7 LULC inputs (2019 and 2024) and LULC prediction (2033)

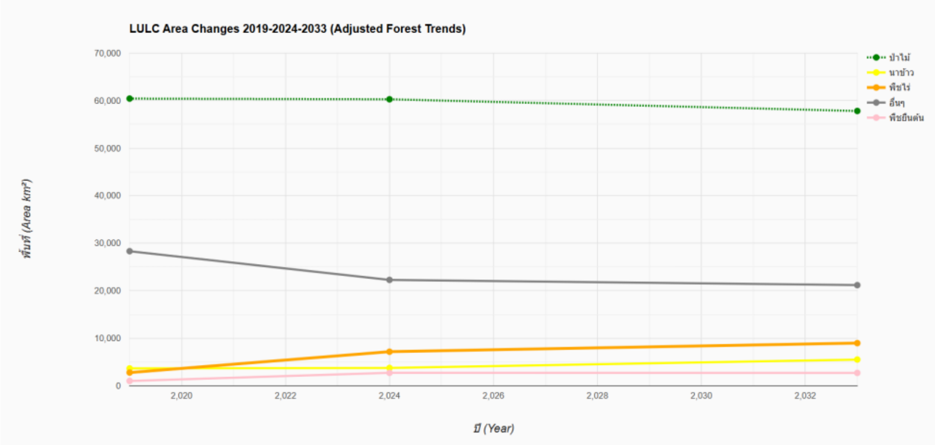


Figure 8 LULC changes in the period of 2019 2024 and 2033 from Markov-CA method

Table 8 Prediction result in 2033 of LULC Classification

LULC	2019		2024		Change Prediction 2033		
	km²	%	km²	%	km²	%	change
Forest	61,435.49	63.97	60,518.91	63.01	58,821.92	61.70	-
Rice	3,202.39	3.33	3,580.63	3.43	5,505.60	5.73	+
Crop	6,612.56	6.88	8,260.59	8.59	8,963.14	9.32	+
Perennial	1,452.47	1.52	1,981.13	2.06	2,395.23	2.49	+
Other	23,362.50	24.31	21,720.37	22.61	20,378.17	21.21	-
Sum	**96,065.41**	100	**96061.63**	100	**96064.06**	100	

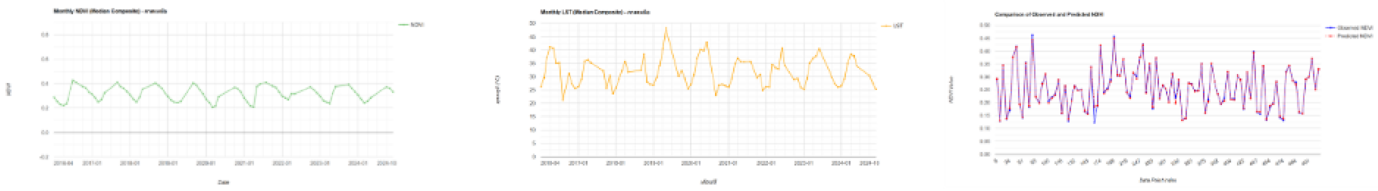
Table 9 Confusion matrix of LULC classification in 2033

2033	Markov-CA Prediction from GEE					Point
LU/LC	Forest	Rice	Crop	Perennial	Other	Total
Forest	382	0	0	0	26	408
Rice	0	34	1	0	3	38
Crop	1	4	51	0	2	58
Perennial	0	0	0	13	4	17
Other	18	7	3	1	119	148
Total	**401**	**45**	**55**	**14**	**154**	**669**
PA (%)	93.627	89.473	87.931	76.470	80.405	
UA (%)	95.261	75.555	92.727	92.857	77.272	
OA (%)			89.536			
Kappa			87.405			

5.การคาดการณ์ NDVI และ LST

ผลลัพธ์การคาดการณ์ NDVI และ LST โดย Linear Regression แสดงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญในพื้นที่ภาคเหนือตอนบน การวิเคราะห์ NDVI จากข้อมูล 10 ปีพบรูปแบบการเปลี่ยนแปลงที่แตกต่างกันตามพื้นที่ โดยจำแนกเป็น 3 ประเภท คือ พื้นที่เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ (NDVI > 0.4) พื้นที่คงที่ (0.2 ≤ NDVI ≤ 0.4) และพื้นที่ลดลงอย่างมีนัยสำคัญ (NDVI < 0.2) ค่า RMSE ของแบบจำลองที่ 0.033 แสดงความน่าเชื่อถือดี การวิเคราะห์รายเดือนพบ NDVI สูงสุดช่วงกรกฎาคม-ตุลาคม และต่ำสุดช่วงพฤษภาคม-มิถุนายน ผลทำนายปี (2033) พบแนวโน้มเพิ่มขึ้นในบางพื้นที่ (NDVI > 0.04) และลดลงในบางพื้นที่ (NDVI < 0.02) สำหรับการคาดการณ์ LST พบอุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือนอยู่ระหว่าง 20-42 องศาเซลเซียส มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเล็กน้อยในช่วง (ปี ค.ศ. 2019-2024) อุณหภูมิเดือนหนาวสุดลดลงต่อเนื่อง ขณะที่อุณหภูมิเดือนร้อนที่สุดมีจุดสูงสุดในปี 2019 แล้วเริ่มลดลง การคาดการณ์ปี (2033) แสดงอุณหภูมิเฉลี่ยต่ำสุด 16.2 องศาเซลเซียส และสูงสุด 36.4 องศาเซลเซียส สะท้อนช่วงอุณหภูมิที่กว้างตามความแตกต่างทางภูมิศาสตร์และฤดูกาล นอกจากนี้ ยังมีการประเมินความ

แม่นยำของแบบจำลองด้วยค่า RMSE ซึ่งพบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนประมาณ 2.19 องศาเซลเซียส การคาดการณ์ทั้งสองตัวแปรมีความสำคัญต่อการนำข้อมูลไปทำนายการผลิตชีวมวลขั้นต้นสุทธิ (NPP) เนื่องจากเป็นปัจจัยทางสิ่งแวดล้อมหลักของการประเมิน NPP โดย CASA-Biosphere Model



a) Monthly average change over the NDVI analysis period.

b) Monthly average change over the LST analysis period

C) Calibration of predicted NDVI data with historical NDVI data.

Figure 9 Monthly average NDVI LST and Calibration

6.การคาดการณ์ NPP จากการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดินในอนาคต

การคาดการณ์ผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล (NPP) ในอนาคตเป็นกระบวนการที่ผสมผสานแบบจำลองหลายองค์ประกอบเข้าด้วยกัน โดยใช้แบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA-Biosphere Model) แบบบูรณาการที่รวมเอาข้อมูลการคาดการณ์ LULC จากแบบจำลอง Markov-CA ข้อมูล NDVI และ LST ที่คาดการณ์จากสมการถดถอยเชิงเส้น เข้ามาประมวลผลร่วมกัน กระบวนการนี้ช่วยให้สามารถประเมินแนวโน้มเชิงพื้นที่ของการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินได้อย่างแม่นยำและครอบคลุม โดยข้อมูล NDVI ถูกนำมาใช้ในการคำนวณค่า FPAR ซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญที่บ่งบอกถึงสัดส่วนของรังสีที่พืชสามารถนำมาใช้ในกระบวนการสังเคราะห์แสง ส่วนข้อมูล LST ถูกนำมาใช้ในการคำนวณทั้งค่าความเครียดของอุณหภูมิและ ความชื้นในดิน ซึ่งมีผลกระทบโดยตรงต่อประสิทธิภาพการสังเคราะห์แสงและความชื้นในดิน ผ่านแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า จากผลการวิเคราะห์พบว่าการกระจายตัวของค่า NPP ในอนาคตมีความแตกต่างกันอย่างชัดเจนตามประเภทของการใช้ที่ดิน พื้นที่ป่าไม้ยังคงมีศักยภาพการกักเก็บคาร์บอนสูงสุด โดยมีค่า NPP อยู่ในช่วง 0.477-1.326 gC/m^2 แม้พื้นที่ป่าไม้จะลดลงจากร้อยละ 63.01 เหลือ 61.70 แต่ค่า NPP ในบางพื้นที่กลับเพิ่มขึ้น ซึ่งอาจเป็นผลจากการฟื้นตัวของป่าที่เหลืออยู่หรือการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ พื้นที่ไม้ยืนต้นแสดงค่า NPP ในช่วง 0.359-0.778 gC/m^2 และมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 2.06 เป็น 2.49 สะท้อนการขยายตัวของภาคเกษตรกรรมเชิงพาณิชย์ พื้นที่นาข้าวมีค่า NPP ในช่วง 0.312-0.569 gC/m^2 และขยายตัวอย่างต่อเนื่องจากร้อยละ 3.43 เป็น 5.73 พื้นที่พืชไร่แสดงค่า NPP ในช่วง 0.214-0.636 gC/m^2 และมีการขยายตัวอย่างมากจากร้อยละ 8.59 เป็น 9.32 ส่วนพื้นที่อื่น ๆ มีค่า NPP อยู่ในช่วง -0.321 ถึง 0.110 gC/m^2 ซึ่งค่าติดลบบ่งชี้ว่าเป็นแหล่งปล่อยคาร์บอนสุทธิ เมื่อพิจารณาค่า NPP รวมทั้งภูมิภาค พบว่าพื้นที่ป่าไม้ยังคงเป็นแหล่งกักเก็บคาร์บอนหลัก โดยมีค่า 10,051.24 MgC/a แม้จะลดลงจากปี 2016 แต่พื้นที่เกษตรกรรมมีแนวโน้มเพิ่มบทบาท โดยพื้นที่พืชไร่เพิ่มเป็น 7,104.23 MgC/a พื้นที่นาข้าวเพิ่มเป็น 2,317.34 MgC/a และพื้นที่ไม้ยืนต้นเพิ่มเป็น 411.38 MgC/a การเปลี่ยนแปลงเหล่านี้บ่งชี้ว่าแม้

พื้นที่ป่าไม้จะลดลง แต่การเพิ่มขึ้นของพื้นที่เกษตรกรรมสามารถชดเชยการกักเก็บคาร์บอนได้ในระดับหนึ่ง อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพการกักเก็บคาร์บอนต่อหน่วยพื้นที่ของพื้นที่เกษตรกรรมยังคงต่ำกว่าป่าไม้อย่างมาก การอนุรักษ์ป่าไม้ที่เหลืออยู่และการส่งเสริมการปลูกป่าเพิ่มจึงยังคงเป็นมาตรการสำคัญ

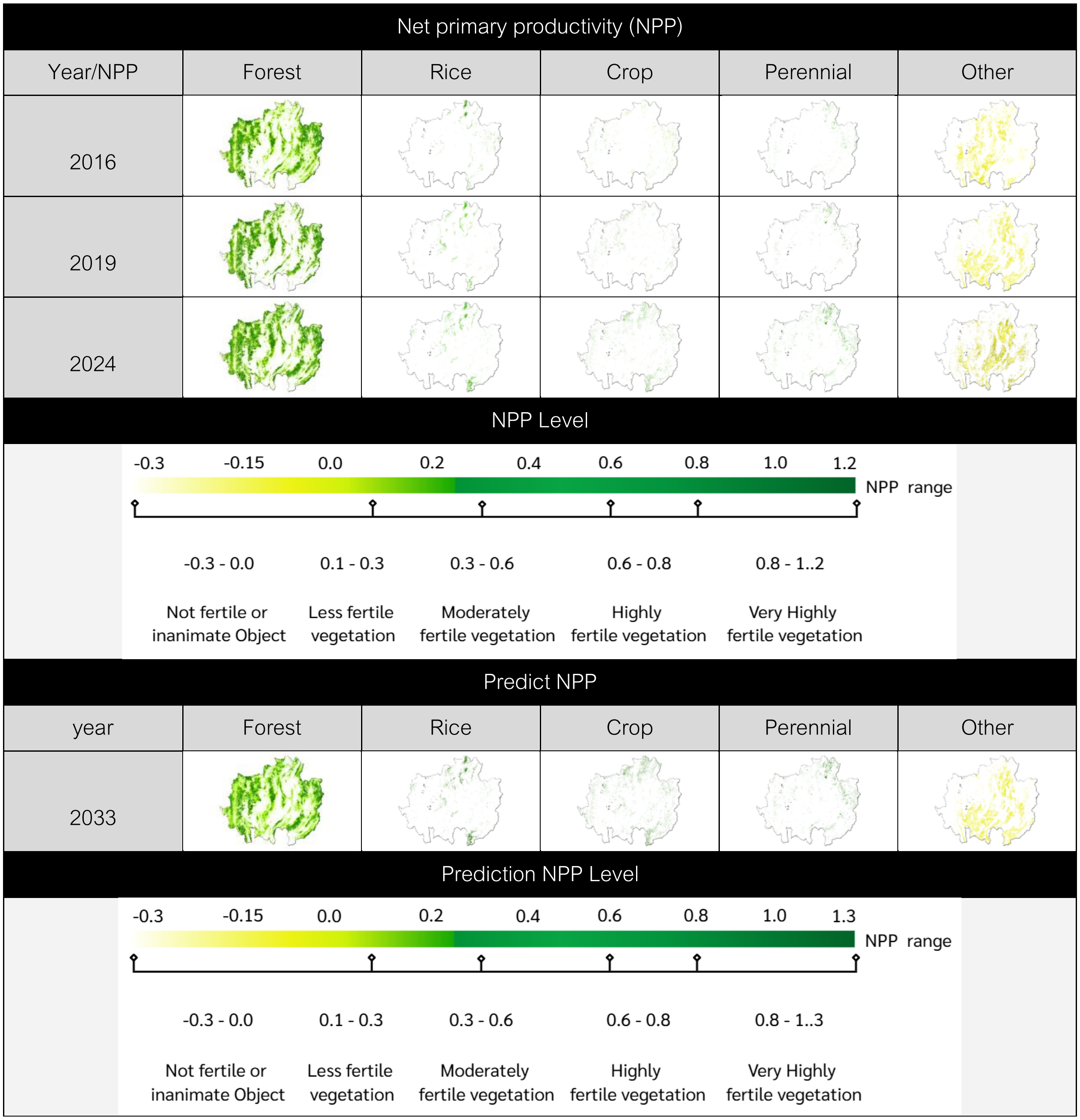


Figure 10 Comparison between existing NPP (2016 and 2024) and prediction of NPP (2033)

Table 10 Statistical data of prediction of NPP in 2033 of each LULC type

Prediction of NPP in 2033 of each LULC type				
NPP_LULC	Max (gC/m^2)	Mean (gC/m^2)	Min (gC/m^2)	NPP Total (MgC/a)
Forest	1.326	0.902	0.477	10051.24
Rice	0.569	0.440	0.312	2317.34
Crop	0.636	0.425	0.214	7104.23
Perennial	0.778	0.568	0.359	411.38
Other	0.110	-0.105	-0.321	≤ 0

**Note :* Based-on the classification accuracy at > 90%

6.1 การตรวจสอบความถูกต้องของการทำนาย NPP ในอนาคตกับปีปัจจุบัน

จาก Figure 11 ข้อมูลจากแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า (CASA-Biosphere Model) แสดงผลลัพธ์ที่น่าสนใจ ชุดข้อมูลประกอบด้วยจุดสำรวจ 1000 จุดที่มีค่า NPP วัดได้ในช่วง -0.223 - 1.326 gC/m^2 ซึ่งเป็นพื้นที่กักเก็บคาร์บอนจากการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน ผลการเปรียบเทียบแสดงความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างค่าที่พยากรณ์และค่าที่คำนวณจากแบบจำลอง โดยมีค่า R-squared เท่ากับ 0.924 แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของแบบจำลองในการทำนายค่า NPP ในกลุ่มนี้ ความสัมพันธ์ในกลุ่มนี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับพื้นที่ที่มี NPP สูงได้ แต่อาจมีการประเมินค่าที่ต่ำกว่าความเป็นจริงเล็กน้อย ผลการเปรียบเทียบแสดงความสัมพันธ์ที่ดีระหว่างแบบจำลองพยากรณ์ NPP ในอนาคตกับข้อมูลจากแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า ซึ่งบ่งชี้ว่าแบบจำลองสามารถแยกแยะความแตกต่างของ NPP ในพื้นที่ที่มีสภาพการเจริญเติบโตแตกต่างกันได้

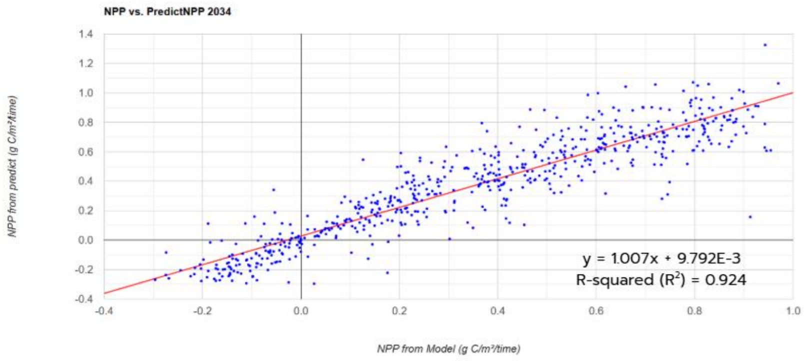


Figure 11 Pearson's correlation coefficient between existing NPP and prediction of NPP

Discussion

การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า สามารถประเมินค่า NPP ได้อย่างน่าเชื่อถือเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลภาคสนาม โดยพบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (R^2) อยู่ระหว่าง 0.663-0.994 ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำในระดับดีถึงดีเยี่ยม ผลการศึกษานี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ Zhang *et al.* (2022) ที่ใช้แบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า ในการประเมิน NPP ของระบบนิเวศภาคพื้นดินในลุ่มน้ำดาจิวหู ประเทศจีน ในช่วงปี 1990-2018 ซึ่งพบว่าแบบจำลองสามารถจับแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของ NPP ได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม ความแตกต่างของค่า R^2 ในแต่ละช่วงอายุของพืช (0.663 สำหรับไม้ยืนต้นอายุ 7-13 ปี, 0.710 สำหรับอายุ 14-20 ปี และ 0.994 สำหรับอายุมากกว่า 20 ปี) สะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า มีความแม่นยำสูงขึ้นเมื่อพืชมีอายุมากและมีโครงสร้างที่ซับซ้อนมากขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Bulut *et al.* (2023) ที่ศึกษา NPP ของป่าสนไครเมียร่วมกับแมชชีนเลิร์นนิ่ง (machine learning) พบว่าการผลิต NPP มีความสัมพันธ์เชิงลบอย่างมีนัยสำคัญกับจำนวนดอกเพศผู้ของสน (r = -0.75) ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความซับซ้อนของระบบนิเวศที่แตกต่างกัน การศึกษาของ Bulut ใช้ข้อมูลจากการวัดปริมาณซากพืชที่ร่วงหล่นจาก 30 สถานี ซึ่งเป็นวิธีการตรวจสอบความถูกต้องที่แตกต่างจากการศึกษานี้ที่ใช้ข้อมูลชีวมวลโดยตรง ความแตกต่างนี้ชี้ให้เห็นว่าวิธีการตรวจสอบความถูกต้องและลักษณะเฉพาะของระบบนิเวศมีผลต่อระดับความสัมพันธ์ที่ได้

การคาดการณ์ NPP ในอนาคตโดยการผสานแบบจำลอง Markov-CA กับ CASA-Biosphere model เป็นจุดเด่นสำคัญของการศึกษานี้ ผลการตรวจสอบความถูกต้องแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงถึง 0.924 ระหว่าง NPP ที่คาดการณ์และ NPP จากแบบจำลองในปัจจุบัน ซึ่งบ่งชี้ถึงความน่าเชื่อถือของวิธีการที่นำเสนอ เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Wang *et al.* (2021) ที่ใช้แบบจำลอง CA-Markov ร่วมกับ CASA-Biosphere Model แบบแยกส่วนเพื่อทำนายการกระจายเชิงพื้นที่และเวลาของ NPP ในอนาคต พบว่าการศึกษานี้มีความละเอียดและครอบคลุมมากกว่า โดย Wang et al. ไม่ได้ทำนายการกระจายเชิงพื้นที่โดยละเอียดของปัจจัยสิ่งแวดล้อมที่เป็นตัวแปรสำคัญของการผลิต NPP แต่ทำนายเพียงการกระจายเชิงพื้นที่ของ NPP ตามประเภทการใช้ที่ดินเท่านั้น ในขณะที่การศึกษานี้ได้พัฒนาสมการถดถอยเชิงเส้นเพื่อทำนายทั้งค่า NDVI และ LST ก่อนนำไปใช้ในแบบจำลองทำให้สามารถจำลองการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมที่มีผลต่อ NPP ได้อย่างละเอียดและสมจริงมากขึ้น นอกจากนี้ Jiang & Bai (2021) ทำนาย NPP โดยใช้ค่า NPP เฉลี่ยหลายปีสำหรับประเภทการใช้ที่ดินต่างๆ เป็นข้อมูลอ้างอิง วิธีการนี้อาศัยข้อมูลในอดีตเพียงอย่างเดียว ซึ่งอาจไม่สะท้อนการเปลี่ยนแปลงของสภาพภูมิอากาศและสภาพแวดล้อมในอนาคตได้อย่างเหมาะสม การศึกษานี้จึงมีความก้าวหน้ากว่าโดยคำนึงถึงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยสิ่งแวดล้อมทั้ง NDVI และ LST ซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญที่มีผลต่อกระบวนการสังเคราะห์แสงและการเจริญเติบโตของพืช

ความสัมพันธ์ของผลผลิตขั้นต้นสุทธิชีวมวล (NPP) กับปัจจัยทางนิเวศวิทยาและอุตุนิยมวิทยา ผลการศึกษา NPP ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทยสามารถแสดงให้เห็นถึงความเชื่อมโยงกับปัจจัยนำเข้าของแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่าอย่างชัดเจน NPP ในฐานะตัวบ่งชี้อัตราการเปลี่ยนรูปพลังงานแสงอาทิตย์ไปเป็นชีวมวล มีความสัมพันธ์โดยตรงกับสององค์ประกอบหลัก คือ พลังงานแสงที่พืชสังเคราะห์แสงดูดซับ และ ประสิทธิภาพการใช้แสงจริง (epsilon) งานวิจัยของ Pal & Pradhan (2024) ได้ยืนยันความสัมพันธ์ดังกล่าว โดยระบุว่าการประเมิน NPP ด้วยแบบจำลองชีวมณฑลคาซ่า นั้นขับเคลื่อน

ด้วยปัจจัยสิ่งแวดล้อมที่หลากหลาย เช่น อุณหภูมิ ปริมาณน้ำฝน ค่ารังสีดวงอาทิตย์ และดัชนีพืชพรรณ ดังนั้น NPP ในพื้นที่ศึกษานี้จึงแสดงความแปรผันตามค่า NDVI ซึ่งเป็นตัวแทนของพลังงานแสงที่พืชสังเคราะห์แสงดูดซับโดยพื้นที่ป่าไม้ที่มีความหนาแน่นสูงและพืชพรรณที่มีความสมบูรณ์สูง (NDVI สูง) จะมีค่า NPP สูงที่สุดปัจจัยความเครียดจากสภาพแวดล้อมประสิทธิภาพการใช้แสงถูกควบคุมโดยอุณหภูมิและความชื้น (ซึ่งเกี่ยวข้องกับ LST และ PPT) ในงานวิจัยนี้ การใช้ LST ในการคำนวณปัจจัยความเครียดจากอุณหภูมิ (Temperature Stress Factor) สะท้อนให้เห็นว่า พื้นที่ที่มีอุณหภูมิสูงเกินไปหรือมีสภาวะแห้งแล้งในเดือนมีนาคม-เมษายน อาจทำให้ค่า NPP ลดลง แม้ว่าจะมี NDVI สูงก็ตาม

การประเมิน NPP ในพื้นที่นี้มีข้อจำกัดที่สำคัญหลายประการที่ต้องนำมาอภิปรายเพื่อทำความเข้าใจความไม่แน่นอนของผลลัพธ์ประการแรกคือ จุดอ่อนโดยธรรมชาติของแบบจำลองชีวมณฑลคาซา (CASA-Biosphere Model) เมื่อใช้ร่วมกับข้อมูลระยะไกล (Remote Sensing) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในพื้นที่ที่มีพืชพรรณหนาแน่นสูงอย่างป่าไม้ในภาคเหนือ แบบจำลองมักประสบปัญหา ความอิ่มตัวของค่า (NDVI Saturation) ซึ่งทำให้ค่าพลังงานแสงที่พืชสังเคราะห์แสงดูดซับที่ประมาณได้ไม่สามารถสะท้อนความแตกต่างของความหนาแน่นและโครงสร้างชีวมวลได้อย่างแม่นยำ ส่งผลให้เกิดการประเมินค่า NPP ต่ำกว่าความเป็นจริงในพื้นที่ป่าสมบูรณ์ที่มีค่า NPP สูงได้ นอกจากนี้ การพึ่งพาข้อมูล NDVI และอุณหภูมิพื้นผิว (LST) จากดาวเทียม ยังมีความเสี่ยงที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนสูงจากปัจจัยรบกวนในบรรยากาศ เช่น เมฆบดบัง ซึ่งจำกัดจำนวนภาพถ่ายที่ใช้งานได้และนำไปสู่ความไม่แน่นอนในการสร้างอนุกรมเวลา รวมถึง ความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ไม่เพียงพอ ของภาพถ่ายบางชนิดก็เป็นข้อจำกัดในการจับความแตกต่างของพืชพรรณในพื้นที่ที่มีการใช้ที่ดินแบบแตกย่อย (Fragmented Landscape) ประการต่อมาคือความท้าทายในการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่เชื่อมโยงกับลักษณะทางพฤกษศาสตร์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งอิทธิพลของ อายุและโครงสร้างที่ซับซ้อนของพืช ที่มีต่อ ความเสถียรภาพของค่า NPP ระบบนิเวศที่มีพืชพรรณอายุมาก (Old-growth forests) มักแสดงค่า NPP ที่มีเสถียรภาพมากกว่าเมื่อเทียบกับพืชอายุน้อยที่กำลังเติบโตอย่างรวดเร็ว อย่างไรก็ตาม การหายใจเพื่อดำรงชีพ (Autotrophic Respiration) ที่เพิ่มขึ้นตามอายุอาจส่งผลให้ NPP สุทธิไม่สูงเท่าที่ควร แต่ระบบนิเวศเหล่านี้ยังคงมีบทบาทสำคัญในการกักเก็บคาร์บอนรวม (Carbon Stock) ที่สูงและมั่นคง การที่งานวิจัยใช้ จุดตรวจสอบภาคสนามจำนวน 7 จุด โดยขาดการระบุหรือให้รายละเอียดเชิงโครงสร้างพื้นที่และอายุพืชที่ซับซ้อน จึงถือเป็นข้อจำกัดที่ทำให้ไม่สามารถแยกแยะความแตกต่างของ NPP ระหว่างพื้นที่ป่าที่มีอายุ/โครงสร้างแตกต่างกันได้อย่างชัดเจน ในมิติเชิงพื้นที่ (Spatial Dimension) ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า การเปลี่ยนแปลงของ NPP มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน (LULC) ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบน การลดลงของ NPP ในเชิงพื้นที่สัมพันธ์กับการขยายตัวของพื้นที่เกษตรกรรมอายุสั้นและพื้นที่เมือง/สิ่งปลูกสร้าง ซึ่งเป็นการเปลี่ยนจากระบบนิเวศที่มีศักยภาพการกักเก็บคาร์บอนสูง (ป่าไม้) ไปสู่พื้นที่กักเก็บคาร์บอนต่ำหรือผันผวน ขณะที่พื้นที่ที่มีการเพิ่มขึ้นของ NPP สัมพันธ์กับการฟื้นฟูของป่าและการเปลี่ยนไปสู่เกษตรพืชยืนต้น ซึ่งเป็นการสะท้อนให้เห็นว่ามนุษย์เป็นปัจจัยขับเคลื่อนหลักของการแปรผัน NPP ในภูมิภาค สุดท้ายนี้ งานวิจัยยังคงมีข้อจำกัดทางระเบียบวิธีที่สำคัญ ได้แก่ ความเสี่ยงของอคติเชิงฤดูกาล (Seasonal Bias) เนื่องจากการคำนวณและสรุปแนวโน้ม NPP เชิงรายปีจากข้อมูลที่เน้นเฉพาะช่วง เดือนมีนาคม–เมษายน ซึ่งเป็นช่วงรอยต่อของฤดูแล้งและมีกิจกรรมการสังเคราะห์แสงต่ำ อาจทำให้ค่า NPP ที่ประมาณการได้ต่ำกว่าความเป็นจริง

ของทั้งปี นอกจากนี้ การพึ่งพาความสัมพันธ์แบบเส้นตรงในการทำนายตัวแปรในอนาคตยังเป็นข้อจำกัดในการรองรับพลวัตที่ซับซ้อนของระบบนิเวศ และแม้ว่าการศึกษาที่ผ่านมาบางส่วนจะใช้สถานีตรวจวัดภาคสนามจำนวนมากถึง 30 สถานี ซึ่งแสดงถึงนัยยะสำคัญทางสถิติ แต่การศึกษาปัจจุบันที่มี ขนาดตัวอย่างภาคสนามที่จำกัด จึงควรเสนอแนะให้พิจารณาใช้ข้อมูลทุติยภูมิที่น่าเชื่อถือ (เช่น ข้อมูลบัญชีรายการก๊าซเรือนกระจก หรือข้อมูลการสำรวจป่าไม้ระยะยาว) เพื่อเสริมการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองในอนาคต แทนการสำรวจภาคสนามที่ใช้งบประมาณและเวลาสูง

Conclusions

การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองชีวมณฑลคาซา (CASA-Biosphere Model) สามารถใช้เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประเมินและคาดการณ์การกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยผลการศึกษาตั้งแต่ปี 2016 ไปจนถึง 2033 แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่และเวลาของการกักเก็บคาร์บอนที่สัมพันธ์โดยตรงกับการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน/สิ่งปกคลุมดิน (LULC) พื้นที่ป่าไม้ยังคงเป็นแหล่งกักเก็บคาร์บอนหลักที่มีค่า NPP สูงสุดในช่วง 0.987-1.326 gC/m² แม้ว่าพื้นที่ป่าไม้จะมีแนวโน้มลดลงจากร้อยละ 64.33 ในปี 2016 เหลือร้อยละ 61.70 ในปี 2033 คิดเป็นการสูญเสียพื้นที่ประมาณ 2,978.84 km² ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงแรงกดดันจากการขยายตัวของกิจกรรมการเกษตรและการพัฒนา การลดลงของพื้นที่ป่าไม้นี้ส่งผลโดยตรงต่อการลดลงของ NPP รวมทั้งภูมิภาค โดยพื้นที่ดูดซับรังสีแสง และความสามารถในการสังเคราะห์แสงโดยรวมลดลงตามไปด้วย การวิเคราะห์เชิงพื้นที่พบว่าพื้นที่ที่มีการลดลงของค่า NPP อย่างมีนัยสำคัญมักเป็นบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงจากป่าไม้ไปเป็นพื้นที่เกษตรกรรมหรือพื้นที่ชุมชน โดยเฉพาะในพื้นที่ลุ่มน้ำและที่ราบสูงที่เข้าถึงได้ง่าย ซึ่งเป็นบริเวณที่มีการขยายตัวของพื้นที่พืชไร่และนาข้าวอย่างต่อเนื่อง นอกจากนี้ บริเวณรอบเมืองและแนวถนนหลักก็พบการลดลงของ NPP เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงเป็นพื้นที่สิ่งปลูกสร้างและโครงสร้างพื้นฐาน

ในทางกลับกัน พื้นที่เกษตรกรรมมีการขยายตัวอย่างต่อเนื่อง โดยพื้นที่พืชไร่เพิ่มขึ้นจากร้อยละ 3.14 เป็นร้อยละ 9.32 พื้นที่นาข้าวเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 2.99 เป็นร้อยละ 5.73 และพื้นที่ไม้ยืนต้นเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 1.41 เป็นร้อยละ 2.49 แม้ว่าพื้นที่เกษตรกรรมเหล่านี้จะมีค่า NPP ต่ำกว่าป่าไม้ (พืชไร่ 0.214-0.637 gC/m², นาข้าว 0.214-0.596 gC/m², และไม้ยืนต้น 0.245-0.836 gC/m²) แต่การเพิ่มขึ้นของพื้นที่สามารถชดเชยการกักเก็บคาร์บอนได้ในระดับหนึ่ง โดย NPP รวมของพื้นที่เกษตรกรรมเพิ่มขึ้นจาก 3,939.18 MgC/a ในปี 2016 เป็น 9,832.95 MgC/a ในปี 2033 อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพการกักเก็บคาร์บอนต่อหน่วยพื้นที่ของพื้นที่เกษตรกรรมยังคงต่ำกว่าป่าไม้อย่างมาก ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการวางแผนนโยบายการใช้ที่ดินที่สมดุลระหว่างความมั่นคงทางอาหารและการอนุรักษ์สิ่งแวดล้อม ความน่าเชื่อถือของแบบจำลองได้รับการยืนยันผ่านการตรวจสอบความถูกต้องหลายระดับ ได้แก่ การเปรียบเทียบกับข้อมูลภาคสนามซึ่งแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (R^2) ระหว่าง 0.663-0.994 สำหรับพืชยืนต้นในช่วงอายุต่าง ๆ การตรวจสอบความถูกต้องของการจำแนก LULC ด้วย Random Forest ที่แสดงความถูกต้องโดยรวม (Overall Accuracy) สูงถึงร้อยละ 92.22-94.668 และการตรวจสอบความถูกต้องของการคาดการณ์ NPP ในอนาคตที่แสดงค่า R^2 สูงถึง 0.924 เมื่อเปรียบเทียบกับ NPP ที่คำนวณจากแบบจำลอง CASA ในปัจจุบัน ผลลัพธ์เหล่านี้บ่งชี้ว่าวิธีการที่พัฒนาขึ้นมีความเหมาะสมและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวางแผนและกำหนดนโยบายได้

อย่างมีประสิทธิภาพ การประยุกต์ใช้ผลการศึกษานี้มีความสำคัญต่อการจัดการทรัพยากรธรรมชาติและการบรรเทาผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในหลายมิติ ประการแรก ข้อมูลการกระจายตัวเชิงพื้นที่ของ NPP สามารถใช้เป็นเครื่องมือในการระบุพื้นที่ลำดับความสำคัญสำหรับการอนุรักษ์ป่าไม้ โดยเฉพาะพื้นที่ที่มีค่า NPP สูงและมีแนวโน้มถูกแปลงสภาพ ควรได้รับการคุ้มครองอย่างเข้มงวด ประการที่สอง แบบจำลองสามารถใช้ในการประเมินผลกระทบของนโยบายการใช้ที่ดินต่าง ๆ โดยการจำลองสถานการณ์การเปลี่ยนแปลง LULC ภายใต้เงื่อนไขต่าง ๆ และประเมินผลต่อการกักเก็บคาร์บอนในระยะยาว ประการที่สาม ข้อมูลการคาดการณ์ NPP ในอนาคตสามารถนำไปใช้ในการวางแผนกลยุทธ์การปรับตัวต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ เช่น การส่งเสริมการปลูกป่าในพื้นที่ที่มีศักยภาพสูง การพัฒนาระบบเกษตรกรรมยั่งยืนที่สามารถเพิ่มการกักเก็บคาร์บอน และการควบคุมการขยายตัวของพื้นที่เมืองอย่างมีแผน นอกจากนี้ ผลการศึกษายังสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับการจัดทำบัญชีรายการก๊าซเรือนกระจกในระดับภูมิภาค และการประเมินความสำเร็จของโครงการฟื้นฟูระบบนิเวศในอนาคต

การศึกษานี้ยังมีข้อจำกัดที่ควรนำมาพิจารณาในการตีความผลและการพัฒนางานวิจัยต่อเนื่อง ข้อจำกัดสำคัญประการแรกคือ การศึกษานี้เน้นเฉพาะปัจจัยทางกายภาพและการสำรวจระยะไกล โดยไม่ได้รวมปัจจัยทาง มิติเชิงนิเวศ (Ecological) และสรีรวิทยา (Physiological) ของพืชที่อาจมีผลกระทบต่อการกักเก็บคาร์บอน เช่น อายุของพืช ความหลากหลายทางชีวภาพ และการจัดการของมนุษย์โดยตรง ซึ่งในความเป็นจริง ผลผลิตสุทธิของระบบนิเวศถูกขับเคลื่อนด้วยการทำงานร่วมกันอย่างบูรณาการระหว่างหลายตัวแปร ข้อจำกัดประการที่สองคือ การใช้ข้อมูลภาคสนามจำนวนจำกัด (7 จุด) ในการตรวจสอบความถูกต้อง ซึ่งอาจไม่เพียงพอที่จะสะท้อนความหลากหลายของระบบนิเวศทั้งหมดในพื้นที่ศึกษา แม้ว่าจะมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูง แต่จำนวนตัวอย่างที่มากขึ้นจะช่วยเพิ่มความมั่นใจในผลการประเมิน ข้อจำกัดประการที่สามคือ การวิเคราะห์เน้นเฉพาะช่วงเดือนมีนาคม-เมษายน ซึ่งเป็นช่วงรอยต่อของฤดูแล้งและอาจมีกิจกรรมการสังเคราะห์แสงต่ำกว่าช่วงอื่นในปี ทำให้ค่า NPP ที่ประมาณการได้อาจต่ำกว่าความเป็นจริงของทั้งปี การศึกษาในอนาคตควรพิจารณาขยายช่วงเวลาการวิเคราะห์เพื่อให้ครอบคลุมทั้งปี ข้อจำกัดประการที่สี่คือ การใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นในการคาดการณ์ตัวแปรในอนาคต ซึ่งอาจไม่สามารถจับพลวัตที่ซับซ้อนของระบบนิเวศและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศที่ไม่เป็นเส้นตรงได้ ข้อจำกัดสุดท้ายคือ การใช้เฉพาะวิธีการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random Forest) ในการจำแนก LULC ซึ่งอาจไม่เหมาะสมกับทุกประเภทของพื้นที่ โดยเฉพาะพื้นที่ที่มีการเปลี่ยนแปลงรวดเร็วหรือมีความซับซ้อนสูง สำหรับข้อเสนอแนะในการพัฒนางานวิจัยต่อเนื่องประการแรก ควรเพิ่มการรวมปัจจัยเชิงนิเวศและสรีรวิทยาเข้ามาพิจารณาในแบบจำลอง เช่น ข้อมูลการกักเก็บคาร์บอนของพืชที่มีความหลากหลายทางชีวภาพจากการสำรวจภาคสนามโดยตรง ข้อมูลอายุและโครงสร้างของพืชพรรณ รวมถึงการนำเข้าตัวแปรทางพลังงานและสิ่งแวดล้อมเชิงพลวัตที่ละเอียดยิ่งขึ้น เช่น ค่าความเข้มของรังสีดวงอาทิตย์ที่วัดได้โดยตรงและค่าอุณหภูมิที่แท้จริงของพืชพรรณ ซึ่งเป็นตัวกำหนดอัตราการสังเคราะห์ด้วยแสงและการหายใจของพืชโดยตรง ประการที่สอง ควรขยายจำนวนและการกระจายตัวของจุดสำรวจภาคสนามให้ครอบคลุมความหลากหลายของระบบนิเวศมากขึ้น หรือพิจารณาใช้ข้อมูลทุติยภูมิที่น่าเชื่อถือ เช่น ข้อมูลบัญชีรายการก๊าซเรือนกระจกหรือข้อมูลการสำรวจป่าไม้ระยะยาว เพื่อเสริมการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง ประการที่สาม ควรทดสอบและเปรียบเทียบวิธีการทางสถิติและ แบบจำลองที่หลากหลาย เช่น

การใช้วิธีการ machine learning ขั้นสูง (เช่น Neural Networks, XGBoost) ในการจำแนก LULC และการคาดการณ์ NPP หรือการใช้แบบจำลองที่ซับซ้อนกว่า เช่น Dynamic Vegetation Models ที่สามารถจำลองปฏิสัมพันธ์ระหว่างพืช สภาพภูมิอากาศ และการใช้ที่ดินได้อย่างละเอียด

References

Bulut, S., Alkan, G., & Onur, S. (2023). Estimating net primary productivity of semi-arid Crimean pine stands using biogeochemical modelling, remote sensing, and machine learning. *Sciencedirect of Ecological Informatics, 76*, 102137.

Das, B., Bordoloi, R., Tripathi, P., Sahoo, U. K., Nath, A. J., Deb, S., Gupta, A., Devi, N. B., & Charurvedi, S. (2023). Satellite based integrated approaches to modelling spatial carbon stock and carbon sequestration potential of different land uses of Northeast India. *Environmental and Sustainability Indicator*, *13*(1).

Dejin, D., Ruhan, Z., Wei, G., Daohong. G., Ziliang, Z., Yufeng, Z., Yang, X., & Yuichiro, F. (2025). Assessing Spatiotemporal Dynamics of Net Primary Productivity in Shandong Province, China (2001–2020) Using the CASA Model and Google Earth Engine: Trends, Patterns, and Driving Factors. *Journal of MDPI Remote Sens* 2025, *17*(3).

Potter, C. S., & Raich, J. (1995). Global patterns of Carbon dioxide emissions from soils. *Global Biogeochemical Cycles, 9*(1), 23-36

Gulinigaer, Y., Baozhong, He., Yaning, S., Xuefeng, L., Wen, Y., & Yuqian, C. (2025). Simulation of Vegetation NPP in Typical Arid Regions Based on the CASA Model and Quantification of Its Driving Factors. *Journal of MDPI Land* 2025, *14*(2).

Huang, C., Sun, Z., Nguyen, M., Wu, Q., He, C., Yang, H., Tu, P., & Hong, Y. (2023). Spatio-temporal dynamics of terrestrial net ecosystem productivity in the ASEAN from 2001 to 2020 based on remote sensing and improved CASA model. *Sciencedirect of Ecological Indicators, 154*, 110920.

Jiang, X., & Bai, J. (2021). Predicting and assessing changes in NPP based on multi-scenario land use and cover simulations on the loess plateau. *Journal of Geographical Sciences, 31*(7).

Luana, B., Grazieli, R., Denise, C., Genei, A., Lucimara, W., Juliano, S., Jorge, A., & Gilberto, R. (2024). TVDI-based water stress coefficient to estimate net primary productivity in soybean areas. *Sciencedirect of Ecological Modelling, 490,* 110636.

Ma, B., Zeng, W., Chen, J., Liu, D., & Chen, P. (2022). Spatiotemporal patterns and drivers of net primary production in the terrestrial ecosystem of the Dajiuhu Basin, China, between 1990 and 2018. *Sciencedirect of Ecological Informatics, 72,* 101883.

Pal, M. K., & Pradhan, P. M. (2024). Development of Estimation Techniques for Solar Radiation, NDVI and Net Primary Productivity. SN Computer Science. 5. 10.1007/s42979-024-02720-9.

Potter, C. S., Randerson, T. J., Field, B. C., Matson, A. P., Vitousek, M. P., Mooney, H. A., & Klooster, S. A. (1993). Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. *Glob Biogeochem. Cycles, 7*(4), 811-841.

Sangngam, C., & Charoenpanyanet, A. (2016). Assessing Above-ground Carbon Sequestration of Para Rubber from Satellite Imageries. *Chiangmai University Digital Collection,* 143276.

Selmy, S. A. H., Kucher, D. E., Mozgeris, G., Moursy, A. R. A., Jimenez-Ballesta, R., Kucher, O. D., Fadl, M. E., & Mustafa, A. R. A. (2023). Detecting, Analyzing, and Predicting Land Use/Land Cover (LULC) Changes in Arid Regions Using Landsat Images,CA-Markov Hybrid Model, and GIS Techniques. *Remote Sens, 15,* 5522.

Tesfaye, B., Sileshi, D., Gemedo, D., & Gebeyehu, A. (2024). Spatiotemporal dynamics of vegetation net primary productivity and its response to climate variability. *Environmental Systems Research, 13*(47).

Wang, J., Wang, K., Zhang, M., & Zhang, C. (2015). Impact of climate change and human activities on vegetation cover in hilly southern China. *Sciencedirect of Ecological Engineering, 81,* 451-161.

Wang, X. L., Zhang, X. H., Liu, Z., Zhang, C. S., Kong, L. J., & Gao, Q. L. (2021). A coupled model for simulation and prediction of net primary productivity pattern. *Geomatics and Information science of wuhan university, 46*(11).

Zhang, H. L., Wu, F. Z., Chen, H. J., Liu, D. D., & Chen. P. P. (2022). Spatiotemporal patterns and drivers of net primary production in the terrestrial ecosystem of the Dajiuhu Basin, China, between 1990 and 2018. *Sciencedirect of Ecological Informatics, 72,* 101839.