

เทคนิคในการประมาณการกักเก็บคาร์บอน ในสวนยางพาราด้วยอากาศยานไร้คนขับ

ปิยะธิดา อะวิชน^{1,5} สาธิต แสงประดิษฐ์^{2,5} ทินกร อังคะฮาด^{1,5} เจนจิรา เปี่ยมดี¹
ญาณวุฒิ อุทรักษ^{3,5} กิตติการ วิริยะศาสตร์⁴ และ อีรวงศ์ เหล่าสุวรรณ^{1,5*}

วันที่รับ 1 พฤษภาคม 2568 วันที่แก้ไข 9 มิถุนายน 2568 วันตอบรับ 10 มิถุนายน 2568

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ในการประมาณมวลชีวภาพเหนือพื้นดินและการกักเก็บคาร์บอนของต้นยางพาราด้วยอากาศยานไร้คนขับและการเรียนรู้ของเครื่อง วิธีการดำเนินงานวิจัยนี้ถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ การสำรวจและวิเคราะห์ข้อมูลภาคสนามด้วยการตรวจวัดกายวิภาคของต้นไม้ และการวิเคราะห์ภาพที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับ โดยพื้นที่จำนวน 2 ไร่ ขนาด 40x40 เมตร จาก 345 ไร่ของสวนยางพาราได้ถูกกำหนดให้เป็นแปลงตัวอย่างเพื่อทดสอบและแสดงผลในการวิจัยนี้ ผลการศึกษาจากแปลงตัวอย่างพบว่า ต้นยางพาราทั้งหมด 181 ต้นเมื่อวิเคราะห์และคำนวณปริมาณมวลชีวภาพในแปลงตัวอย่างโดยใช้สมการแอลโลเมตริก (Allometric) พบว่ามวลชีวภาพเหนือพื้นดินส่วนที่เป็นใบ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.0060 ต้น/ต้น ส่วนของลำต้นและกิ่ง มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.4050 ต้น/ต้น และส่วนที่เป็นต่อไม้และราก มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.0696 ต้น/ต้น รวมมวลชีวภาพเหนือพื้นดินทั้งหมดมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.4806 ต้น/ต้น การประเมินการกักเก็บคาร์บอน มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.2259 tCO₂e/ต้น จากนั้นทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการคำนวณการกักเก็บคาร์บอนจากการสำรวจภาคสนามและการวิเคราะห์ภาพที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับ จากแปลงตัวอย่างถูกแบ่งออกเป็นแปลงทดสอบ 2 แปลง โดยแปลงแรกพบจำนวนต้นยางพารา 82 ต้น มีปริมาณการกักเก็บคาร์บอนทั้งหมดของข้อมูลภาคสนามและข้อมูลจากอากาศยานไร้คนขับโหมดหลายช่วงคลื่นด้วยดัชนีพืชพรรณความต่างแบบนอร์มัลไลซ์ พบว่า มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.2058 และมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.18889 tCO₂e /ต้น ตามลำดับ สำหรับแปลงที่สองพบจำนวนต้นยางพารา 99 ต้น พบว่า มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.2425 และมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.2390 tCO₂e /ต้น ตามลำดับ

คำสำคัญ: มวลชีวภาพ, การกักเก็บคาร์บอน, อากาศยานไร้คนขับ, การเรียนรู้ของเครื่อง

¹ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์, มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

² ภาควิชาภูมิสารสนเทศ, คณะวิทยาการสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

³ ภาควิชาชีววิทยา, คณะวิทยาศาสตร์, มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

⁴ สถาบันเทคโนโลยีป้องกันประเทศ

⁵ ศูนย์วิจัยและปฏิบัติการก๊าซกระจก, คณะวิทยาศาสตร์, มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

* ผู้แต่ง, อีเมล: teerawong@msu.ac.th

Techniques for Estimating Carbon Sequestration in Rubber Plantations using an Unmanned Aerial Vehicle

Piyatida Awichin^{1,5} Satith Sangpradid^{2,5} Thinnakon Angkahad^{1,5} Janjira Piamdee¹
Yannawut Uttarak^{3,5} Kittakorn Viriyasatr⁴ and Teerawong Laosuwan^{1,5}

Received 1 May 2025, Revised 9 June 2025, Accepted 10 June 2025

Abstract

The objective of this research is to estimate the above-ground biomass and carbon sequestration of rubber trees using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) and machine learning. The research methodology is divided into two parts: field data collection and analysis through anatomical measurements of the trees, and image analysis from a UAV. A sample plot of 2 rai, sized 40x40 meters, from a total of 345 rai of rubber plantation, was designated for testing and demonstration in this study. The study results from the sample plot revealed that there were 181 rubber trees. When analyzing and calculating the biomass quantity in the sample plot using the Allometric equation, it was found that the average above-ground biomass for leaves was 0.0060 ton/tree, for trunks and branches was 0.4050 ton/tree, and for stumps and roots was 0.0696 ton/tree, with a total average above-ground biomass of 0.4806 tons/tree. The average carbon sequestration was estimated to be 0.2259 tCO₂e/tree. Subsequently, the results from calculating carbon sequestration from field surveys and UAV image analysis were compared. The sample plot was divided into two test plots. In the first plot, 82 rubber trees were identified, with the total carbon sequestration from field data and UAV data using the NDVI vegetation index averaging 0.2058 and 0.1889 tCO₂e/tree, respectively. In the second plot, 99 rubber trees were identified, with averages of 0.2425 and 0.2398 tCO₂e/tree, respectively.

Keywords: Biomass, Carbon Sequestration, UAV, Machine Learning

¹ Department of Physics, Faculty of Science, Mahasarakham University

² Department of Geoinformatics, Faculty of Informatics, Mahasarakham University

³ Department of Biology, Faculty of Science, Mahasarakham University

⁴ Defence Technology Institute

⁵ Greenhouse Gas Research Center and Operations, Mahasarakham University

* Corresponding author, E-mail: teerawong@msu.ac.th

1. บทนำ

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศโลกในปัจจุบัน ภาวะโลกร้อนเป็นปัจจัยที่ทำให้เกิดความกังวลอย่างกว้างขวางในประชาคมระหว่างประเทศ ซึ่งคาดว่าจะส่งผลกระทบต่อสังคมมนุษย์และทวีความรุนแรงมากขึ้นในอีกไม่กี่ปีข้างหน้า [1]-[2] เนื่องจากภาวะโลกร้อนเป็นผลกระทบที่เกิดขึ้นจากกิจกรรมของมนุษย์ โดยเป็นแหล่งกำเนิดของคาร์บอนไดออกไซด์โดยตรง อาทิเช่น การใช้พลังงานเชื้อเพลิงฟอสซิลจำนวนมาก ส่งผลทำให้ก๊าซเรือนกระจก และอุณหภูมิมีค่าเฉลี่ยของโลกเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง [3]-[4] ตามรายงานของ IPCC [5] ได้ระบุว่า เพื่อจำกัดการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิเฉลี่ยของโลกไม่ให้เกิน 1.5 °C จำเป็นต้องลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกที่เกิดจากกิจกรรมของมนุษย์ในทุกภาคส่วน ทั้งด้านพลังงาน ระบบนิเวศ เมืองและโครงสร้างพื้นฐาน ตลอดจนภาคอุตสาหกรรม นอกจากนี้ ยังได้กล่าวถึงแนวคิด “ความเป็นกลางทางคาร์บอน” (carbon neutrality) ซึ่งมีกลยุทธ์หลักสองประการ ได้แก่ (1) การลดการปล่อยคาร์บอน มีเป้าหมายเพื่อลดปริมาณคาร์บอนจากแหล่งกำเนิด และ (2) การเพิ่มแหล่งดูดซับคาร์บอน ซึ่งมุ่งเน้นการดูดซับหรือกักเก็บคาร์บอนที่ถูกปล่อยออกสู่บรรยากาศ [6] โดยในปัจจุบันได้มีแหล่งดูดซับคาร์บอนหลากหลายรูปแบบ เช่น การจัดการป่าไม้และการปลูกป่าทดแทน การนำแนวทางปฏิบัติด้านการจัดการการเกษตรมาใช้ การอนุรักษ์พื้นที่ชุ่มน้ำและระบบนิเวศทางทะเล รวมถึงการใช้เทคโนโลยีดักจับคาร์บอน [7]-[8]

ป่าไม้เป็นทรัพยากรที่มีความสำคัญระดับโลก โดยมีการครอบคลุมพื้นผิวโลกเท่ากับ 31% [9] ซึ่งป่าไม้มีบทบาทที่สำคัญในการบรรเทาการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ โดยการดูดซับ CO₂ จากชั้นบรรยากาศ ให้เก็บไว้ในต้นไม้ ดิน และอินทรีย์วัตถุอื่น ๆ อย่างมีประสิทธิภาพ [10]-[11] การกักเก็บคาร์บอนในรูปของมวลชีวภาพ (Aboveground Biomass: AGB) ถูกประเมินว่าคิดเป็น 86% ของปริมาณคาร์บอนทั้งหมด

บนบก ขณะที่คาร์บอนในดินคิดเป็น 73% [12] เพื่อให้ได้ปริมาณคาร์บอนในป่าอย่างละเอียดและแม่นยำ มีการศึกษามากมายที่จัดทำแผนที่การกระจายเชิงพื้นที่ของมวลชีวภาพในป่าโดยใช้อัลกอริทึมต่าง ๆ โดยถือว่าปริมาณคาร์บอนในมวลชีวภาพของพืชคงที่ประมาณ 50% โดยการประมาณค่า AGB ของป่าไม้ มีวิธีการประมาณค่า ได้แก่ การสำรวจภาคพื้นดิน การสำรวจระยะไกล [13]-[14] และการจำลองแบบจำลองทางนิเวศวิทยา [15] วิธีที่แม่นยำที่สุดในการประมาณมวลชีวภาพของพืชคือการสำรวจด้วยวิธีการสำรวจภาคพื้นดินโดยใช้สมการแอลโลเมตริก [16] ข้อเสียของการสำรวจภาคพื้นดินคือค่าใช้จ่ายของแรงงานค่อนข้างสูง เนื่องจากงานประเภทนี้ต้องมีการสำรวจภาคสนามจำนวนมากในพื้นที่ศึกษาทั้งหมด [17]-[18] นอกจากนี้ ปัญหาในการติดตามภาคพื้นดินยังเกี่ยวข้องกับ ความห่างไกลของจำนวนสถานที่ศึกษาจากถนนและชุมชน ความยากลำบากในการเคลื่อนตัวข้ามพื้นที่ศึกษา และมักไม่สามารถเข้าถึงพื้นที่ป่าได้ [19]

เนื่องจากข้อจำกัดของการสำรวจภาคพื้นดินแบบเดิมดังที่กล่าวข้างต้น จึงได้ศึกษาการสำรวจระยะไกล ซึ่งได้รับการใช้กันอย่างแพร่หลาย โดยมีการใช้งานครอบคลุมถึงภาพถ่ายดาวเทียม อากาศยานไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicle) หรือ UAV และ เซนเซอร์ภาคพื้นดิน ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา UAV ได้กลายเป็นเครื่องมือสำคัญสำหรับการสำรวจระยะไกลทางการเกษตรและป่าไม้ เนื่องจากมีข้อได้เปรียบเฉพาะตัว เช่น ดัชนีพืชพรรณที่รวดเร็วแบบเรียลไทม์ และมีความละเอียดสูง โดยอิงจากภาพแบบมัลติสเปกตรัม [20]-[21] ซึ่งในการประมาณหามวลชีวภาพโดยอาศัยการสำรวจระยะไกลนั้น ยังต้องอาศัยการสำรวจภาคพื้นดิน โดยเฉพาะอย่างยิ่งเนื่องจากการสำรวจภาคพื้นดินมีความจำเป็นทั้งในการปรับเทียบข้อมูลที่ได้รับจากระยะไกลและการตรวจสอบเพื่อหาผลลัพธ์ของมวลชีวภาพที่ประมาณการไว้ [8]

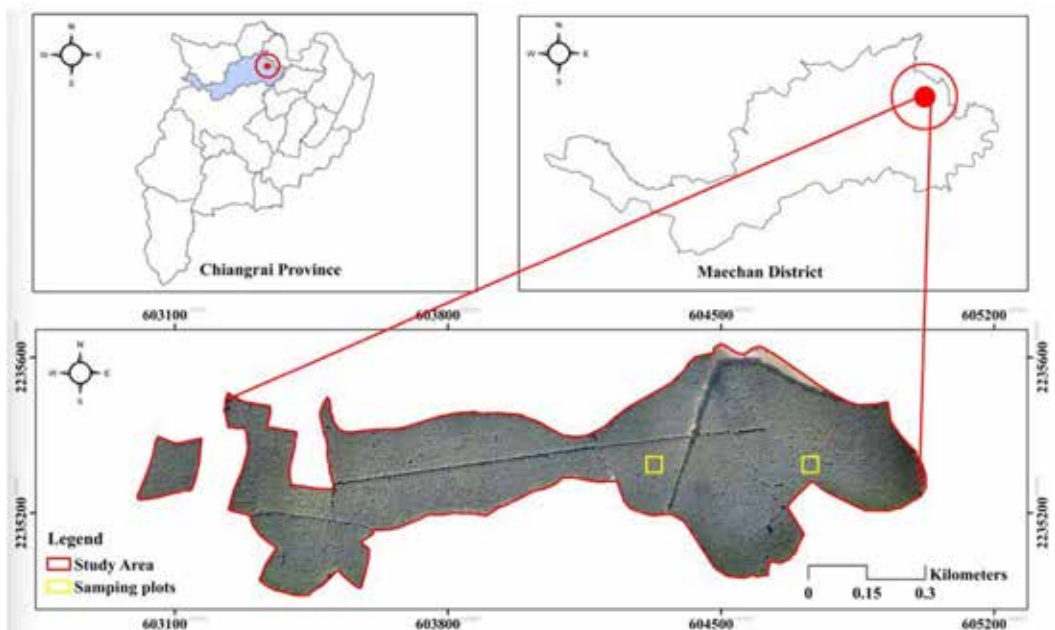
ยางพารา (*Hevea brasiliensis* Muell. Arg) เป็นพืชทางเศรษฐกิจของประเทศไทยและภูมิภาคอาเซียน โดยประเทศไทยเป็นผู้ผลิตและส่งออกยางพาราเป็นอันดับหนึ่งของโลก มีพื้นที่เพาะปลูกประมาณ 19 ล้านไร่ การส่งออกผลิตภัณฑ์ยางพาราของไทยปี 2565 อยู่ที่ 11,694 ล้านดอลลาร์สหรัฐ ขณะเดียวกันงานวิจัยหลายฉบับระบุว่ายางพารามีศักยภาพในการดูดซับและกักเก็บคาร์บอนได้สูง โดยอัตราการดูดซับคาร์บอนของต้นยางพาราอยู่ในช่วงประมาณ 3.5-7.5 ตันคาร์บอนต่อเฮกตาร์ต่อปี ขึ้นอยู่กับอายุและความหนาแน่นของการปลูก เมื่อเปรียบเทียบกับพืชเศรษฐกิจชนิดอื่น เช่น ปาล์มน้ำมัน ซึ่งอัตราการกักเก็บคาร์บอนมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณ 4.5-6.0 ตันต่อเฮกตาร์ต่อปี หรืออ้อย ซึ่งต่ำกว่า 3 ตันต่อเฮกตาร์ต่อปี ยางพาราจึงเป็นตัวเลือกที่เหมาะสมต่อการส่งเสริมการปลูกเพื่อเน้นการกักเก็บคาร์บอน โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีศักยภาพด้านภูมิอากาศและดิน สำหรับพื้นที่ศึกษาที่เลือกคือ ตำบลจันจว้า อำเภอแม่จัน จังหวัดเชียงราย เนื่องจาก

เป็นพื้นที่ที่มีการขยายพื้นที่ปลูกยางพาราอย่างต่อเนื่อง มีสภาพภูมิประเทศที่หลากหลายทั้งที่ราบและที่ลาดเอียง รวมถึงมีการจัดการสวนยางที่หลากหลายทั้งในรูปแบบสวนยางอายุแตกต่างกัน รูปแบบการปลูกแบบผสมผสาน ทำให้ตำบลจันจว้าเป็นพื้นที่ตัวอย่างที่เหมาะสมในการประเมินศักยภาพของยางพาราในการกักเก็บคาร์บอนอย่างเป็นระบบ และสามารถต่อยอดผลการศึกษาไปยังพื้นที่ที่มีลักษณะคล้ายคลึงกัน ในภาคเหนือของประเทศไทย ด้วยเหตุผลที่กล่าวมาข้างต้น งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ในการประมาณมวลชีวภาพเหนือพื้นดินและการกักเก็บคาร์บอนของต้นยางพาราด้วย UAV และการเรียนรู้ของเครื่อง

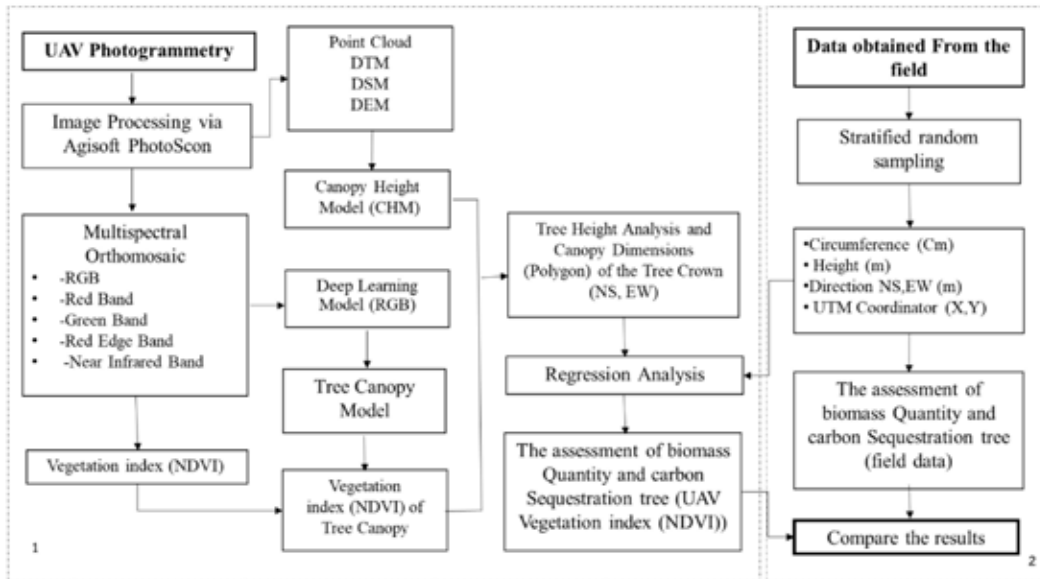
2. วิธีการดำเนินงาน

2.1 พื้นที่ศึกษา

พื้นที่การศึกษาตั้งอยู่ในพื้นที่สวนยางพาราตำบลจันจว้า อำเภอแม่จัน จังหวัดเชียงราย ตั้งอยู่ที่ตำแหน่งพิกัดที่ 2,233,080 N และ 604,880 E (รูปที่ 1)



รูปที่ 1 พื้นที่ศึกษา



รูปที่ 2 วิธีการดำเนินการ

ทั้งนี้ พื้นที่ของเทศบาลตำบลจันจว้าส่วนใหญ่เป็นป่าไม้และมีภูเขาล้อมรอบ จึงทำให้มีอากาศหนาวเย็นในฤดูหนาว แบ่งแยกได้ 3 ฤดู คือ ฤดูฝนฝนจะตกชุกตลอดฤดูกาล ปริมาณฝนมีค่าเฉลี่ยประมาณ 1,736.2 มิลลิเมตรต่อปี ฤดูหนาว จะมีอากาศหนาวถึงหนาวจัด อุณหภูมิเฉลี่ยประมาณ 20.1 °C และฤดูร้อน อากาศจะร้อนจัดมากในตอนกลางวัน อุณหภูมิมีค่าเฉลี่ยสูงสุดประมาณ 34.7 °C

2.2 วิธีการดำเนินการ

วิธีการดำเนินการได้ถูกแสดงดังรูปที่ 2 ซึ่งประกอบไปด้วยกระบวนการวิเคราะห์และคำนวณปริมาณมวลชีวภาพและการกักเก็บคาร์บอนของต้นไม้ โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายทางอากาศของ UAV ในการประมาณค่าและการสำรวจภาคสนาม เพื่อคำนวณหามวลชีวภาพโดยตรง ทำให้งานวิจัยนี้ถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลัก ได้แก่

2.2.1 ข้อมูลจากอากาศยานไร้คนขับ (UAV)

การวิจัยนี้ได้ใช้ UAV รุ่น DJI Phantom Pro 4 โดยกำหนดพื้นที่ครอบคลุมพื้นที่การศึกษาตามพิกัด

ที่สำรวจภาคสนาม กำหนดความสูงในการบินสำรวจ กำหนดความเร็วการบิน โดยปรับ Advanced ในส่วนซ้อนของภาพในช่วง (Front Overlap Radio) 80% และส่วนของภาพ (Side Overlap) 70% จากนั้นนำภาพที่ได้มาทำการประมวลผลภาพถ่ายของข้อมูลโดยใช้โปรแกรมซอฟต์แวร์ Agisoft PhotoScan Professional (64 bit) [22] โดยภาพถ่ายทางอากาศที่ได้จะอยู่ในโหมดหลายช่วงคลื่น จากนั้นทำการกำหนดแนวบิน ซึ่งข้อมูลที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับผ่านการประมวลผลภาพถ่าย คือ Multispectral Orthomosaic ของ 5 ช่วงแบนด์ Digital Elevation Model (DEM), Digital Terrain Model (DTM) และ Digital Surface Model (DSM) [23]-[24]

2.2.2 การสำรวจภาคสนาม

การสำรวจในภาคสนาม ถูกกำหนดแปลงตัวอย่างด้วยวิธีการสุ่มแบบ Stratified random sampling แปลงตัวอย่างขนาด 40x40 เมตร 2 จำนวน 2 แปลง หรือคิดเป็นพื้นที่ 2 ไร่ โดยแปลงตัวอย่างถูกแบ่งออกเป็นแปลงทดสอบย่อย 2 แปลงของพื้นที่ศึกษา โดยมีพื้นที่

การศึกษาทั้งหมดประมาณ 348 ไร่ เก็บข้อมูล 5 ด้าน ได้แก่ 1) ความสูง (H) 2) เส้นผ่านศูนย์กลางของต้นยางพาราที่ระดับอก ประมาณ 1.30 เมตร จากพื้นดิน 3) ข้อมูลพิกัดรายต้น 4) ค่าขนาดทรงพุ่มตามแกนทิศเหนือ-ใต้ (NS) และ 5) ค่าขนาดทรงพุ่มตามแกนทิศตะวันออก-ทิศตะวันตก (EW)

2.2.3 การวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจาก UAV

(1) ขั้นตอนการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ

การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ ในการศึกษาครั้งนี้ได้เลือกใช้ NDVI [25]-[27] จากสมการที่ (1) ดังนี้

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

โดย **NIR** คือ Near Infrared Band

RED คือ Red Band

ทั้งนี้ ข้อมูลดัชนีพืชพรรณ NDVI ที่วิเคราะห์ได้ จะถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ผล regression analysis เพื่อประมาณหาปริมาณการกักเก็บคาร์บอนต่อไป

(2) ขั้นตอนการวิเคราะห์ Canopy Height Model (CHM) [28]-[29]

เป็นการสร้างแบบจำลองทรงพุ่มของเรือนยอดของต้นยางพารา สามารถหาได้โดย ค่าความแตกต่างของความสูงระหว่างข้อมูลจาก Digital Terrain Model (DTM) กับ Digital Surface Model (DSM) สำหรับการประมวลผลของแบบจำลองความสูงทรงพุ่มของเรือนยอดของต้นยางพาราดังสมการที่ (2) ดังนี้

$$CHM = DSM-DEM \quad (2)$$

โดย **CHM** คือ แบบจำลองทรงพุ่มของเรือนยอด

DSM คือ แบบจำลองพื้นผิวดิจิทัล

DEM คือ แบบจำลองระดับสูงเชิงเลข

(3) การวิเคราะห์ด้วยโมเดล Deepness

เพื่อประเมินลักษณะทางโครงสร้างของต้นไม้ในแปลงปลูก ข้อมูลภาพถ่าย RGB ซึ่งประกอบด้วยสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน ถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลนำเข้าในการวิเคราะห์ โดยบริเวณที่นำมาวิเคราะห์จะถูกระบุโดยรูปทรงหลายเหลี่ยม (Polygon) ที่ได้จากเลเยอร์ (Layer) ของต้นไม้ ซึ่งได้มาจากการประมวลผลด้วยแบบจำลอง YOLOv9 [30]-[31] สำหรับการตรวจจับวัตถุ จากนั้นได้ประยุกต์ใช้เครื่องมือ Minimum Bounding Geometry เพื่อสร้างรูปทรงเรขาคณิตที่เล็กที่สุดที่ครอบคลุมขอบเขตของแต่ละต้นไม้ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะของทรงพุ่ม ซึ่งจะได้ค่าความกว้างของทรงพุ่มในแนวตะวันออก-เฉียงเหนือ-ตะวันตกเฉียงใต้ (NE) และแนวตะวันออก-ตะวันตก (EW) หน่วยเป็นเมตร (m) ข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยโมเดล Deepness ประกอบด้วย ค่าทรงพุ่ม (NE, EW) ของแต่ละต้นไม้ในหน่วยเมตร และค่าความสูงของทรงพุ่มของแต่ละแปลงหรือแต่ละ Polygon

(4) การวิเคราะห์การถดถอย

สมการวิเคราะห์การถดถอยแบบเชิงเส้น (Linear Regression) ถูกนำมาใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 5 ตัว คือ ตัวประมาณการ (Predictor, X) ซึ่งมีค่าขนาดทรงพุ่มของต้นยางพาราตามแกนทิศเหนือ-ใต้ (NS) ค่าขนาดทรงพุ่มของต้นยางพาราตามแกนทิศตะวันออก-ทิศตะวันตก (EW) ค่า High tree ขนาดความสูงทรงพุ่มต้นยางพารา (Canopy) และค่าดัชนีพืชพรรณ NDVI ซึ่งเป็นตัวแปรที่ได้จากการวิเคราะห์ผลและตัวตอบสนอง (Response, Y) คือ ปริมาณการกักเก็บคาร์บอนของต้นไม้ ทั้งนี้ เนื่องจากไม่สามารถทราบปริมาณการกักเก็บคาร์บอนของต้นไม้ ผู้วิจัยจึงทำการสร้างพารามิเตอร์การวิเคราะห์โมเดลด้วยวิธีการวิเคราะห์ผล regression analysis ดังสมการ (3) ดังนี้

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \varepsilon \quad (3)$$

เมื่อ

y คือ ปริมาณการกักเก็บคาร์บอนของต้นไม้

β คือ Coefficients ค่าสัมประสิทธิ์
ของค่าการประมาณการ

x_1 คือ ค่าขนาดทรงพุ่มของต้นยางพารา
ตามแกนทิศเหนือ-ใต้ (NS)

x_2 คือ ค่าขนาดทรงพุ่มของต้นยางพารา
ตามแกนทิศตะวันออก-ทิศตะวันตก
(EW)

x_3 คือ ค่า High tree ขนาดความสูงทรงพุ่ม
ต้นยางพารา (Canopy)

x_4 คือ ค่าดัชนีพืชพรรณ NDVI

ε คือ ค่าคงที่

โดยข้อมูลเหล่านี้ถูกใช้ในการประเมินปริมาณ
ชีวมวลและการกักเก็บคาร์บอนของต้นยางพารา

2.2.4 การวิเคราะห์ข้อมูลภาคสนาม

เป็นการคำนวณมวลชีวภาพและการประมาณ
การกักเก็บคาร์บอน โดยในงานวิจัยนี้จะใช้สมการ
Allometric ของ Hytonen และคณะ [32] ดังสมการ
ที่ (4)-(7) ดังนี้

$$W_L = 0.00193 \cdot DBH^{2.499} \quad (4)$$

$$W_{AGB} = 0.05155 \cdot DBH^{2.783} \quad (5)$$

$$W_{STUMP} = 0.02440 \cdot DBH^{2.470} \quad (6)$$

โดย DBH คือ ขนาดของเส้นผ่านศูนย์กลางที่ระดับ
ความสูงเพียงอกประมาณ 130 เซนติเมตร

W_L = มวลชีวภาพเหนือพื้นดิน
ส่วนที่เป็นใบ

W_{AGB} = มวลชีวภาพเหนือพื้นดิน
ส่วนของลำต้นและกิ่ง

W_{STUMP} = มวลชีวภาพเหนือพื้นดิน
ส่วนที่เป็นตอไม้และราก

$$TotalBiomass = W_L + W_{AGB} + W_{STUMP} \quad (7)$$

เมื่อ TotalBiomass = ปริมาณมวลชีวภาพทั้งหมด

นอกจากนี้ปริมาณคาร์บอนที่กักเก็บในต้นไม้
เป็นสัดส่วนโดยตรงกับปริมาณมวลชีวภาพ (Biomass)
ซึ่งเป็นค่ามวลรวมขององค์ประกอบทางโครงสร้างของ
พืชทั้งส่วนที่อยู่เหนือพื้นดิน สามารถคำนวณได้ดังสมการ
ที่ (8) ดังนี้

$$CS = TotalBiomass \times 0.47 \quad (8)$$

เมื่อ CS คือ ปริมาณการกักเก็บคาร์บอนของต้นไม้
(กิโลกรัม)

TotalBiomass คือ ปริมาณมวลชีวภาพทั้งหมด
(กิโลกรัม) และ 0.47 คือ สัดส่วนปริมาณคาร์บอนต่อมวล
ชีวภาพของต้นไม้ [5]

2.2.5 การวัดประสิทธิภาพของโมเดลการถดถอย

ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์การถดถอย ซึ่งเป็นหนึ่ง
ในเทคนิคทางสถิติที่สำคัญที่ใช้ในการวิเคราะห์
ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (Independent
Variables) และตัวแปรตาม (Dependent Variable)
เพื่อสร้างโมเดลที่สามารถทำนายค่าของตัวแปรตาม
ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในกระบวนการนี้ สามารถ
ทำได้โดยการใช้ตัวชี้วัดต่าง ๆ โดยใช้สถิติทดสอบ
ดังสมการที่ (9)-(12) ดังนี้

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$R^2 = \frac{(\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{(y_i - \hat{y}_i)^2} = 1 - \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{(\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2} \quad (12)$$

โดย Y_i คือ ข้อมูลที่วัดได้จริง

$\hat{Y}_i$ คือ ข้อมูลจากแบบจำลอง

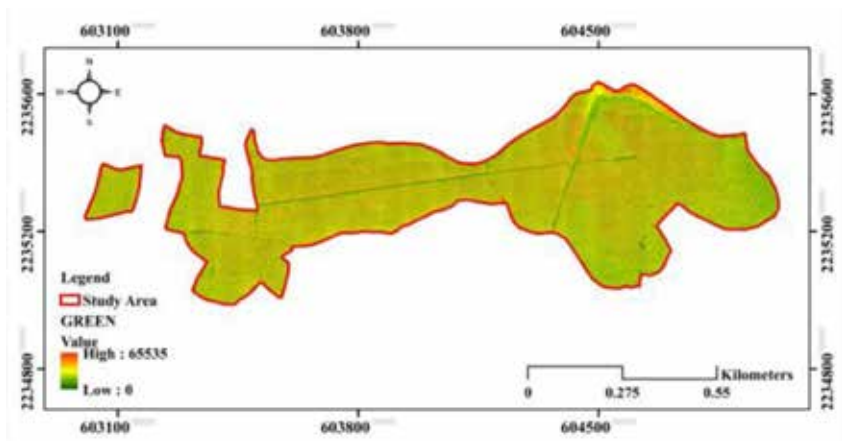
n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

เมื่อ **MAE** = Mean Absolute Error, **MSE** = Mean Squared Error, **RMSE** = Root Mean Squared Error

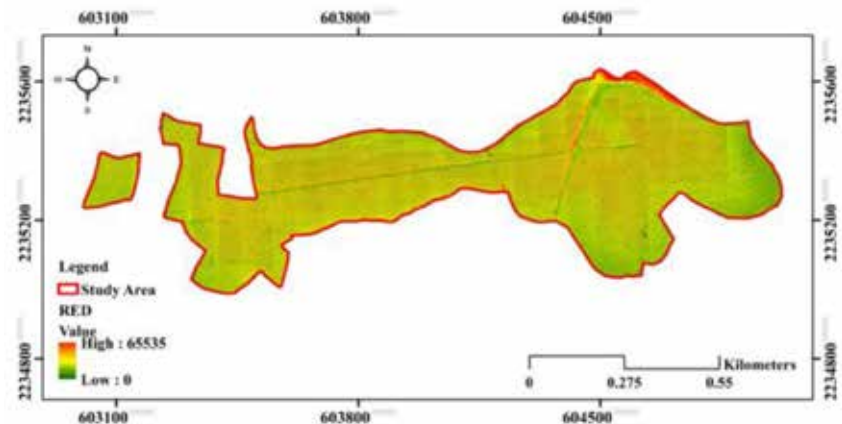
3. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

3.1 ผลการประมวลผลภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ (UAV)

ผลการประมวลผลภาพถ่ายจาก UAV จะถูกนำมาวิเคราะห์โดยการสร้างภาพ 3 มิติ ใช้การประมวลผลด้วยโปรแกรม Agisoft PhotoScan ดังแสดงในรูปที่ 3 (ก-ข)

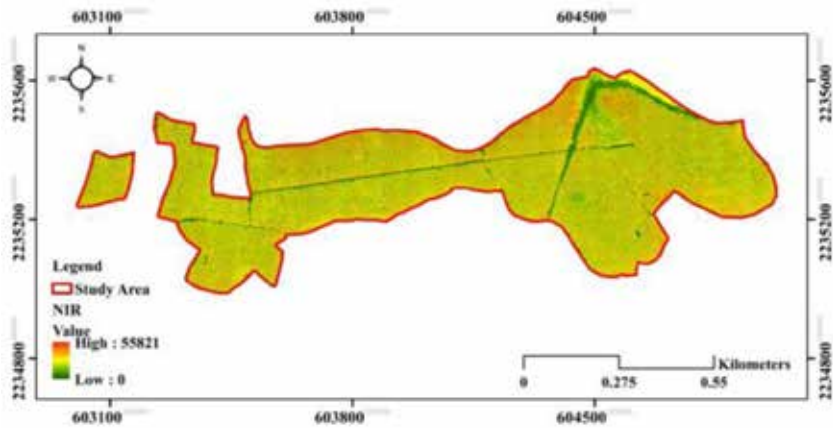


ก

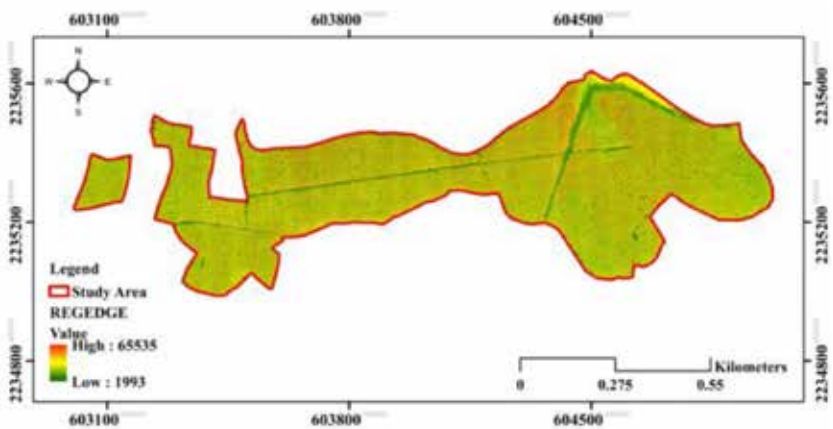


ข

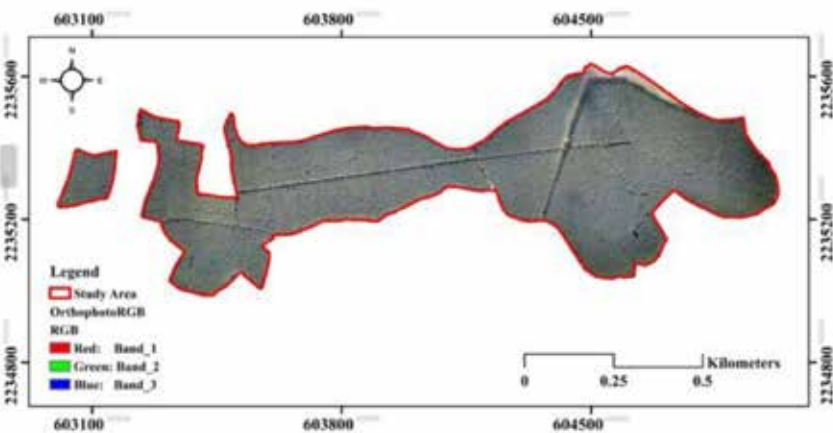
รูปที่ 3 (ก-ข) ผลการประมวลผลภาพถ่ายจาก UAV



ก

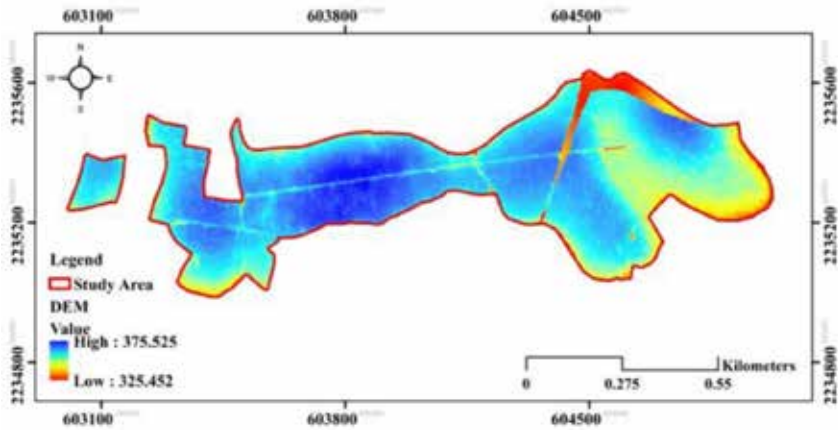


ง

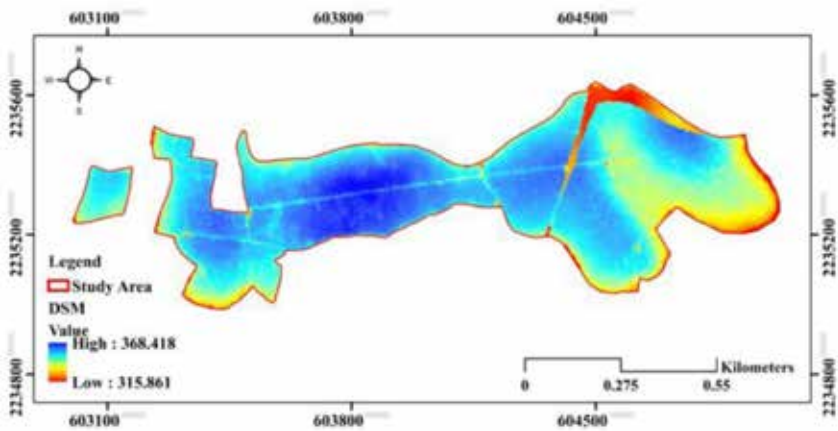


จ

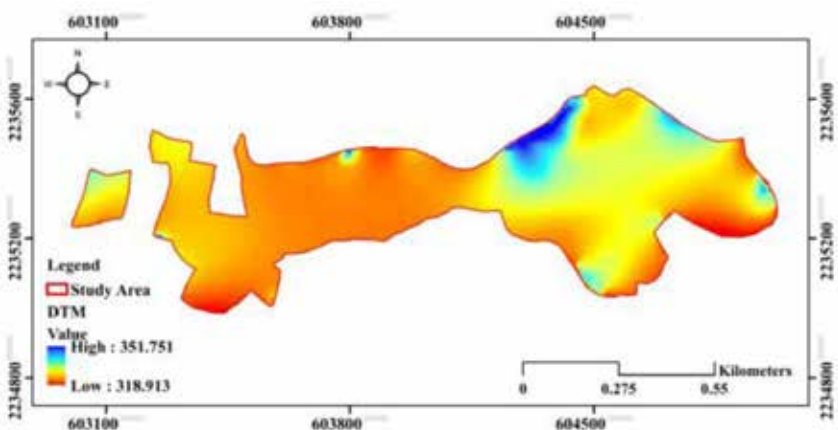
รูปที่ 3 (ก-จ) ผลการประมวลผลภาพถ่ายจาก UAV (ต่อ)



ฉ



ช



ซ

รูปที่ 3 (ก-ซ) ผลการประมวลผลภาพถ่ายจาก UAV (ต่อ)

นอกจากนี้ ข้อมูลดังกล่าวได้นำมาวิเคราะห์ทางกายภาพรายต้นของต้นยางพารา ผ่านการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Deepness Model ด้วยโปรแกรม QGIS รวมกับ การวิเคราะห์ Canopy high model และการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ เพื่อนำข้อมูลที่ได้ทั้งหมดมาใช้ในการประมาณการกักเก็บคาร์บอนของต้นยางพารารายต้นในพื้นที่ศึกษา

จากรูปที่ 3 (ก-ข) การประมวลผลของภาพออร์โธ (Orthophoto) ที่ประกอบไปด้วยการรวมภาพย่อยในภาพย่าน Green Band 3 (ก), ภาพย่าน Red Edge Band 3 (ข), Near Infrared Band 3 (ค), ภาพย่าน Red edge Band 3 (ง) และภาพ Orthophoto RGB Band 3 (จ) ซึ่งเป็นภาพที่ได้จากการถ่ายภาพอากาศด้วยเทคโนโลยี UAV ที่ผ่านกระบวนการปรับแก้ความผิดเพี้ยน โดยการแก้ไขความผิดเพี้ยนที่เกิดจากมุมกล้องและความโค้งของพื้นผิวโลก เพื่อให้ได้ภาพที่มีความแม่นยำทางภูมิศาสตร์ (Orthorectification) โดยอ้างอิงข้อมูลความสูงต่ำของภูมิประเทศ และระบบพิกัด UTM ทำให้ภาพมีความถูกต้องทั้งตำแหน่ง ขนาด และรูปร่างของวัตถุภาพ RGB ประกอบด้วย 3 สีหลัก ได้แก่ แดง (Red), เขียว (Green), และน้ำเงิน (Blue) ซึ่งเป็นแม่สีของแสงที่ช่วยให้ดวงตาสามารถรับแสงสีได้ ทำให้ได้ภาพในย่านที่มนุษย์สามารถมองเห็นได้

รูปที่ 3 (ฉ) ผลแบบจำลองความสูงภูมิประเทศเชิงเลข (Digital Elevation Model: DEM) ผลการวิเคราะห์ DEM ช่วยให้เราสามารถวิเคราะห์ความสูงของภูมิประเทศได้อย่างละเอียดและแม่นยำ ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญสำหรับการวางแผนและการจัดการด้านต่าง ๆ เช่น การวางแผนผังเมือง ซึ่งในพื้นที่ศึกษา

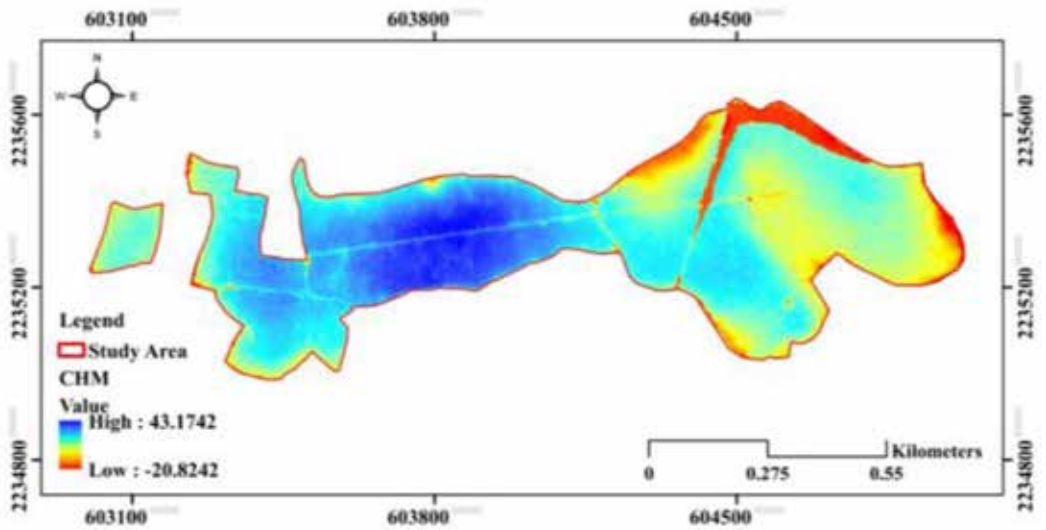
พบว่า ความสูงอยู่ระหว่าง 325.452 - 375.525 เมตรจากระดับทะเลปานกลาง ซึ่งสะท้อนถึงความหลากหลายของภูมิประเทศที่ประกอบด้วยเนินเขา พื้นที่ราบลุ่ม และที่ราบสูง

รูปที่ 3 (ซ) ผลแบบจำลองความสูงปกคลุมพื้นผิว DSM เป็นแบบจำลองที่แสดงระดับความสูงขององค์ประกอบต่าง ๆ บนพื้นดิน เช่น ต้นไม้และสิ่งก่อสร้าง และองค์ประกอบอื่น ๆ ผลการศึกษาพบว่า พื้นที่ในพื้นที่มีภูมิประเทศที่มีความสูงอยู่ระหว่าง 368.481 - 315.861 เมตร จากระดับทะเลปานกลาง ซึ่งสะท้อนถึงลักษณะภูมิประเทศที่มีทั้งที่ราบและที่สูง ซึ่งส่งผลต่อการวางแผนการใช้พื้นที่ เช่น การกำหนดเขตการก่อสร้าง ถนน และระบบสาธารณูปโภค

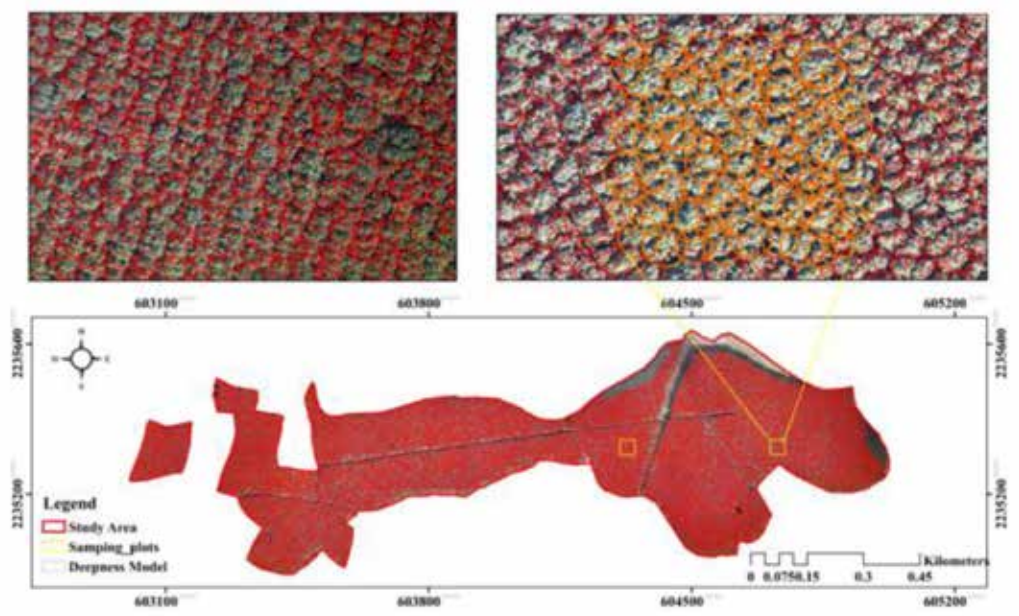
รูปที่ 3 (ฅ) แบบจำลองภูมิประเทศดิจิทัล (Digital Terrain Model: DTM) ผลการวิเคราะห์ DTM ในพื้นที่ศึกษาพบว่า ความสูงอยู่ระหว่าง 351.751 - 318.913 เมตร จากระดับทะเลปานกลาง โดยสามารถสะท้อนถึงความสูงของภูมิประเทศที่มีผลต่อการพัฒนาพื้นที่ในหลายด้าน เช่น การวางแผนการก่อสร้าง การจัดการน้ำ และการป้องกันภัยธรรมชาติ

3.2 ผลการวิเคราะห์ Canopy height และผลการวิเคราะห์ (Deepness model)

การใช้ข้อมูลจาก UAV ร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับและวิเคราะห์ลักษณะของทรงพุ่มต้นไม้ เช่น ขนาดเรือนยอดและความสูงของต้นไม้ ผลการวิเคราะห์ Canopy height เป็นต้น และผลการวิเคราะห์ (Deepness model) ในการศึกษาครั้งนี้แสดงได้ดังรูปที่ 4 (ก-ข)

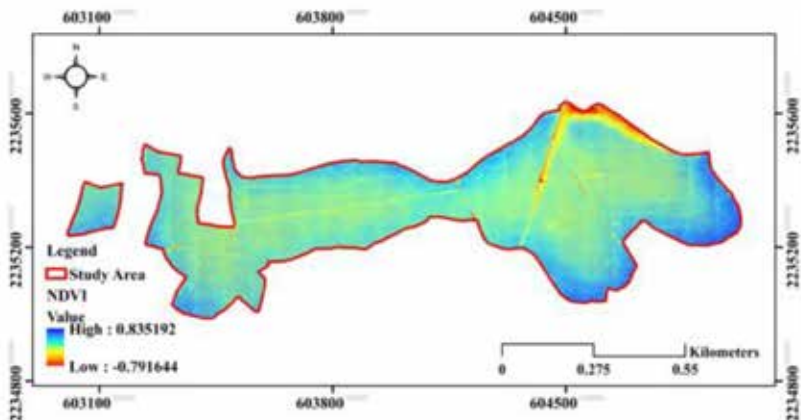


ก



ข

รูปที่ 4 (ก-ข) ผลการวิเคราะห์ Canopy Height และ
ผลการวิเคราะห์ (Deepness Model)



รูปที่ 5 ผลการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ NDVI

จากรูปที่ 4 (ก) ข้อมูล CHM ได้ถูกประมวลผลด้วยโปรแกรม ArcMap สำหรับข้อมูล CHM คำนวณได้จากค่าความแตกต่างระหว่างข้อมูล DTM และ DSM สร้างแบบจำลองทรงพุ่มของเรือนยอดของต้นยางพาราใช้เครื่องมือ Raster เพื่อหาความสูงในพื้นที่ศึกษาจากข้อมูลอากาศยานไร้คนขับ ผลที่ได้ค่าที่ต่ำสุดเท่ากับ 43 เมตร และ -21 เมตร

จากรูปที่ 4 (ข) เป็นการวิเคราะห์แบบจำลองทรงพุ่มของเรือนยอดต้นยางพาราจากข้อมูล UAV ด้วยการประมวลผลผ่าน Deepness model ทำให้สามารถแสดงพิกัดและความสูงของทรงพุ่ม พบทรงพุ่มทั้งหมด 20,384 Polygons โดยแต่ละ Polygon คำนวณค่ากว้าง-ยาวของจุดกึ่งกลาง Polygon ขนาดทรงพุ่มมีค่าเฉลี่ย 5 เมตร ความสูงมีค่าเฉลี่ย 24 เมตร

3.3 ผลการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ

ผลการวิเคราะห์ NDVI เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินความเขียวข้มและสุขภาพของพืชพรรณในพื้นที่เฉพาะ ช่วยคำนวณจากความเข้มของแสงที่พืชสะท้อนในช่วงคลื่นต่าง ๆ ซึ่งสามารถบ่งชี้ถึงปริมาณคลอโรฟิลล์และการเจริญเติบโตของพืชได้ สำหรับผลการวิเคราะห์ NDVI ในการศึกษาครั้งนี้แสดงได้ดังรูปที่ 5

จากภาพรูปที่ 5 การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณ NDVI ดัชนีที่ใช้ในการวัดความเขียวของพืชพรรณ โดยคำนวณจากความแตกต่างระหว่างแสงที่พืชดูดซับและสะท้อนกลับ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง -0.7916 ถึง 0.8351 ซึ่งสะท้อนถึงค่า NDVI มีค่าเท่ากับ 0.8351 บ่งชี้ถึงพืชที่มีสุขภาพดีและเขียวข้ม ขณะที่ค่าเท่ากับ -0.7916 บ่งชี้ถึงพื้นที่ที่มีพืชพรรณน้อย

3.4 ผลการวิเคราะห์การถดถอย

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสถิติระหว่าง NDVI ขนาดทรงพุ่ม (NS, EW) ความสูง (H) ร่วมกับข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนในต้นยางพารา โดยใช้การวิเคราะห์การถดถอย (Regression analysis) โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติ

Regression Statistics	NDVI
Multiple R	0.9882263
R Square	0.9765913
Adjusted R Square	0.9753753
Standard Error	0.008320
Observations	82

จากตารางที่ 1 ค่า Multiple R มีค่าเท่ากับ 0.9882263 ซึ่งแสดงถึงความสัมพันธ์ที่ใกล้เคียงกับ 1 ซึ่งบ่งบอกถึงความสัมพันธ์ที่ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระในโมเดล ค่า R Square มีค่าเท่ากับ 0.9765913 แสดงถึงสัดส่วนของความแปรปรวนในตัวแปรตามที่สามารถอธิบายได้ถึง 97.66% ค่า Adjusted R Square มีค่าเท่ากับ 0.9753753 โดยการทำนายได้อย่างแม่นยำมากขึ้นเมื่อมีการเพิ่มตัวแปรอิสระใหม่เข้าไป ค่า Standard error มีค่าเท่ากับ 0.008320 ซึ่งแสดงถึงค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นระหว่างค่าจริงและค่าที่คาดการณ์โดยโมเดล ยิ่งค่า Standard error ต่ำ แสดงว่าโมเดลมีความแม่นยำสูง มีข้อมูลทั้งหมดจำนวน 82 ข้อมูล ซึ่งใช้ในการสร้างโมเดลการถดถอยนี้

3.5 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลภาคสนาม

จากการสำรวจภาคสนามในแปลงตัวอย่าง พยางพาราทั้งหมด 181 ต้น จำนวน 2 แปลง หรือ 2 ไร่ โดยแบ่งออกเป็นแปลงตัวอย่างมีจำนวนยางพารา 82 ต้น และแปลงสำหรับทดสอบสถิติ 99 ต้น โดยมีชื่อท้องถิ่น คือ ยางพารา ชื่อสามัญ Para Rubber ชื่อวิทยาศาสตร์ *Hevea brasiliensis* Muell. Arg วงศ์ Euphorbiaceae สำหรับการคำนวณมวลชีวภาพและประเมินการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดิน แยกเป็นมวลชีวภาพเหนือพื้นดินส่วนที่เป็นใบ (WL), มวลชีวภาพ

เหนือพื้นดินส่วนของลำต้นและกิ่ง (WAGB), มวลชีวภาพเหนือพื้นดินส่วนที่เป็นตอไม้และราก (WSTUMP) และประเมินการกักเก็บคาร์บอน (CS) แสดงได้ดังตารางที่ 2

โดยจากตารางที่ 2 จะเห็นว่าค่าปริมาณมวลชีวภาพและประเมินการกักเก็บคาร์บอนเหนือพื้นดินมีความแตกต่างกัน ซึ่งขึ้นอยู่กับจำนวนของต้นยางพาราที่มีความแตกต่างและขนาดของเส้นรอบวงที่มีความแตกต่างกัน

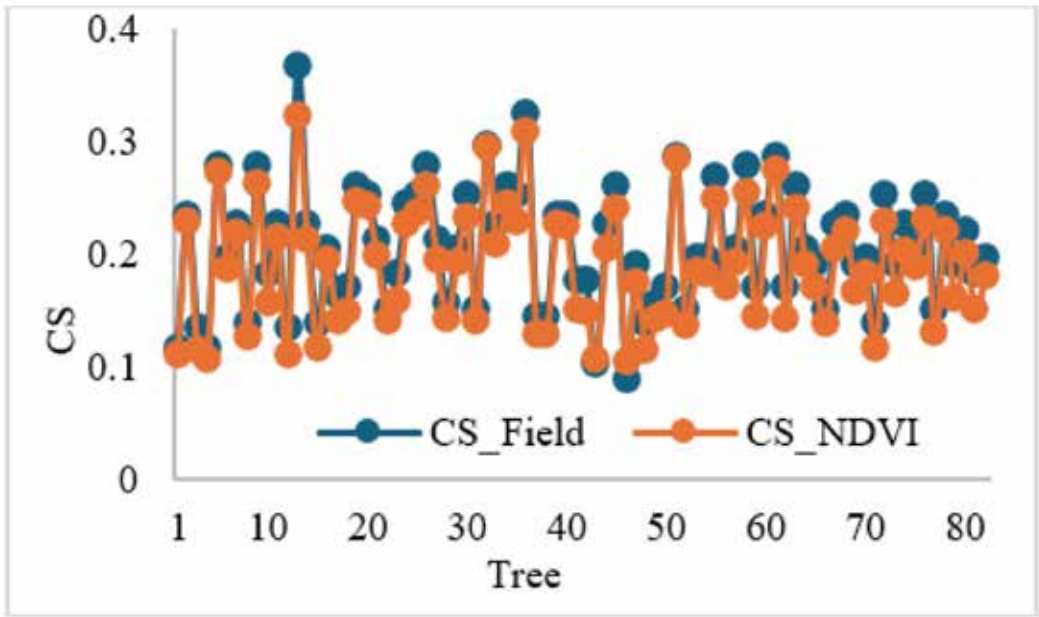
3.6 ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูล

เป็นผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลระหว่างข้อมูลภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI โดยแบ่งเป็น

1) ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลแปลงตัวอย่างแปลงที่ 1 ทั้งนี้ ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลแปลงตัวอย่างแปลงที่ 1 พบต้นยางพาราทั้งสิ้น จำนวน 82 ต้น แสดงได้ดังรูปที่ 6 จากรูปที่ 6 การเปรียบเทียบผลข้อมูลระหว่างข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนทั้งหมดระหว่างข้อมูลภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI มีค่าอยู่ระหว่างช่วง 0.1 ถึง 0.37 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.2058 $\text{tCO}_2\text{e/ต้น}$ และมีค่าอยู่ระหว่างช่วง 0.1 ถึง 0.35 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.18889 $\text{tCO}_2\text{e/ต้น}$ ตามลำดับ

ตารางที่ 2 ผลจากการคำนวณปริมาณมวลชีวภาพจากข้อมูลภาคสนาม

ID	WL (ตัน/ไร่)	WSTUMP (ตัน/ไร่)	WAGB (ตัน/ไร่)	Total Biomass (ตัน/ไร่)	CS ($\text{tCO}_2\text{e/ไร่}$)
P01	0.4557	5.2506	30.1988	35.9050	16.8754
P02	0.6391	7.3512	43.0985	51.0888	24.0117
Total	1.0948	12.6018	73.2973	86.9938	40.8871
Total/tree	0.0060	0.0696	0.4050	0.4806	0.2259



รูปที่ 6 ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลแปลงตัวอย่าง แปลงที่ 1

นอกจากนี้ เมื่อนำผลข้อมูลระหว่างข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนทั้งหมดจากภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วย NDVI มาทำการวัดประสิทธิภาพของโมเดล สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 3

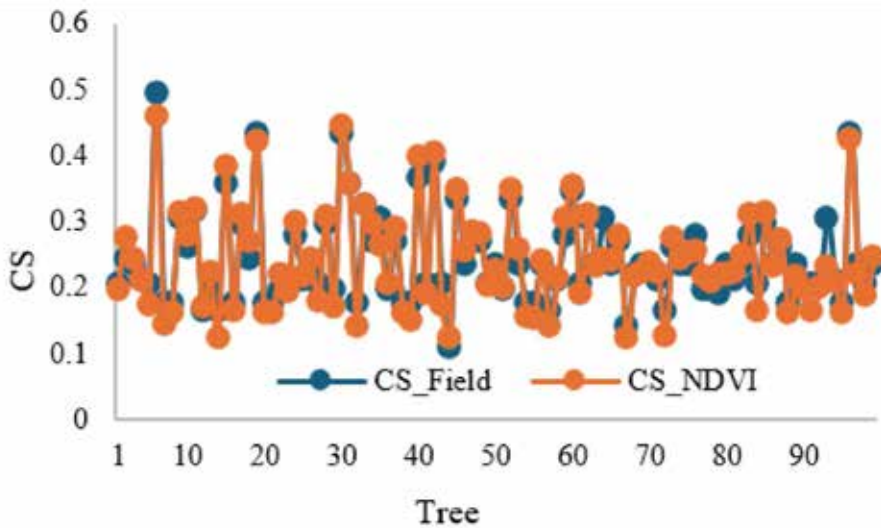
ตารางที่ 3 การวัดประสิทธิภาพของโมเดล

สถิติ	NDVI
n	82
MAE	0.0173698
MSE	0.0003512
RMSE	0.0187391

จากตารางที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติระหว่างข้อมูลภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI โดยใช้ค่าทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบและวัดความแตกต่างระหว่างข้อมูล

ค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) พบว่ามีค่าต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่สูงของข้อมูลจาก UAV เมื่อเทียบกับข้อมูลภาคสนาม ค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (MSE) พบว่ามีค่าต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่สูงของข้อมูลจาก UAV เมื่อเทียบกับข้อมูลภาคสนาม ค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (MSE) พบว่ามีค่าที่ต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่สูงของข้อมูลจาก UAV เมื่อเทียบกับข้อมูลภาคสนาม รากที่สองของค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) พบว่ามีค่าต่ำ แสดงถึงความใกล้เคียงและความสอดคล้องสูงระหว่างค่าที่คาดการณ์และค่าจริง

2) ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลแปลงตัวอย่าง แปลงที่ 2 ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลแปลงตัวอย่าง แปลงที่ 2 พบต้นยางพาราทั้งสิ้น จำนวน 99 ต้น แสดงได้ดังรูปที่ 7



รูปที่ 7 ผลการเปรียบเทียบผลข้อมูลแปลงตัวอย่าง แปลงที่ 2

ทั้งนี้ จากรูปที่ 7 การเปรียบเทียบผลข้อมูลระหว่างข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนทั้งหมดระหว่างข้อมูลภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI มีค่าอยู่ระหว่างช่วง 0.1 ถึง 0.50 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.2425 $\text{tCO}_2\text{e/ตัน}$ และมีค่าอยู่ระหว่างช่วง 0.1 ถึง 0.48 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.239 $\text{tCO}_2\text{e/ตัน}$ ตามลำดับ นอกจากนี้ เมื่อนำผลข้อมูลระหว่างข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอนทั้งหมดจากภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วย NDVI มาทำการวัดประสิทธิภาพของโมเดลก็สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การวัดประสิทธิภาพของโมเดล

สถิติ	NDVI
n	99
MAE	0.0173243
MSE	0.0004619
RMSE	0.0214910

จากตารางที่ 4 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติระหว่างข้อมูลภาคสนามและข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วยดัชนีพืชพรรณ NDVI โดยใช้ค่าทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบและวัดความแตกต่างระหว่างข้อมูลค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) พบว่ามีค่าต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่สูงของข้อมูลจาก UAV เมื่อเทียบกับข้อมูลภาคสนาม ค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (MSE) พบว่ามีค่าที่ต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่สูงของข้อมูลจาก UAV เมื่อเทียบกับข้อมูลภาคสนาม รากที่สองของค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) พบว่ามีค่าต่ำ แสดงถึงความใกล้เคียงและความสอดคล้องสูงระหว่างค่าที่คาดการณ์และค่าจริง

3) ผลจากการวิเคราะห์ข้อมูลผลรวม เป็นผลจากการวิเคราะห์ข้อมูลผลรวมของมวลชีวภาพจากข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วย NDVI ของจำนวนต้นยางพาราทั้งหมดจากพื้นที่ 345 ไร่ พบจำนวนต้นยางพาราทั้งหมด 20,384 ต้น พบผลรวมมวลชีวภาพเท่ากับ 0.4684 ตัน/ตัน นอกจากนี้ เมื่อวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการกักเก็บคาร์บอน

จากข้อมูลจาก UAV โหมดหลายช่วงคลื่นด้วย NDVI ของจำนวนต้นไม้ทั้งหมด ก็พบผลรวมการกักเก็บคาร์บอน เท่ากับ 0.2201 tCO₂e/ตัน

3.7 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

ในการศึกษครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้พื้นที่แปลงตัวอย่าง เพียง 2 ไร่ จากพื้นที่ทั้งหมด 345 ไร่ (คิดเป็นประมาณ ร้อยละ 0.58) เนื่องจากข้อจำกัดด้านเวลา ทรัพยากร และบุคลากรในการเก็บข้อมูลภาคสนาม ซึ่งอาจส่งผลต่อความครอบคลุมและความแม่นยำของแบบจำลอง ที่พัฒนา อย่างไรก็ตาม ผลการวิจัยเบื้องต้นสามารถแสดง ศักยภาพของการใช้เทคโนโลยี UAV และการวิเคราะห์ ภาพถ่ายหลายช่วงคลื่นร่วมกับข้อมูลภาคสนามได้อย่าง ชัดเจน เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือและความครอบคลุม ของผลลัพธ์ ผู้วิจัยขอเสนอแนะแนวทางสำหรับการศึกษา ในอนาคตดังนี้

- 1) ขยายพื้นที่แปลงตัวอย่างให้ครอบคลุม อย่างน้อย 5 - 20% ของพื้นที่ทั้งหมด หรือประมาณ 17 - 69 ไร่
- 2) พัฒนาแบบจำลองโดยใช้ตัวแปรจากภาพถ่าย หลายช่วงคลื่นร่วมกับข้อมูลภาคสนาม
- 3) ทดสอบเทคนิค Machine learning หรือ Deep learning เพื่อประเมินชีวมวลอัตโนมัติจาก ภาพถ่าย UAV
- 4) ศึกษาฤดูกาลอื่นเพิ่มเติม เพื่อเปรียบเทียบ ผลกระทบของฤดูกาลต่อค่าดัชนีพืชพรรณและ ความแม่นยำในการประเมิน

4. สรุปผล

การวิจัยนี้ใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับ (UAV) เพื่อสร้างภาพ 3 มิติ และภาพออร์โธรอม โปรแกรม Agisoft PhotoScan และ QGIS ข้อมูลที่ได้ ถูกนำมาวิเคราะห์ทางกายภาพของต้นยางพารา ซึ่งรวมถึง การวิเคราะห์แบบจำลองความสูงของ Canopy และ ดัชนีพืชพรรณ (NDVI) ซึ่งสะท้อนถึงความเขียวข่มและ

สุขภาพของพืชพรรณ เพื่อประเมินการกักเก็บคาร์บอน ในพื้นที่ศึกษา ข้อมูลภูมิประเทศถูกนำมาใช้ในการ ปรับแก้ความผิดเพี้ยน เพื่อให้ได้ภาพที่มีความแม่นยำ ทางภูมิศาสตร์ ซึ่งมีความสำคัญต่อการวางแผนและ จัดการพื้นที่ สำหรับการใช้อุปกรณ์จาก UAV ร่วมกับ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ช่วยให้สามารถตรวจจับและวิเคราะห์ลักษณะทรงพุ่ม ต้นไม้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยพบว่าทรงพุ่มของ ต้นยางพาราสามารถแสดงพิกัดและความสูงได้อย่าง ละเอียด ซึ่งเป็นประโยชน์ในการวางแผนการใช้พื้นที่ และการจัดการทรัพยากรธรรมชาติ ในการวิเคราะห์ NDVI แสดงถึงความเขียวข่มและสุขภาพของพืชพรรณ ซึ่งมีค่าระหว่าง -0.7916 ถึง 0.8351 ค่า NDVI ที่สูง บ่งชี้ถึงพืชที่มีสุขภาพดี ขณะที่ค่าต่ำอาจบ่งชี้ถึงพื้นที่ที่มี พืชพรรณน้อย

นอกจากนี้ การวิจัยนี้ได้ใช้การวิเคราะห์ การถดถอย เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง NDVI, ความสูง และการกักเก็บคาร์บอน พบว่า มีความสัมพันธ์ ที่ดีมาก ซึ่งบ่งบอกถึงความแม่นยำในการคาดการณ์ ข้อมูลจากโมเดล ผลการเปรียบเทียบข้อมูลภาคสนาม และ UAV พบว่า มีความสอดคล้องกันดี โดยการ วัดประสิทธิภาพของโมเดลแสดงให้เห็นว่าค่า ความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำสูง ของข้อมูลจาก UAV เมื่อเทียบกับข้อมูลภาคสนาม ดังนั้น การใช้เทคโนโลยี UAV และการวิเคราะห์ข้อมูลที่เกี่ยวข้อง มีประสิทธิภาพในการตรวจจับและประเมินสถานะ ของพืชพรรณในพื้นที่ศึกษา อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ ยังมีข้อจำกัด ได้แก่ การพึ่งพาภาพถ่ายที่ได้ในช่วงเวลา หนึ่ง อาจไม่สะท้อนการเปลี่ยนแปลงของพืชพรรณ ในระยะยาว และความแม่นยำของผลลัพธ์อาจได้รับ ผลกระทบจากสภาพภูมิอากาศหรือเงื่อนไขแสง ขณะบินเก็บภาพ แนวทางการศึกษาต่อไปควรเน้น การเก็บข้อมูลในช่วงเวลาต่าง ๆ ตลอดทั้งปี เพื่อวิเคราะห์ การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล รวมถึงการเพิ่มพารามิเตอร์

ทางชีวภาพอื่น ๆ เช่น เส้นผ่านศูนย์กลางทรงพุ่มหรือปริมาณใบ เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประเมินคาร์บอนและขยายการศึกษาไปยังพื้นที่หรือชนิดพืชอื่น เพื่อเปรียบเทียบศักยภาพในการกักเก็บคาร์บอนในระดับภูมิภาค

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] Y. Liu, H. Tang, M. Aamer, and G. Huang, "Emission mechanism and reduction countermeasures of agricultural greenhouse gases: A review," *Greenh. Gases: Sci. Technol.*, vol. 9, no. 2, pp. 160-174, Apr. 2019. doi: 10.1002/ghg.1848.
- [2] M. Abunyewah *et al.*, "Understanding climate change adaptation in Ghana: The role of climate change anxiety, experience, and knowledge," *Environ. Sci. Policy*, vol. 150, pp. 103594-103594, Dec. 2023. doi: 10.1016/j.envsci.2023.103594.
- [3] L. Al-Ghussain, "Global warming: Review on driving forces and mitigation," *Environ. Prog. Sustain. Energy*, vol. 38, no. 1, pp. 13-21, Jan. 2019. doi: 10.1002/ep.13041.
- [4] V. Eyring *et al.*, "Human influence on the climate system," in *Climate Change 2021—The Physical Science Basis*, V. Eyring *et al.*, Eds. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2023, pp. 423-552.
- [5] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), "Summary for policymakers," in *Climate Change 2022—Mitigation of Climate Change*, P. R. Shukla *et al.*, Eds. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2023, Art. no. 001. doi: 10.1017/9781009157926.001.
- [6] Y. Zhang, C.-L. Pan, and H.-T. Liao, "Carbon neutrality policies and technologies: A scientometric analysis of social science disciplines," *Front. Environ. Sci.*, vol. 9, Art. no. 799861, Feb. 2022. doi: 10.3389/fenvs.2021.799861.
- [7] D. R. Liyanage, K. Hewage, H. Karunathilake, and R. Sadiq, "Feasibility of carbon-capturing in building heating systems: A life cycle thinking-based approach," *Int. J. Greenh. Gas Control*, vol. 132, Feb. 2024, Art. no. 104056. doi: 10.1016/j.ijggc.2024.104056.
- [8] B. Zhang, J. I. Arachchi, and S. Managi, "Forest carbon removal potential and sustainable development in Japan," *Sci. Rep.*, vol. 14, Jan. 2024, Art. no. 1162. doi: 10.1038/s41598-024-51308-z.
- [9] Food and Agriculture Organization (FAO), *In Brief to The State of the World's Forests 2022: Forest Pathways for Green Recovery and Building Inclusive, Resilient and Sustainable Economies*. Rome, Italy: FAO, 2022. doi: 10.4060/cb9363en.
- [10] T. A. M. Pugh *et al.*, "Role of forest regrowth in global carbon sink dynamics," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 116, no. 10, pp. 4382-4387, Mar. 2019. doi: 10.1073/pnas.1810512116.
- [11] J. Qin, P. Liu, A. R. Martin, W. Wang, Y. Lei, and H. Li, "Forest carbon storage and sink estimates under different management scenarios in China from 2020 to 2100," *Sci. Total Environ.*, vol. 927, Jun. 2024, Art. no. 172076. doi: 10.1016/j.scitotenv.2024.172076.

- [12] S. Saha and S. Bera, "Carbon estimation in the undershrub layer and the soil of a dry deciduous forest of West Bengal (Eastern India)," *Trop. Ecol.*, vol. 61, no. 4, pp. 487-496, Dec. 2020. doi: 10.1007/s42965-020-00108-3.
- [13] Y. Zhang, S. Liang, and L. Yang, "A review of regional and global gridded forest biomass datasets," *Remote Sens.*, vol. 11, no. 23, Nov. 2019, Art. no. 2744. doi: 10.3390/rs11232744.
- [14] M. Chopping, Z. Wang, C. Schaaf, M. A. Bull, and R. R. Duchesne, "Forest aboveground biomass in the southwestern United States from a MISR multi-angle index, 2000-2015," *Remote Sens. Environ.*, vol. 275, Jun. 2022, Art. no. 112964. doi: 10.1016/j.rse.2022.112964.
- [15] Y. Li *et al.*, "Modeling ecological resilience of alpine forest under climate change in western Sichuan," *Forests*, vol. 14, no. 9, Aug. 2023, Art. no. 1769. doi: 10.3390/f14091769.
- [16] H. B. Huang, C. X. Liu, X. Y. Wang, X. L. Zhou, and P. Gong, "Integration of multi-resource remotely sensed data and allometric models for forest aboveground biomass estimation in China," *Remote Sens. Environ.*, vol. 221, pp. 225-234, Mar. 2019. doi: 10.1016/j.rse.2018.11.017.
- [17] V. A. Slavskiy and S. M. Matveev, "Some aspects of the laying of permanent trial plots during the state inventory of forests," *Lesotechnical J.*, vol. 11, no. 1, pp. 56-63, 2021. doi: 10.34220/2222-7962-2021-11-1-56-63.
- [18] R. Zhang, Y. Wang, Y. Wang, and Y. Wang, "Estimating aboveground biomass in subtropical forests of China by integrating multisource remote sensing and ground data," *Remote Sens. Environ.*, vol. 232, Oct. 2019, Art. no. 111341. doi: 10.1016/j.rse.2019.111341.
- [19] V. Slavskiy *et al.*, "Assessment of phytomass and carbon stock in the ecosystems of the central forest steppe of the East European Plain: Integrated approach of terrestrial environmental monitoring and remote sensing with unmanned aerial vehicles," *Life*, vol. 14, no. 5, May 2024, Art. no. 632. doi: 10.3390/life14050632.
- [20] S. Mustafa, M. A. Butt, M. Ali, M. U. Sadiq, and T. Tauqeer, "Precision agriculture and unmanned aerial vehicles (UAVs)," in *Agriculture and Aquaculture Applications of Biosensors and Bioelectronics*, S. J. Prakash *et al.*, Eds. Hershey, PA, USA: IGI Global, 2024, pp. 125-142.
- [21] U. Surendran, K. Ch. V. Nagakumar, and M. P. Samuel, "Remote sensing in precision agriculture," in *Digital Agriculture*, P. M. Priyadarshan, S. M. Jain, S. Penna, and J. M. Al-Khayri, Eds. Cham, Switzerland: Springer, 2024, pp. 201-223.
- [22] T. Angkahad, W. Chokkuea, S. Sangpradid, Y. Uttaruk, K. Viriyasatr, and T. Laosuwan, "The assessment of above-ground biomass

- and carbon sequestration in community forests using UAV technology,” *Def. Technol. Acad. J.*, vol. 7, no. 15, pp. R11R 2 8 , Jan.-Apr. 2025.
- [23] T. Angkahad *et al.*, “Developing a drone-based machine learning for spatial modeling and analysis of biomass and carbon sequestration in forest ecosystems,” *ES Eng. Sci.*, vol. 35, 2025, Art. no. 1508. doi: 10.30919/es1158.
- [24] S. Jarahizadeh and B. Salehi, “A comparative analysis of UAV photogrammetric software performance for forest 3D modeling: A case study using Agisoft Photoscan, PIX4Dmapper, and DJI Terra,” *Sensors*, vol. 24, no. 1, Jan. 2024, Art. no. 286. doi: 10.3390/s24010286.
- [25] V. Reinprecht and D. S. Kieffer, “Application of UAV photogrammetry and multispectral image analysis for identifying land use and vegetation cover succession in former mining areas,” *Remote Sens.*, vol. 17, no. 3, Jan. 2025, Art. no. 405. doi: 10.3390/rs17030405.
- [26] P. K. Parida *et al.*, “Unmanned aerial vehicle-measured multispectral vegetation indices for predicting LAI, SPAD chlorophyll, and yield of maize,” *Agriculture*, vol. 14, no. 7, Jul. 2024, Art. no. 1110. doi: 10.3390/agriculture14071110.
- [27] W. Pan *et al.*, “Karst vegetation coverage detection using UAV multispectral vegetation indices and machine learning algorithm,” *Plant Methods*, vol. 19, Jan. 2023, Art. no. 7. doi: 10.1186/s13007-023-00982-7.
- [28] V. Nasiri, A. A. Darvishsefat, H. Arefi, V. C. Griess, S. M. M. Sadeghi, and S. A. Borz, “Modeling forest canopy cover: A synergistic use of Sentinel-2, aerial photogrammetry data, and machine learning,” *Remote Sens.*, vol. 14, no. 6, Mar. 2022, Art. no. 1453. doi: 10.3390/rs14061453.
- [29] S. Sharma, S. Dhal, T. Rout, and B. S. Acharya, “Drones and machine learning for estimating forest carbon storage,” *Carbon Res.*, vol. 1, Dec. 2022, Art. no. 21. doi: 10.1007/s44246-022-00023-6.
- [30] Z. Chen, M. Wang, and J. Zhang, “Object detection in UAV images based on improved YOLOv5,” in *Proc. 5th Int. Conf. on Cyber Security Intelligence and Analytics (CSIA)*, Z. Xu *et al.*, Eds. Cham, Switzerland: Springer, 2023, pp. 267-278.
- [31] M. B. Schwenke, L. Heinzmann, N. Rehus, A. Gessler, and V. C. Griess, “Individual tree-crown detection and species identification in heterogeneous forests using aerial RGB imagery and deep learning,” *Remote Sens.*, vol. 15, no. 5, Mar. 2023, Art. no. 1463. doi: 10.3390/rs15051463.
- [32] T. Kaakkurivaara, J. Hytönen, N. Kaakkurivaara, and J. Nurmi, “Biomass equations for rubber tree (*Hevea brasiliensis*) components in southern Thailand,” *J. Trop. For. Sci.*, vol. 30, no. 2, pp. 256-265, Apr. 2018. doi: 10.26521/jtfs.v30i2.215.