

การประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำโดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2: กรณีศึกษาลุ่มน้ำลำปาว

Estimation of Suspended Sediment Concentration in Rivers using Sentinel-2 Imagery: A Case Study of Lam Pao Basin

จุฬาวัลย์ นนตะพันธ์,¹ ศิवा แก้วปลั่ง^{2*}
Jurawan Nontapon,¹ Siwa Kaewplang^{2*}

Received: 22 January 2020 ; Revised: 13 March 2020 ; Accepted: 2 April 2020

บทคัดย่อ

การติดตามและตรวจวัดค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยมีความสำคัญมากสำหรับการจัดการอ่างเก็บน้ำ โดยการตรวจวัดค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยแบบดั้งเดิมต้องใช้การสุ่มเก็บตัวอย่างน้ำในแม่น้ำซึ่งต้องใช้เวลาและงบประมาณมาก การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ข้อมูลสเปกตรัมจากการรับรู้ระยะไกลจากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยของแม่น้ำ ในลุ่มน้ำลำปาวโดยใช้อัลกอริทึมแบบถดถอยด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบ อัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Model) อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) และ อัลกอริทึม Support Vector Machine: SVM เพื่อประเมินอัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ ผลการศึกษาพบว่าอัลกอริทึม Support Vector Machine ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดโดยมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุดและมีความสัมพันธ์ทางสถิติสูงที่สุด ($R^2=0.863$; RMSE=11.9) สำหรับข้อมูลทั้งหมดของค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย (0 ถึง 90 มิลลิกรัมต่อลิตร) ในช่วงระยะเวลาของการศึกษา วิธีการที่นำเสนอในการศึกษานี้สามารถใช้เป็นแนวทางในการผสมผสานการเรียนรู้ของเครื่องจักรกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 สำหรับการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำอื่นๆ ถึงแม้ว่ายังมีปัจจัยบางอย่างที่มีอิทธิพลที่จำเป็นต้องมีการศึกษาเพิ่มเติมเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ

คำสำคัญ: การรับรู้ระยะไกล ดาวเทียม Sentinel-2 ความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย การเรียนรู้ของเครื่องจักร

Abstract

Monitoring and quantifying suspended sediment concentration (SSC) along rivers provides important information for reservoir management. Traditional monitoring based on in-situ sampling and measurement of SSC in rivers is expensive and time-consuming to perform. The objective of this study was to use spectral information provided by remote sensing from Sentinel-2 images in combination with machine learning to estimate the SSC of a river in the Lam Pao basin. Three machine-learning regression algorithms (Multiple Linear Regression, Deep Learning, and Support Vector Machine: SVM) were evaluated and a suitable model was created to estimate the SSC of the river. The results show that the Support Vector Machine model gave the most balanced results, with the lowest RMSE values and a high statistical correlation ($R^2=0.863$; RMSE=11.9) for the whole range of SSC (0 to 90 mg/l) measured at this station during the studied period. The methodology presented in this study can be used as a guideline for the combination of machine learning with Sentinel-2 images for estimation of the SSC other rivers, although some factors require further study to improve the accuracy of SSC estimation.

Keywords: Remote sensing, Sentinel-2 data, Suspended Sediment Concentration (SSC), Machine learning

¹ นิสิตปริญญาโท, สาขาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม อำเภอกันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม 44150

² ผู้ช่วยศาสตราจารย์, สาขาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม อำเภอกันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม 44150

¹ Master degree student, Faculty of Engineering, Mahasarakham University, Kantharawichai District, Maha Sarakham 44150, Thailand.
E-mail: Jurawannontapon@gmail.com

^{2*} Corresponding author; Assist. Prof. Siwa Kaewplang, Ph.D., Faculty of Engineering Mahasarakham University, Kantharawichai District, Maha Sarakham 44150, Thailand. E-mail: siwakaewplang@yahoo.com

บทนำ

ปริมาณความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย (SSC) ในแม่น้ำบ่งบอกถึงอัตราการกัดเซาะและการพังทลายของดินที่ถูกพัดพาปะปนกับกระแสน้ำ เมื่อความเร็วของกระแสน้ำลดลง ตะกอนแขวนลอยจะเกิดการทับถม ส่งผลต่อการสะสมของตะกอนในแม่น้ำ ซึ่งเป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงทางสัณฐานวิทยาในแม่น้ำ ส่งผลกระทบเชิงลบต่อระบบนิเวศทางน้ำและคุณภาพน้ำ ทำให้ปริมาณน้ำต้นทุนของอ่างเก็บน้ำลดลง ดังนั้นความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ จึงเป็นตัวแปรสำคัญที่ใช้ในการประเมินคุณภาพ¹⁻³

การตรวจวัดค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ ต้องทำการออกภาคสนามเก็บตัวอย่างน้ำ และนำน้ำเข้าหาปริมาณตะกอนแขวนลอยในห้องปฏิบัติการซึ่งทุกขั้นตอนต้องใช้เวลารวมหลายวัน⁴⁻⁵ และหากต้องการสำรวจภาคสนามเพื่อให้ข้อมูลค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยกับแม่น้ำที่มีความยาวมากๆ ต้องใช้แรงงาน เวลาและงบประมาณสูง โดยเฉพาะหากต้องการข้อมูลปริมาณตะกอนในอดีตก็ไม่สามารถเก็บข้อมูลย้อนหลังได้ ดังนั้นเทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลจึงเป็นทางเลือกหนึ่งที่เหมาะสม โดยเฉพาะกับพื้นที่ขนาดใหญ่ เพราะเป็นวิธีการที่ลดระยะเวลาและแรงงานในการสำรวจ⁶⁻⁸

หลายรายงานการศึกษา^{1,9-13} แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ระยะไกลสามารถใช้การประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ โดยใช้ค่าการสะท้อนแสงจากข้อมูลดาวเทียมแบบหลายช่วงคลื่น เพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ

จากรายงานการวิจัยของ¹⁴⁻¹⁷ แสดงให้เห็นว่าข้อมูลดาวเทียม Landsat TM และ ETM+ ที่มีขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ (Spatial Resolution) 30 เมตร สามารถใช้ในการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำได้ โดยทำการพัฒนาอัลกอริทึมจากข้อมูลตะกอนจากสถานีตรวจวัดร่วมกับการใช้ข้อมูลสำรวจระยะไกลจากดาวเทียม Landsat ทั้งในแม่น้ำที่มีความขุ่นน้อย ปานกลาง และมากในช่วงข้อมูล 0-2610 มิลลิกรัมต่อลิตร ซึ่งทุกรายการพบว่าช่วงคลื่น NIR เป็นช่วงคลื่นที่เหมาะสมในการประมาณปริมาณตะกอนแขวนลอย

รายงานการวิจัยของ¹⁸ ใช้ข้อมูลดาวเทียม Terra MODIS ที่ใช้ข้อมูลภาพทุก 1-2 วัน เพื่อชดเชยข้อมูล Landsat ที่มีข้อมูลทุก 16 วัน ให้ข้อมูล 36 ช่วงคลื่น ในช่วงคลื่นที่ 3-7 ที่มีขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ 500 เมตร ผลการศึกษาพบว่าช่วงคลื่นที่ 2 และ 5 สามารถประมาณปริมาณตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำ Yangtze ได้

หลายรายงานวิจัยมีการใช้ข้อมูลดาวเทียมร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) แบบต่างๆ เช่น อัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป (Generalized Linear Model: GLM)¹⁹⁻²⁰ อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL)²¹ และอัลกอริทึม Support Vector Machine: SVM²²⁻²³ ในการจำแนกข้อมูลและสร้างอัลกอริทึม

การวิจัยของ²⁴ ศึกษาการพัฒนาอัลกอริทึมหาความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยจากข้อมูลดาวเทียม Landsat และข้อมูล SSC ในแม่น้ำ Mississippi โดยอัลกอริทึมแบบ canonical correlation analysis เพื่อดึงช่วงคลื่นที่เกี่ยวข้องมาสร้างอัลกอริทึม feed-forward neural network (FFNN) อัลกอริทึม cascade forward neural network (CFNN) และอัลกอริทึม Extreme learning machine (ELM) พบว่าทั้งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 4-5, Landsat 7 และ Landsat 8 มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ $R^2 > 0.9$ และสามารถสร้างแผนที่ SSC จากข้อมูลดาวเทียม Landsat

จากหลายรายงานการศึกษาที่กล่าวมา พบว่ามีความเป็นไปได้ที่จะทำการศึกษาเรื่องการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย โดยจะทดสอบในลุ่มน้ำลำปาว จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ซึ่งการศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ข้อมูลสเปกตรัมจากการรับรู้ระยะไกลจากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำของลุ่มน้ำลำปาว โดยใช้อัลกอริทึมแบบถดถอยด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบประกอบด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก และ อัลกอริทึม Support Vector Machine เพื่อหาอัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย และทำการประเมินประสิทธิภาพโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)

วิธีการวิจัย

พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาอยู่ในพื้นที่ลุ่มน้ำลำปาว สภาพลุ่มน้ำมีความสูงจากระดับน้ำทะเลปานกลาง 140-150 เมตร ทิศเหนือติดต่อกับจังหวัดสกลนครและจังหวัดอุดรธานี โดยมีแม่น้ำลำปาวและห้วยลำพันชาดเป็นแนวกันแบ่งเขต ทิศใต้ ติดต่อกับจังหวัดร้อยเอ็ดและจังหวัดมหาสารคาม ทิศตะวันออก ติดต่อกับจังหวัดสกลนคร และจังหวัดมุกดาหารโดยมีสันปันน้ำของเทือกเขาภูพานเป็นแนวแบ่งเขต ทิศตะวันตก ติดต่อกับจังหวัดมหาสารคาม โดยมีแม่น้ำชีเป็นเส้นแบ่งเขต และบางส่วนติดกับจังหวัดขอนแก่น มีภูมิประเทศเป็นป่าไม้ เทือกเขาและเนินเขา มีพื้นที่ราบที่ใช้ทางการเกษตรภูมิอากาศโดยทั่วไป

จะมีลักษณะอากาศร้อนและค่อนข้างหนาวในฤดูหนาว ส่วนฤดูฝนจะมีฝนตกชุกช่วงเดือนพฤษภาคม ถึง เดือนตุลาคม มีปริมาณฝนเฉลี่ย 1,372 มิลลิเมตร/ปี อุณหภูมิสูงสุดที่ 41.5 องศาเซลเซียส และอุณหภูมิต่ำสุดที่ 12.7 องศาเซลเซียส สถานีวัดที่เก็บข้อมูลตะกอนแขวนลอย ในการศึกษาประกอบ

ไปด้วยสถานี E.65 ตั้งอยู่ในแม่น้ำลำปาว สถานี E.67 ตั้งอยู่ในลำพันชาด สถานี E.76A ตั้งอยู่ในห้วยสังกะ และ สถานี E.90 ตั้งอยู่ในห้วยสังเคียบแสดงดัง Figure 1 และ Table 1 โดยน้ำที่ผ่านสถานีวัดตะกอนที่ทำการศึกษาทั้งหมดจะไหลเข้าอ่างเก็บน้ำของเขื่อนลำปาว

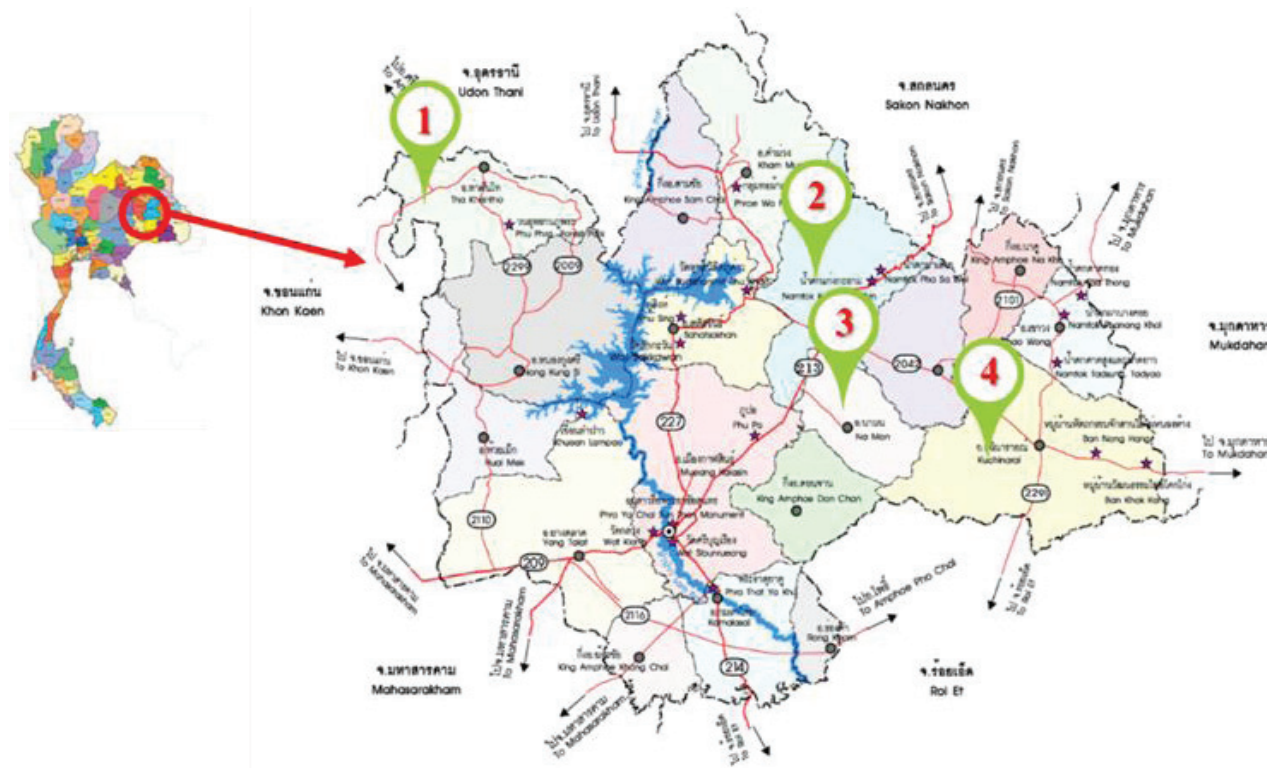


Figure 1 Location of the gauging station and measuring SSC data in this study

Table 1 Table showing suspended sediment data collection points in the study area.

No.	Station	River	Location	Longitude	Latitude
1	E.65	Lampao	Ban Tha Hai, Si That District, Udon Thani Province	E103 10 04.1	N16 57 06.0
2	E.67	Lam Phan Chad	Ban Tha Ngam, Kham Muang District, Kalasin Province	E103 29 48.0	N16 57 09.0
3	E.76A	Huai Sang ka	Ban Phon, Kham Muang District, Kalasin Province	E103 35 41.4	N16 51 38.4
4	E.90	Huai Sangkeb	Ban Nong Yang Nuea, Kham Muang District, Kalasin Province	E103 38 54.0	N16 46 20.0

ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ศึกษา

การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลดาวเทียม Sentinel-2 เลือกใช้เฉพาะข้อมูลที่มีขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 และ 20 เมตร ใช้ภาพทั้งหมดจำนวน 6 ภาพ บันทึกเมื่อวันที่ 21 กันยายน 2561, 6 ตุลาคม 2561, 26 ตุลาคม 2561, 5 พฤศจิกายน 2561, 24 มกราคม 2562 และ 19 เมษายน 2562 โดยเลือกภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษาในวันและเวลาใกล้เคียงกับการเก็บข้อมูลในภาคสนาม ในการศึกษาครั้งนี้ใช้ band 2 Blue (0.490 nm), band 3 Green (0.560), band 4

Red (0.665 nm), band 5-7 Vegetation Red Edge (0.708-0.783 nm), band 8 NIR (0.842 nm), band 8A Vegetation Red Edge (0.865 nm) และ band 11-12 SWIR (1.610-2.190 nm) สำหรับการประมาณค่าตะกอนแขวนลอยในลุ่มน้ำลำปาว

การหาค่าตะกอนแขวนลอยในห้องปฏิบัติการ

นำตัวอย่างน้ำเข้าห้องปฏิบัติการ วิเคราะห์หาค่า น้ำหนักตะกอนแขวนลอยโดยวิธีการ ใช้กระดาษกรองใยแก้ว (GLASS MICROFIBER FILTER 934-AH) ที่มีเส้นผ่านศูนย์กลาง 47 มิลลิเมตร ในขั้นตอนแรกชั่งน้ำหนักของผสม

(น้ำและตะกอน) เพื่อหาปริมาณตะกอนโดยน้ำหนักของตะกอนแขวนลอยกับน้ำหนักของผสม ต่อจากนั้นทำการแยกตะกอนออกจากน้ำด้วยการกรอง และนำกากตะกอนที่แยกออกมาทำให้แห้งโดยใช้เตาอบที่อุณหภูมิ 103 องศาเซลเซียส เมื่อตะกอนแห้งดีแล้วจะนำไปชั่งน้ำหนักใหม่อีกครั้ง และนำไปคำนวณให้ มีรูปอยู่ในรูปน้ำหนักเป็นหน่วย มิลลิกรัม/ลิตร ดังแสดงในสมการที่ 1

$$SSC \text{ (mg/l)} = \frac{(A-B) \times 10^6}{V \text{ (mL)}} \quad (1)$$

เมื่อ A คือ น้ำหนักของกระดาศกรอง+SSC (กรัม)
B คือ น้ำหนักของกระดาศกรอง (กรัม)
V คือ ปริมาตรของผสมน้ำและตะกอน (มก./ลิตร)

การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม

การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Sentinel-2 บันทึกในช่วงระหว่างเดือนกันยายน 2561 ถึง เมษายน 2562 โดยข้อมูลดาวเทียมทั้งหมดมีขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร มีการปรับแก้เชิงรังสีแล้ว ทำการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนทางเรขาคณิตของภาพ (Geometrically Corrected) ด้วยวิธี Image to Map โดยมีค่าพิกัดในระบบอ้างอิง WGS84 UTM Zone 48Q ทำการเลือกจุดควบคุมภาคพื้นดิน (Ground Control Points: GCPs) จาก Google Earth ให้จุดควบคุมภาคพื้นดินกระจายทั้งภาพ เช่น ทางแยก ถนนสะพาน และสถานที่สำคัญอื่นๆ แล้วทำการเก็บพิกัดจริงในสนามด้วย RTK GNSS และปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นอันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ด้วยเทคนิค Semi-Automatic Classification Plugin ให้ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม Sentinel-2 อยู่ในรูปแบบของค่าการสะท้อนแสงจริง แล้วทำการ Resampling ข้อมูลโดยใช้โปรแกรม Qgis 3.47 เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการประมาณปริมาณตะกอนแขวนลอย โดยการใช้หลักการของการเรียนรู้ของเครื่องคือ การใส่ Input และ Output เข้าไปเพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่เหมาะสม โดยในการศึกษานี้เราเลือกใช้การเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบ ประกอบไปด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป¹⁹⁻²⁰ อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก²¹ และอัลกอริทึม Support Vector Machine²²⁻²³ โดยอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ จะเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (ค่าปริมาณตะกอนแขวนลอย) กับ ตัวแปรตาม (ค่าการสะท้อนแสงจากข้อมูลดาวเทียม Sentinel-2) ซึ่งอัลกอริทึมตัวแบบเชิง

เส้นวางนัยทั่วไปจะสามารถสร้างความสัมพันธ์ให้อยู่ในรูปแบบของการเส้นตรงตามรูปแบบของตัวแบบเชิงเส้นได้ ส่วนอัลกอริทึมแบบระบบเรียนรู้เชิงลึกเป็นการเลียนแบบระบบเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ (Neural Network) โดยจะมีโครงข่าย เซลล์ประสาท เชื่อมต่อกันเป็น ระบบประสาท และสื่อสารกัน แต่อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกจะมีความสามารถในการคิดที่มากกว่าปกติ และสามารถคำนวณอะไรที่ซับซ้อน ที่สำคัญยังสามารถคิดอย่างเป็นขั้นเป็นตอนได้ จึงทำให้เรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมาก และสามารถเปรียบเทียบและแบ่งแยกข้อมูลได้ดีและอัลกอริทึม Support Vector Machine ใช้ในการแก้ปัญหาการวิเคราะห์ข้อมูลและจำแนกข้อมูล โดยการหาสมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกต้องเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ เพื่อเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกและกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุด และทำการศึกษาข้อมูลการสะท้อนแสงจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 เป็น 4 กรณี ดังแสดงใน Table 2 แล้วทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยอัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไปการวิเคราะห์การเรียนรู้เชิงลึก และอัลกอริทึม Support Vector Machine ทำการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม โดยทำการแบ่งข้อมูลสนามออกเป็น 2 ชุด คือ Training Data และ Testing Data แบบ Split Half และทำ Data Rotation 30 ครั้ง จากนั้นคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และค่า RMSE ของแต่ละครั้ง และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.05 โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดัง Figure 2

Table 2 Four different case studies of sentinel-2 imagery data and spatial resolution in this study.

Case	Band	Spatial Resolution
1	Band 2, Band 3, Band 4, Band 8	10 m.
2	Band 5, Band 6, Band 7, Band 8A, Band 11, Band 12	20 m.
3	Band 2, Band 3, Band 4, Band 5, Band 6, Band 7, Band 8, Band 8A, Band 11, Band 12	10 m.
4	Band 2, Band 3, Band 4, Band 5, Band 6, Band 7, Band 8, Band 8A, Band 11, Band 12	20 m.

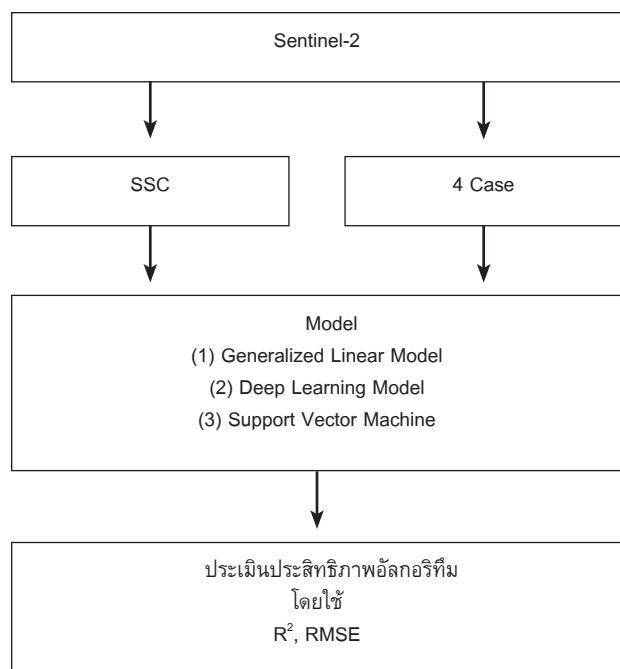


Figure 2 Flowchart describes the methodology for estimation of suspended sediment concentration along the Lam Pao Basin using Sentinel-2 Imagery

ผลการวิจัย

ผลการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย จากค่าการสะท้อนแสงของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ที่การทำวิเคราะห์ข้อมูลหลายช่วงเวลาจากภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่นใน 4 กรณี ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบ โดยผลการศึกษาทั้งหมดแสดงรายละเอียดใน Table 3 อัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไปมีค่า R^2

อยู่ระหว่าง 0.470-0.644 RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 16.5-23.2 อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกมีค่า R^2 ระหว่าง 0.227-0.570 RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 22.1-27.6 และอัลกอริทึม Support Vector Machine มีค่า R^2 ระหว่าง 0.573-0.863 RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 11.9-20.3 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียว (One-Way ANOVA) พบว่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 โดยอัลกอริทึม Support Vector Machine กรณีที่ 3 (ช่วงคลื่นที่ 2- 8, 8A, 11-12 ขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ เท่ากับ 10 เมตร) เป็นอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุด R^2 เท่ากับ 0.863 และค่า RMSE เท่ากับ 11.9 และค่าสัมประสิทธิ์การถ่วงน้ำหนัก ของแต่ละช่วงคลื่นดังแสดงใน Figure 3 ผลการศึกษาทั้งหมดแสดงรายละเอียดใน Table 3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยจากการสำรวจภาคสนามกับผลการประมาณค่าจากข้อมูล Sentinel-2 แสดงในรูปแบบของ Scattering plot ดังแสดงใน Figure 4 ทำการคำนวณค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยที่เก็บข้อมูลจากภาคสนามทั้ง 134 ตัวอย่าง ได้เท่ากับ 30.51 มิลลิกรัม/ลิตร และ 29.60 มิลลิกรัม/ลิตร ตามลำดับ และจัดทำลายเซ็นช่วงคลื่นหรือค่าการสะท้อนแสงอ้างอิงของตะกอนแขวนลอยของค่าเฉลี่ย และค่าเฉลี่ยบวก ลบค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ทั้ง 4 กรณี ดังแสดงรายละเอียดใน Figure 5 ทำการจัดทำแผนที่เพื่อแสดงการกระจายค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ทั้ง 6 ภาพที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ โดยใช้ช่วงคลื่นของกรณีที่ 3 ขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร ด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine ดังแสดงรายละเอียดใน Figure 6

Table 3 Regression results from three machine learning algorithm indicating $P < 0.05$ $N = 134$.

Model	Case 1		Case 2		Case 3		Case 4	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Generalized Linear Model	0.545	19.2	0.470	23.2	0.592	18.8	0.644	16.5
Deep Learning Model	0.242	26.6	0.227	27.6	0.570	22.1	0.532	22.6
Support Vector Machine	0.646	18.8	0.573	20.3	0.863	11.9	0.782	12.3

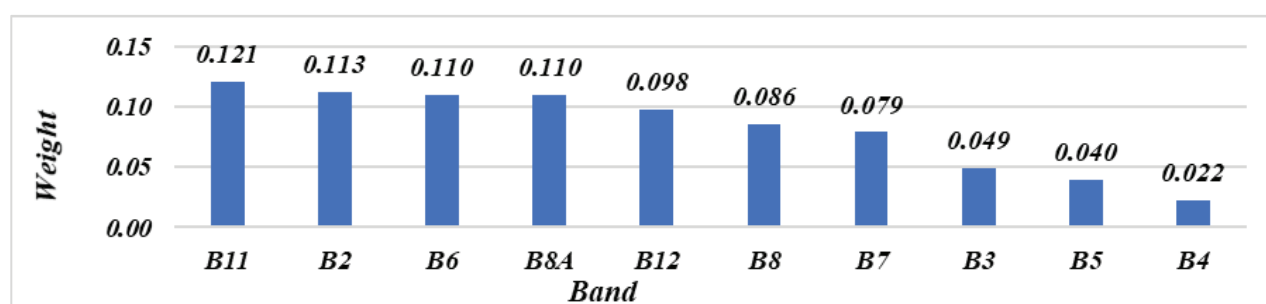


Figure 3 The weight coefficients of the spectral band (Case 3) included in SVM.

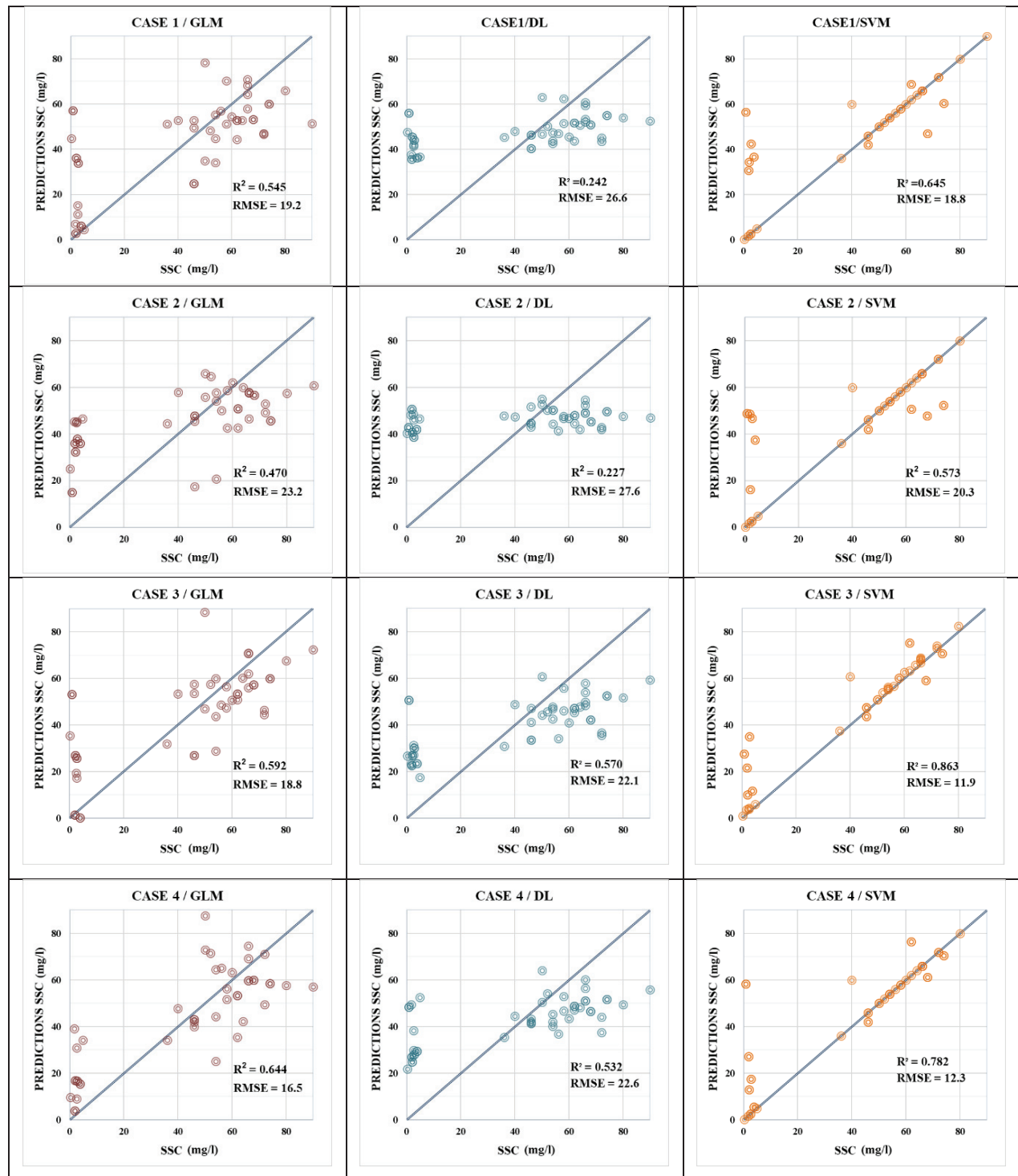


Figure 4 Scatter plots of estimated against measured suspended sediment concentration particulate matter concentration for the validation dataset: Sentinel-2

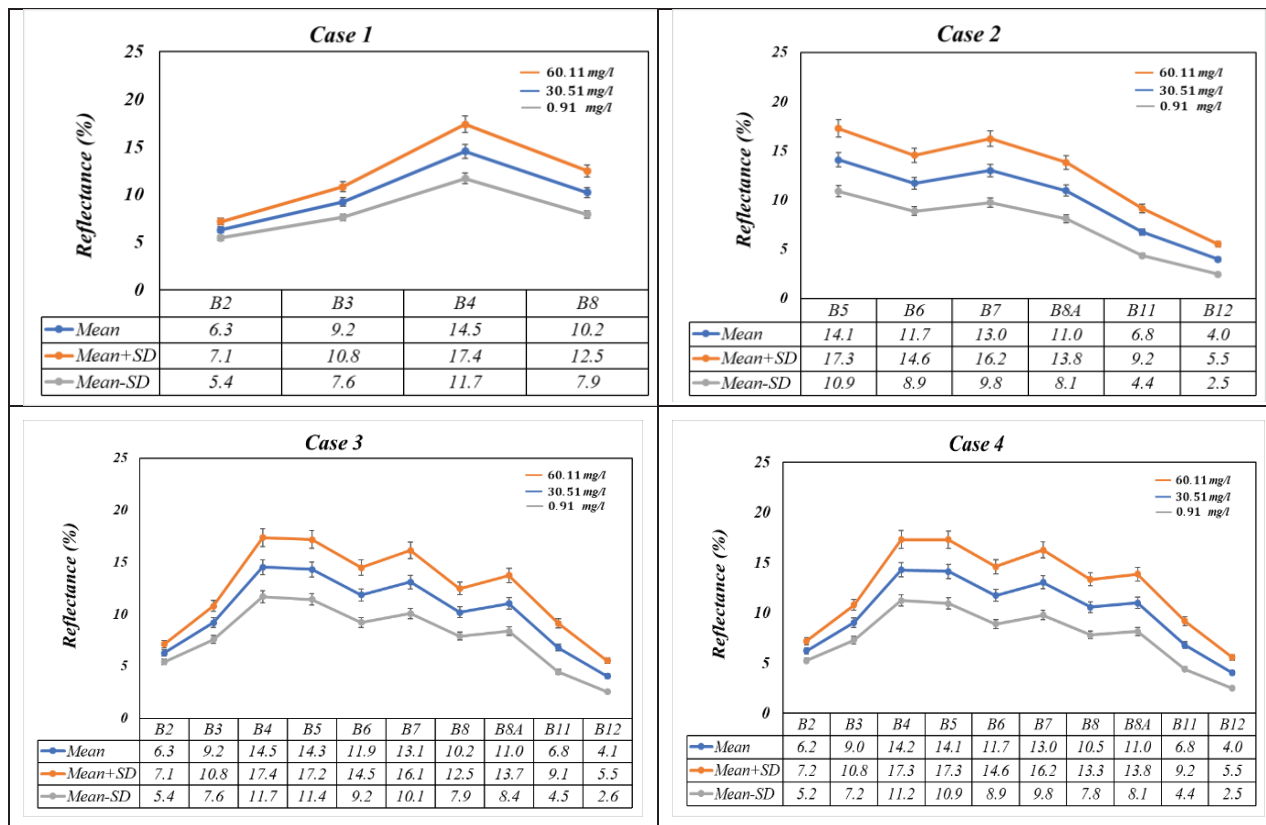


Figure 5 Remote sensing reflectance spectra and their corresponding suspended sediment concentration particulate matter concentrations (mg/l)

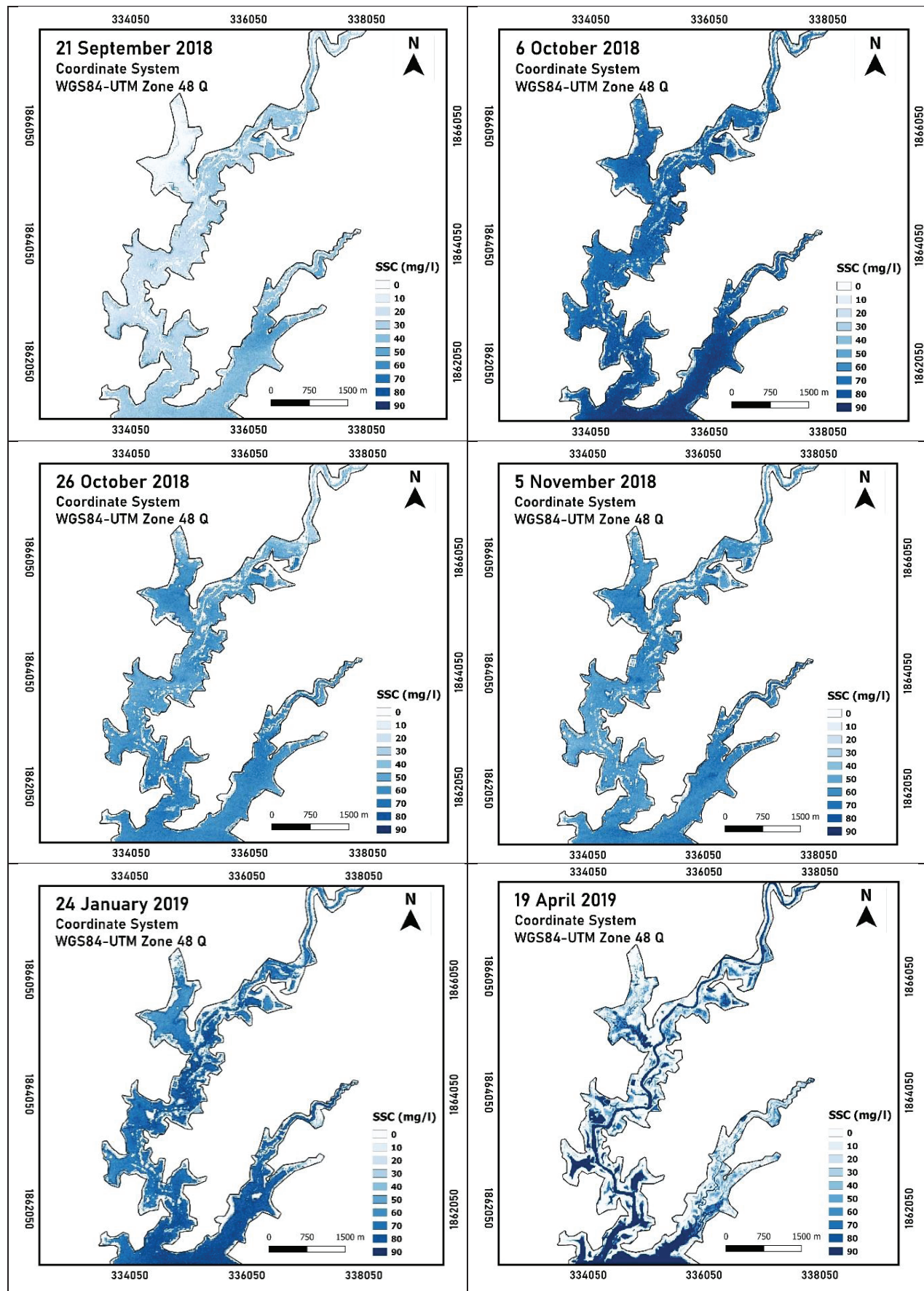


Figure 6 Spatial representation of suspended sediment concentration average 134 concentration computed from Sentinel-2

สรุปและอภิปรายผลการศึกษา

ผลการศึกษาการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย โดยใช้ข้อมูลสเปกตรัมจากการรับรู้จากระยะไกลจากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 แบ่งออกเป็น 4 กรณีศึกษา และทำการประเมินหาอัลกอริทึมที่เหมาะสมในการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย จากการเรียนรู้ด้วยเครื่อง 3 แบบคือ อัลกอริทึมตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก และ อัลกอริทึม Support Vector Machine ผลการศึกษาพบว่าอัลกอริทึม Support Vector Machine เป็นอัลกอริทึมที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในกรณีที่ 3 มีช่วงคลื่นที่ใช้มากกว่า กรณีที่ 1,2 คือใช้ 10 ช่วงคลื่นและมีขนาด ขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่เล็กกว่า กรณีที่ 2,4 ซึ่งเท่ากับ 10 เมตร โดยผลศึกษานี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ²⁴⁻²⁷ สำหรับการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอย โดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ช่วงคลื่นที่ 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 8A, 11 และ 12 ขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 เท่ากับ 0.863 และมีค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) ต่ำที่สุด เท่ากับ 11.9 ซึ่งผลการศึกษาสอดคล้องกับหลายรายงานวิจัย^{18,20,22} ที่แสดงให้เห็นว่าสามารถประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในแม่น้ำโดยมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจอยู่ในช่วง 0.76-0.92 ซึ่งพบว่าผลการวิจัยนี้สามารถเติมเต็มงานวิจัยที่กล่าวมาโดยรายงานการวิจัยของ¹⁶ ทำการวิเคราะห์ข้อมูลโดยสมการถดถอยโดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Terra MODIS ที่มีรอบการบันทึกข้อมูลทุกวันแต่ก็ยังมีข้อจำกัดที่สามารถใช้ได้เฉพาะแม่น้ำที่มีขนาดใหญ่เนื่องจากขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ เท่ากับ 250 เมตร รายงานการวิจัย²⁷ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 วิเคราะห์ข้อมูลความเข้มข้นตะกอนแขวนลอยกับค่าสะท้อนแสงของ B3, B4 และ B5 โดยใช้สมการยกกำลัง ได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.76 ในขณะที่รายงานการวิจัย²⁴ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมทั้ง Landsat 4, 5, 7 และ 8 โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักร ได้ค่า $R^2 > 0.9$ แต่อย่างไรก็ตาม ทั้ง 2 รายงานการวิจัยที่กล่าวยังมีข้อจำกัดของผลการศึกษาเนื่องจากขนาด ขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ ของ Landsat ไม่สามารถใช้กับลำน้ำขนาดเล็กได้และรอบการบันทึกข้อมูลทุก 16 วัน

ข้อเสนอแนะ

1) ในบางช่วงของลำน้ำมีวัชพืชรากคลุมและลำน้ำความกว้างไม่มากนักเป็นผลให้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ซึ่งมีขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร ทำให้ข้อมูลความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยคลาดเคลื่อน หลายรายงานวิจัย²⁸⁻²⁹ แสดงให้เห็นว่าเราสามารถแก้ปัญหาได้โดย

ทำการติดตามความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในลำน้ำขนาดเล็กโดยใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับซึ่งมีขนาดจุดภาพ (GSD) ที่เล็กมาก

2) ข้อมูลความเข้มข้นของปริมาณตะกอนแขวนลอยในลุ่มน้ำลำปาวที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นข้อมูลสนามในช่วงระยะเวลา 8 เดือน (21 กันยายน 2561 ถึง 19 เมษายน 2562) และเป็นปีที่ค่อนข้างแล้งทำให้ช่วงของข้อมูลหรือความกว้างของช่วงข้อมูลมีไม่มาก (0 -90 mg/l) ดังนั้นควรจะมีการศึกษาเพิ่มเติมโดยทำการเก็บข้อมูลให้ครอบคลุมช่วงน้ำหลากที่มีความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยมากขึ้นเพื่อให้ช่วงของข้อมูลกว้างมากพอที่จะใช้ในการประมาณค่าความเข้มข้นของตะกอนแขวนลอยในลุ่มน้ำลำปาวได้อย่างครอบคลุม

3) การศึกษานี้ใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ที่มีรอบการบันทึกข้อมูลทุก 5-7 วัน โดยหากต้องการความต่อเนื่องในการติดตามการเปลี่ยนแปลงของตะกอนควรต้องศึกษาเพิ่มเติมการใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ร่วมด้วยเพื่อให้สามารถติดตามได้ความถี่มากขึ้น แต่ต้องมีการศึกษาผลกระทบของขนาดความละเอียดเชิงพื้นที่ ที่แตกต่างกันของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมทั้ง 2 ประเภท

กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม จ.มหาสารคาม ที่สนับสนุนทุนวิจัยนี้

เอกสารอ้างอิง

1. ANJI REDDY, M., & Srinivasulu, S. (1994). Comparison of IRS-IB LISS-II pixel array sizes for estimating suspended solids concentration in Hussain Sagar Lake, Hyderabad, India—a statistical approach. *International Journal of Remote Sensing*, 15(18), 3693-3706.
2. C.Montanher, O. (2014). Empirical models for estimating the suspended sediment concentration in Amazonian white water rivers using Landsat 5/TM. 67-77.
3. Chen, I. J., & Paulraj, A. (2004). Towards a theory of supply chain management: the constructs and measurements. *Journal of operations management*, 22(2), 119-150.
4. Gao, J. and S. O'leary, Estimation of suspended solids from aerial photographs in a GIS. *International Journal of Remote Sensing*, 1997. 18(10): p. 2073-2086.

5. Syvitski, J.P., et al., Estimating fluvial sediment transport: the rating parameters. *Water resources research*, 2000. **36**(9): p. 2747-2760.
6. Jensen, R. and M. Binford, Measurement and comparison of Leaf Area Index estimators derived from satellite remote sensing techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 2004. **25**(20): p. 4251-4265.
7. Jongschaap, R.E., Run-time calibration of simulation models by integrating remote sensing estimates of leaf area index and canopy nitrogen. *European Journal of Agronomy*, 2006. **24**(4): p. 316-324.
8. Ritchie, J.C. and C.M. Cooper, Comparison of measured suspended sediment concentrations with suspended sediment concentrations estimated from Landsat MSS data. *REMOTE SENSING*, 1988. **9**(3): p. 379-387.
9. Doxaran, D., et al., Spectral signature of highly turbid waters: Application with SPOT data to quantify suspended particulate matter concentrations. *Remote sensing of Environment*, 2002. **81**(1): p. 149-161.
10. Wang, Z., et al., Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, 2004. **13**(4): p. 600-612.
11. Miller, R.L. and B.A. McKee, Using MODIS Terra 250 m imagery to map concentrations of total suspended matter in coastal waters. *Remote sensing of Environment*, 2004. **93**(1-2): p. 259-266.
12. Ma, R. and J. Dai, Investigation of chlorophyll-a and total suspended matter concentrations using Landsat ETM and field spectral measurement in Taihu Lake, China. *International Journal of Remote Sensing*, 2005. **26**(13): p. 2779-2795.
13. Islam, M.R., Y. Yamaguchi, and K. Ogawa, Suspended sediment in the Ganges and Brahmaputra Rivers in Bangladesh: observation from TM and AVHRR data. *Hydrological Processes*, 2001. **15**(3): p. 493-509.
14. Onderka, M. and P. Pekárová, Retrieval of suspended particulate matter concentrations in the Danube River from Landsat ETM data. *Science of the total environment*, 2008. **397**(1-3): p. 238-243.
15. Wang, C., Variability of the Caribbean low-level jet and its relations to climate. *Climate dynamics*, 2007. **29**(4): p. 411-422.
16. Wang, J. J., & Lu, X. X. (2010). Estimation of suspended sediment concentrations using Terra MODIS: An example from the Lower Yangtze River, China. *Science of the Total Environment*, 408(5), 1131-1138.
17. Wang, L., et al., DEGseq: an R package for identifying differentially expressed genes from RNA-seq data. *Bioinformatics*, 2009. **26**(1): p. 136-138.
18. Wang, J. J., & Lu, X. X. (2010). Estimation of suspended sediment concentrations using Terra MODIS: An example from the Lower Yangtze River, China. *Science of the Total Environment*, 408(5), 1131-1138.
19. Mercier, A., Hubert-Moy, L., Betbeder, J., Van Baaren, J., Leroux, V., Roger, J.L., ... & Baudry, J. (2019). Assessing the wheat and rapeseed vegetation structure in space and time from local to landscape scale using Sentinel-1 and 2 time series and their use in ecology. *IALE*.
20. Gómez, D., Salvador, P., Sanz, J., & Casanova, J.L. (2019). Potato yield prediction using machine learning techniques and sentinel 2 data. *Remote Sensing*, 11(15), 1745.
21. Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S., & Shelestov, A. (2017). Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5), 778-782.
22. Thanh Noi, P., & Kappas, M. (2018). Comparison of random forest, k-nearest neighbor, and support vector machine classifiers for land cover classification using Sentinel-2 imagery. *Sensors*, 18(1), 18.
23. Hawryło, P., Bednarz, B., Wężyk, P., & Szostak, M. (2018). Estimating defoliation of Scots pine stands using machine learning methods and vegetation indices of Sentinel-2. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 194-204.

24. Peterson, K., Sagan, V., Sidike, P., Cox, A., & Martinez, M. (2018). Suspended Sediment Concentration Estimation from Landsat Imagery along the Lower Missouri and Middle Mississippi Rivers Using an Extreme Learning Machine. *Remote Sensing*, 10(10), 1503.
25. Lima, T.A., Beuchle, R., Langner, A., Grecchi, R.C., Griess, V.C. and Achard, F., 2019. Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI Imagery for Monitoring Selective Logging in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing*, 11(8), p.961.
26. Mandanici, E. and Bitelli, G., 2016. Preliminary comparison of sentinel-2 and landsat 8 imagery for a combined use. *Remote Sensing*, 8(12), p.1014.
27. Pham, Q., Ha, N., Pahlevan, N., Oanh, L., Nguyen, T., & Nguyen, N. (2018). Using Landsat-8 Images for Quantifying Suspended Sediment Concentration in Red River (Northern Vietnam). *Remote Sensing*, 10(11), 1841.
28. Larson, M. D., Simic Milas, A., Vincent, R. K., & Evans, J. E. (2018). Multi-depth suspended sediment estimation using high-resolution remote-sensing UAV in Maumee River, Ohio. *International journal of remote sensing*, 39(15-16), 5472-5489.
29. Phongphat Sajja and Siwa Kaewplang. (2019). Estimation of Suspended Sediment in the Lam Pao River by Remote-Sensing Using UAV. The Proceedings of Suratthani Rajabhat University Conference 2019 International Conference on Multidisciplinary Research to Create Future Prospect (MRCFP) December 12-13, 2019 [P93-105].