



การประเมินขนาดพื้นที่ผิวน้ำในอ่างเก็บน้ำด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ภาพถ่ายดาวเทียม

Estimating Water Surface Area of A Reservoir Using Satellite Image Analysis Technique

ธวัชชัย เปาทุ้ย¹, วรารุท วุฒิวนิชย์¹, จิระกานต์ ศิริวิชัยไมตรี^{1*}

Thawatchai Paothui¹, Varawoot Vudhivanich¹, Chirakarn Sirivitmairie^{1*}

¹ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ จังหวัดนครปฐม 73140

¹ Department of Irrigation Engineering, Faculty of Engineering at Kamphaeng Saen, Kasetsart University, Nakhon Pathom, 73140

*Corresponding author: E-mail: fengcrk@ku.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมโดยการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกจากภาพถ่ายดาวเทียม Google Earth Pro บริเวณพื้นที่อ่างเก็บน้ำของเขื่อนขุนด่านปราการชล จังหวัดนครนายก จำนวน 3 วัน ประกอบด้วยวันที่ 8 พฤษภาคม 2557, 3 พฤศจิกายน 2560 และ 2 ธันวาคม 2562 วิธีการหาพื้นที่ผิวน้ำดังกล่าว ประกอบด้วย 2 วิธี ได้แก่ การวัดพื้นที่ในโปรแกรม Google Earth Pro และการให้อัลกอริทึมเรียนรู้เชิงลึกแบบวนซ้ำจากการกระจายของสีในภาพถ่ายดาวเทียมสำหรับใช้เป็นข้อมูลสถิติประกอบการตัดสินใจของอัลกอริทึม ซึ่งมีขั้นตอนที่สำคัญ 3 ขั้นตอน คือ 1.การเรียนรู้การตัดแบ่งภาพสีน้ำจริงที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม 2.การจำแนกระหว่างพื้นที่ผิวน้ำและพื้นที่ที่ไม่ใช่ผิวน้ำ 3.การเรียนรู้การคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมของอัลกอริทึม

จากผลการเปรียบเทียบระหว่างการหาพื้นที่ผิวน้ำทั้ง 2 วิธี กับกราฟโค้งความจุของอ่างเก็บน้ำของเขื่อนขุนด่านปราการชล จังหวัดนครนายก พบว่า วิธีการวัดพื้นที่ในโปรแกรม Google Earth Pro มีเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 6.50%, 2.14% และ 1.64% ตามลำดับ ในขณะที่การให้อัลกอริทึมเรียนรู้เชิงลึกแบบวนซ้ำจากการกระจายของสีในภาพถ่ายดาวเทียม มีเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.78%, 0.38% และ 0.77% ตามลำดับ ดังนั้น การให้อัลกอริทึมเรียนรู้เชิงลึกแบบวนซ้ำจากการกระจายของสีในภาพถ่ายดาวเทียมมีความแม่นยำและถูกต้องมากกว่า ทำให้สามารถต่อยอดได้โดยการนำไปใช้หาพื้นที่ผิวน้ำของอ่างเก็บน้ำขนาดกลางหรืออ่างเก็บน้ำขนาดเล็ก ที่ยังไม่มีกราฟโค้งความจุของอ่างเก็บน้ำสำหรับการใช้ในการบริหารอ่างเก็บน้ำต่อไป

คำสำคัญ: พื้นที่ผิวน้ำ, การเรียนรู้เชิงลึก, ภาพถ่ายดาวเทียม, การจำแนกพื้นที่, อ่างเก็บน้ำ

Abstract

The objective of this research is to estimate the water surface area from satellite imagery by developing an algorithm based on deep learning techniques from Google Earth Pro satellite imagery in the reservoir area of Khun Dan Prakarnchon Dam, Nakhon Nayok Province, 3 days, consisting of 8th May 2014, 3rd November 2017, and 2nd December 2019. There are 2 methods for estimating the water surface area: area measurements in Google Earth Pro, and a deep learning algorithm recursively learns from the dispersion of colors in satellite imagery to provide statistical data for the algorithm's decision-making which consists of 3 important steps; 1) Learning the actual color segmentation of water surface obtained from satellite images, 2) Classifying between water surface and non-water surface area, and 3) Learning to estimate the water surface area from the satellite image.

Received: March 14, 2022

Revised: June 03, 2022

Accepted: June 7, 2022

Available online: July 1, 2022

From the results of the comparison between these two methods of estimating water surface area and the reservoir capacity curve of the Khun Dan Prakan Chon Dam, Nakhon Nayok Province, found that the area measurement in Google Earth Pro has percentage aberrations of 6.50%, 2.14%, and 1.64%, respectively, while the deep learning algorithm recursively learns from the dispersion of colors in satellite imagery has 0.78%, 0.38% and 0.77%, respectively. Therefore, algorithm for dispersion of the color data to estimate the water surface area has more accuracy and precision. This can be further enhanced by using it to estimate the surface area of medium-sized and small reservoirs which there reservoir capacity curve has not yet been generated for further management.

Keywords: Water Surface Area, Deep Learning, Satellite Image, Land classifications, Reservoir

1 บทนำ

การเปลี่ยนแปลงของสภาวะแวดล้อมและสภาพภูมิอากาศส่งผลกระทบต่อความผันแปรของปริมาณน้ำในหลายพื้นที่ของประเทศไทย ด้วยเหตุนี้จึงทำให้มีความพยายามในการสร้างแหล่งน้ำขนาดกลางและขนาดใหญ่สำหรับใช้ในการเกษตรกรรมเพื่อรองรับกับสถานการณ์ความผันแปรของปริมาณน้ำในแต่ละพื้นที่ แต่มีข้อจำกัดทางด้านภูมิศาสตร์และสิ่งแวดล้อม จึงมีผลทำให้การสร้างแหล่งน้ำทั้งขนาดกลางและขนาดใหญ่ทำได้ยาก ดังนั้นการบำรุงรักษาและการบริหารจัดการแหล่งน้ำขนาดเล็กที่มีอยู่แล้วในปัจจุบันให้มีการใช้น้ำอย่างมีประสิทธิภาพ (ธารารัตน์ และคณะ, 2565)

เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้องกับดาวเทียม เริ่มเข้ามามีบทบาทในการวางแผน การบริหารจัดการทรัพยากร ให้สามารถจัดสรรและควบคุมได้ง่าย ซึ่งหนึ่งในนั้นคือการใช้ภาพถ่ายจากดาวเทียม โดยที่นิยมใช้ประกอบด้วย ข้อมูลจากดาวเทียม LANDSAT, Japanese Earth Resource Satellite (JERS-1) และ Google Earth มาประสานกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียม เช่น การจำแนกสิ่งปกคลุมดินจากภาพถ่ายดาวเทียม LANDSAT (สิทธา และคณะ, 2560) การจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม JERS-1 (สมหญิง และยุทธพงษ์, 2542) และการสำรวจพื้นที่เตรียมแปลงเพื่อการเกษตรอย่างรวดเร็วจากภาพถ่ายกูเกิ้ลเอิร์ธ (ธนพล และคณะ, 2559) เพื่อนำมาจำแนกเป็นสิ่งก่อสร้าง พืชทางการเกษตร พื้นที่ป่าไม้ พื้นที่ชุมชน รวมทั้งแหล่งน้ำ โดยใช้วิธีการจำแนกเชิงจุดภาพ (Pixel-based) ซึ่งการจำแนกแบบนี้อาศัยหลักการทางสถิติที่พิจารณาค่าการสะท้อนของจุดภาพที่มีคุณลักษณะทางสถิติต่างๆที่ใกล้เคียงกัน (โสภณวิชัย, 2555) โดยงานวิจัยนี้ภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้เป็นภาพถ่ายแหล่งน้ำ แบบต่างๆ จากกูเกิ้ลเอิร์ธ มาเป็นข้อมูลพื้นที่แหล่งน้ำในการศึกษา ซึ่งภาพที่ได้จากกูเกิ้ลเอิร์ธ จะเป็นแผนที่ที่เกิดจากภาพถ่ายจากหลายแหล่งข้อมูล ทั้งภาพถ่ายทางอากาศ และภาพจากดาวเทียม

ผสมผสานและนำเสนอผ่านเทคโนโลยี Streaming พร้อมเชื่อมโยงข้อมูลในมิติต่าง ๆ มาซ้อนทับภาพถ่าย ซึ่งแต่ละชั้น (layer) ก็จะแสดงรายละเอียดต่าง ๆ ของภาพ (จุฑาศินี และคณะ, 2558)

การทดลองใช้ค่าดัชนี NDWI ในการจำแนกพื้นที่ผิวน้ำออกจากภาพถ่ายดาวเทียม (ธารารัตน์ และคณะ, 2565) ทำให้การคำนวณปริมาตรน้ำของแต่ละแหล่งน้ำมีความใกล้เคียงกับปริมาณน้ำที่เก็บกักจริง นอกจากนี้ยังพบว่า เมื่อระดับความลึกของแหล่งน้ำลดลง มีผลทำให้ลักษณะรูปร่างและขอบเขตของพื้นที่ผิวน้ำเปลี่ยนแปลงไปอย่างชัดเจน ปัจจัยต่าง ๆ เหล่านี้ทำให้ขนาดพื้นที่ของผิวน้ำเปลี่ยนแปลงไปเป็นอย่างมากในแต่ละช่วงเวลา ดังนั้นการวิเคราะห์ภาพถ่ายดาวเทียมเพื่อให้ได้ค่าพื้นที่ผิวน้ำที่แท้จริง ผู้วิจัยเล็งเห็นว่า การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence (AI)) ที่ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะหลายชั้นของข้อมูลได้ (Jeffcock, 2019) เพื่อเข้ามาช่วยในการตัดสินใจจากข้อมูลทางสถิติอย่างถูกต้องและแม่นยำ ซึ่งมีการทำงานคล้ายกับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Kelleher, 2019) และภาพแต่ละชนิดก็มีผลทำให้ค่าการกระจายตัวของสีและคุณสมบัติการสะท้อนเชิงคลื่นของวัตถุแต่ละชนิดที่มีค่าเฉพาะตัว (Lillesand et al., 2015) ที่แตกต่างกันไป

งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยใช้การเรียนรู้ที่เป็นข้อมูลทางสถิติที่ได้ป้อนให้กับอัลกอริทึมได้เรียนรู้แบบวนซ้ำจากการกระจายของสี เพื่อใช้ในการเข้ามาช่วยในการตัดสินใจแทนสายตามนุษย์ และพื้นที่ที่ใช้เป็นกรณีศึกษาเพื่อการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียม คือ บริเวณเขื่อนขุนด่านปราการชล จังหวัดนครนายก

2 อุปกรณ์และวิธีการ

2.1 การทดสอบความถูกต้องและความแม่นยำ

การทดสอบความถูกต้องและความแม่นยำ ด้วยวิธีการใช้ตารางความคลาดเคลื่อน (Error Matrix) (Congalton, 1991) ตาม Table 1 แสดงการคำนวณความแม่นยำของการจำแนกประเภทข้อมูลได้ 3 รูปแบบ (Michel and Colette, 2003) ประกอบด้วย

1. ความถูกต้องโดยรวม (Overall Accuracy) เป็นการแสดงความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลที่มีความสอดคล้องตรงกันระหว่างจุดตรวจสอบกับข้อมูลอ้างอิงคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ของจุดตรวจสอบทั้งหมดโดยไม่คำนึงถึงลักษณะของความผิดพลาด

$$\text{Overall Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^k X_{ii}}{N} \quad (1)$$

2. ความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกขาดหายไป (Omission Error, OE_i) เป็น อัตราส่วนของจำนวนจุดภาพที่อัลกอริทึมไม่ได้จำแนกเข้ากลุ่มต่อจำนวนจุดภาพทั้งหมดของชั้นข้อมูลที่นำมาทดสอบ หรือจำนวนจุดภาพที่จำแนกถูกต้องของชั้นข้อมูลหนึ่ง ๆ หาด้วยผลรวมจำนวนจุดภาพตามแนวนอนในตาราง

$$OE_i = \left(1 - \frac{X_{ii}}{N_i}\right) \times 100 \quad (2)$$

3. ความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกเกินมา (Commission Error, CE_j) เป็นอัตราส่วนของจำนวนจุดภาพจากข้อมูลที่นำมาทดสอบต่อจำนวนจุดภาพที่จำแนกถูกต้องทั้งหมดของชั้นข้อมูลนั้น

$$CE_j = \left(1 - \frac{X_{jj}}{M_j}\right) \times 100 \quad (3)$$

Table 1 Error Matrix

	Classified as				Row Total
	Unit 1	Unit 2	...	Unit k	
Unit 1	X ₁₁	X ₁₂	...	X _{1k}	N ₁
Unit 2	X ₂₁	X ₂₂	...	X _{2k}	N ₂
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Unit k	X _{k1}	X _{k2}	...	X _{kk}	N _k
Column Total	M ₁	M ₂	...	M _k	N

โดย OE_i คือ เปอร์เซนต์ความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกในแถว i

CE_j คือ เปอร์เซนต์ความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกเกินมาในคอลัมน์ j

N คือ จำนวนจุดตัวอย่างทั้งหมดที่ทำให้การจำแนก

K คือ จำนวนประเภทของการจำแนก

X_{ii} คือ จำนวนจุดภาพในแถว i และคอลัมน์ i

N_i คือ ผลรวมจำนวนจุดภาพในแถว i

X_{jj} คือ จำนวนจุดภาพในแถว j และคอลัมน์ j

M_j คือ ผลรวมจำนวนจุดภาพในคอลัมน์ j

2.2 ข้อมูลสำหรับภาพถ่ายดาวเทียมจากกูเกิ้ลเอิร์ธโปร

บริเวณพื้นที่เขื่อนขุนด่านปราการชล จังหวัดนครนายก จำนวน 3 วัน ประกอบด้วยวันที่ 8 พฤษภาคม 2557, 3 พฤศจิกายน 2560 และ 2 ธันวาคม 2562

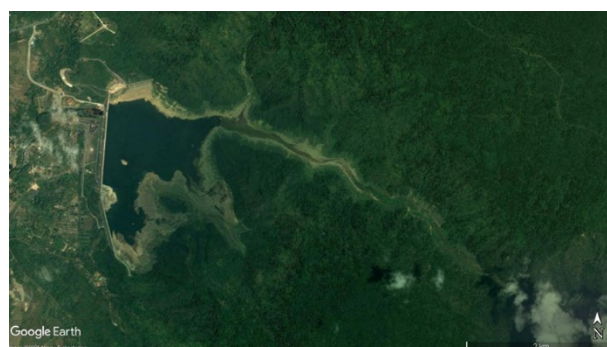


Figure 1 Khun Dan Prakan Chon Dam on 8 May 2014



Figure 2 Khun Dan Prakan Chon Dam on 3 November 2017



Figure 3 Khun Dan Prakan Chon Dam on 2 December 2019

2.3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ ระดับน้ำ-ปริมาตรน้ำ-พื้นที่ผิวน้ำของเขื่อนขุนด่านปราการชลปราชล จังหวัดนครนายก

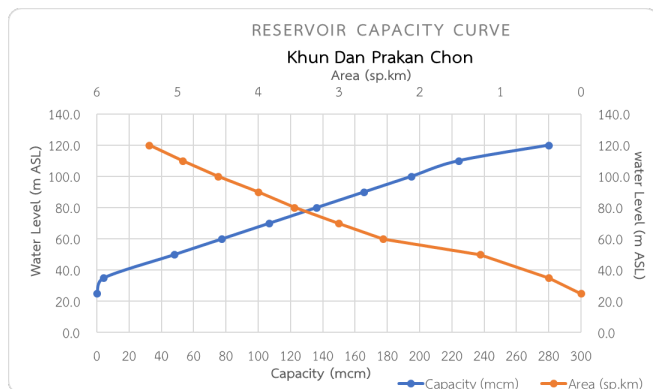


Figure 4 Reservoir Capacity Curve of Khun Dan Prakan Chon Dam

สามารถหาความสัมพันธ์ของกราฟระหว่างพื้นที่ผิวน้ำกับปริมาณน้ำ โดยใช้ข้อมูลรายงานสถานการณ์น้ำของโครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาเขื่อนขุนด่านปราการชล มาใช้ในการหาพื้นที่ผิวน้ำจำนวน 3 วัน คือ วันที่ 8 พฤษภาคม 2557, 3 พฤศจิกายน 2560 และ 2 ธันวาคม 2562 โดยมีพื้นที่ผิวน้ำ 1.495 ล้านตารางเมตร, 4.951 ล้านตารางเมตร และ 4.639 ล้านตารางเมตร ตามลำดับ

2.4 การลากเส้นด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร เพื่อหาพื้นที่ผิวน้ำบริเวณพื้นที่เขื่อนขุนด่านปราการชล จังหวัดนครนายกจำนวน 3 วัน ประกอบด้วยวันที่ 8 พฤษภาคม 2557, 3 พฤศจิกายน 2560 และ 2 ธันวาคม 2562



Figure 5 Surface Area on 8 May 2014

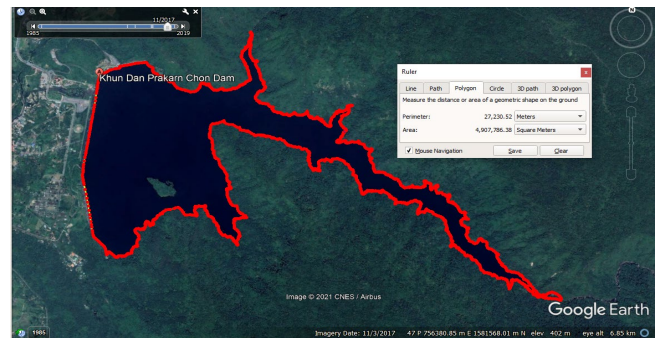


Figure 6 Surface Area on 3 November 2017



Figure 7 Surface Area on 2 December 2019

จากการลากเส้นด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร เพื่อหาพื้นที่ผิวน้ำจำนวน 3 วัน ประกอบด้วยวันที่ 8 พฤษภาคม 2557, 3 พฤศจิกายน 2560 และ 2 ธันวาคม 2562 โดยทำซ้ำวันละ 3 ครั้งเพื่อหาค่าเฉลี่ยของพื้นที่ผิวน้ำเท่ากับ 1.592 ล้านตารางเมตร, 4.8445 ล้านตารางเมตร และ 4.7153 ล้านตารางเมตร ตามลำดับ

2.5 การเรียนรู้การตัดแบ่งภาพของอัลกอริทึม

การตัดภาพในการทดสอบนี้จะใช้ขนาด 100 x 100 พิกเซล โดยวิธีการตัดภาพ ดังแสดงตาม Figure 8 ซึ่งให้จุดอ้างอิงจาก มุม

บนซ้ายของภาพเป็นจุด ($X=0, Y=0$) กำหนดค่าให้ $X=100$ พิกเซล และ $Y=100$ พิกเซล เป็นค่าเริ่มต้นของการตัดภาพ และเพิ่มค่า X ครั้งละ 100 พิกเซล จนครบในแนวนอน X แล้วให้กลับมาเริ่มต้นใหม่โดยที่เพิ่ม Y อีก 100 พิกเซล จะได้จุดเริ่มต้นในการตัดแถวถัดไปเป็น ($X=100, Y=200$) เพิ่มค่า X ครั้งละ 100 พิกเซล จนครบในแนวนอน X ทำวนซ้ำไปจนกว่าจะครบทั้งภาพ

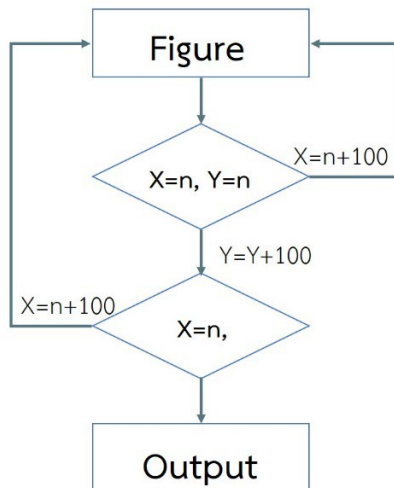


Figure 8 Learning algorithm to segment the images

การเก็บภาพสำหรับใช้เป็นเกณฑ์ในการเรียนรู้ของอัลกอริทึมเป็นภาพถ่ายดาวเทียมบริเวณพื้นที่ภาคกลางของประเทศไทย ซึ่งมีขนาด 100×100 พิกเซล จำนวน 26,288 ภาพ โดยแบ่งภาพออกเป็น 2 กลุ่มตัวอย่าง ได้แก่ กลุ่มที่ 1 พื้นที่ผิวน้ำ จำนวน 10,105 ภาพ และกลุ่มที่ 2 พื้นที่ที่ไม่ใช่ผิวน้ำ จำนวน 16,183 ภาพ

2.6 การเรียนรู้การแยกพื้นที่ผิวน้ำของอัลกอริทึม

การเรียนรู้ของอัลกอริทึมได้พัฒนามาจากการประมวลผลภาพถ่าย โดยจำแนกภาพวิธีการเรียนออกเป็น 2 ขั้นตอนดังแสดงตาม Figure 9 คือ 1. การแยกพื้นที่ผิวน้ำ (Water Surface Area) และพื้นที่ที่ไม่ใช่ผิวน้ำ (Non- Water Surface Area) ใช้การแปลผลภาพด้วยสายตา และ 2. การเรียนรู้ของอัลกอริทึม (Training) เป็นการใส่ข้อมูลให้อัลกอริทึมได้เรียนรู้ลักษณะของภาพ ทั้งลักษณะของสี การกระจายตัวของสีในแต่ละภาพ เพื่อนำมาแยกความแตกต่างของภาพทั้ง 2 กลุ่ม

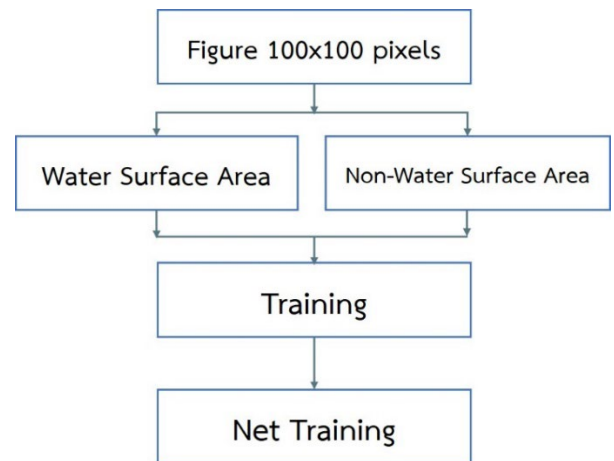


Figure 9 Learning process of algorithm

เมื่ออัลกอริทึมทำการเรียนรู้การแยกลักษณะของภาพที่เป็นพื้นที่ผิวน้ำและพื้นที่ที่ไม่ใช่พื้นที่ผิวน้ำแล้ว จะนำเข้าภาพถ่ายดาวเทียมที่ได้จากโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร ขนาด $1,280 \times 720$ พิกเซลของเขื่อนขุนด่านปราการชล อัลกอริทึมจะทำการตัดภาพให้มีขนาด 100×100 พิกเซล หลังจากนั้นใช้อัลกอริทึม Net Training ทำการแยกกลุ่มของภาพ เพื่อนำไปใช้ในการหาพื้นที่ผิวน้ำ ดังแสดงตาม Figure 10

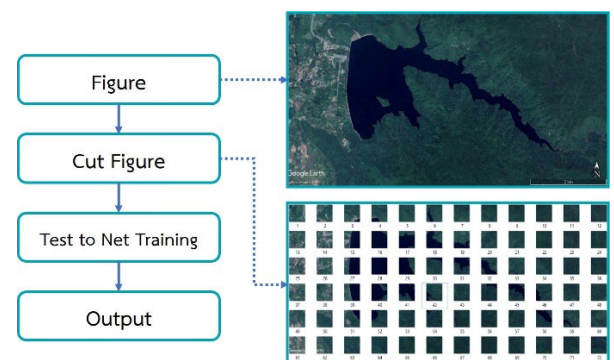


Figure 10 Algorithm process to identify water surface area

2.7 การเรียนรู้การคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมของอัลกอริทึม

หลังจากการอัลกอริทึมตัดภาพให้มีขนาด 100×100 พิกเซล และการเรียนรู้ของอัลกอริทึมสามารถแยกจนพบภาพที่เป็นพื้นที่น้ำทั้งภาพ จะเข้ากระบวนการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำ ดังแสดงตาม Figure 11

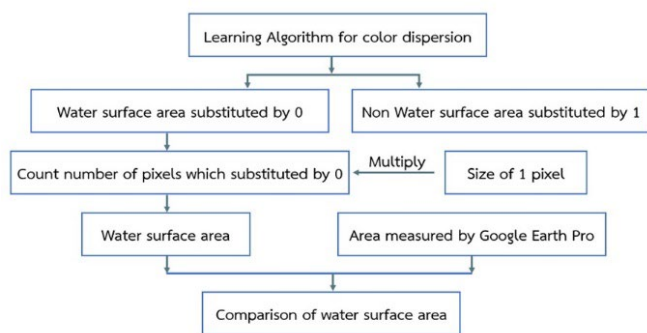


Figure 11 Procedure for calculating the water surface area from satellite images

1. พัฒนาอัลกอริทึมสำหรับการกระจายตัวของข้อมูลสี เพื่อใช้ในการหาพื้นที่น้ำจากค่าตัวเลขและตำแหน่งที่ติดกัน แล้วแปลงภาพที่ได้ออกมาเป็นสีและตัวเลขที่กำหนด ดังนี้ สีขาว คือภาพที่เป็นพื้นที่ผิวน้ำ และให้แทนด้วยเลข 0 ส่วนสีดำ คือภาพที่ไม่ใช่พื้นที่ผิวน้ำ โดยให้แทนด้วยเลข 1
2. ดำเนินการเชื่อมภาพสีขาวในระดับพิกเซลเข้าด้วยกัน และเพิ่มความชัดของภาพและให้อัลกอริทึมนับจำนวนพิกเซลที่เป็นเลข 0 ในภาพ
3. ดำเนินการหาขนาดพื้นที่ 1 พิกเซล จากมาตราส่วนของภาพ
4. นำพื้นที่ขนาด 1 พิกเซลที่คำนวณได้มาคูณกับจำนวนพิกเซลที่อัลกอริทึมนับได้ จะออกมาเป็นค่าพื้นที่ผิวน้ำที่อัลกอริทึมคำนวณได้ มีหน่วย ตารางเมตร
5. เปรียบเทียบการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำ จากการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึก กับการหาค่าจาก กราฟ

Table 2 Error analysis from training

	Classified as		Total	Omission Error (%)
	Water Surface Area	Non- Water Surface Area		
Water Surface Area	10,099	6	10,105	0.060
Non- Water Surface Area	229	15,954	16,183	1.415
Total	10,328	15,960	26,288	
Commission Error (%)	2.217	0.038		
Overall Classification Accuracy (%)				99.106

3.2 ผลการเรียนรู้ของอัลกอริทึมสำหรับการหาพื้นที่ผิวน้ำ

การทำงานของอัลกอริทึมเพื่อหาพื้นที่ผิวน้ำ ดังแสดงใน Figure 10 โดยการนำเข้าภาพถ่ายที่ได้จากโปรแกรมกูเกิ้ล เอิร์ธโปร ของเขื่อนขุนด่านปราการชล ณ วันที่ 3 พฤศจิกายน 2560

แสดงความสัมพันธ์ ระดับน้ำ-ปริมาตรน้ำ-พื้นที่ผิวน้ำ และการหาค่าเฉลี่ยจากการวัดด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร โดยการทดสอบความถูกต้องและความแม่นยำ ด้วยวิธีการใช้ตารางความคลาดเคลื่อน (Error Matrix)

3 ผลและวิจารณ์

3.1 ผลการเรียนรู้การแยกพื้นที่ผิวน้ำของอัลกอริทึม

การทดสอบสำหรับภาพจำนวน 26,288 ภาพ เพื่อทำการเรียนรู้การแยกลักษณะของภาพที่เป็นพื้นที่ผิวน้ำและพื้นที่ที่ไม่ใช่พื้นที่ผิวน้ำ ใช้เวลาในการเรียนรู้ของอัลกอริทึมทั้งสิ้น 10 ชั่วโมง 44 นาที 36 วินาที ผลลัพธ์ที่ได้คือ Net Training เป็นลักษณะชุดข้อมูลที่เอาไปใช้ในการจำแนกภาพ โดยที่ผู้ทดสอบไม่ต้องมาทำการ Training ใหม่ทุกครั้งที่ใช้ในงาน จะทำให้ประหยัดเวลา

โดยมีค่าความถูกต้องและความแม่นยำเท่ากับ 99.106% ดังแสดงตาม Table 2 ส่วนความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกขาดหายไป (Omission Error) ของพื้นที่ผิวน้ำและพื้นที่ที่ไม่ใช่ผิวน้ำ มีค่าเท่ากับ 0.060% และ 1.415% ตามลำดับ และมีค่าความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกเกินมา (Commission Error) ของพื้นที่ทั้งสอง มีค่าเท่ากับ 2.217% และ 0.038% ตามลำดับ ดังนั้นผู้วิจัยเล็งเห็นว่าควรเพิ่มจำนวนลักษณะภาพของพื้นที่ที่ไม่ใช่ผิวน้ำให้มีความหลากหลายและจำนวนที่เพิ่มขึ้น เพื่อให้อัลกอริทึมได้เรียนรู้และเก็บข้อมูลสำหรับการประมวลผลที่มีความแม่นยำสูงขึ้น

เป็นภาพตัวอย่าง มาตัดให้มีขนาด 100 x 100 พิกเซล ซึ่งจะได้อภาพจำนวนทั้งสิ้น 72 ภาพ

ผลที่ได้จากการทำงานของอัลกอริทึม เพื่อหาพื้นที่ผิวน้ำ ดังแสดงตาม Table 3 ซึ่งมีค่าความถูกต้องรวม (Overall Accuracy) เท่ากับ 97.222% ผลการจำแนกมีความแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ดีควรมีค่า Overall Accuracy สูงกว่า 80% (สิทธา และคณะ, 2560)

ส่วนความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกขาดหายไป (Omission Error) ของพื้นที่ผิวน้ำและพื้นที่ที่ไม่ใช่ผิวน้ำ มีค่าเท่ากับ 0.000% และ 2.817% ตามลำดับ และมีค่าความผิดพลาดของข้อมูลที่ทำให้การจำแนกเกินมา (Commission Error) ของพื้นที่ทั้งสอง มีค่าเท่ากับ 66.667% และ 0.000% ตามลำดับ ซึ่งภาพที่จำแนกเกินมาในส่วนของพื้นที่น้ำ เนื่องจากลักษณะการกระจาย

ตัวของสีความคล้ายคลึงกับพื้นที่ผิวน้ำมากกว่า ซึ่งทำให้การจำแนกเกิดความผิดพลาด และการที่ค่า Commission Error ของพื้นที่น้ำสูง เนื่องจากจำนวนภาพพื้นที่ผิวน้ำตัวอย่างที่ถูกต้องมีจำนวนภาพเดียว ซึ่งมีจำนวนภาพพื้นที่ผิวน้ำน้อยเกินไป ดังนั้นขนาดพิกเซลที่ใช้ในการตัดภาพสำหรับการเรียนรู้ของอัลกอริทึมส่งผลต่อการจำแนกลักษณะภาพ

Table 3 Error analysis from testing

	Classified as		Total	Omission Error (%)
	Water Surface Area	Non- Water Surface Area		
Water Surface Area	1	0	1	0.000
Non- Water Surface Area	2	69	71	2.817
Total	3	69	72	
Commission Error (%)	66.667	0.000		
Overall Classification Accuracy (%)				97.222

3.3 ผลการเรียนรู้การคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมของอัลกอริทึม

การวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมสำหรับการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมของวันที่ 8 พฤษภาคม 2557 สามารถนับจำนวนพิกเซลที่เป็นพื้นที่ผิวน้ำได้จำนวน 37,025 pixels คิดเป็น 1.483 ล้านตารางเมตรแสดงตาม Figure 11



Figure 11 Image derived from color dispersion on 8 May 2014

เปรียบเทียบการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากกราฟแสดงความสัมพันธ์ ระดับน้ำ-ปริมาตรน้ำ-พื้นที่ผิวน้ำ กับการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึก และการหาค่าเฉลี่ยจากการวัดด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร มีค่าผิดพลาดเท่ากับ 0.783 และ 6.496 ตามลำดับ ดังแสดงตาม Table 4

Table 4 Water surface area calculation method on 8 May 2014

Comparison of water surface area calculation	Water surface area (million square meters)	Error (%)
Reservoir area - capacity	1.495	
Surface Area by Google Earth Pro	1.591	6.496
Analysis of algorithm for dispersion of the color data	1.483	0.783

การวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมสำหรับการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมของ 3 พฤศจิกายน 2560 สามารถนับจำนวนพิกเซลที่เป็นพื้นที่ผิวน้ำได้จำนวน 118,484 pixels คิดเป็น 4.932 ล้านตารางเมตร แสดงตาม Figure 12

เปรียบเทียบการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากกราฟแสดงความสัมพันธ์ ระดับน้ำ-ปริมาตรน้ำ-พื้นที่ผิวน้ำ กับการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึก และการหาค่าเฉลี่ยจากการวัดด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร มีค่าผิดพลาดเท่ากับ 0.380 และ 2.141 ตามลำดับ ดังแสดงตาม Table 5



Figure 12 Image derived from color dispersion on 3 November 2017

Table 5 Water surface area calculation method on 3 November 2017

Comparison of water surface area calculation	Water surface area (million square meters)	Error (%)
Reservoir area - capacity	4.951	
Surface Area by Google Earth Pro	4.845	2.141
Analysis of algorithm for dispersion of the color data	4.932	0.380

การวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมสำหรับการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากภาพถ่ายดาวเทียมของ 2 ธันวาคม 2562 สามารถนับจำนวนพิกเซลที่เป็นพื้นที่ผิวน้ำได้จำนวน 113,622 pixels คิดเป็น 4.639 ล้านตารางเมตร แสดงตาม Figure 13



Figure 13 Image derived from color dispersion on 2 December 2019

เปรียบเทียบการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำจากกราฟแสดงความสัมพันธ์ ระดับน้ำ-ปริมาตรน้ำ-พื้นที่ผิวน้ำ กับการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึก และการหาค่าเฉลี่ย

จากการวัดด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโพร มีค่าผิดพลาดเท่ากับ 0.767 และ 1.642 ตามลำดับ ดังแสดงตาม Table 6

Table 6 Water surface area calculation method on 2 December 2019

Comparison of water surface area calculation	Water surface area (million square meters)	Error (%)
Reservoir area - capacity	4.639	
Surface Area by Google Earth Pro	4.715	1.642
Analysis of algorithm for dispersion of the color data	4.604	0.767

การหาพื้นที่ผิวน้ำของอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการกระจายตัวของข้อมูลสียังมีข้อจำกัดเกี่ยวกับพื้นที่ขอบน้ำ เช่น มีพืชน้ำมาปกคลุมหนาแน่นอาจจะทำให้มีค่าผิดพลาดเกิดขึ้นได้ ภาพถ่ายดาวเทียมที่มีกลุ่มเมฆบดบังหรือมีบางส่วนอยู่ในอ่างเก็บน้ำ รวมทั้งความลึกของแหล่งน้ำ หากแหล่งน้ำนั้นมีความลึกและความลาดชันสูง และพื้นที่ผิวน้ำน้อย ถึงคำนวณค่าผิดพลาดออกมาได้ต่ำ แต่ยังคงส่งผลทำให้พื้นที่ผิวน้ำที่นำไปคำนวณปริมาณน้ำออกมามีความผิดพลาดสูง ผู้วิจัยวางแผนศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องเพิ่มเติม เช่น ข้อมูลแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model: DEM) ที่เข้ามาช่วยในการคำนวณปริมาณน้ำให้มีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น รวมทั้งการพัฒนาอัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึกให้สามารถวิเคราะห์กรณีที่มีกลุ่มเมฆบดบังหรือมีบางส่วนอยู่ในอ่างเก็บน้ำ

4 สรุป

จากผลการหาพื้นที่ผิวน้ำของเขื่อนขุนด่านปราการชล จังหวัดนครนายก จำนวน 3 วัน ประกอบด้วยวันที่ 8 พฤษภาคม 2557, 3 พฤศจิกายน 2560 และ 2 ธันวาคม 2562 อัลกอริทึมจากเทคนิควิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการกระจายตัวของข้อมูลสียเมื่อเปรียบเทียบกับกราฟแสดงความสัมพันธ์ ระดับน้ำ-ปริมาตรน้ำ-พื้นที่ผิวน้ำ พบว่า มีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าการหาค่าเฉลี่ยจากการวัดด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโพร และเมื่อดูระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณหาพื้นที่ผิวน้ำด้วยอัลกอริทึมจากการกระจายตัวของข้อมูล

สื่อกับการหาค่าเฉลี่ยจากการวัดด้วยโปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธโปร ใช้เวลาในการคำนวณประมาณ 1 นาที และ 60 นาที ตามลำดับ อีกทั้งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ทำการศึกษานั้นยังเป็นรอบดาวเทียมที่เป็นภาพที่ย้อนหลังจึงทำให้ได้ข้อมูลที่ไม่เป็นปัจจุบัน หากต้องการทราบข้อมูลผิวน้ำของอ่างเก็บน้ำในขณะนั้น แต่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้หาพื้นที่ผิวน้ำของอ่างเก็บน้ำขนาดกลาง หรืออ่างเก็บน้ำขนาดเล็ก ที่ไม่มีการจัดทำโครงสร้างของอ่างเก็บน้ำ เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการบริหารจัดการอ่างเก็บน้ำของหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง

5 กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับความสนับสนุนจากห้องปฏิบัติการวิจัย ชลศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน ในการให้ความอนุเคราะห์สถานที่ อุปกรณ์ และเครื่องมือที่จำเป็นในการวิจัย และขอขอบพระคุณคณาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน ที่ให้การสนับสนุนและคำปรึกษาตลอดการศึกษาวิจัยในครั้งนี้

6 เอกสารอ้างอิง

จุฑาศินี ธัญประณีตกุล, รัชพล สัมพุทธานนท์ และ พรชัย ตระกูลวรานนท์. 2558. การประยุกต์ใช้โปรแกรมกูเกิ้ลเอิร์ธเพื่อการแผ้วถางภัยพิบัติ : กรณีตัวอย่างน้ำท่วมในนิคมอุตสาหกรรมลาดกระบัง ปี พ.ศ.2554. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (23), 398 - 417.

ธนพล พลภักดี, จิระกานต์ ศิริวิชัยโมไตร และ วรารุช วุฒิวิชัย. 2559. การสำรวจพื้นที่เตรียมแปลงเพื่อการเกษตรอย่างรวดเร็วจากภาพถ่ายกูเกิ้ลเอิร์ธ, น. 94-112. ในรายงานการประชุมวิชาการระดับชาติ ด้านเทคโนโลยีอุตสาหกรรมและวิศวกรรม ครั้งที่ 2. มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี, อุบลราชธานี.

ธารารัตน์ พวงสุวรรณ, อุไรวรรณ บัวตุม, ไพฑูรย์ ศรีนิล,และ สมิตร์ คุณเจตน์. 2565. การพัฒนาสารสนเทศภูมิศาสตร์ของแหล่งน้ำเพื่อการเกษตรสำหรับจังหวัดจันทบุรีด้วยภาพถ่ายดาวเทียม. วารสารวิทยาศาสตร์ลาดกระบัง 31(1) (มกราคม-มิถุนายน 2565), 57-72.

สมหญิง พรหมเจริญ และ ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี. 2542. การจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม JERS-1 ระบบ OPS โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. รายงานการประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 37

ประจำปี 2542, 271-277. กรุงเทพมหานคร: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 3-5 กุมภาพันธ์ 2542, บางเขน, กรุงเทพมหานคร.

ลิธธา ยอดเจริญ, ไชยาพงษ์ เทพประสิทธิ์, ยุทธนา พันธุ์กุลศิลป์ และ เอกสิทธิ์ โสมิตสกุลชัย. 2560. การจำแนกสิ่งปกคลุมดินจากภาพถ่ายดาวเทียมในพื้นที่ลุ่มน้ำภาคใต้ด้วยวิธี Decision Tree. รายงานการประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทยระดับชาติ ครั้งที่ 18 และนานาชาติ ครั้งที่ 10 ประจำปี 2560, 192-197. กรุงเทพมหานคร: สมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทย. 7-9 กันยายน 2560, กรุงเทพมหานคร.

โสภณวิชัย คำพิลัง. 2555. การประเมินความถูกต้องของการจำแนกการใช้ประโยชน์ที่ดินโดยใช้ภาพถ่ายจากดาวเทียม LANDSAT ด้วยการเปรียบเทียบกฎในการตัดสินใจแบบ Maximum Likelihood Ratio และ Parallelepiped Classifier. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (4), 401-407.

Congalton, R.G., 1991. A Review of Assessment the Accuracy of Classification of Remotely Sensing Data. Remote Sensing of Environment 37, 35-46.

Jeffcock, P., 2019. What's the difference between AI, machine learning, and deep learning. n.p.

Jiang, W.G., Long, T., Ni, Y. 2018. Detecting Water Bodies in Landsat8 Oli Image Using Deep Learning. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XLII-3, 669-672.

Kelleher, J.D. 2019. Deep learning: MIT press. n.p.

Lillesand, T., Kiefer, R., Chipman, J. 2015. Remote sensing and image interpretation (John Wiley & Sons). n.p.

Michel, C.G., Colette, M.G. 2003. Processing of Remote Sensing Data. Paris: Balkema.