

การประเมินพื้นที่เสี่ยงอุทกภัยด้วยแบบจำลองป่าสุ่ม
กรณีศึกษา อำเภอเมืองอุบลราชธานี และอำเภวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี
Spatial Prediction of Flood Prone using Random Forest. Case Study Mueang Ubon
Ratchathani District and Warin Chamrap District Ubon Ratchathani

กานต์มณี สร้อยสนธาวรกุล และ เกียรติกุลไชย จิตต์เอื้อ*
Kanmanee Sroysonthawornkul and Kiatkulchai Jitt-Aer

สำนักบัณฑิตศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช
Graduate of Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Thai Air Force Academy
*E-mail: kiatkulchai@rtaf.mi.th

บทคัดย่อ

แบบจำลองป่าสุ่มหรือ Random Forest (RF) เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการประเมินภัยพิบัติทางธรรมชาติที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน ซึ่งงานวิจัยนี้มีจุดประสงค์หลักเพื่อประเมินพื้นที่เสี่ยงอุทกภัย ตรวจสอบความถูกต้องของการทำนายพื้นที่อุทกภัย และสร้างแผนที่เสี่ยงอุทกภัยอำเภอเมืองอุบลราชธานีและอำเภวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี ด้วยแบบจำลองป่าสุ่มผ่านระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ การสร้างแผนที่จะใช้ข้อมูลพื้นที่ที่เกิดอุทกภัยในอดีต ที่แบ่งออกเป็นชุดข้อมูลการเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบด้วยการสุ่มตัวอย่าง กับข้อมูลปัจจัยทางกายภาพที่ส่งผลต่อการเกิดอุทกภัยในพื้นที่ศึกษา เพื่อการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการทำนายของแบบจำลองป่าสุ่ม จึงมีการนำแบบจำลองอัตราส่วนความถี่ มาใช้ในการเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการแบบจำลองป่าสุ่มและใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under The Curve: AUC) ในการประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง จากผลการศึกษพบว่า แบบจำลองป่าสุ่มมีพื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุดมีเนื้อที่ร้อยละ 31.78 ของพื้นที่ มีอัตราการทำนายเท่ากับ 0.82 ในขณะที่ดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัยมีพื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุดมีเนื้อที่ร้อยละ 32.66 ของพื้นที่ อัตราของการทำนายเท่ากับ 0.82 ซึ่งสามารถกล่าวได้ว่า แบบจำลองป่าสุ่มเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประเมินพื้นที่เสี่ยงอุทกภัย และแผนที่เสี่ยงอุทกภัยมีประโยชน์ต่อการวางแผนการป้องกันอุทกภัย ดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย

คำสำคัญ: แบบจำลองป่าสุ่ม ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ อุทกภัย

Abstract

Random Forest (RF) is statistical technique widely used in natural hazard management assessment. The main objective of this study is to assess and validate flood predictions as well as create flood prone maps for Mueang Ubon Ratchathani District and Warin Chamrap District using random forest method. A flood prone map was produced by mapping the flood locations. The spatial data for random forest analysis and create flood prone mapping involved separate the flood location into training and testing datasets using random selection and physical factors cause flooding of the study area such height, slope, drainage density, soil types, distance from river and flow accumulate. To evaluate the effectiveness of the random forest approach, the results were compared with a probabilistic-based flood susceptibility area.

Additionally, the area under the curve (AUC) was used to validate the resulting flood-prone map. A result found that random forest has a highest risk area 31.78% and the prediction rate curves for flood prone maps = 0.82 while the flood susceptibility areas has a highest risk area 32.66% and the prediction rate curves for flood prone maps = 0.82. It can be concluded that random forest technique is an effective tool for evaluating flood susceptibility areas and the flood susceptibility map proves valuable for flood prevention planning.

Keywords: Random Forest, GIS, Flood Risk

บทนำ

อุทกภัยเป็นส่วนหนึ่งของวัฏจักรอุทกวิทยา เป็นภัยธรรมชาติที่ร้ายแรงที่สุดที่ก่อให้เกิดความสูญเสีย ทั้งชีวิตทรัพย์สิน สิ่งแวดล้อม และการพัฒนาเศรษฐกิจ (Ali et al., 2019) อันเนื่องมาจากผลกระทบด้านการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ เป็นผลมาจากการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน กระบวนการการกลายเป็นเมือง และกิจกรรมทางเศรษฐกิจที่เพิ่มขึ้น กระบวนการดังกล่าวนำไปสู่การเปลี่ยนแปลงทางวัฏจักรอุทกวิทยา ทำให้ปริมาณฝนเพิ่มขึ้นและลดลงอย่างมาก ในหลายภูมิภาค (Ionita and Nagavciuc, 2021) พื้นที่ที่ได้รับผลกระทบ คือ พื้นที่ชุมชนเมืองในเขตพื้นที่ลุ่มต่ำและใกล้กับแม่น้ำ เนื่องจากเป็นพื้นที่ที่ง่ายต่อการตั้งถิ่นฐานบ้านเรือนและการประกอบกิจกรรมทางเศรษฐกิจต่าง ๆ อำเภอเมืองอุบลราชธานี และอำเภวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี ตั้งอยู่บริเวณริมฝั่งแม่น้ำมูล มีลักษณะเป็นพื้นที่ลุ่มต่ำและเป็นพื้นที่รับน้ำ ทั้งจากแม่น้ำมูลและแม่น้ำชี เป็นพื้นที่หนึ่งที่มีการขยายตัวของชุมชนเมืองสูง ส่งผลให้พื้นที่รองรับน้ำหลากลดลง ระดับน้ำจะท่วมสูงขึ้นมากกว่าเดิม แม้อัตราการไหลเท่ากัน สำนักงานนโยบายและแผนทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม (2561) และสำนักทรัพยากรน้ำแห่งชาติ (2562) นำเทคโนโลยีสารสนเทศภูมิศาสตร์มาประยุกต์ใช้เพื่อเฝ้าระวังติดตามสถานการณ์น้ำ รวมถึงการประเมินพื้นที่อุทกภัย รวมไปถึงการใช้แบบจำลองป่าสุ่ม หรือ Random Forest (RF) ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ที่ใช้การ Classification เป็นการสร้างแบบจำลองจากแบบจำลองของ Decision Tree ย่อยตั้งแต่ 10 แบบจำลองขึ้นไป ซึ่งแต่ละแบบจำลองจะมีชุดข้อมูล (Data Set) ที่ไม่เหมือนกัน โดยที่การทำนายจะทำนายผลเฉพาะข้อมูลใน Data Set ในกรณีที่เป็นการจำแนกข้อมูล (Classification) จะทำการ Vote Output ด้วย Decision Tree ที่ถูกเลือกมากที่สุด และในกรณีที่เป็นการ Regression จะเป็นการหาค่าเฉลี่ย (Mean) จากผลลัพธ์ของแต่ละ Decision Tree (Witchapong, 2018) เป็นการดำเนินเพื่อไม่ให้เกิด Overfitting ภายในชุดข้อมูล (Kamran et al., 2017) สามารถใช้ในการจัดการข้อมูลที่ไม่สอดคล้องกัน หรือกรณีที่ข้อมูลบางส่วนขาดหายไป และสามารถประมวลผลร่วมกับ Machine Learning Algorithm อื่น ๆ ได้ ซึ่งในรอบสองทศวรรษที่ผ่านมา มีส่วนช่วยเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองการคาดการณ์การเกิดอุทกภัยที่เหมาะสมที่สุด (Amir et al., 2018) เพิ่มระดับการสื่อสารความเสี่ยงอุทกภัย ทั้งยังเป็นประโยชน์ต่อภาครัฐ เอกชน และหน่วยงานที่เกี่ยวข้องหรือผู้มีอำนาจตัดสินใจ นำไปใช้งานตามภารกิจของหน่วยงาน

วิธีการวิจัย

การศึกษาในครั้งนี้ มุ่งเน้นการสร้างแผนที่เสี่ยงอุทกภัยด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองป่าสุ่มกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ โดยพื้นที่ศึกษาจะครอบคลุมพื้นที่บางส่วนของอำเภอเมืองอุบลราชธานี ซึ่งจะครอบคลุมพื้นที่ด้านเหนือทุ่งศรีเมืองถึงกองบิน 21 เริ่มจากถนนอุปราชาเชิงสะพานข้ามแม่น้ำมูล และชุมชนบ้านทุ่ง ทางทิศใต้จะจรดแม่น้ำมูล ตรงข้ามกับอำเภวารินชำราบ ทิศตะวันออกจรดกับห้วยวังหนอง ทิศตะวันตกจรดกับลำมูลน้อย แลบางส่วนของอำเภวารินชำราบ ซึ่งทิศเหนือ

จรวดแม่น้ำมูล ทิศใต้จรวดกับองค์การบริหารส่วนตำบลแสนสุข ทิศตะวันออกจรวดองค์การบริหารส่วนตำบลค่าน้ำแซบ และ ทิศตะวันตกจรวดองค์การบริหารส่วนตำบลหนองกินเพล อำเภอวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี (มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 2547)

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ข้อมูลปัจจัยทางกายภาพที่ส่งผลต่อการเกิดอุทกภัย อำเภอเมืองอุบลราชธานี และอำเภอวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี ที่ได้จากการรวบรวมข้อมูลรายงานการศึกษา งานวิจัย จากหน่วยงานต่าง ๆ และวารสารวิชาการ ที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งกระทบต่อการเกิดอุทกภัย และจากพื้นที่ที่มีลักษณะทางธรณีสัณฐานและพฤติกรรม การเกิดอุทกภัยที่ใกล้เคียงกับพื้นที่ศึกษา และข้อมูลพื้นที่อุทกภัยระหว่างปี 2558-2564 โดยใช้ข้อมูลจากสำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (องค์การมหาชน) สำหรับการจัดทำฐานข้อมูล การประเมินพื้นที่อุทกภัยด้วยแบบจำลองป่าสุ่ม และสร้างแผนที่เสี่ยงอุทกภัย

1. การวิเคราะห์เพื่อหาดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย

ดัชนีทางสถิติ (Statistical Index: SI) เป็นวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติแบบสองตัวแปร (Bivariate statistics) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองที่เกี่ยวข้องกับภัยพิบัติทางธรรมชาติที่มีความแม่นยำสูง (Haoyuan et al., 2018) ใช้วัดความแปรปรวนและความไม่เสถียรของฐานข้อมูล (Costache and Bui, 2020) หรือปัจจัยเงื่อนไข (Conditional factors) โดยที่ค่าน้ำหนักของอิทธิพลต่อการเกิดอุทกภัยจะต่างกัน จึงต้องมีการตรวจสอบค่าน้ำหนัก โดยที่ SI ของแต่ละปัจจัยเงื่อนไขจะถูกแบ่งด้วย ความหนาแน่นของการเกิดอุทกภัยในพื้นที่ศึกษา สามารถคำนวณได้จาก (Worawit, 2021)

$$W_{ij} = \ln \frac{D_{ij}}{D} = \ln \left[\frac{N_{ij}}{S_{ij}} / \frac{N}{S} \right] \quad (1)$$

โดยที่ W_{ij} คือ น้ำหนักของปัจจัยเงื่อนไข, D_{ij} คือ ความหนาแน่นของพื้นที่น้ำท่วมของแต่ละปัจจัย, D คือ ความหนาแน่นของพื้นที่น้ำท่วมบริเวณพื้นที่ศึกษา, N_{ij} คือ จำนวน Flood Pixel ของปัจจัยเงื่อนไข, S_{ij} คือ จำนวน Flood Pixel ทั้งหมดของปัจจัย, N คือ จำนวน Flood Pixel ทั้งหมด และ S คือ จำนวน Pixel ทั้งหมดของพื้นที่ศึกษา

ปัจจัยเงื่อนไขจะถูกจัดจำแนกข้อมูลด้วยค่า W_{ij} แล้วจะนำมาคำนวณ Frequency Ratio (FR) เพื่อหา Flood Susceptibility Index (FSI) ด้วยสมการ (Worawit, 2021)

$$FSI = \sum_{j=1}^n W_{ij} \quad (2)$$

โดยที่ FSI คือ ดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย, W_{ij} คือ น้ำหนักของปัจจัยเงื่อนไข และ n คือ จำนวนปัจจัยเงื่อนไข

2. แบบจำลองป่าสุ่ม (Random Forest: RF)

แบบจำลองป่าสุ่มมี 2 หลักการที่ผู้ใช้กำหนดพารามิเตอร์เชิงโครงสร้าง $mtry$ และ $ntree$ ซึ่งอ้างอิงถึงจำนวนของตัวแปรที่ใช้ใน random tree และจำนวนของต้นไม้ที่ถูกบรรจุอยู่ในป่า ตามลำดับ ในกรณีของการศึกษานี้ จะทำการปรับพารามิเตอร์ทั้ง 2 หลักการด้วย Achieved by a grid search technique (Hong et al., 2016; Chen et al., 2017) พารามิเตอร์ $mtry$ คือค่าในช่วงของจำนวนตัวแปรของการเกิดอุทกภัย โดยจะมีค่าอยู่ในช่วง $[1, 11]$ ในขณะที่ $ntree$ จะมีค่าอยู่ในช่วง $[500, 1000, 1500$ และ $2000]$ Haoyuan et al., (2018) และ Khabat et al., (2018) Achieved by a grid search technique จะฝึก Random Forest ของแต่ละคู่ ($mtry, ntree$) และประเมินประสิทธิภาพของชุดตรวจสอบแต่ละคู่ ซึ่งคู่ที่ได้คะแนนสูงสุดคือค่าที่เหมาะสมที่สุด

3. การประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง

การศึกษาในครั้งนี้ใช้วิธีตรวจสอบความถูกต้องโดย Receiver Operating Characteristic หรือ ROC เป็นเส้นโค้งที่อธิบายถึงการดำเนินงาน วิธีการโดยปกติเป็นการคำนวณพื้นที่ภายใต้เส้น ROC หรือพื้นที่ใต้กราฟ (Area Under the Curve หรือ AUC) (เบญจพรและณัตติฤดี, 2561) กราฟ ROC เป็นกราฟที่แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของ Binary Classification ซึ่งตัวแปรตาม (y) เป็นตัวแปรเชิงคุณภาพแบ่งออกเป็น 2 กรณีคือ $y = 1$ เมื่อมีโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ และ $y = 0$ เมื่อมีโอกาสที่จะไม่เกิดเหตุการณ์ (Hanley and McNeil, 1982) ตัวบ่งชี้ทางสถิติของ ROC Curve แสดงพื้นที่ใต้เส้นโค้ง (Area Under Curve, AUC) ที่แสดงถึงความแม่นยำ และประสิทธิภาพของแบบจำลองป่าสุ่ม ค่า AUC อยู่ระหว่าง 0-1 (Yi et al., 2020) ยิ่งค่าใกล้ 1 จะบ่งชี้ถึงความแม่นยำ และประสิทธิภาพของแบบจำลองที่สูง โดยค่า AUC ที่ < 0.6 แสดงค่าความแม่นยำต่ำ 0.6-0.7 แสดงค่าความแม่นยำปานกลาง 0.7-0.8 แสดงค่าความแม่นยำสูง และค่า AUC > 0.8 แสดงค่าความแม่นยำที่เกือบจะสมบูรณ์แบบ (Hossein et al., 2017) โดย AUC จะสามารถคำนวณได้จาก (Costache and Bui, 2020)

$$AUC = \frac{\sum TP + \sum TN}{(P+N)} \quad (3)$$

โดยที่ TP คือ จำนวน Pixel ที่ผ่านการ Classify, TN คือ จำนวน Pixel ที่ผ่านการ Classify และเป็น Pixel ที่ไม่ถูกน้ำท่วม, P คือ จำนวน Pixel น้ำท่วมทั้งหมด และ N คือ จำนวน Pixel ที่ไม่ถูกน้ำท่วมทั้งหมด

ผลการวิจัย

1. การวิเคราะห์เพื่อหาดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย

เป็นวิธีการทางสถิติแบบ 2 ตัวแปรที่นิยมใช้ในการสร้างแบบจำลองที่เกี่ยวข้องกับภัยพิบัติทางธรรมชาติ เนื่องจากมีความแม่นยำสูง จึงถูกนำมาใช้วัดความแปรปรวน และความไม่เสถียรของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเกิดอุทกภัย โดยปัจจัยต่าง ๆ จะมีค่าน้ำหนักของอิทธิพลต่อการเกิดอุทกภัยที่ต่างกัน จากตารางที่ 1 แสดงค่าน้ำหนักของแต่ละปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเกิดอุทกภัย โดยปัจจัยที่มีค่าน้ำหนักสูง จะแสดงถึงความสัมพันธ์กับการเกิดอุทกภัยที่สูง และปัจจัยเงื่อนไขของแต่ละปัจจัยจะถูกนำมาจำแนกข้อมูลใหม่ และใช้ในการคำนวณดัชนีที่มีความถี่ต่อการเกิดอุทกภัย

ตารางที่ 1 ค่าดัชนีทางสถิติของปัจจัยเงื่อนไข

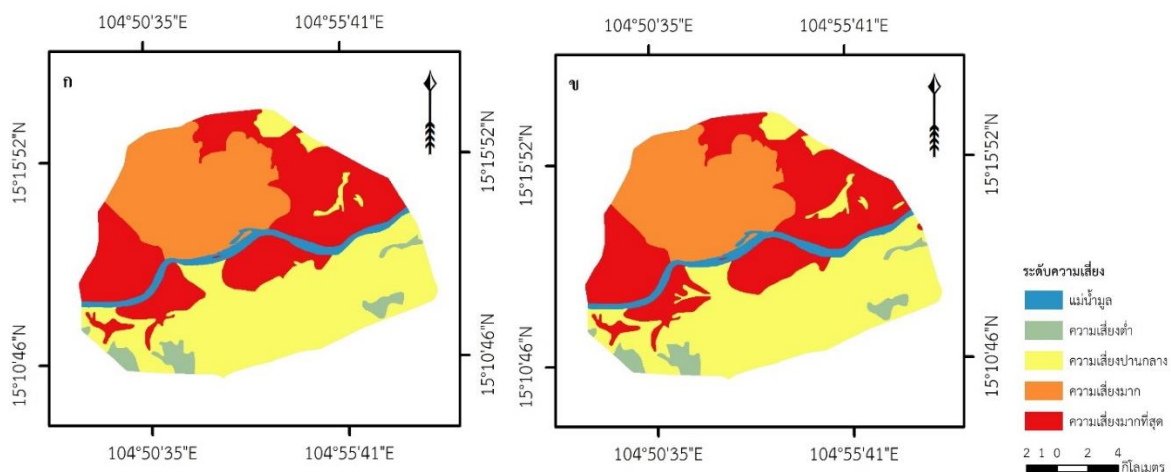
ปัจจัย	ปัจจัยเงื่อนไข	จำนวนพิทเซลล์ในปัจจัยเงื่อนไข	จำนวนพิทเซลล์ของตำแหน่งที่เกิดอุทกภัย	FR
การระบายน้ำของดิน	ค่อนข้างดี	62433	167	0.50
	-	49310	212	0.81
	ค่อนข้างช้า	39166	453	2.18
	ปานกลาง	11423	29	0.48
ความลาดเอียงของพื้นที่ (องศา)	0	22793	94	0.78
	0-5	137523	746	1.02
	5-10	1916	21	2.06
ค่าการไหลสะสม	0-100,000	162232	862	1.00

ปัจจัย	ปัจจัย เงื่อนไข	จำนวนพิกเซลใน ปัจจัยเงื่อนไข	จำนวนพิกเซลของ ตำแหน่งที่เกิดอุทกภัย	FR
ความหนาแน่นของลำน้ำ (กิโลเมตร/ตารางกิโลเมตร)	0-0.3	162232	862	1.00
ความสูงของพื้นที่ (เมตร)	101-200	162232	862	1.00
ระยะห่างจากแม่น้ำ (เมตร)	400	16420	195	1.00
	800	16182	162	2.24
	1,200	15775	116	1.89
	1,600	15265	121	1.38
	2,000	14193	91	1.49
	> 2,000	84497	176	1.21

ปัจจัยเงื่อนไขจะถูกจำแนก นำมาสร้าง Flood Susceptibility Index (FSI) ด้วย Raster Calculator ในการคำนวณ และจัดลำดับความเสี่ยงออกเป็น 4 ระดับ ด้วยวิธีการ Equal interval ได้แก่ พื้นที่ความเสี่ยงต่ำที่สุด พื้นที่ความเสี่ยงต่ำ พื้นที่ความเสี่ยงปานกลาง พื้นที่ความเสี่ยงมาก และพื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุด โดยพื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุดมีเนื้อที่ 44.41 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 31.78 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงมากมีเนื้อที่ 35.01 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 25.045 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงปานกลางมีเนื้อที่ 55.75 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 39.88 ของพื้นที่ และพื้นที่ความเสี่ยงต่ำมีเนื้อที่ 4.4 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 3.3 ของพื้นที่ ดังแสดงในภาพที่ 2

2. แบบจำลองป่าสุ่ม

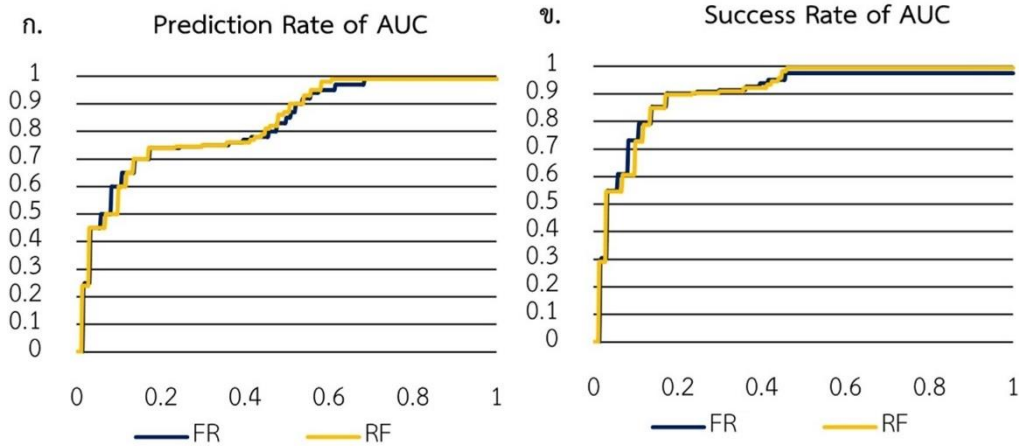
แบบจำลองป่าสุ่ม เป็นการใช้เทคนิค Ten-Fold Cross-Validation ในการปรับพารามิเตอร์ mtry และ ntree เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองป่าสุ่ม จากภาพที่ 2 แสดงแผนที่ความเสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยจากป่าสุ่ม โดยพื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุดมีเนื้อที่ 45.73 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 32.66 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงมากมีเนื้อที่ 35.0 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 25.0 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงปานกลางมีเนื้อที่ 54.76 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 39.11 ของพื้นที่ และพื้นที่ความเสี่ยงต่ำมีเนื้อที่ 4.52 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 3.23 ของพื้นที่



ภาพที่ 1 แผนที่ความเสี่ยงอุทกภัยจาก (ก) ความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัยและ (ข) แบบจำลองป่าสุ่ม

3. การประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง

ดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย ที่ใช้เพื่อวัดความแปรปรวนและความไม่เสถียรของฐานข้อมูล โดยที่อัตราความสำเร็จของแบบจำลองเท่ากับ 0.89 และอัตราการทำนายเท่ากับ 0.82 แบบจำลองป่าสุ่ม มีอัตราการทำนายเท่ากับ 0.82 และมีอัตราความสำเร็จเท่ากับ 0.90



ภาพที่ 2 การประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง ก. อัตราการทำนายของ AUC ข. อัตราความสำเร็จของการทำนาย AUC

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

การประเมินพื้นที่เสี่ยงอุทกภัยโดยใช้ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เป็นหนึ่งในงานวิจัยที่ได้รับความนิยมในการศึกษาภัยพิบัติทางธรรมชาติ โดยที่หลักสำคัญ คือ ความถูกต้องและเวลา ในการบรรเทาและป้องกันสาธารณภัย โดยที่การศึกษาในครั้งนี้เป็นการระบุพื้นที่เสี่ยงอุทกภัย กรณีศึกษา อำเภอเมืองอุบลราชธานี และอำเภอลือชัยราชบ ังหวัดอุบลราชธานี ด้วยแบบจำลองแบบป่าสุ่ม ซึ่งใช้ข้อมูลตำแหน่งที่เคยเกิดอุทกภัย 500 ตำแหน่ง เป็นข้อมูลชุดฝึกอบรม และข้อมูลที่ใช้ในการฝึกทดสอบ 362 ตำแหน่ง แบบจำลองความเสี่ยงอุทกภัยจะถูกตรวจสอบด้วย AUC เพื่อตรวจสอบนัยสำคัญทางสถิติและประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลอง จากผลการศึกษา พบว่า ดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย พื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุดมีเนื้อที่ร้อยละ 31.78 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงมากมีเนื้อที่ร้อยละ 25.045 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงปานกลางมีเนื้อที่ร้อยละ 39.88 ของพื้นที่ และพื้นที่ความเสี่ยงต่ำมีร้อยละ 3.3 ของพื้นที่ โดยมีสัดส่วนพื้นที่ใกล้เคียงกับ Worawit (2021) และแผนที่ความเสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยจากแบบจำลองป่าสุ่ม แสดงพื้นที่ความเสี่ยงมากที่สุดมีเนื้อที่ร้อยละ 32.66 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงมากมีเนื้อที่ ร้อยละ 25.0 ของพื้นที่, พื้นที่ความเสี่ยงปานกลางมีเนื้อที่ร้อยละ 39.11 ของพื้นที่ และพื้นที่ความเสี่ยงต่ำมีร้อยละ 3.23 ของพื้นที่ ซึ่งมีสัดส่วนของพื้นที่เสี่ยงใกล้เคียงกับงานวิจัยของ Feranmi (2021)

ในการประเมินความถูกต้องของแบบจำลองพบว่า ดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัย มีอัตราความถูกต้องของการทำนายเท่ากับ 0.82 และมีอัตราการทำนายเท่ากับ 0.89 ในขณะที่ แบบจำลองป่าสุ่ม มีอัตราความถูกต้องของการทำนายเท่ากับ 0.82 และมีอัตราการทำนายเท่ากับ 0.9 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความสามารถในการทำนายของทั้งแบบจำลอง 2 แบบจำลอง มีความสามารถในการทำนาย และความถูกต้องของแบบจำลองที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งเมื่อพิจารณาทั้งอัตราความสำเร็จและอัตราการทำนายพบว่า แบบจำลองป่าสุ่ม จะมีค่ามากกว่าดัชนีความอ่อนไหวของการเกิดอุทกภัยเล็กน้อย ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Mahyat et.al (2018) และงานวิจัยของ Feranmi (2021) และอัตราความผิดพลาดของการทำนายค่า Costache and Bui, (2020) และ Mahyat et.al., (2018) ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลอง

ป่าชุ่มเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการระบุตำแหน่งและแนวโน้มความเสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัย โดยตำแหน่งที่ควรเฝ้าระวังคือ บริเวณพื้นที่ริมตลิ่งรอบแม่น้ำมูล ซึ่งบริเวณดังกล่าวเป็นพื้นที่เสี่ยงสูงถึงสูงมาก

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ น.อ.รศ.ดร. เกียรติกุลไชย จิตต์เอื้อ ที่ให้คำปรึกษาในด้านการเรียน การค้นคว้าวิจัยความคิดเห็นที่เป็นประโยชน์เกี่ยวกับแนวทางในงานวิจัยและการตรวจแก้ไขวารสารฉบับนี้จนกระทั่งเสร็จสมบูรณ์

เอกสารอ้างอิง

- เบญจพร เอี่ยมประโคน และณัตติฤดี เจริญรักษ์. (2561). ใน มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย (บ.ก.), วิธีการเปรียบเทียบพื้นที่ได้โค้ง ROC สำหรับข้อมูลชุดเดียวกัน: กรณีศึกษาแบบจำลองคะแนนเครดิต. *การประชุมวิชาการและนำเสนอผลงานวิชาการระดับชาติ UTCC Academic Day ครั้งที่ 2*. (น.1756-1769).
- มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี. (2547). *โครงการศึกษาผลกระทบจากสภาวะน้ำท่วม ด้านเศรษฐศาสตร์และสิ่งแวดล้อม ในพื้นที่ริมตลิ่งแม่น้ำมูล เขตอำเภอเมืองอุบลราชธานี และอำเภวารินชำราบ* (รายงานการวิจัย). อุบลราชธานี: มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี. <http://www.esanpedia.oar.ubu.ac.th/e-research/sites/default/files/UBU-2547.pdf>
- สำนักทรัพยากรน้ำแห่งชาติ. (2562). *สรุปบทเรียน การบริหารจัดการอุทกภัยพื้นที่จังหวัดอุบลราชธานี ปี 2562*. สำนักนายกรัฐมนตรี: กรุงเทพฯ.
- สำนักงานนโยบายและแผนทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม. (2558). *แผนแม่บทรองรับการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ พ.ศ. 2558-2593*. กรุงเทพฯ: กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม.
- Ali, S., Cheema, M. J. M., Waqas, M. M., Waseem, M., Leta, M. K., Qamar, M. U., Awan, U. K., Bilal, M. and Rahman, M. H. U. (2021). Flood mitigation in the transboundary Chenab River basin: a basin-wise approach from flood forecasting to management. *Remote Sens*, 13(19), 3916. <https://doi.org/10.3390/rs13193916>.
- Amir, M., Pinar, O. and Kwok-Wing, C. (2018). Flood prediction using machine learning models: literature review. *Water*, 10(11). <https://doi.org/10.3390/w10111536>.
- Costache, R. and Bui, D. T. (2020). Identification of areas prone to flash-flood phenomena using multiple-criteria decision-making, bivariate statistics, machine learning and their ensembles. *Science of The Total Environment*, 712. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.136492>.
- Feranmi, J. O. (2021). *Spatial prediction of flood susceptible areas using machine learning approach: a focus on west african region*. [Master's Degree, University of Muenster]. <https://run.unl.pt/bitstream/10362/113893/1/TGEO0268.pdf>
- Hanley, J. A. and McNeil, B. J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143(1), 29-36. <https://doi.org/10.1148/radiology.143.1.7063747>.

- Haoyuan, H., Paraskevas, T., Ioanna, I., Junzhi, L., A-Xing, Z. and Wei, C. (2018). Application of fuzzy weight of evidence and data mining techniques in construction of flood susceptibility map of Poyang County, China. *Science of the Total Environment*, 625, 575-588. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.256>.
- Haoyuan, H., Wei, C., Chong, X., Ahmed, M. Y., Biswajeet, P. and Dien, T. B. (2016). Rainfall-induced landslide susceptibility assessment at the Chongren area (China) using frequency ratio, certainty factor, and index of entropy. *Geocarto International*, 32(2), 139-154. <https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1130086>.
- Hosseini, M., Biswajeet, P., Haleh, N., Noordin, A. and Abdul, H. b. G. (2017). Ensemble machine-learning-based geospatial approach for flood risk assessment using multi-sensor remote-sensing data and GIS. *Geomatics, Natural Hazard and Risk*, 8(2), 1080-1102. <https://doi.org/10.1080/19475705.2017.1294113>.
- Kamran, C., Vijay, P. S., Ataollah, S., Himan, S., Dien, T. B., Binh, T. P. and Khabat, K. (2017). A novel hybrid artificial intelligence approach for flood susceptibility assessment. *Environmental Modelling & Software*, (95), 229-245. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.06.012>.
- Khabat, K., Binh, T. P., Kamran, C., Ataollah, S., Himan, S., Inge, R., Indra, P. and Dieu, T. B. (2018). A comparative assessment of decision trees algorithms for flash flood susceptibility modeling at Haraz watershed, northern Iran. *Science of The Total Environment*, 627(15), 744-755. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.01.266>.
- Ionita, M. and Nagavciuc, V. (2021). Extreme floods in the Eastern part of Europe: large-scale drivers and associated impacts. *Water*, 13(8). <https://doi.org/10.3390/w13081122>.
- Mahyat, S. T., Simon, J. and Farzin, S. (2018). Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques. *Cetena*, 175, 174-192. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.12.011>.
- Witchapong, D. (2018, November 21). *เจาะลึก Random Forest !!!— Part 2 of “รู้จัก Decision Tree, Random Forest, และ XGBoost*. <https://shorturl.asia/Cf7TY>
- Worawit, S. (2021). GIS-based flood susceptibility mapping using statistical index and weighting factor models. *Environment and Natural Resources Journal*, 19(6), 481-493. <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/ennrj/article/view/242895>.
- Yi, W., Zhice, F., Haoyuan, H. and Ling, P. (2020). Flood susceptibility mapping using convolutional neural network frameworks. *Journal of Hydrology*, 582. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124482>.