



การสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปจากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่า
และข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

วิทยานิพนธ์
ของ
ทศพล ภูผิวน้ำ

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ

มกราคม 2565

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์ปรับปรุงของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปจากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่า
และข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

วิทยานิพนธ์

ของ

ทศพล ภูผิวฟ้า

พูน บณฺฑิต ชีวะ

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ

มกราคม 2565

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

The Modeling Shape Parameter of The Generalized Extreme Value Distribution of
Rainfall-Runoff and Satellite Images Using Artificial Neural Network Approach

Tossapol Phoophiwfa

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Science (Statistical Management Science)

January 2022

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายทศพล ภูผิวฟ้า แล้ว
เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา
วิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. อาทิตย์ อภิโชติธนกุล)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รศ. ดร. ปิยภัทร บุชบาบดินทร์)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(รศ. ดร. อธิวัฒน์ เหล่าสุวรรณ)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. มนชยา เจียงประดิษฐ์)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. สุจิตตา สุระภี)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(ศ. ดร. ไพโรจน์ ประมวล)

คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

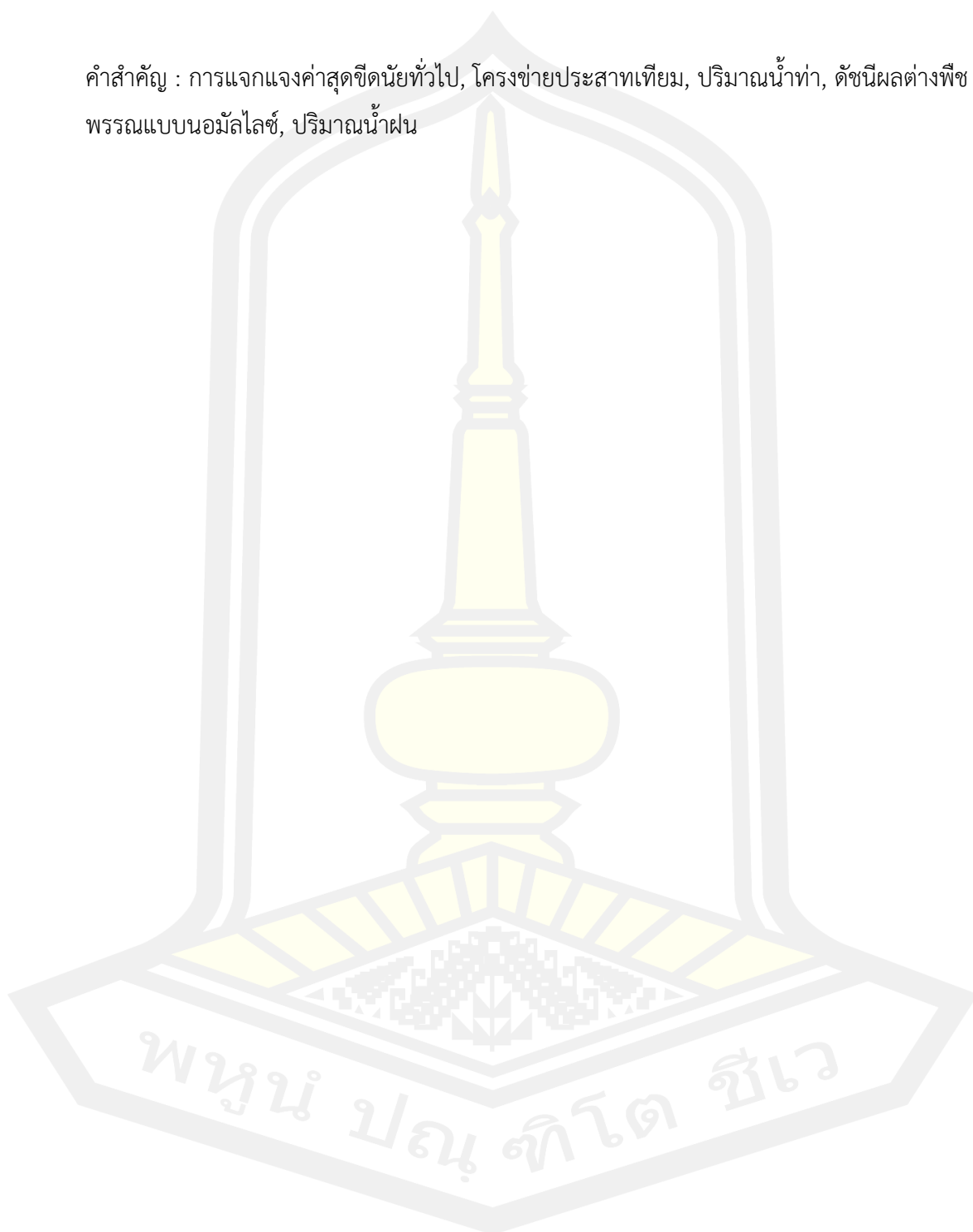
ชื่อเรื่อง	การสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปจากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม		
ผู้วิจัย	ทศพล ภูผิฟ้า		
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ รองศาสตราจารย์ ดร. อีรวงศ์ เหล่าสุวรรณ		
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิทยาการจัดการสถิติ
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2565

บทคัดย่อ

ในงานวิจัยเรื่องการสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปจากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีวัตถุประสงค์หลักของงานวิจัยนี้คือการหาตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) พร้อมทั้งสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างภายใต้การแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (Generalized Extreme Value: GEV) เพื่อนำผลการศึกษามาคาดการณ์พื้นที่เสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยน้ำท่วมด้วยแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ (Return level) ทั้งนี้ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลดาวเทียม ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลอุทกวิทยา ของลุ่มน้ำชี ทั้งหมด 11 ปีย้อนหลัง (พ.ศ. 2553 ถึง พ.ศ. 2564) จากกรมอุตุนิยมวิทยาและสถานีเกษตรจำนวน 92 สถานี ในการศึกษาครั้งนี้เราทำการประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่างด้วยแบบจำลองกระบวนการคงที่ (Stationary process) ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood estimation: MLE) และแบบจำลองกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary process) ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) ภายใต้การแจกแจง GEV และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ทั้ง 2 รูปแบบด้วยค่าสัมประสิทธิ์ Nash-Sutcliffe (Nash-Sutcliffe Efficiency: NSE) จากการศึกษาพบว่า แบบจำลองกระบวนการไม่คงที่ที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ทั้งหมด 59 สถานี แบ่งเป็น แบบจำลอง ANN-7 จำนวน 17 สถานี แบบจำลอง ANN-10 จำนวน 27 สถานี และแบบจำลอง ANN-3 จำนวน 15 สถานี อย่างไรก็ตามพบว่า แบบจำลองกรณีกระบวนการคงที่ที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ทั้งหมด 33 สถานี และจากการพิจารณาภาพรวมของค่า NSE เฉลี่ยของแต่ละแบบจำลองพบว่ามีค่า NSE สูงกว่า 0.75 ทำให้สรุปได้ว่าแบบจำลองที่เกิดขึ้นในแต่ละสถานีทั้ง 92 สถานีนั้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนและมีความแม่นยำในการคาดการณ์ทั้งนี้ในตอนท้ายของงานผู้วิจัยได้นำระดับการเกิดปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนซ้ำในรอบปีการเกิดซ้ำ

(Return period) 2 ปี 5 ปี 10 ปี 20 ปี 50 ปี และ 100 ปี นำเสนอผ่านภาพแผนที่ 2 มิติ

คำสำคัญ : การแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป, โครงข่ายประสาทเทียม, ปริมาณน้ำท่า, ดัชนีผลต่างพืช
พรรณแบบนอนมัลไลซ์, ปริมาณน้ำฝน



TITLE	The Modeling Shape Parameter of The Generalized Extreme Value Distribution of Rainfall-Runoff and Satellite Images Using Artificial Neural Network Approach		
AUTHOR	Tossapol Phoophiwfa		
ADVISORS	Associate Professor Piyapatr Busababodhin , Ph.D. Associate Professor Teerawong Laosuwan , Ph.D.		
DEGREE	Master of Science	MAJOR	Statistical Management Science
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2022

ABSTRACT

In this research on The Modeling Shape Parameter of The Generalized Extreme Value Distribution of Rainfall-Runoff and Satellite Images Using Artificial Neural Network Approach. The main objective of this research is to determine the variables that affect the shape parameter change by considering the correlation coefficient and to model the shape parameter under a generalized extreme value (GEV) distribution to predict flood risk areas with a return level map. The researchers collected satellite, meteorological and hydrological data of the Chi River Basin over the past 11 years (2010 to 2021) from the Thai Meteorological Department (TMD) and agricultural stations, a total of 92 stations. In our study, the shape parameter was estimated with non-stationary process by artificial neural network (ANN) approach and stationary process by maximum likelihood estimation (MLE) approach under GEV distribution. The Nash-Sutcliffe coefficient (NSE) is used to compare the two models. The study found that the non-stationary model was suitable for the monthly maximum rainfall data of 59 stations, categorized into the ANN-7 model of 17 stations, the ANN-10 model of 27 stations and the ANN-3 model of 15 stations. In the case of a fixed model, it is suitable for all 33 stations of monthly maximum rainfall data. When looking at the overview of the mean NSE of each model, the NSE was greater than 0.75, concluding that the model occurring at each of the 92 stations

were appropriate for the monthly maximum rainfall data and the models had predictive accuracy. At the end of the study, the return level of monthly maximum rainfall data in various predicted the return level in 2 years, 5 years, 10 years, 20 years, 50 years and 100 years were presented through a 2D map.

Keyword : Generalized Extreme Value, Artificial Neural Network, Runoff, Normalized Difference Vegetation Index, Rainfall



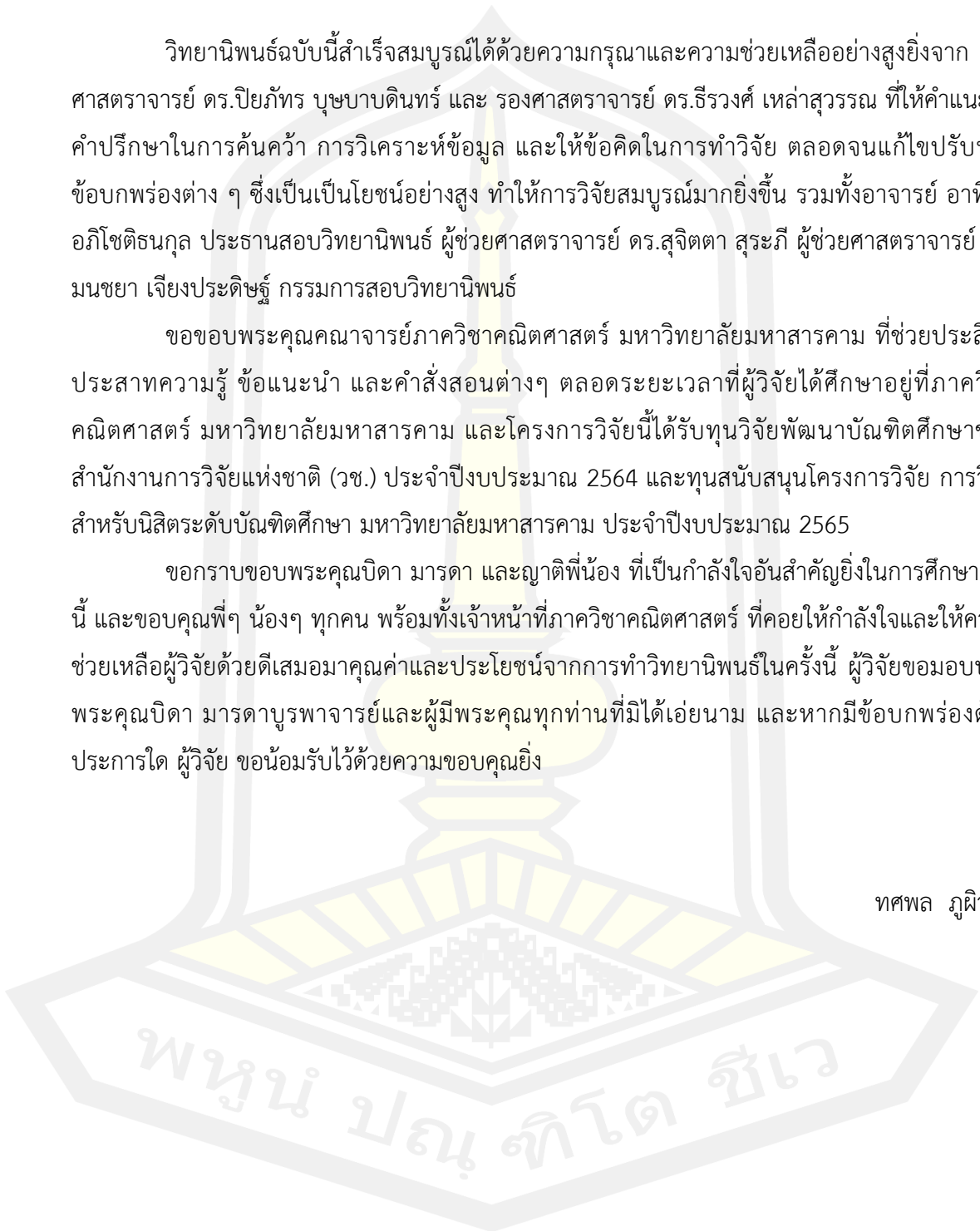
กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างสูงยิ่งจาก รองศาสตราจารย์ ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.ธีรพงศ์ เหล่าสุวรรณ ที่ให้คำแนะนำ คำปรึกษาในการค้นคว้า การวิเคราะห์ข้อมูล และให้ข้อคิดในการทำวิจัย ตลอดจนแก้ไขปรับปรุง ข้อบกพร่องต่าง ๆ ซึ่งเป็นเป็นประโยชน์อย่างสูง ทำให้การวิจัยสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น รวมทั้งอาจารย์ อาทิตย์ อภิไชยรัตนกุล ประธานสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุจิตตา สุระภี ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. มนชยา เจียงประดิษฐ์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ภาควิชาคณิตศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ช่วยประสิทธิ์ประสาทความรู้ ข้อแนะนำ และคำสั่งสอนต่างๆ ตลอดระยะเวลาที่ผู้วิจัยได้ศึกษาอยู่ที่ภาควิชาคณิตศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม และโครงการวิจัยนี้ได้รับทุนวิจัยพัฒนาบัณฑิตศึกษาของสำนักงานการวิจัยแห่งชาติ (วช.) ประจำปีงบประมาณ 2564 และทุนสนับสนุนโครงการวิจัย การวิจัยสำหรับนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ประจำปีงบประมาณ 2565

ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และญาติพี่น้อง ที่เป็นกำลังใจอันสำคัญยิ่งในการศึกษาครั้งนี้ และขอบคุณพี่ๆ น้องๆ ทุกคน พร้อมทั้งเจ้าหน้าที่ภาควิชาคณิตศาสตร์ ที่คอยให้กำลังใจและให้ความช่วยเหลือผู้วิจัยด้วยดีเสมอมาคุณค่าและประโยชน์จากการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณพระคุณบิดา มารดาบูรพาจารย์และผู้มีพระคุณทุกท่านที่มีได้เอื้อนนาม และหากมีข้อบกพร่องด้วยประการใด ผู้วิจัย ขอน้อมรับไว้ด้วยความขอบคุณยิ่ง

ทศพล ภูผิฟ้า



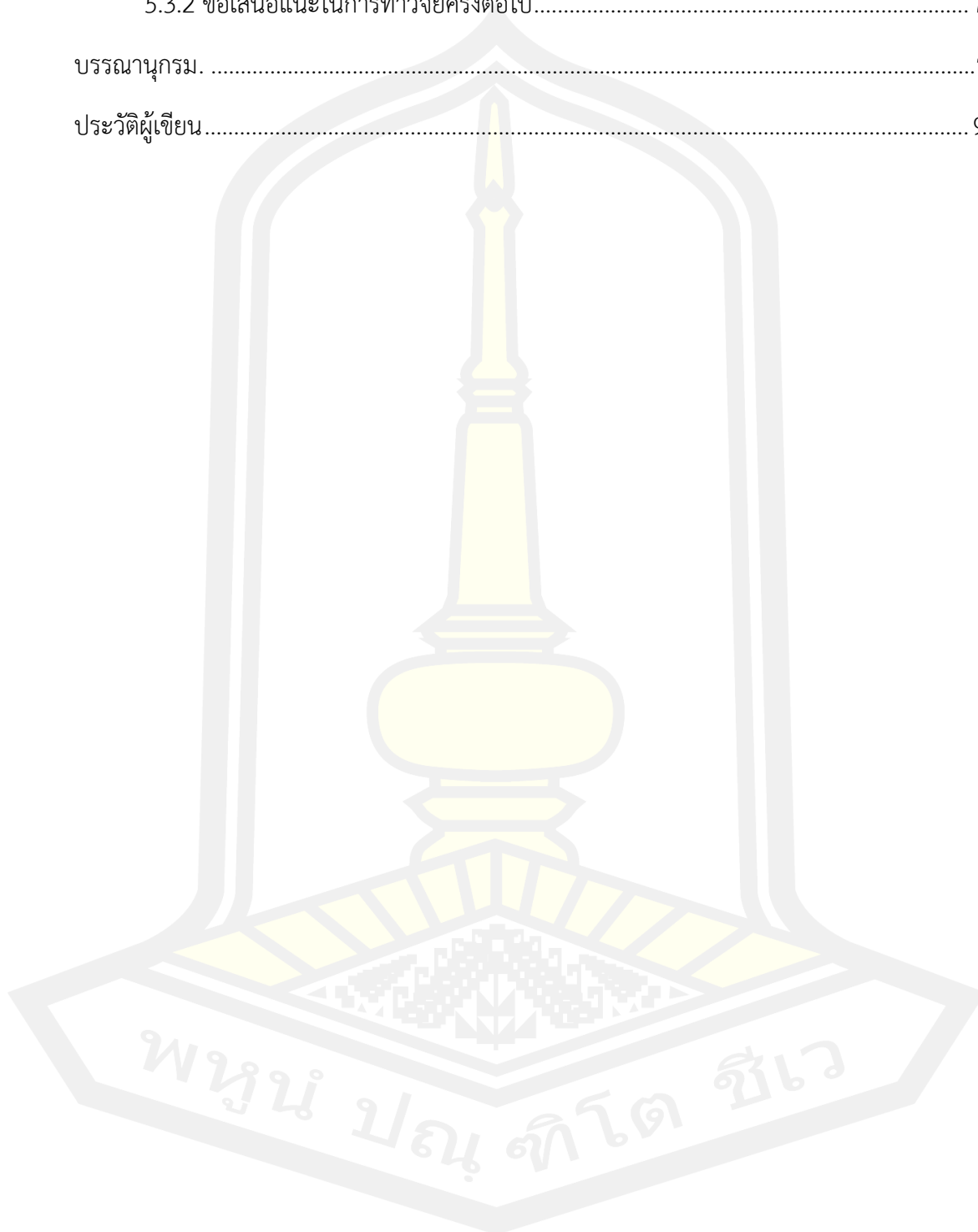
สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ฉ
กิตติกรรมประกาศ.....	ช
สารบัญ.....	ฌ
สารบัญตาราง.....	ฐ
สารบัญรูปภาพ.....	ฑ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล	1
1.2 วัตถุประสงค์	3
1.3 ขอบเขตการศึกษา.....	3
1.3.1 ขอบเขตการศึกษาด้านตัวแปร	3
1.3.2 ขอบเขตการศึกษาด้านพื้นที่	3
1.3.3 การพัฒนาแบบจำลอง	4
1.3.4. การสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ (Return Level).....	5
ของตัวแปรสำคัญ	5
1.4 ตัวแปรที่ศึกษา	6
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	6
1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ	6
บทที่ 2 ปริทัศน์เอกสารข้อมูล	8
2.1. อุทกภัยน้ำท่วมที่เกิดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ.....	8
2.1.1 ลักษณะการเกิดอุทกภัยน้ำท่วม	8

2.1.2 ลักษณะของอุทกภัย	8
2.1.3 อุทกภัยอันตรายและความเสียหายที่เกิดขึ้น.....	9
2.1.4 วิธีปฏิบัติในการป้องกันตนเองและบรรเทาจากอุทกภัย	9
2.2 ภาพถ่ายดาวเทียม.....	10
2.2.1 ชนิดของดาวเทียม	10
2.2.2 ประโยชน์ข้อมูลภาพจากดาวเทียม.....	11
2.3 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	13
2.3.1 ทฤษฎีค่าสุดขีด (Extreme Value Theory).....	13
2.3.2 วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation: MLE)	16
2.3.3 ระดับการเกิดซ้ำ (Return Level)	17
2.3.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN).....	17
2.3.5 หลักการทำงานโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
2.3.6 ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอร์มัลไลซ์ (The Normalized Difference Vegetation Index: NDVI).....	22
2.3.7 สหสัมพันธ์ (Correlation)	22
2.3.7.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson product-moment correlation coefficient).....	22
2.3.7.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient)....	23
2.3.7.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สเปียร์แมน (Spearmanrank correlation coefficient).....	24
2.3.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง	24
2.3.8.1 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean squared error : MSE).....	24
2.3.8.2 รากที่สองค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Root mean squared error : RMSE)	25

2.3.8.3 การประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองด้วย Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE).....	25
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	26
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	29
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน	29
3.2 สรุปขั้นตอนวิธีการดำเนินงานวิจัย.....	31
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปราย	33
4.1 การเตรียมข้อมูล คัดกรองข้อมูลตัวแปร เพื่อทำการวิเคราะห์.....	33
4.1.1 วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม Terra-MODIS โดยการคำนวณค่าดัชนี NDVI.....	39
4.1.2 ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาและอุทกวิทยา.....	41
4.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter).....	41
4.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเพื่อหาตัวแปรที่ส่งผลต่อพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter).....	46
4.4 สร้างแบบจำลองเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV จากตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	48
4.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองระหว่างกระบวนการคงที่ (Stationary Process) และกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process)	55
4.5.1 แบบจำลองที่เกิดจากกระบวนการคงที่ (Stationary Process)	55
4.5.2 แบบจำลองกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process).....	55
4.6 ประเมินค่าระดับการเกิดซ้ำของแบบจำลองค่าสุดขีดและสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ.....	62
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	72
5.1 สรุปผล.....	72
5.2 อภิปรายผลการวิจัย	74
5.3 ข้อเสนอแนะ	75

5.3.1 ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งนี้.....	75
5.3.2 ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป.....	75
บรรณานุกรม.....	76
ประวัติผู้เขียน.....	97



สารบัญตาราง

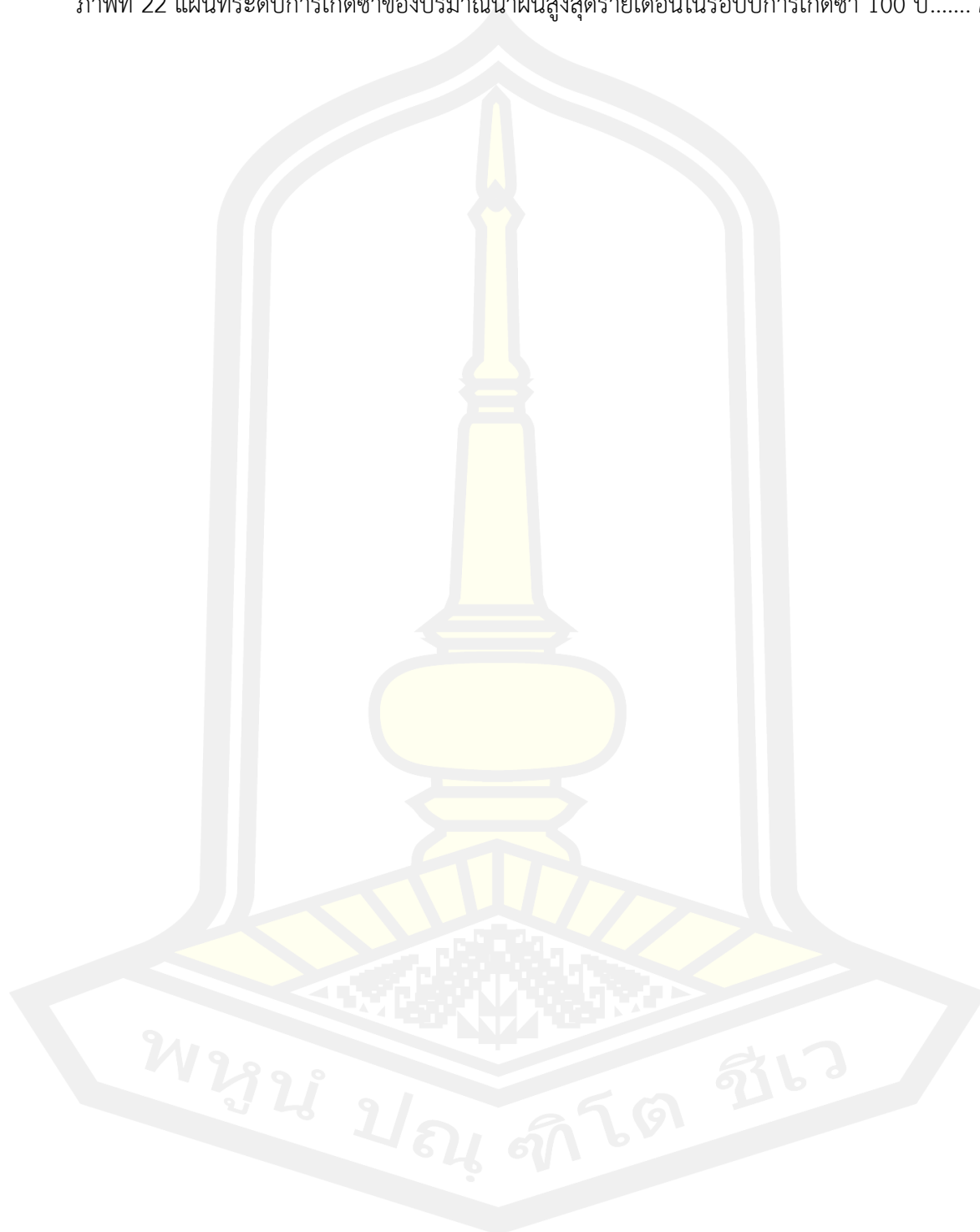
	หน้า
ตาราง 1 ความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทเทียม	20
ตาราง 2 การสรุปและอธิบายความหมายของค่า NSE	26
ตาราง 3 สรุปรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย จำแนกตามแหล่งที่มาของข้อมูล	34
ตาราง 4 รายชื่อสถานีตรวจวัดปริมาณน้ำฝนรายอำเภอ 92 แห่ง ที่อยู่ในพื้นที่ลุ่มน้ำชี	35
ตาราง 5 กำหนดชื่อตัวแปรและความหมายของตัวแปร	38
ตาราง 6 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นข้อมูลด้านอุตุนิมวิทยาและอุทกวิทยา	41
ตาราง 7 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ..	42
ตาราง 8 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างกับตัวแปรอื่นๆ	47
ตาราง 9 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการสร้างแบบจำลองโดยมีตัวแปรนำเข้าในกรณี ต่างๆ และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า MSE RMSE และ NES	48
ตาราง 10 โครงสร้างแบบจำลอง ANN-3 (5-9-1)	50
ตาราง 11 โครงสร้างแบบจำลอง ANN-7 (9-5-1)	51
ตาราง 12 โครงสร้างแบบจำลอง ANN-11 (16-10-1)	52
ตาราง 13 ผลวิธีการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองด้วย Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)	56
ตาราง 14 ค่าประมาณระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนของรอบปีการเกิดซ้ำ 2 5 10 20 50 และ 100 ปี	63

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 แผนที่ลักษณะทางกายภาพลุ่มแม่น้ำชีและสภาพปัญหาอุทกภัย.....	4
ภาพที่ 2 กรอบการทำงานวิจัย	5
ภาพที่ 3 โครงสร้างของระบบโครงสร้างข่ายประสาทเทียม.....	21
ภาพที่ 4 แผนที่ลุ่มแม่น้ำชีแสดงพิกัดที่ตั้งสถานีตรวจวัดปริมาณน้ำฝนรายอำเภอ 92 แห่ง	34
ภาพที่ 5 ตัวอย่างภาพข้อมูลดัชนี NDVI ในช่วงเดือนพฤษภาคมของปี 2015-2020.....	39
ภาพที่ 6 กราฟฮิสโตแกรมของข้อมูลดัชนี NDVI 11 ปีย้อนหลังเฉลี่ยของ 92 สถานี.....	40
ภาพที่ 7 ค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) จากข้อมูลปริมาณน้ำฝน	45
ภาพที่ 8 กราฟฮิสโตแกรมค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter).....	45
ภาพที่ 9 กราฟฮิสโตแกรมแสดงการกระจายของข้อมูลทั้ง 16 ตัวแปร	46
ภาพที่ 10 ความสัมพันธ์แบบเพียร์สันของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างกับตัวแปรอื่นๆ	47
ภาพที่ 11 กราฟแผนภูมิแท่งเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ MSE RMSE และ NSE	50
ภาพที่ 12 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของแบบจำลอง ANN-3 (5-6-1)	51
ภาพที่ 13 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของแบบจำลอง ANN-7 (9-5-1).....	52
ภาพที่ 14 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของแบบจำลอง ANN-10 (16-10-1).....	53
ภาพที่ 15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากแบบจำลอง.....	54
ภาพที่ 16 แผนที่แสดงแบบจำลองที่เหมาะสมของแต่ละสถานีของทั้ง 92 สถานีในลุ่มน้ำชี.....	62
ภาพที่ 17 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 2 ปี	66
ภาพที่ 18 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 5 ปี	67
ภาพที่ 19 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 10 ปี	68
ภาพที่ 20 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 20 ปี	69

ภาพที่ 21 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 50 ปี..... 70

ภาพที่ 22 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 100 ปี..... 71



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

สภาพภูมิอากาศที่เกิดขึ้นในปัจจุบันส่งผลกระทบโดยตรงต่อการเปลี่ยนแปลงการกระจายตัวของปริมาณน้ำฝน และการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิเฉลี่ยในชั้นบรรยากาศ ความผันแปรทางสภาพภูมิอากาศ ซึ่งการเปลี่ยนแปลงทางสภาพภูมิอากาศดังกล่าวล้วนแต่ส่งผลกระทบต่อการจัดการทรัพยากรน้ำและอุทกวิทยา ซึ่งในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยเป็นพื้นที่ที่ได้รับความเสียหายอย่างมากจากการเกิดอุทกภัยน้ำท่วมและน้ำแล้ง โดยสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดอุทกภัย ส่วนใหญ่ขึ้นอยู่กับสภาพพื้นที่และ ความผันแปรของธรรมชาติ แต่ในบางพื้นที่ การกระทำของมนุษย์ก็มีส่วนสำคัญในการทำให้ภาวะการเกิดอุทกภัยนั้นมีความรุนแรงเพิ่มมากขึ้นด้วย โดยในพื้นที่ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยมีพื้นที่การเกษตรมากกว่า 63 ล้านไร่ มีแม่น้ำสำคัญหลายสาย อาทิ แม่น้ำชี แม่น้ำมูล แม่น้ำสงคราม แม่น้ำพระเพลิง แต่ในปัจจุบันหลายพื้นที่ยังคงประสบปัญหาการขาดแคลนน้ำ ปัญหาน้ำแล้ง และประสบปัญหาน้ำท่วม จากข้อมูล “ภัยแล้ง” พบว่าในช่วง 30 ปีที่ผ่านมา มีพื้นที่ที่ประสบภัยจำนวน 57 จังหวัด (หรือคิดเป็น 75% ของประเทศ) 525 อำเภอ (หรือคิดเป็น 60% ของจำนวนอำเภอทั้งหมด) 3,321 ตำบล (หรือคิดเป็น 46% ของจำนวนตำบลทั้งหมด) และ 24,900 หมู่บ้าน (หรือคิดเป็น 33% ของจำนวนหมู่บ้านทั้งหมด) ในแง่ความเสียหาย มีจำนวนประชาชนที่ประสบภัยโดยเฉลี่ยแล้วมีประมาณ 9.71 ล้านคนในทุกๆปี หรือประมาณ 15% ของประชาชนทั้งหมดจะต้องประสบภัยแล้งในทุกๆปี มีพื้นที่การเกษตรเสียหาย 2,571 ล้านไร่ต่อปี ปศุสัตว์เสียหายเฉลี่ย 661 ตัว และมีมูลค่าความเสียหายรวม 656.62 ล้านบาทต่อปี

ปัญหา “น้ำท่วม” ส่งผลกระทบ 4.5 ล้านคน พื้นที่เกษตร 7.5 ล้านไร่ บ้านเรือนนับหมื่นหลัง สำหรับ “น้ำท่วม” พบว่าในช่วง 30 ปีที่ผ่านมา พบว่าโดยเฉลี่ยจะมีเหตุการณ์น้ำท่วมปีละ 9 ครั้ง ครอบคลุมพื้นที่ 63 จังหวัด (83% ของจังหวัดทั้งหมด) 532 อำเภอ (61% ของอำเภอทั้งหมด) 2,719 ตำบล (37% ของตำบลทั้งหมด) และ 17,867 หมู่บ้าน (24% ของหมู่บ้านทั้งหมด) โดยกระทบกับประชาชนเฉลี่ยปีละ 4.5 ล้านคน หรือประมาณ 7% ของประชากรทั้งหมดในทุกๆปี ขณะที่ในด้านความเสียหายด้านทรัพย์สินพบว่า มีบ้านเรือนเสียหายประมาณ 45,482 หลังต่อปี พื้นที่การเกษตรอีก 7.56 ล้านไร่ โดยตีเป็นมูลค่าความเสียหายทั้งหมด ปีละ 5,361 ล้านบาท ดังนั้น ความแม่นยำในการคาดการณ์การปริมาณน้ำฝนที่เสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยและภัยแล้ง จึงมีความสำคัญและเป็นประโยชน์

อย่างมาก ในการวางแผนแนวทางการจัดการน้ำเพื่อเตรียมรับมือกับปัญหาด้านที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ข้อมูลจาก (สำนักข่าวออนไลน์ไทยพับลิก้า, 2562) รวบรวมข้อมูลภัยพิบัติเพิ่มเติมจากศูนย์อำนวยการบรรเทาสาธารณภัย กรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย กระทรวงมหาดไทย ย้อนหลังไป 30 ปีตั้งแต่ปี 2532-2561

ในการสร้างแบบจำลองเพื่ออธิบายลักษณะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลปริมาณน้ำฝน มักพบว่าข้อมูลมีค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดเกิดขึ้น ข้อมูลลักษณะดังกล่าวเรียกว่าค่าสุดขีด (Extreme Value) ซึ่งมีจำนวนข้อมูลน้อยและอยู่ในส่วนของปลายหาง ข้อมูลในลักษณะนี้มักถูกตัดทิ้งไม่นำมาทำการวิเคราะห์หรือสร้างแบบจำลอง เนื่องจากมีความ (ปิยภัทร และอรุณ 2558) โดยการวิเคราะห์ค่าสุดขีดถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์เหตุการณ์ความรุนแรงของปรากฏการณ์ทางธรรมชาติ เช่น อุณหภูมิสุดขีด ความเร็วลมสูงสุด-ต่ำสุด และการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนสูงสุด พบว่าการแจกแจงค่าสุดขีดวางนัยทั่วไป (Generalized extreme value distribution : GEV) เป็นการแจกแจงที่เหมาะสม

จากการศึกษางานวิจัยของนักวิจัยหลายท่าน เช่น (Asadi et al., 2019) ได้พยากรณ์พารามิเตอร์บ่งรูปร่าง จากข้อมูลขนาดใหญ่ของกลุ่มแม่น้ำในพื้นที่ของสหรัฐอเมริกาและหาแบบจำลองที่เหมาะสมกับพื้นที่แต่ละพื้นที่โดยใช้ แบบจำลองเส้นตรง และ แบบจำลอง Random forest เทียบกับวิธีอย่างง่าย Naive Method ที่ทำการพยากรณ์ค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่างโดยผลที่ได้จากการวิเคราะห์สรุปได้ว่ามีตัวแปรทางสภาพภูมิอากาศและข้อมูลเชิงพื้นที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง และแบบจำลองแบบใหม่ที่ได้เทียบกับแบบจำลองเดิมที่ค่าความแม่นยำสูงขึ้น 20% เมื่อใช้พารามิเตอร์บ่งที่เกิดจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง Random forest และ (Haniyeh et al. 2019) สร้างแบบจำลอง น้ำฝน-น้ำท่า ด้วยดัชนี IC, NDVI โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) พบว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพ 97% เมื่อใช้กับแม่น้ำ Houghton ในประเทศออสเตรเลีย จาก (Rotjanakusol & Laosuwan, 2019) ได้ศึกษาเกี่ยวกับ ดัชนี NDVI เพื่อดูความสัมพันธ์กับปริมาณน้ำฝนที่ได้จากสถานีตรวจวัดของกรมอุตุนิยมวิทยาพบว่า มีค่าอยู่ระหว่าง 80-97 ในพื้นที่ภาควันออกเฉียงเหนือตอนล่างของประเทศไทย ดังนั้นจากงานวิจัยข้างต้นทำให้ผู้วิจัยสนใจในการศึกษาการเปลี่ยนแปลงไปของสภาพภูมิอากาศจากข้อมูลสถานีตรวจวัดและภาพถ่ายดาวเทียมที่ส่งผลต่อพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV เพื่อนำมาสร้างแบบจำลองพยากรณ์ค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) และหาการระดับการเกิดซ้ำของแบบจำลองเพื่อคาดการณ์พื้นที่ที่เสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยน้ำท่วม

1.2 วัตถุประสงค์

1.2.1 เพื่อหาตัวแปรที่ส่งผลต่อพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของปริมาณน้ำฝนรายเดือนโดยใช้ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Correlation)

1.2.2. เพื่อสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ของการแจกแจงค่าสุดขีดน้ำท่วม (GEV) จากข้อมูลสถานีตรวจวัดและภาพถ่ายดาวเทียม โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1.2.3. เพื่อคาดการณ์พื้นที่เสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยน้ำท่วมด้วยแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ

1.3 ขอบเขตการศึกษา

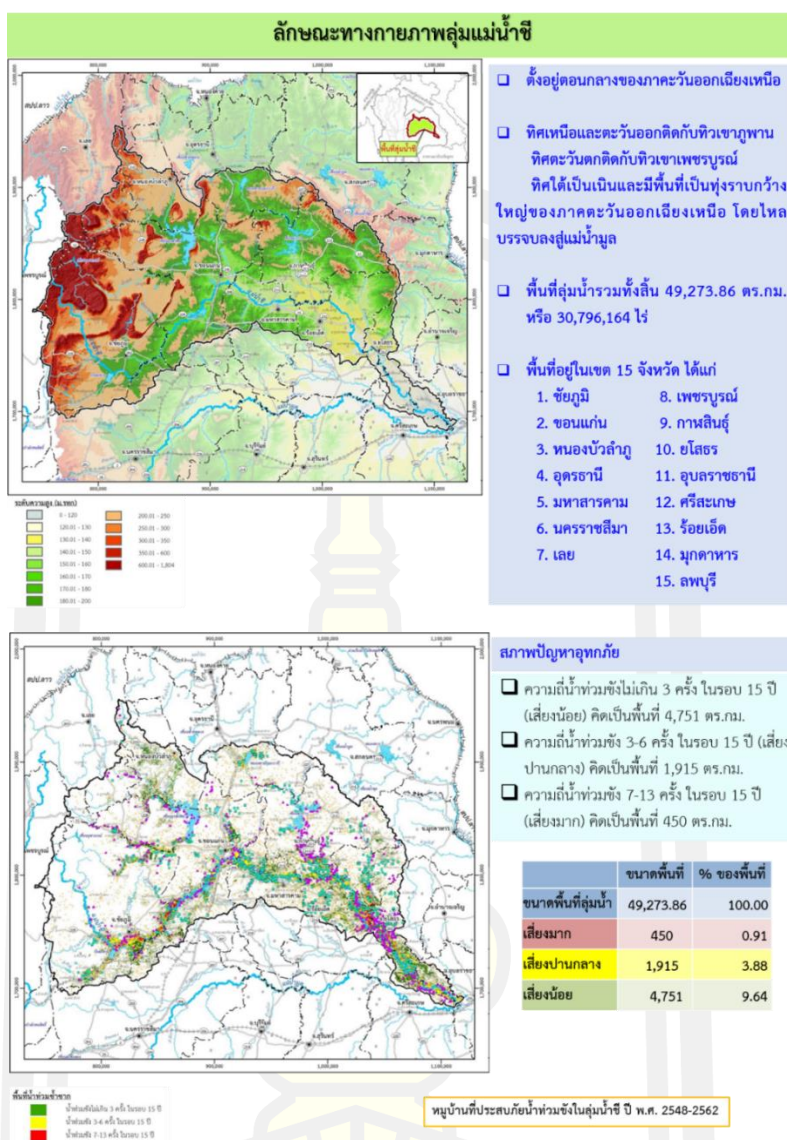
จากประเด็นปัญหาและวัตถุประสงค์ที่ได้กล่าวในข้างต้น ผู้วิจัยได้กำหนดกรอบการวิจัย สำหรับการสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้ำท่วมจากข้อมูลน้ำฝน น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม รายละเอียดดังนี้

1.3.1 ขอบเขตการศึกษาด้านตัวแปร

- 1) ข้อมูลดาวเทียม ประกอบด้วย ภาพถ่ายจาก ดาวเทียม Modis, Landsat 7, Landsat 8
- 2) ข้อมูลเรดาร์ ประกอบด้วย ปริมาณน้ำฝน และ ค่าดัชนี NDVI เป็นต้น
- 3) ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ เป็นต้น
- 4) ข้อมูลด้านอุทกวิทยา ประกอบด้วยข้อมูล ปริมาณน้ำท่า ปริมาณน้ำในเขื่อน ปริมาณการไหลของกระแสน้ำ เป็นต้น

1.3.2 ขอบเขตการศึกษาด้านพื้นที่

พื้นที่ที่ทำการศึกษา ได้แก่ กลุ่มแม่น้ำชี โดยได้แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มพื้นที่ ได้แก่ ลำน้ำชีตอนบน ลำน้ำชีตอนกลาง และลำน้ำชีตอนล่าง ซึ่งครอบคลุมทั้งหมด 15 จังหวัด คือ ชัยภูมิ ขอนแก่น กาฬสินธุ์ หนองบัวลำภู ยโสธร อุบลราชธานี มหาสารคาม ศรีสะเกษ นครราชสีมา ร้อยเอ็ด เลย มุกดาหาร อุดรธานี เพชรบูรณ์ ลพบุรี



ภาพที่ 1 แผนที่ลักษณะทางกายภาพลุ่มแม่น้ำชีและสภาพปัญหาอุทกภัย

1.3.3 การพัฒนาแบบจำลอง

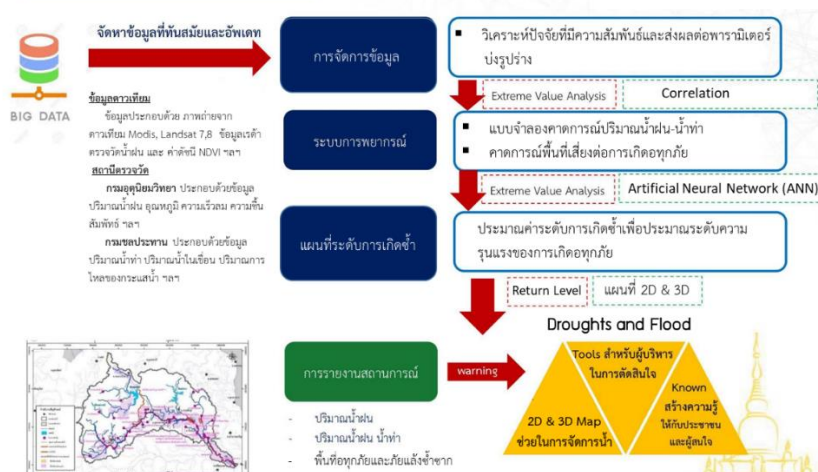
ในการพัฒนาแบบจำลองผู้วิจัยสนใจมุ่งเน้นการประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV โดยพิจารณาจากตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์สูงกับพารามิเตอร์นี้ ทั้งนี้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ผู้วิจัยสนใจที่จะประยุกต์ทฤษฎีค่าสุดขีดร่วมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ในการพัฒนาแบบจำลองซึ่งยังไม่มีงานวิจัยนี้ในประเทศไทย ทั้งนี้ผลผลิตที่ได้จากการวิจัยนอกจากจะได้แบบจำลองแล้ว ผู้วิจัยต้องการสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำของตัวแปรสำคัญเพื่อหน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำผลผลิตจากการวิจัยนี้ไปใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไป

1.3.4. การสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ (Return Level)

ของตัวแปรสำคัญ ในแต่ละรอบปีการเกิดซ้ำ (Return Period) ประมวลผลโดยโปรแกรมสำเร็จรูป R ร่วมกับ โปรแกรม Q-GIS โดยแสดงเป็นแผนที่ 2D เป็นหลัก (สำนักงานทรัพยากรน้ำแห่งชาติ, 2563)



กรอบแนวคิดงานวิจัย



ภาพที่ 2 กรอบการทำงานวิจัย

1.4 ตัวแปรที่ศึกษา

1.4.1 ข้อมูลดาวเทียม ภาพถ่ายที่ได้จากการบันทึกข้อมูลของดาวเทียมด้วยกระบวนการสำรวจระยะไกลหรือ รีโมตเซนซิง (Remote Sensing : RS) ด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูล โดยใช้หลักการของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเป็นสื่อบันทึกข้อมูลในลักษณะของช่วงคลื่น ข้อมูลประกอบด้วย ภาพถ่ายจากดาวเทียม Modis, Landsat 7,8 ข้อมูลเรดาร์ตรวจวัดน้ำฝน และ ค่าดัชนี NDVI ฯลฯ

1.4.2 สถานีตรวจวัด กรมอุตุนิยมวิทยา ประกอบด้วยข้อมูล ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ ฯลฯ กรมชลประทาน ประกอบด้วยข้อมูล ปริมาณน้ำท่า ปริมาณน้ำในเขื่อน ปริมาณการไหลของกระแสน้ำ ฯลฯ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1. ทราบตัวแปรที่ส่งผลต่อพารามิเตอร์บ่งชี้รูปร่างจากการหาค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

1.5.2. ได้แบบจำลองค่าสุดขีดที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้นในการพยากรณ์ความเสี่ยงที่จะเกิดน้ำท่วม

1.5.3. หน่วยงานของรัฐและประชาชนสามารถนำแผนที่ระดับการเกิดซ้ำไปใช้ในการวางแผนการจัดการน้ำในภาคตะวันออกเฉียงเหนือเพื่อรับมือกับอุทกภัยน้ำท่วม

1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.6.1 Generalized Extreme value distribution (GEV) หมายถึง การแจกแจงค่าสุดขั้วน้อยทั่วไป เป็นการแจกแจงที่ใช้กับแบบจำลอง Block maxima ซึ่งใช้กับข้อมูลในช่วงคาบเวลาที่สนใจ เช่น รายปี รายเดือน รายวัน แล้วเลือกข้อมูลที่มีค่าสูงหรือต่ำสุดในแต่ละช่วงคาบเวลามาวิเคราะห์

1.6.2 Artificial Neural Network (ANN) หมายถึง โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematic Model) ชนิดหนึ่งที่ใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ โดยอาศัยข้อมูลในอดีต มาใช้สอนให้ระบบ โครงข่ายฯ ให้เกิดการรู้จำ ซึ่งเป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบให้ทำงานเช่นเดียวกับสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วย หน่วยประมวลผล (Processing Elements) ที่มีเซลล์หลายๆ ตัวที่ทำหน้าที่คล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่แต่ละเซลล์จะโยงใยติดต่อกันโดยส่งสัญญาณออกเป็นเอาต์พุต (Output) ของส่วนที่เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และเมื่อผ่านกระบวนการประมวลผลจะได้เอาต์พุตออกมาในส่วนที่เรียกว่าแอกซอน (Axon) ในแต่ละเซลล์จะรับรู้ข้อมูลจากหลายทาง แล้วส่งต่อไปยังเซลล์อื่น ๆ โดยใช้หลักการ Synaptic Strength

ของการเชื่อมโยงเซลล์สมอง ส่วนวิธีการประมวลภายใน โดยเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะมีจุดเชื่อมโยงระหว่างการทำงานเป็น 2 ลักษณะ คือ ลักษณะการกระตุ้น (Excitatory) เป็นการทำให้สัญญาณที่ส่งผ่านเข้ามามีความถี่ลดลง ซึ่งแบบจำลองของ ANN จะมีอัตราขยายหรือหดได้เมื่อถูกกำหนดด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) สำหรับความสัมพันธ์ระหว่าง เซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม

1.6.3 Rainfall หมายถึง ปริมาณน้ำฝนที่ตกลงสู่ผิวโลก ณ พื้นที่ที่กำหนด แสดงเป็นความลึกของน้ำ มีหน่วยเป็นความสูง เช่น มิลลิเมตรหรือนิ้ว

1.6.4 Runoff หมายถึง ปริมาณน้ำท่าหรือหยาดน้ำฟ้าส่วนที่ปรากฏในลำคลองหรือลำน้ำธรรมชาติ

1.6.5 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) หมายถึง ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอร์มัลไลซ์ เป็นการนำค่าสะท้อนของพื้นผิวระหว่างช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดกับช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงมาทำสัดส่วนกับค่าผลบวกของทั้งสองช่วงคลื่นเพื่อปรับให้เป็นลักษณะการกระจายแบบปกติ ทำให้ค่า NDVI มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ซึ่งจะช่วยในการแปลผลได้ง่ายขึ้น โดยที่ค่า 0 หมายถึงไม่มีพืชพรรณใบเขียวอยู่ในพื้นที่สำรวจ ในขณะที่ค่า 0.8 หรือ 0.9 หมายถึงพืชพรรณใบเขียวหนาแน่นมากในพื้นที่ดังกล่าว กรณีที่พื้นผิวมีพืชพรรณปกคลุมจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดสูงกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงทำให้ NDVI มีค่าเป็นบวก ในขณะที่พื้นผิวดินจะมีค่าการสะท้อนระหว่างสองช่วงคลื่นใกล้เคียงกันทำให้ NDVI มีค่าใกล้เคียง 0 ส่วนกรณีที่พื้นผิวเป็นน้ำจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดต่ำกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงทำให้ NDVI มีค่าติดลบทั้งนี้โดยปกติค่านี้อาจมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.7

บทที่ 2

ปริทัศน์เอกสารข้อมูล

ในการศึกษาเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองเพื่อประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้าเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และได้รวบรวมแนวคิดมาเสนอเป็นลำดับหัวข้อดังนี้

- 2.1 อุทกภัยน้ำท่วมที่เกิดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
- 2.2 ภาพถ่ายดาวเทียม
- 2.3 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
- 2.4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1. อุทกภัยน้ำท่วมที่เกิดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

2.1.1 ลักษณะการเกิดอุทกภัยน้ำท่วม

อุทกภัยคือ ภัยและอันตรายที่เกิดจากสภาวะน้ำท่วมหรือน้ำท่วมฉับพลัน มีสาเหตุมาจากการเกิดฝนตกหนักหรือฝนต่อเนื่องเป็นเวลานาน เนื่องจาก หย่อมความกดอากาศต่ำ พายุหมุนเขตร้อน ได้แก่ พายุดีเปรสชัน, พายุโซนร้อน, พายุไต้ฝุ่น ฯลฯ ร่องมรสุมหรือร่องความกดอากาศต่ำ ลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้ ลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือ และเขื่อนพัง

2.1.2 ลักษณะของอุทกภัย

ลักษณะของอุทกภัยมีความรุนแรง และรูปแบบต่าง ๆ กัน ขึ้นอยู่กับลักษณะภูมิประเทศ และสิ่งแวดล้อมของแต่ละพื้นที่โดยมีลักษณะดังนี้

น้ำป่าไหลหลาก หรือน้ำท่วมฉับพลัน มักจะเกิดขึ้นในที่ราบต่ำหรือที่ราบลุ่มบริเวณใกล้ภูเขาต้นน้ำ เกิดขึ้นเนื่องจากฝนตกหนักเหนือภูเขาต่อเนื่องเป็นเวลานาน ทำให้จำนวนน้ำสะสมมีปริมาณมากจนพื้นดิน และต้นไม้ดูดซับไม่ไหวไหลบ่าลงสู่ที่ราบต่ำ เบื้องล่างอย่างรวดเร็ว มีอำนาจทำลายล้างรุนแรงระดับหนึ่ง ที่ทำให้บ้านเรือนพังทลายเสียหาย และอาจทำให้เกิดอันตรายถึงชีวิตได้

น้ำท่วม หรือน้ำท่วมขัง เป็นลักษณะของอุทกภัยที่เกิดขึ้นจากปริมาณน้ำสะสมจำนวนมาก ที่ไหลบ่าในแนวระนาบ จากที่สูงไปยังที่ต่ำเข้าท่วมอาคารบ้านเรือน เรือกสวนไร่นาได้รับความเสียหาย หรือเป็นสภาพน้ำท่วมขัง ในเขตเมืองใหญ่ที่เกิดจากฝนตกหนัก ต่อเนื่องเป็นเวลานาน มี

สาเหตุมาจากระบบการระบายน้ำไม่ดีพอ มีสิ่งก่อสร้างกีดขวางทางระบายน้ำ หรือเกิดน้ำทะเลหนุนสูง กรณีพื้นที่อยู่ใกล้ชายฝั่งทะเล

น้ำล้นตลิ่ง เกิดขึ้นจากปริมาณน้ำจำนวนมากที่เกิดจากฝนหนักต่อเนื่อง ที่ไหลลงสู่ลำน้ำ หรือแม่น้ำมีปริมาณมากจนระบายลงสู่ลุ่มน้ำด้านล่าง หรือออกสู่ปากน้ำไม่ทัน ทำให้เกิดสภาวะน้ำล้นตลิ่งเข้าท่วมเรือกสวน ไรนา และบ้านเรือนตามสองฝั่งน้ำ จนได้รับความเสียหาย ถนน หรือสะพาน อาจชำรุด ทางคมนาคมถูกตัดขาดได้

2.1.3 อุทกภัยอันตรายและความเสียหายที่เกิดขึ้น

น้ำท่วมอาคารบ้านเรือน สิ่งก่อสร้างและสาธารณสถาน ซึ่งจะทำให้เกิดความเสียหายทางเศรษฐกิจอย่างมาก บ้านเรือนหรืออาคารสิ่งก่อสร้างที่ไม่แข็งแรงจะถูกกระแสน้ำที่ไหลเชี่ยวพังทลายได้ คนและสัตว์พาหนะและสัตว์เลี้ยงอาจได้รับอันตรายถึงชีวิตจากการจมน้ำตาย

เส้นทางคมนาคมและการขนส่ง อาจจะถูกตัดเป็นช่วง ๆ โดยความแรงของกระแสน้ำ ถนน และสะพานอาจจะถูกกระแสน้ำพัดให้พังทลายได้ สินค้าพัสดุดูอยู่ระหว่างการขนส่งจะได้รับความเสียหายมาก

ระบบสาธารณูปโภค จะได้รับความเสียหาย เช่น โทรศัพท์ โทรเลข ไฟฟ้า และประปา ฯลฯ

พื้นที่การเกษตรและการปศุสัตว์จะได้รับความเสียหาย เช่น พืชผล ไรนา ทุกประการที่กำลังผลิตออกอผล อาจถูกน้ำท่วมตายได้ สัตว์พาหนะ วัว ควาย สัตว์เลี้ยง ตลอดจนผลผลิตที่เก็บกักตุน หรือมีไว้เพื่อทำพันธุ์จะได้รับความเสียหาย ความเสียหายทางอ้อม จะส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจโดยทั่วไป เกิดโรคระบาด สุขภาพจิตเสื่อม และสูญเสียความปลอดภัยเป็นต้น

2.1.4 วิธีปฏิบัติในการป้องกันตนเองและบรรเทาจากอุทกภัย

1. การวางแผนการใช้ที่ดินอย่างมีประสิทธิภาพ ควรกำหนดผังเมือง เพื่รองรับการเจริญเติบโตของตัวเมือง ไม่ให้กีดขวางทางไหลของน้ำ กำหนดการใช้ที่ดินบริเวณพื้นที่น้ำท่วม ให้เป็นพื้นที่ราบลุ่มรับน้ำ เพื่อเป็นการหน่วงหรือชะลอการเกิดน้ำท่วม

2. การออกแบบสิ่งก่อสร้างอาคารต่าง ๆ ให้มีความสูงเหนือระดับที่น้ำเคยท่วมแล้ว เช่น บ้านเรือนที่ยกพื้นสูงแบบไทย ๆ เป็นต้น

3. การเคลื่อนย้ายวัสดุจากที่ที่จะได้รับความเสียหายอันเนื่องมาจากน้ำท่วม ให้ไปอยู่ในที่ปลอดภัยหรือในที่สูง

4. การนำอุทกภัยมาทำเขื่อน เพื่อป้องกันน้ำท่วม
5. การพยากรณ์และการเตรียมภัยน้ำท่วม เพื่อให้ประชาชนรับทราบล่วงหน้า เพื่อเตรียมป้องกัน
6. การสร้างเขื่อน ฝาย ทำนบ และถนน เพื่อเป็นการกักเก็บน้ำหรือเป็นการกั้นทางเดินของน้ำ เป็นต้น (กรมอุตุนิยมวิทยา)

2.2 ภาพถ่ายดาวเทียม

ดาวเทียม คือ วัตถุที่มนุษย์สร้างขึ้นเลียนแบบดาวบริวารของดาวเคราะห์ เพื่อให้โคจรรอบโลกมีอุปกรณ์สำหรับเก็บรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับอวกาศและถ่ายทอดข้อมูลนั้นมายังโลก ดาวเทียมที่โคจรรอบโลกใช้เป็นอุปกรณ์โทรคมนาคมด้วย เช่น ถ่ายทอดคลื่นวิทยุและโทรทัศน์ข้ามทวีป หรือใช้ในการบันทึกทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งที่มนุษย์สร้างขึ้นบนแผ่นดินและผืนน้ำ

ข้อมูลจากดาวเทียม เป็นสัญญาณตัวเลขที่ได้รับ ณ สถานีรับสัญญาณดาวเทียมภาคพื้นดินในประเทศไทยมีสถานีรับสัญญาณดาวเทียมสำรวจทรัพยากร ตั้งอยู่ที่อำเภอศรีราชา จังหวัดชลบุรี และที่เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร และมีสถานีรับสัญญาณของกรมอุตุนิยมวิทยากระจายตามภูมิภาคของประเทศ เมื่อสถานีรับสัญญาณภาคพื้นดินได้รับข้อมูลตัวเลขที่ส่งมาแล้ว จึงแปลงตัวเลขออกเป็นภาพอีกครั้งหนึ่ง ซึ่งเรียกว่าภาพจากดาวเทียม ที่นำไปแปลความหมายต่อไปได้ในระบบคอมพิวเตอร์ สามารถนำข้อมูลตัวเลขมาวิเคราะห์เชิงสถิติเพื่อจัดกลุ่มข้อมูลใหม่ ซึ่งเป็นการแปลความหมายอีกรูปแบบหนึ่งได้

2.2.1 ชนิดของดาวเทียม

1. ดาวเทียมอุตุนิยมวิทยา เป็นดาวเทียมที่บันทึกข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา ดาวเทียมบางดวงจะโคจรรอบโลกในอัตราเร็วเท่ากับการหมุนของโลกและอยู่ในแนวตะวันออกตะวันตกเสมอ เช่น ดาวเทียม GMS ดาวเทียม GOES เป็นต้น ซึ่งจะมีการบันทึกข้อมูลภูมิอากาศเกือบตลอดเวลา จึงเป็นประโยชน์มากในการพยากรณ์อากาศและการเตือนภัย
2. ดาวเทียมสมุทรศาสตร์ เป็นดาวเทียมที่บันทึกข้อมูลสมุทรศาสตร์ เช่น ดาวเทียม SEASAT จะบันทึกข้อมูลด้านสมุทรศาสตร์ และดาวเทียม MOS (Marine Observation

Satellite) นอกจากจะใช้ในการสำรวจด้านสมุทรศาสตร์แล้ว ยังนำมาใช้ในการสำรวจด้านสมุทรศาสตร์แล้ว ยังนำมาใช้ในการสำรวจบนแผ่นดินแต่ไม่เป็นที่นิยมมากนัก เป็นต้น

3. ดาวเทียมสำรวจแผ่นดิน เป็นดาวเทียมที่บันทึกข้อมูลของผิวโลก จึงมีการนำมาใช้ประโยชน์มากมาย เช่น ดาวเทียมธีออส THEOS ดาวเทียมสำรวจทรัพยากรดวงแรกของไทย ส่วนดาวเทียม LANDSAT ของสหรัฐอเมริกา ดาวเทียม SPOT ของประเทศฝรั่งเศส ดาวเทียม ERS ของกลุ่มประเทศยุโรป ดาวเทียม RANDARSAT ของประเทศแคนาดา เป็นต้น

4. ดาวเทียมสื่อสาร เป็นดาวเทียมเพื่อการติดต่อสื่อสารและโทรคมนาคม เช่น การรับส่งสัญญาณโทรศัพท์ โทรสาร ข่าวดาวสาร ภาพโทรทัศน์ รายการวิทยุ ข้อมูลข่าวสาร คอมพิวเตอร์ เป็นต้น ดาวเทียมสื่อสารเป็นดาวเทียมค้างฟ้าที่อยู่คงที่บนฟ้าของประเทศใดประเทศหนึ่งตลอดเวลา โดยหลายประเทศจะมีดาวเทียมสื่อสารภายในประเทศของตนเอง เช่น ประเทศไทยมีดาวเทียมไทยคม ประเทศญี่ปุ่นมีดาวเทียมซากุระ ประเทศฝรั่งเศสมีดาวเทียมยูริสสหรัฐอเมริกา มีดาวเทียมเวสตาร์ แคนาดา มีดาวเทียมแอนิค เป็นต้น

5. ดาวเทียมเพื่อกำหนดตำแหน่งบนพื้นโลก เป็นดาวเทียมที่ใช้ในการสำรวจหาตำแหน่งของวัตถุบนพื้นโลก ซึ่งสามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้หลายด้าน เช่น เป็นเครื่องมือนำร่องยานพาหนะต่างๆ จากที่หนึ่งไปสู่อีกที่หนึ่ง การกำหนดตำแหน่งเพื่อกำหนดก่อสร้างระบบสาธารณูปโภค การหาตำแหน่งของสถานที่ที่ต้องการเดินทางไปโดยใช้ระยะทางที่สั้นที่สุด เป็นต้น

6. ดาวเทียมเพื่อกิจการทหาร เป็นดาวเทียมที่ใช้ในการกิจของทหาร การถ่ายภาพจากกรรมควบลับของข้าศึก การศึกษาแนวพรมแดน การกำหนดเป้าโจมตีทางทหาร ดาวเทียมทหารมักจะเป็นความลับของทุกประเทศ และดาวเทียมทั่วไปก็อาจมีการติดตั้งอุปกรณ์พิเศษเสริมเพื่อใช้งานทางทหาร เช่น การใช้ดาวเทียมสื่อสารในการติดต่อระหว่างกองทัพกับฐานทัพ การใช้ดาวเทียมอุตุนิยมวิทยาในการสำรวจอากาศที่เหมาะสมสำหรับการปฏิบัติการทางทหารต่างๆ เป็นต้น

2.2.2 ประโยชน์ข้อมูลภาพจากดาวเทียม

ในกรณีที่พิมพ์ข้อมูลเป็นภาพพิมพ์ อาจจะเป็นภาพขาว-ดำ หรือภาพสี จะแปลความหมายโดยใช้วิธีเดียวกับการแปลความหมายจากรูปถ่ายทางอากาศ ในกรณีที่พิมพ์ข้อมูลตัวเลข ข้อมูลตัวเลขที่ได้จากดาวเทียมจะถูกแปลงเป็นภาพอีกครั้งหนึ่ง โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีโปรแกรมเฉพาะในการแปลความหมาย อาจจะทำให้เครื่องคอมพิวเตอร์และโปรแกรมช่วยจัดกลุ่มข้อมูลตามหลัก

สถิติ แล้วจึงกำหนดกลุ่มข้อมูลตามวัตถุประสงค์ต่อไป ประโยชน์ของข้อมูลจากดาวเทียม ข้อมูลจากดาวเทียมมีประโยชน์ ดังนี้

1. ด้านการจัดการทรัพยากรและสิ่งแวดล้อม หลังจากที่ได้มีการศึกษาและวางแผนอย่างมีระบบ และได้มีการดำเนินงานในพื้นที่แล้ว เช่น พื้นที่ที่ควรคืนสภาพป่า พื้นที่ที่อนุญาตให้ตัดไม้ จำเป็นต้องมีวิธีการจัดการอย่างต่อเนื่อง เช่น การเข้าไปสังเกตการณ์ การตรวจวัดหรือตรวจสอบ แต่ถ้าพื้นที่นั้นเป็นพื้นที่ที่มีขนาดใหญ่ การติดตามตรวจสอบทำได้ยากและมีค่าใช้จ่ายสูง จึงมีการนำข้อมูลจากดาวเทียมมาใช้ ตัวอย่างเช่น จากการสำรวจพบว่าในปี พ.ศ. 2516 ไทยมีพื้นที่ป่าไม้ร้อยละ 43.21 ของพื้นที่ประเทศ แต่ในปี พ.ศ. 2536 ลดลงเหลือเพียงร้อยละ 26.02 ของพื้นที่ประเทศ จากข้อมูลนี้จึงทำให้มีการณรงค์เพื่อรักษาพื้นที่ป่าไม้ให้มากขึ้น เป็นต้น

2. ด้านการทำแผนที่ ข้อมูลจากดาวเทียมสามารถนำมาสร้างเป็นแผนที่เฉพาะเรื่อง เช่น แผนที่ธรณีวิทยา แผนที่ดิน เป็นต้น ซึ่งจะมีการเปลี่ยนแปลงช้า และข้อมูลบางชนิดที่มีการเปลี่ยนแปลงรวดเร็ว เช่น การเคลื่อนย้ายของสัตว์ป่า การใช้ที่ดิน เป็นต้น สำหรับในประเทศไทยยังมีการใช้ประโยชน์ข้อมูลจากดาวเทียมค่อนข้างจำกัด สำหรับการจัดทำแผนที่เฉพาะเรื่อง บทบาทสำคัญของข้อมูลดาวเทียมจึงใช้ในการปรับปรุงแผนที่เดิมที่มีอยู่แล้ว เช่น การปรับปรุงแผนที่ภูมิประเทศ การเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดิน เป็นต้น ข้อมูลส่วนใหญ่ได้จากดาวเทียมสำรวจทรัพยากรที่สำคัญ เช่น ดาวเทียม LANDSAT ดาวเทียม SPOT และ MOS-1 เป็นต้น

3. ด้านอุตุนิยมวิทยา ข้อมูลจากดาวเทียมสามารถนำมาใช้ในการติดตามลักษณะอากาศในช่วงเวลาตลอด 24 ชั่วโมง ทำให้การพยากรณ์อากาศมีความถูกต้องแม่นยำและทันเหตุการณ์

ข้อมูลจากดาวเทียมมีประโยชน์อย่างยิ่งในการป้องกันและเตือนภัยพิบัติ ลดความสูญเสียที่เกิดจากสภาพอากาศที่เปลี่ยนแปลง เช่น การเกิดฝนฟ้าคะนอง การเคลื่อนตัวของพายุ การเกิดน้ำท่วม เป็นต้น ทำให้สามารถวางแผนการช่วยเหลือและฟื้นฟูได้อย่างเหมาะสม ในปัจจุบันดาวเทียมมีบทบาทมากขึ้นในหลายด้าน ทั้งด้านเศรษฐกิจ ด้านความบันเทิง ด้านการติดต่อสื่อสาร ด้านธรณีวิทยา ด้านกรมอุตุนิยมวิทยา หรือแม้แต่ด้านโทรคมนาคม และดาวเทียมก็ยังคงพัฒนาต่อไปอย่างไม่หยุดยั้ง จนก้าวไปสู่ระบบอุตสาหกรรมการดาวเทียม

2.3 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.3.1 ทฤษฎีค่าสุดขีด (Extreme Value Theory)

1. ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับทฤษฎีค่าสุดขีด

ให้ $X_1, X_2, \dots, X_n$ เป็นตัวแปรสุ่มแบบต่อเนื่องขนาด n ที่เป็นอิสระและมีการแจกแจงเดียวกัน (Independent and identically distributed: i.i.d.) และมีฟังก์ชันการแจกแจงสะสม $F(x; \theta) \equiv \Pr(X_i \leq x)$ เดียวกัน กำหนดให้ค่าสูงสุดของตัวแปรสุ่ม แทนด้วย M_n นั่นคือ

$$M_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$$

เมื่อ X_i แทน ข้อมูลที่ถูกเลือกมาจากบล็อกลเวลาที่เรา ๆ กัน เช่น ระดับความสูงของน้ำทะเลทุกชั่วโมง หรือ อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ปริมาณน้ำฝนสะสมรายปี เป็นต้น ดังนั้น M_n แทน ค่าสูงสุดของตัวแปรที่ศึกษาในแต่ละบล็อกเวลาของกระบวนการ ถ้า n แทน จำนวนค่าสังเกตในหนึ่งปี แสดงว่า M_n คือ ค่าสูงสุดรายปี

จากฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability distribution function) ของ M_n จะหาความน่าจะเป็นของค่าสูงสุดได้โดยพิจารณาความน่าจะเป็นของทุกค่าข้อมูลทั้งหมด n ค่า ดังนี้

$$\begin{aligned} \Pr\{M_n \leq m\} &= \Pr\{X_1 \leq m, X_2 \leq m, \dots, X_n \leq m\} \\ &= \Pr\{X_1 \leq m\} \times \dots \times \Pr\{X_n \leq m\} \\ &= \{F\{m\}\}^n \end{aligned}$$

เนื่องจากไม่ทราบฟังก์ชันการแจกแจงสะสม F ของตัวอย่างสุ่ม จึงใช้วิธีการทางสถิติเพื่อประมาณ F จากตัวอย่างสุ่มที่ศึกษา แล้วแทนค่าตัวประมาณที่ได้ในสมการ ถึงแม้ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณ F มีค่าไม่มาก แต่อาจนำไปสู่ความคลาดเคลื่อนสำหรับ F^n ที่มีค่าสูงขึ้นกว่าเดิมได้ ดังนั้นการยอมรับว่า F เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมที่ไม่ทราบค่าแต่สามารถนำมาประมาณค่าเพื่อหาการแจกแจง (Distribution family) ของ F^n ได้ ซึ่งมีเพียงการประมาณฟังก์ชันนี้ด้วยค่าสุดขีดเพียงวิธีเดียวเท่านั้น วิธีนี้เป็นการประมาณการแจกแจงค่าเฉลี่ยของตัวอย่างด้วยการแจกแจงปกติโดยทฤษฎีบทขีดจำกัดส่วนกลาง (Central limit theorem) ซึ่งในเนื้อหาบทนี้จะกล่าวถึงการแปลงค่าสุดขีดด้วยทฤษฎีบทขีดจำกัดส่วนกลาง

จากการศึกษาคุณสมบัติของ F^n เมื่อ $n \rightarrow \infty$ แต่มีบางเงื่อนไขไม่ครอบคลุมคุณสมบัตินี้ เนื่องจาก $m < m_+$ เมื่อ m_+ แทน ค่าจุดสูงสุดของฟังก์ชัน F นั่นคือ $F^n(m) \rightarrow 0$ เมื่อ $n \rightarrow \infty$ จะส่งผลให้การแจกแจงของ M_n ลู่เข้าสู่ค่าคงที่เพียงหนึ่งค่าใน m_+ ดังนั้นเพื่อเลี่ยงการลู่เข้าของตัวแปรสุ่มในลักษณะนี้ จึงได้แปลงตัวแปรสุ่ม M_n ให้เป็นปรกติเชิงเส้น (Linear renormalization) ในรูปของ M_n^* ดังสมการ

$$M_n^* = \frac{M_n - b_n}{a_n}$$

เมื่อค่าคงที่ $a_n > 0$ และ $b_n \in \mathbb{R}$ การเลือกค่าคงที่ a_n และ b_n ให้เหมาะสมขึ้นอยู่กับตำแหน่งและขนาดของ M_n^* เมื่อ n มีขนาดเพิ่มขึ้น ทั้งนี้เพื่อเลี่ยงปัญหาเมื่อ M_n มีค่าสูงขึ้น จึงพิจารณาแจกแจงขีดจำกัดของ M_n^* ที่เหมาะสมกับค่าคงที่ a_n และ b_n มากกว่าที่จะหาการแจกแจงขีดจำกัดของ M_n

2. ทฤษฎีรูปแบบค่าสุดขีด (The extreme types theorem)

จากคำถามว่า M_n สามารถเป็นการแจกแจงใดบ้าง เมื่อ $n \rightarrow \infty$ ดังนั้นถ้าทราบการแจกแจงตามขอบ (Marginal distribution) ก็สามารถระบุการแจกแจงของ M_n ได้ กำหนดให้ G แทน การแจกแจงที่เป็นอิสระจาก $F(x, \theta)$ เพื่อความสะดวกและง่ายต่อการอธิบายจะประมาณการแจกแจงของ M_n ด้วย G โดยไม่อ้างอิงถึง $F(x, \theta)$

การแจกแจงขีดจำกัดของ M_n มีคุณสมบัติ “การแจกแจงแบบแปรสภาพ” (Degenerate distribution) หมายถึง การแจกแจงขีดจำกัดนี้มีลักษณะไม่ต่อเนื่องโดยมีความน่าจะเป็นเท่ากับ 1 ที่จุดเดียว โดยที่ค่าของจุด ๆ นั้นจะต้องมีค่ามากกว่าค่าสุดท้ายของ $F(x, \theta)$ (โดยในบางตัวอย่าง ค่านี้จะมีค่าเท่ากับ ∞ ซึ่งจะคล้ายกับค่าเฉลี่ยของตัวอย่าง $(\bar{X})$ ที่ลู่เข้าสู่ค่าเฉลี่ยของประชากร (μ) ด้วยทฤษฎีบทขีดจำกัดส่วนกลาง (Central limit theorem)) ในขณะที่ลิมิตของ $\bar{x}$ เป็นการแจกแจงแปรสภาพจะถูกปรับสเกลให้อยู่ในรูปเชิงเส้นตรง ดังนี้

$$\frac{\bar{x} - b_n}{a_n} \xrightarrow{D} N(0, 1)$$

เมื่อ $b_n = \mu$ และ $a_n = \sigma/\sqrt{n}$ โดยที่ σ และ n แทน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของประชากร และขนาดตัวอย่าง ตามลำดับ ดังนั้นสามารถปรับสเกลของ M_n ด้วยรูปแบบเชิงเส้นตรงเพื่อเลี่ยงการลู่เข้าสู่การแจกแจงด้วยค่าเพียงค่าเดียว ด้วยวิธีนี้ได้เช่นกัน

ทฤษฎีบท 1 ทฤษฎีรูปแบบค่าสุดขีด (Extremal types theorem)

ถ้ามีค่าคงที่ลำดับ $a_n > 0$ และ $b_n \in \mathbb{R}$ เมื่อ $n \rightarrow \infty$ จะพบว่า

$$\Pr \left\{ \frac{M_n - b_n}{a_n} \leq m \right\} \rightarrow G(m)$$

สำหรับบางการแจกแจงที่เป็นการแจกแจงแบบไม่แปรสภาพ (Non-degenerate distribution) แล้วจะทำให้ G มีคุณสมบัติเป็นการแจกแจงอย่างใดอย่างหนึ่งของการแจกแจงต่อไปนี้

$$(I) G(m) = \exp\{-\exp(-m)\}, \quad -\infty < m < \infty$$

$$(II) \quad G(m) = \begin{cases} 0 & , m \leq 0 \\ \exp\{-m^{-\alpha}\} & , m > 0, \alpha > 0 \end{cases}$$

$$(III) \quad G(m) = \begin{cases} \exp\{-(-m)^\alpha\} & , m < 0, \alpha > 0 \\ 1 & , m \geq 0 \end{cases}$$

การแจกแจงทั้งสามชนิดของทฤษฎีค่าสุดขีดเป็นที่รู้จักกันในชื่อของ กัมเบล (Gumbel) ฟรีเชท(Fréchet) และ ไวบูล (Weibull) ตามลำดับ โดยเรียกการแจกแจงทั้งสามนี้ว่า “การแจกแจงค่าสุดขีดยุติทั่วไป (Generalized extreme value (GEV) distribution)” สำหรับการแจกแจงกัมเบลและฟรีเชทเป็นการแจกแจงที่ G ไม่มีขอบเขตล่าง หมายความว่า ค่าที่มีค่ามากกว่าค่าสุดท้าย คือ ∞ แต่สำหรับการแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงที่ G มีขอบเขตบน และเป็นที่น่าสังเกตว่าไม่สามารถระบุขีดจำกัดของ M_n ด้วยทฤษฎีค่าสุดขีดถึงแม้ว่าจะระบุชนิดของการแจกแจงแล้วก็ตาม การระบุชนิดการแจกแจงของค่าสูงสุดของตัวแปรสุ่มว่าเป็นการแจกแจงชนิดใดด้วยทฤษฎีบทขีดจำกัดส่วนกลาง จึงไม่ต้องสนใจว่าการแจกแจงของ $F(x, \theta)$ เป็นการแจกแจงใดมาก่อน ดังนี้

$$\frac{M_n - b_n}{a_n} \xrightarrow{D} G$$

ถ้าหาการแจกแจงของ G ได้จะสามารถระบุชนิดการแจกแจงว่าเป็นการแจกแจงค่าสุดขีดชนิดใด

3. การแจกแจงค่าสุดขีดยุติทั่วไป (Generalized Extreme Value Distribution: GEV)

สำหรับ GEV ถูกพัฒนาขึ้นใน ค.ศ. 1955 โดย Jenkinson สามารถเขียนฟังก์ชันการแจกแจงค่าสุดขีดได้ 3 การแจกแจง ได้แก่การแจกแจงกัมเบล (Gumbel Distribution) การแจกแจงฟรีเชท (Fréchet Distribution) และการแจกแจงไวบูล (Weibull Distribution) ต่อมาในปี ค.ศ. 1978 Galambos (ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ มาลา ศิริบุรณ์ และอรุณ แก้วมัน, 2558)

ถ้าให้ X_i เมื่อ $i=1,2,\dots,n$ เป็นตัวแปรสุ่มที่อิสระต่อกันและมีฟังก์ชันการแจกแจงสะสม $F(x; \theta)$ แบบเดียวกัน กำหนดให้ค่าสูงสุดของตัวแปรสุ่ม คือ $X_{(n)} = \text{Max}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ ซึ่งจะประยุกต์ใช้ในรูปแบบของการแจกแจงค่าสุดขีดวงนัยทั่วไปที่มีพารามิเตอร์ 3 พารามิเตอร์ ได้แก่ μ แทนพารามิเตอร์บอกตำแหน่ง (Location parameter) σ แทนพารามิเตอร์บอกขนาด (Scale parameter) และ ξ แทนพารามิเตอร์บอกรูปร่าง (Shape parameter) การแจกแจงค่าสุดขีดวงนัยทั่วไปที่เขียนแทนด้วย $X \sim \text{GEV}(\mu, \sigma, \xi)$

ได้สร้างฟังก์ชันการแจกแจงสะสม (Cumulative Distribution Function: CDF) ของ GEV ดังนี้

$$F(x; \mu, \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma} \left\{ \left(1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right)^{-1/\xi} \right\}$$

และสามารถเขียนฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Distribution Function: pdf) ของ GEV ได้ดังนี้

$$f(x; \mu, \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{(-1/\xi) - 1} \exp \left\{ - \left(1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{-1/\xi} \right\}$$

สำหรับ $1 + \xi \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) > 0$ จากพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง สามารถเขียนฟังก์ชันการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปได้ 3 ลักษณะ ดังนี้ เมื่อ $\xi = 0$ เรียกว่าการแจกแจงกัมเบล (Gumbel Distribution) เมื่อ $\xi > 0$ เรียกว่า การแจกแจงฟรีเชท (Fréchet Distribution) เมื่อ $\xi < 0$ เรียกว่า การแจกแจงไวล์บูล (Weibull Distribution)

2.3.2 วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation: MLE)

วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation : MLE) ซึ่งจะสามารถสร้างฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นได้ (Likelihood Function) (Coles, 2001) ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 พิจารณาฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Density Function : PDF) จากสมการที่ 2

ขั้นตอนที่ 2 สร้างฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function) ของฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Density Function : PDF) ของ GEV ได้

$$L(\mu, \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma^n} \prod_{i=1}^n \left(1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right)^{-1/\xi - 1} \exp \left(- \sum_{i=1}^n \left(1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right)^{-1/\xi} \right)$$

ขั้นตอนที่ 3 สร้างฟังก์ชันลอกลักษณะน่าจะเป็น (Log-likelihood Function) ของฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Density Function : PDF) ของ GEV ที่ได้จากขั้นตอน ได้ดังนี้

$$l(\mu, \sigma, \xi) = n \log \sigma - \left(1 - \frac{1}{\xi} \right) \sum_{i=1}^n \log \left(1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right) - \sum_{i=1}^n \left(1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right)^{-1/\xi}$$

ขั้นตอนที่ 4 นำฟังก์ชันลือกภาวน่าจะเป็น ที่ได้ไปหา Partial Derivation เทียบกับพารามิเตอร์แต่ละตัว แล้วกำหนดให้มีค่าเป็นศูนย์ จากนั้นแก้สมการเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์

2.3.3 ระดับการเกิดซ้ำ (Return Level)

สำหรับการคาดการณ์การเกิดมลพิษทางอากาศด้วยทฤษฎีค่าสุดขีด คือการคำนวณระดับการเกิดซ้ำ (Z_p) ซึ่งก็คือ ตำแหน่งของข้อมูล นั้นเอง เมื่อ p คือ ความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ที่ $Z > \hat{Z}_p$ อาจกล่าวได้ว่า ระดับการเกิดซ้ำคือ ค่าคาดหวังที่จะเกิดเหตุการณ์ $Z > \hat{Z}_p$ โดยเฉลี่ย 1 ครั้งในทุก ๆ T ปี เมื่อ T คือ รอบปีการเกิดซ้ำที่มีความสัมพันธ์กับความน่าจะเป็นของเหตุการณ์โดยที่ $T = \frac{1}{p}$ จากการแจกแจงค่าสุดขีดวงนัยทั่วไป จะได้สมการระดับการเกิดซ้ำดังนี้

$$\hat{Z}_T = \mu - \frac{\sigma}{\xi} \left\{ 1 - \left[-\log \left(1 - \frac{1}{T} \right) \right]^{-\xi} \right\}$$

เมื่อแทน $\hat{\mu}, \hat{\sigma}$ และ $\hat{\xi}$ ลงในสมการ จะประมาณความน่าจะเป็นสูงสุดของระดับการเกิดซ้ำและสามารถหาช่วงความเชื่อมั่น $100(1 - \alpha)\%$ สำหรับ $\hat{Z}_T$ ได้ดังสมการ

$$\left\{ \theta : 2 \log \left(\frac{L(\hat{\mu}, \hat{\sigma}, \hat{\xi})}{L_p(\theta)} \right) \right\} < \chi_{1,1-\alpha}^2$$

(ปิยภัทร บุชบาบดินทร์, 2560)

2.3.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN)

ในปี พ.ศ. 2486 อาจถือได้ว่า เป็นปีแห่งการกำเนิดของสาขาโครงข่ายประสาทเทียม ในวงการวิทยาศาสตร์ โดย แม็คคัลลอค (Mc Culloch) และ พิตส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาท และได้แสดงให้เห็นว่า ในทางทฤษฎีแล้ว โครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาทดังกล่าว สามารถทำงานเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ใดๆ ก็ได้

ปี พ.ศ. 2492 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่า การเรียนรู้ของสมอง สามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็นโครงข่าย และได้เสนอกฎการเรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็คคัลลอคและพิตส์ได้เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาต่างๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในแบบของเฮบบ์บนเซลล์ประสาทเทียมของแม็คคัลลอคและพิตส์นั้น เป็นการเรียนรู้แบบ "ไม่มีผู้สอน" ซึ่งในทางปฏิบัติแล้ว

โครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการเรียนรู้ จะพยายามทำการจัดกลุ่มข้อมูลที่โครงข่ายมองว่า คล้ายคลึงกัน นำไปไว้ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้องมีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้

ในช่วงพุทธทศวรรษ 2490 คอมพิวเตอร์ที่ทำงานเลียนแบบสมองเครื่องแรกของโลก ถูกสร้างและทดสอบ โดยมินสกี (Minsk) ซึ่งได้เสนอผลงานดังกล่าวในปี พ.ศ. 2511 เมื่อคอมพิวเตอร์ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่าง สำหรับการเรียนรู้เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการขยายสัญญาณในการเชื่อมโยง หรือ "ความแข็งแกร่งของการเชื่อมโยง" ระหว่างเซลล์ประสาทเทียมได้เองโดยอัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้ตัวอย่างที่ถูกป้อนเข้าไป

ในปี พ.ศ. 2501 แฟรงค์ โรเซ็นแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้พัฒนาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมขึ้น โดยใช้แบบจำลองของแมคคัลลอคและพิตส์ เป็นแนวทาง รวมทั้งเสนอวิธีการเรียนรู้แบบใหม่ สำหรับสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวด้วย โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" (supervised learning) โดยการปรับความแข็งแกร่งของการเชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม กับความรู้ของ "ผู้สอน" (teacher) เพอร์เซพตรอนมีความเหมาะสมกับงานประเภท "การระบุชนิด" ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้นั้น เพอร์เซพตรอนจะถูกสอนว่า ข้อมูลตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้น จัดเป็นชนิดใดบ้าง หากปัญหา และข้อมูลตัวอย่าง มีความเหมาะสม เพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูล ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง

ในช่วงต้นพุทธทศวรรษ 2500 เบอร์นาร์ด วิโดรว (Bernard Widrow) และมาร์เซียน ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) ได้พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่า อดาไลน์ (ADALINE; Adaptive Linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูงเรียกว่า กฎการเรียนรู้ของวิโดรว-ฮอฟฟ์ (Widrow-Hoff learning rule) ที่เป็นการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" ซึ่งในเวลาต่อมา อุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็นมาดาดไลน์ (MADALINE; Many ADALINEs) และได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์อากาศ และระบบควบคุม ที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบ ไปตามสภาพแวดล้อมต่างๆ อย่างไรก็ตาม ในขณะที่การค้นคว้าเพื่อพัฒนาคอมพิวเตอร์ที่มี "ปัญญา" ได้ดำเนินไป ในแนวทางของการศึกษา และได้พยายามอธิบายการทำงานของระบบประสาทของสิ่งมีชีวิต อีกแนวทางหนึ่ง ที่สามารถดำเนินควบคู่กันไปได้ คือ แนวทางการค้นคว้า ที่พยายามจะอธิบายพฤติกรรม ที่เกี่ยวข้องกับปัญญาของมนุษย์ ในเชิงโครงสร้างของเหตุและผล โดยใช้สัญลักษณ์ในการแทนแนวคิดของมนุษย์ และดำเนินการกับสัญลักษณ์เหล่านั้น ด้วยกระบวนการในลักษณะของคณิตศาสตร์ ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการดังกล่าว อาจถือได้ว่า เป็นการ

ตอบสนอง ที่มนุษย์น่าจะทำได้เงื่อนไขเดียวกัน แนวทางดังกล่าว นำไปสู่พัฒนาการของสาขา ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) และจิตวิทยาการเรียนรู้ (Cognitive Psychology) ในช่วง พุทธศักราช 2510 และพุทธศักราช 2520

ในปี พ.ศ. 2512 มินสกี (Minsky) และ พาเพิร์ต (Papert) ได้เสนอผลงานตีพิมพ์ในรูปของหนังสือ ซึ่งในหนังสือดังกล่าว มีการระบุข้อจำกัดทางทฤษฎีของเพอร์เซปตรอน ผลงานตีพิมพ์ดังกล่าว ก่อให้เกิดแนวคิดด้านลบต่อการพัฒนา ระบบประมวลผลแบบโครงข่ายของเซลล์ประสาท และเป็นจุดเริ่มต้นจุดหนึ่งของกระแสแนวความคิดที่ว่า การคิดของมนุษย์เป็นการประมวลผลแบบ ลำดับขั้น (serial processing) เนื่องจากใน ช่วงเวลาดังกล่าว ไม่มีผู้ที่สามารถแก้ไขข้อจำกัดทาง ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมได้ วิทยาการด้านโครงข่ายประสาทเทียม จึงไม่ได้รับความสนใจจาก วงการคอมพิวเตอร์ ในช่วงพุทธศักราช 2520 ผลงานวิจัยด้านโครงข่ายประสาทเทียม ในช่วงเวลา ดังกล่าว จึงเป็นที่รู้จักในวงแคบๆ ของผู้ที่สนใจเท่านั้น

อย่างไรก็ตาม ในช่วงพุทธศักราช 2510 มีผลงานวิจัยด้านโครงข่ายประสาทเทียม จากประเทศญี่ปุ่น โดย ชุนอิชิ อามาริ (Shun-ichi Amari) ใน ปี พ.ศ. 2515 และ พ.ศ. 2520 ต่อมา ในปี พ.ศ. 2523 คูนิฮิโกะ ฟูกูชิมะ (Kunihiko Fuku- shima) ได้พัฒนาสถาปัตยกรรมโครงข่าย ประสาทเทียม ที่มีชื่อว่า นีโอค็อกนิตรอน (neocognitrons) สำหรับการรู้จำรูปแบบภาพลักษณ์ โดย เลียนแบบ แนวทางการมองเห็นของสิ่งมีชีวิต

ในปี พ.ศ. 2525 จอห์น ฮอปฟิลด์ (John Hopfield) ได้เสนอสถาปัตยกรรม โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับเป็นหน่วยความจำ แบบแอสโซซิเอทีฟ (associative memory) ที่ดึง ความจำออกมา โดยใช้ข้อมูลที่มีความเกี่ยวข้องกับความจำนั้น เป็นตัวชี้แนะ ซึ่งเป็นจุดเริ่ม ที่ทำให้นักวิทยาศาสตร์หันกลับมาสนใจโครงข่ายประสาทเทียมอีกครั้ง ในช่วงเวลาใกล้เคียงกัน สตีเฟน กรอส เบอร์ก (Stephen Grossberg) และเกล คาร์เพนเตอร์ (Gail Carpenter) ก็ได้เสนอทฤษฎีของการกำ ทอนแบบอะแดปทีฟ (adaptive resonance) และได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมอาร์ต (ART Network) ซึ่งในปัจจุบัน ถือว่า เป็นโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีสมรรถนะสูง ที่สุดแบบหนึ่ง จากนั้น โครงข่ายประสาทเทียม กลับมาเฟื่องฟูเต็มที่ เนื่องจากผลงานตีพิมพ์ของ เจมส์ แม็กคลีแลนด์ (James McClelland) และ เดวิด รูเมลฮาร์ท (David Rumelhart) ในปี พ.ศ. 2529 ซึ่งเสนอกฎการ เรียนรู้แบบใหม่ สำหรับสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่มี ความซับซ้อนขึ้น โดยอิงกับเพอร์ เซปตรอน โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวสามารถก้าวข้ามขีด จำกัดที่เคยถูกเสนอไว้โดยมินสกีและ พาเพิร์ต ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2512 ได้สำเร็จ อย่างไรก็ตาม มี การค้นพบว่า แนวทางคล้ายๆ กันได้เคยถูก

เสนอ แล้วโดย พอล เวอร์โบส (Paul Werbos) ตั้งแต่ ปี พ.ศ. 2517 แต่ไม่มีผู้ใดสนใจในช่วงเวลาดังกล่าว ตั้งแต่นั้นมา งานวิจัยค้นคว้าด้านโครงข่ายประสาทเทียม ก็เกิดขึ้นอีกอย่างมากมายมาจนถึงปัจจุบัน (ที่มา : มูลินีโครงการสารานุกรมไทยสำหรับเยาวชน)

2.3.5 หลักการทำงานโครงข่ายประสาทเทียม

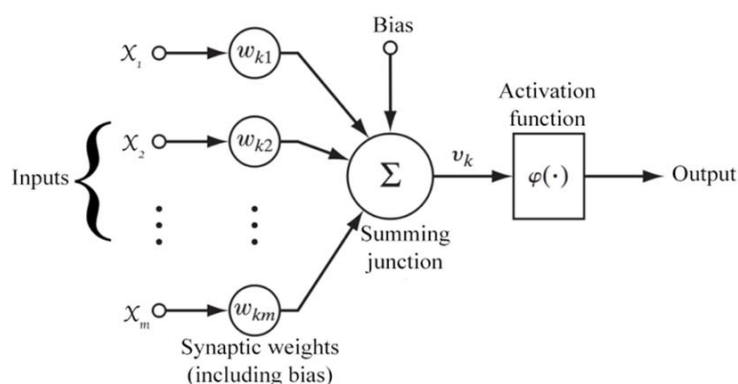
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN) คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematic Model) ชนิดหนึ่งที่ใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ โดยอาศัยข้อมูลในอดีต มาใช้สอนให้ระบบ โครงข่ายฯ ให้เกิดการรู้จำ ซึ่งเป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบให้ทำงานเช่นเดียวกับสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วย หน่วยประมวลผล (Processing Elements) ที่มีเซลล์หลายๆ ตัวที่ทำหน้าที่คล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่แต่ละเซลล์จะโยงใยติดต่อกันโดยส่งสัญญาณออกเป็นเอาต์พุต (Output) ของส่วนที่เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และเมื่อผ่านกระบวนการประมวลผลจะได้เอาต์พุตออกมาในส่วนที่เรียกว่าแอกซอน (Axon) ในแต่ละเซลล์จะรับรู้ข้อมูลจากหลายทาง แล้วส่งต่อไปยังเซลล์อื่น ๆ โดยใช้หลักการ Synaptic Strength ของการเชื่อมโยงเซลล์สมอง ส่วนวิธีการประมวลภายใน โดยเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะมีจุดเชื่อมโยงระหว่างการทำงานเป็น 2 ลักษณะ คือ ลักษณะการกระตุ้น (Excitatory) เป็นการทำให้สัญญาณที่ส่งผ่านเข้ามามีความถี่ลดลง ซึ่งแบบจำลองของ ANN จะมีอัตราขยายหรือหดได้เมื่อถูกกำหนดด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) สำหรับความสัมพันธ์ระหว่าง เซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม ดังแสดงไว้ตารางที่ 1

ตาราง 1 ความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทเทียม

ลำดับ	เซลล์ประสาท	เซลล์ประสาทเทียม
1	ตัวเซลล์ (Cell Body)	ยูนิต (Unit)
2	เดนไดรต์ (Dendrites)	ตัวแปรอินพุต (Input)
3	แอกซอน (Axon)	ตัวแปรเอาต์พุต (Output)
4	ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)
5	ความเร็วในการทำงานช้า	ความเร็วในการทำงานสูง
6	มีเซลล์จำนวนมาก (ประมาณ 10^9 ยูนิต)	มีเซลล์จำนวนน้อยกว่า (เป็นหลักร้อย)

โดยทั่วไปในสมองของมนุษย์มีเซลล์ประมาณ 10^9 ถึง 10^{12} เซลล์ โดยที่แต่ละเซลล์สามารถเก็บหน่วยความจำได้มากมายโดยเฉลี่ยสมองมนุษย์มีน้ำหนัก 1.5 กก. ซึ่งประกอบไปด้วยเซลล์เล็ก ๆ ที่มีน้ำหนักน้อย กว่า 1.5×10^9 กรัม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองการทำงานของระบบประสาทส่วนกลางที่มีโครงสร้างเป็น ลักษณะของโครงข่ายเชื่อมโยงกันระหว่างหน่วย ซึ่งสามารถที่จะรับข้อมูลและปรับตัวเข้ากับสถานการณ์หรือ สิ่งแวดล้อมที่กำลังเผชิญอยู่ นอกจากนี้ ANN ยังเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและการจดจำเช่น การจำแนกข้อมูล (Data Classification) การทำนายเหตุการณ์ (Forecasting) การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) การกรองสัญญาณ Noise (Noise Filtering) เป็นต้น ในทางคณิตศาสตร์ ANN อาจมองในแง่ของการเป็น Universal Approximator เนื่องจากความสามารถในการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างรูปแบบของ ข้อมูล Input – Output ซึ่งทำให้ความสามารถแก้ปัญหาที่ยากและสลับซับซ้อนได้ ANN เป็นแนวคิดที่แตกต่างกับแนวคิดทางด้าน Conventional อย่างสิ้นเชิงในการจำลองพฤติกรรมการไหลของการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เราไม่มีความจำเป็นที่จะต้องกำหนดหรือสร้างสมการควบคุมการไหล เพียงแต่รวบรวมข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตไว้เป็นคู่ ๆ การใช้แบบจำลอง คณิตศาสตร์หรือแบบจำลองทางสถิติจะต้องสร้างความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ซึ่งอยู่ในรูปของสมการ Explicit แต่โครงข่ายประสาทเทียมจำทำการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต โดยกระบวนการของการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ความสัมพันธ์ดังกล่าวไม่มีการกำหนดในรูปของสมการ Explicit การจำลองระบบโครงสร้างประสาทเทียม มีการจำลองเป็นชั้น ๆ โดยมีโครงสร้างที่ประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นแฝง (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยหน่วย (Node) ในชั้นแฝงประกอบด้วยหน่วยที่ทำหน้าที่ส่งตัวแปรด้านนอก ในระหว่างชั้นแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมต่อ (Link) แต่การเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weights) เฉพาะสำหรับทำหน้าที่แทนค่าความแข็งแรง (Strength) ของการเชื่อมต่อของเซลล์สมองมนุษย์



ภาพที่ 3 โครงสร้างของระบบโครงสร้างข่ายประสาทเทียม

ที่มา : กรมชลประทาน (2560)

2.3.6 ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอร์มัลไลซ์ (The Normalized Difference Vegetation Index: NDVI)

ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) คือค่าที่บอกถึงสัดส่วนของพืชพรรณที่ปกคลุมพื้นผิวโดยคำนวณจากการนำช่วงคลื่นที่เกี่ยวข้องข้องกับพืชพรรณมาทำสัดส่วนต่อกัน วิธีการที่นิยมใช้มากอย่างหนึ่งเรียกว่า Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) เป็นการนำค่าสะท้อนของพื้นผิวระหว่างช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดกับช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงมาทำสัดส่วนกับค่าผลบวกของทั้งสองช่วงคลื่นเพื่อปรับให้เป็นลักษณะการกระจายแบบปกติ ทำให้ค่า NDVI มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ซึ่งจะช่วยในการแปลผลได้ง่ายขึ้น โดยที่ค่า 0 หมายถึงไม่มีพืชพรรณใบเขียวอยู่ในพื้นที่สำรวจ ในขณะที่ค่า 0.8 หรือ 0.9 หมายถึงพืชพรรณใบเขียวหนาแน่นมากในพื้นที่ดังกล่าว กรณีที่พื้นผิวมีพืชพรรณปกคลุมจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดสูงกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงทำให้ NDVI มีค่าเป็นบวก ในขณะที่พื้นผิวดินจะมีค่าการสะท้อนระหว่างสองช่วงคลื่นใกล้เคียงกันทำให้ NDVI มีค่าใกล้เคียง 0 ส่วนกรณีที่พื้นผิวเป็นน้ำจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดต่ำกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงทำให้ NDVI มีค่าติดลบ ทั้งนี้โดยปกติค่านี้อาจมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.7 เท่านั้นโดยมีสมการดังนี้

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

โดยที่ NIR = ค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้

Red = ค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นแสงสีแดง (Tanutdech, R., Teerawong,

L. 2019)

2.3.7 สหสัมพันธ์ (Correlation)

2.3.7.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson product-moment correlation coefficient)

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน ใช้สัญลักษณ์ r เป็นวิธีที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหรือข้อมูล 2 ชุด โดยที่ตัวแปร หรือข้อมูล 2 ชุดนั้นจะต้องอยู่ในรูปของข้อมูลในมาตราอันดับภาคหรืออัตราส่วน (Interval or Ratio scale) เช่น การหาความสัมพันธ์ระหว่างภาวะสุขภาพกับการดูแลตนเอง การหาความสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักแรกเกิดของทารกกับอายุของมารดา เป็นต้น

- ตัวแปรหรือข้อมูลทั้ง 2 ชุด อยู่ในมาตราอันดับภาค หรือมาตราอัตราส่วน
- ข้อมูลทั้ง 2 ชุด มีการแจกแจงแบบปกติ และมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง
- ข้อมูลในแต่ละชุดจะต้องมีความเป็นอิสระต่อกันค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน คำนวณ

จากสูตร (Pearson, K. , 1920).

$$r = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}}$$

2.3.7.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient)

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนเป็นวิธีที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร หรือข้อมูลมากกว่า 2 ชุด โดยจะทำการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรทีละคู่ ในขณะที่ทำการขจัดอิทธิพลของตัวแปรที่เหลือออกไป (ให้ตัวแปรที่เหลือคงที่) เช่น ต้องการหาความสัมพันธ์ระหว่างสวนสูงกับน้ำหนักของผู้ป่วยโดยทำการขจัดอิทธิพลของตัวแปรอายุของผู้ป่วยเป็นต้น

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน มีหลายลำดับ และมีข้อตกลงเบื้องต้น เช่นเดียวกันกับสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน และตัวแปรทุกตัวอยู่ในมาตราอันตรภาค หรือมาตราอัตราส่วน ดังนี้

- สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่หนึ่ง (first-order partial correlation) เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวโดยให้ตัวแปรอีกตัวคงที่

$$r_{12.3} = \frac{r_{12} - r_{13}r_{23}}{\sqrt{(1-r_{13}^2)(1-r_{23}^2)}} \text{ หรือ } r_{ab.c} = \frac{r_{ab} - r_{ac}r_{bc}}{\sqrt{(1-r_{ac}^2)(1-r_{bc}^2)}}$$

- สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่สอง (second-order partial correlation) เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวโดยให้ตัวแปรที่เหลืออีกสองตัวคงที่

$$r_{12.34} = \frac{r_{12.3} - r_{14.3}r_{24.3}}{\sqrt{(1-r_{14.3}^2)(1-r_{24.3}^2)}} \text{ หรือ } r_{ab.cd} = \frac{r_{ab.c} - r_{ad.c}r_{bd.c}}{\sqrt{(1-r_{ad.c}^2)(1-r_{bd.c}^2)}}$$

เมื่อ $r_{ab.c}$ เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่หนึ่งของตัวแปร a กับ b เมื่อควบคุมตัวแปร c

$r_{ab.cd}$ เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่สองของตัวแปร a กับ b เมื่อควบคุมตัวแปร c

r_{ac} เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันของตัวแปร a กับ c ใด ๆ

2.3.7.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สเปียร์แมน (Spearman rank correlation coefficient)

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สเปียร์แมน (Spearman rank correlation coefficient หรือ Spearman's rho) ใช้สัญลักษณ์ r_s เป็นวิธีที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร หรือข้อมูล 2 ชุดโดยที่ตัวแปร หรือข้อมูล 2 ชุดนั้นจะต้องอยู่ในรูปของข้อมูลในมาตราจัดอันดับ (Ordinal scale) โดยมีข้อตกลงเบื้องต้นดังนี้

1. ตัวแปรหรือข้อมูลทั้ง 2 ชุด อยู่ในมาตราจัดอันดับ หรืออาจเป็นอันตรภาค หรือมาตราอัตราส่วน แลนำมาเรียงอันดับก็ได้

2. ข้อมูลในแต่ละชุดจะต้องมีความเป็นอิสระต่อกันสำหรับการแจกแจงของข้อมูลไม่จำเป็น ต้องมีการแจกแจงแบบปกติ

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สเปียร์แมน คำนวณจากสูตร (Spearman, C. , 1904)

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum D^2}{N(N^2 - 1)}$$

เมื่อ r_s เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สเปียร์แมน

D เป็น ผลต่างของอันดับคะแนนแต่ละคู่

N เป็น ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง

2.3.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

2.3.8.1 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean squared error : MSE)

ค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองโดยเป็นการคำนวณค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด (Standard deviation of forecast error) ที่เกิดขึ้นในแบบจำลอง

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

โดยที่ y_i คือ ค่าข้อมูลจริงลำดับที่ i

$\hat{y}_i$ คือ ค่าพยากรณ์ลำดับที่ i

$\bar{y}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริง

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.3.8.2 รากที่สองค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Root mean squared error : RMSE)

Root Mean Square Error : RMSE หรือ ค่ารากที่สองของ MSE ถูกใช้เป็นค่าประเมินค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด (Standard deviation of forecast error)

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

โดยที่ y_i คือ ค่าข้อมูลจริงลำดับที่ i

$\hat{y}_i$ คือ ค่าพยากรณ์ลำดับที่ i

$\bar{y}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริง

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.3.8.3 การประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองด้วย Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)

ในการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองด้วย Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) (Nash and Sutcliffe, 1970) คือดัชนีที่นิยมใช้ในการบอกค่า ความแม่นยำของแบบจำลอง (Model Accuracy) หรือประสิทธิภาพ-ประสิทธิผลของแบบจำลอง (Model Performance)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{x=1}^X (Q_x - Q_x^{pred})^2}{\sum_x (Q_x - \bar{Q}_x)^2}$$

โดยที่ Q_x หมายถึง ข้อมูลจริงที่ตำแหน่งควอนไทล์

Q_x^{pred} หมายถึง ค่าพยากรณ์ได้ที่ตำแหน่งควอนไทล์

$\bar{Q}_x$ หมายถึง ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริง

X หมายถึง จำนวนข้อมูล

เมื่อค่า NSE อยู่ในช่วงตั้งแต่ $-\infty$ ถึงค่ามากที่สุด คือ 1 และค่า NSE จะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ซึ่งสามารถแปลความหมายได้ดังนี้

ตาราง 2 การสรุปและอธิบายความหมายของค่า NSE

ค่า NSE	การแปลความหมายของคามแม่นยำในการคาดคะเน (Model Accuracy)
1	แบบจำลองสามารถคาดคะเนโดยไม่มีข้อผิดพลาด (Perfect Fit)
อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1	แบบจำลองสามารถคาดคะเนโดยมีความแม่นยำมากกว่าการใช้ค่าเฉลี่ย (Arithmetic Mean)
0	แบบจำลองสามารถคาดคะเนค่าโดยมีความแม่นยำไม่ต่างจากการคาดคะเนโดยใช้ค่าเฉลี่ย
น้อยกว่า 0	แบบจำลองสามารถคาดคะเนค่าโดยมีความแม่นยำน้อยกว่าการคาดคะเนโดยใช้ค่าเฉลี่ย
มากกว่า 0.75	Good prediction
0.36-0.75	Satisfactory prediction (Lian et al., 2007)

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปี 2560 ยุพิน และคณะ ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่ ช่วงเดือนกรกฎาคม ถึง กันยายน ค.ศ. 2035 – 2064 ณ สถานีวัดระดับน้ำ P.1 ณ สะพานนวรัฐ ที่ได้รับผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ โดยใช้ข้อมูลน้ำฝนรายวันจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 ที่มีขนาดกริดน้ำฝน 20*20 กิโลเมตร เป็นข้อมูลนำเข้าโดยครอบคลุมพื้นที่ศึกษา ทั้งหมด 6 กริด ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ LM (LevenbergMarquardt) มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น 15 โหนด (จำนวนร้อยละ 50 จากจำนวนข้อมูลนำเข้า) โดย เลือกใช้เหตุการณ์น้ำท่วมระหว่างปีค.ศ. 2005-2006 เป็นเหตุการณ์ในการเรียนรู้ผลการศึกษาพบว่า การคาดการณ์พบว่าจะมีเหตุการณ์น้ำท่วมเกือบทุกปีรวมทั้งสิ้น 67 เหตุการณ์โดยมีเหตุการณ์น้ำท่วม ที่มีระดับน้ำสูงกว่า 5 เมตร จำนวน 13 เหตุการณ์โดยในปีค.ศ. 2064 เป็นปีที่มีระดับน้ำท่วมสูงสุด คือ 5.57 เมตร และปริมาณน้ำฝนที่ส่งผลต่อเหตุการณ์น้ำท่วมคือ มีปริมาณน้ำฝนตกมากกว่า 100 มิลลิเมตร ในพื้นที่ศึกษาโดยเฉพาะกริดที่ 1 ที่ครอบคลุมพื้นที่ในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่

ในปี 2562 Hristos Tyrallis และคณะ ศึกษาตัวแปรอธิบายที่สำคัญสำหรับพารามิเตอร์บ่งตำแหน่งและพารามิเตอร์บ่งขนาดของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (Generalized extreme value distribution) หลังจากที่ใช้แบบจำลองกับข้อมูลการไหลของกระแสน้ำสูงสุดรายปีเป็นที่ทราบกันว่าช่วยลดความไม่แน่นอนในการอนุมานของการวิเคราะห์ความถี่ของการเกิดน้ำท่วมได้ อย่างไรก็ตามพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของ GEV ซึ่งเป็นตัวแปรอธิบายที่สำคัญที่ยังไม่ค่อยมีการศึกษา แม้จะมี

ความสำคัญอย่างมากซึ่งเกิดขึ้นจากข้อเท็จจริงที่ว่าเป็นตัวกำหนดพฤติกรรมของปลายหางของการแจกแจง บทความนี้จึงตรวจสอบลักษณะของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างโดยหาความสัมพันธ์กับคุณลักษณะลุ่มน้ำ โดยใช้ชุดข้อมูลที่ประกอบไปด้วยข้อมูลเกี่ยวกับการไหลของกระแสน้ำและการบังคับให้เกิดการไหลของแสน้ำรายวัน ดัชนีสภาพอากาศ ภูมิประเทศภูมิประเทศที่ปกคลุมดินและลักษณะทางธรณีสัณฐานของลุ่มน้ำ 591 แห่ง ที่มีอิทธิพลต่อมนุษย์น้อยที่สุดในสหรัฐอเมริกาที่อยู่ติดกัน โดยเสนอกรอบการทำงานที่ใช้ Random forests และตัวแบบเชิงเส้นเพื่อค้นหา (a) ตัวแปรตัวทำนายที่สำคัญของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างและ (b) แบบจำลองที่ดีความได้พร้อมกับประสิทธิภาพการทำนายที่สูง กระบวนการของการศึกษาประกอบด้วยการประเมินประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองการเลือกแบบจำลองการทำนายที่เป็นทางเลือกและการตีความผลลัพธ์ในลักษณะเฉพาะผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่า ค่ามัธยฐาน ของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างคือ 0.19 พารามิเตอร์บ่งรูปร่างส่วนใหญ่ขึ้นอยู่กับดัชนีสภาพอากาศในขณะที่แบบจำลองการทำนายที่เลือกเป็นเส้นตรงและผลลัพธ์มีความแม่นยำสูงกว่า 20% โดยใช้ค่า RMSE เมื่อเทียบกับวิธีดั้งเดิม (naïve) ความหมายมีความสำคัญเนื่องจากมันแสดงให้เห็นว่าการใช้แบบจำลองการถดถอยในกรอบการวิเคราะห์ความถ่วงน้ำท่วมในภูมิภาคสามารถลดความไม่แน่นอนในการทำนายได้อย่างมาก

ในปี 2562 Tanutdech และคณะ ได้ศึกษาภัยแล้งซึ่งเป็นปรากฏการณ์ทางธรรมชาติที่มักเกิดขึ้นในพื้นที่ต่างๆ ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยและส่งผลกระทบอย่างมากต่อการเกษตร วัตถุประสงค์หลักของการศึกษานี้คือการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลและ Standardized Vegetation Index (SVI) สำหรับการประเมินภัยแล้งในพื้นที่ดังกล่าว สำหรับการดำเนินการใช้ข้อมูลของ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) จากดาวเทียม Terra / MODIS เพื่อการวิเคราะห์เพื่อตรวจสอบพื้นที่แห้งแล้งอันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงของสภาพพืช โดย SVI ภายในระยะเวลาสามปี: 2557, 2558, 2106 จากการศึกษาพบว่าภัยแล้งที่เลวร้ายที่สุดคือในปี 2559 รองลงมาคือปี 2557 และ 2558 ตามลำดับ นอกจากนี้เพื่อความน่าเชื่อถือของเทคนิคนี้ ผลการวิเคราะห์จาก SVI เพื่อหาความสัมพันธ์ทางสถิติกับปริมาณน้ำฝนในพื้นที่เป้าหมายเสร็จสมบูรณ์ ผลของข้อมูลทั้งสองชุดมีความสัมพันธ์กันสูงในทั้งสามปี (2014, $R^2 = 0.83$; 2015, $R^2 = 0.88$ และ 2016, $R^2 = 0.97$) ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าการตรวจสอบสถานการณ์ภัยแล้งด้วยเทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลและ SVI ในช่วงเวลาต่างๆในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่างของประเทศไทยสามารถระบุรูปแบบของภัยแล้งได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในปี 2562 Haniyeh Asadi และคณะ ได้ศึกษากระบวนการเลือกอินพุตข้อมูลสำหรับแบบจำลองปริมาณน้ำฝน-น้ำท่า โดยใช้ ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) และดัชนีการเชื่อมต่อ (IC:ดัชนีการเชื่อมต่อทางอุทกวิทยาประเภทหนึ่ง) นอกเหนือจากปัจจัยด้านภูมิอากาศและอุทกวิทยา ปัจจัยการผลิตที่เลือกใช้ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในอ่างเก็บน้ำ Haughton และที่กักเก็บน้ำ Calliope River รัฐควีนส์แลนด์ประเทศออสเตรเลีย ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการรวม IC เป็นพารามิเตอร์ไฮโดร-ธรณีสารสนเทศและ NDVI การตรวจจับระยะไกลเป็นพารามิเตอร์ทางชีวฟิสิกส์ร่วมกับปริมาณน้ำฝนและการไหลบ่าเป็นพารามิเตอร์ทางภูมิอากาศสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล ANN เมื่อเทียบกับโมเดล ANN โดยใช้พารามิเตอร์ภูมิอากาศแบบไฮโดรลิกเท่านั้น การเปรียบเทียบระหว่างรูปแบบการป้อนข้อมูลที่แตกต่างกันแสดงให้เห็นว่าดัชนี IC มีประสิทธิภาพของโมเดลดีกว่าดัชนี NDVI โดยรวมแล้วการจำลองแบบจำลองของ ANN แสดงให้เห็นว่าการใช้ IC ร่วมกับปัจจัยที่มีสภาพภูมิอากาศดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัดในการปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลโดยเฉพาะอย่างยิ่งในกลุ่มน้ำ Calliope การปรับปรุงนี้บ่งชี้โดยการเพิ่มขึ้นเล็กน้อย (9.77% และ 11.25%) ในประสิทธิภาพของ Nash-Sutcliffe และการลดลงอย่างเห็นได้ชัด (24.43% และ 37.89%) ในค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองของกลุ่มน้ำ Haughton และกลุ่มน้ำ Calliope ตามลำดับ ที่นี้เราแสดงให้เห็นถึงผลกระทบที่สำคัญของอินพุตอนุกรมเวลาไฮโดร - ธรณีฟิสิกส์และอนุกรมเวลาทางชีวฟิสิกส์สำหรับการประมาณปริมาณน้ำท่ารายเดือนโดยใช้แบบจำลองที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูล ANN ซึ่งมีค่าสำหรับการวางแผนและการจัดการทรัพยากรน้ำ

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการศึกษาเพื่อให้สอดคล้องกับความมุ่งหมายของการศึกษาดังต่อไปนี้

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.2 สรุปขั้นตอนวิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อประมาณพารามิเตอร์บ่งขนาดของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (GEV) จากข้อมูลดาวเทียมและสถานีตรวจวัด ผู้วิจัยมีขั้นตอนการดำเนินการ 5 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1

1.1 การเตรียมข้อมูลในการวิเคราะห์ 2 แบบ ดังนี้

1.1.1 ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยจะใช้ข้อมูลดัชนี NDVI และ ปริมาณน้ำฝน

1.1.2 ข้อมูลจากสถานีตรวจวัด กรมอุตุนิยมวิทยา ประกอบด้วยข้อมูล ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ และกรมชลประทาน ประกอบด้วยข้อมูล ปริมาณน้ำท่า ปริมาณน้ำในเขื่อน ปริมาณการไหลของกระแสน้ำ

1.2 การจัดการกับข้อมูลสูญหาย (missing)

1.2.1 ใช้หลักการ Multivariate Imputation by Chained Equations (MICE) ในการจัดการกับข้อมูลสูญหาย ซึ่งทำได้โดย การนำข้อมูลที่มีค่าในวันที่ตรงกันกับข้อมูลที่สูญหายในทุกปีมารวมกันแล้วหาค่าเฉลี่ยนำมาแทนค่าในข้อมูลที่ missing ในวันที่เดียวกันของแต่ละปี และใช้แพ็คเกจ “missForest” และ “mice” ในโปรแกรม R ในการวิเคราะห์

1.2.2 ใช้การประมาณค่า IDW ในแพ็คเกจ โปรแกรม Q-GIS

ขั้นตอนที่ 2

2.1 ประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV ด้วยวิธี MLE จากข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน

2.2 หาค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างพารามิเตอร์บ่งรูปร่างกับข้อมูลตัวแปรอิสระเพื่อดูความสัมพันธ์ของตัวแปร

ขั้นตอนที่ 3

สร้างแบบจำลองเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV จากตัวแปรอิสระที่มีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) สูงกับพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ด้วย แบบจำลองสองแบบคือ กระบวนการคงที่ (Stationary Process) และกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process)

3.1 แบบจำลองการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (Generalized Extreme Value Distribution: GEV) เป็นแบบจำลองที่เกิดจากกระบวนการคงที่ (Stationary Process) ของข้อมูล

3.2 แบบจำลองกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process) เป็นแบบจำลองค่าสุดขีดภายใต้กระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process in Extreme Value) โดยการวิเคราะห์ค่าสุดขีดได้รับอิทธิพลจากตัวแปรอื่น ๆ เช่น ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงเมื่อเวลาเปลี่ยนไป หรือข้อมูลมีแนวโน้ม ซึ่งทำให้ข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์เป็นข้อมูลที่อยู่ภายใต้กระบวนการไม่คงที่ การวิเคราะห์ข้อมูลลักษณะนี้จะแตกต่างจากการวิเคราะห์ข้อมูลที่อยู่ภายใต้กระบวนการคงที่ และผู้วิจัยได้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อที่จะประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่างภายใต้กระบวนการไม่คงที่ของแบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 4

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

4.1 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean squared error : MSE)

4.2 รากที่สองค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Root mean squared error : RMSE)

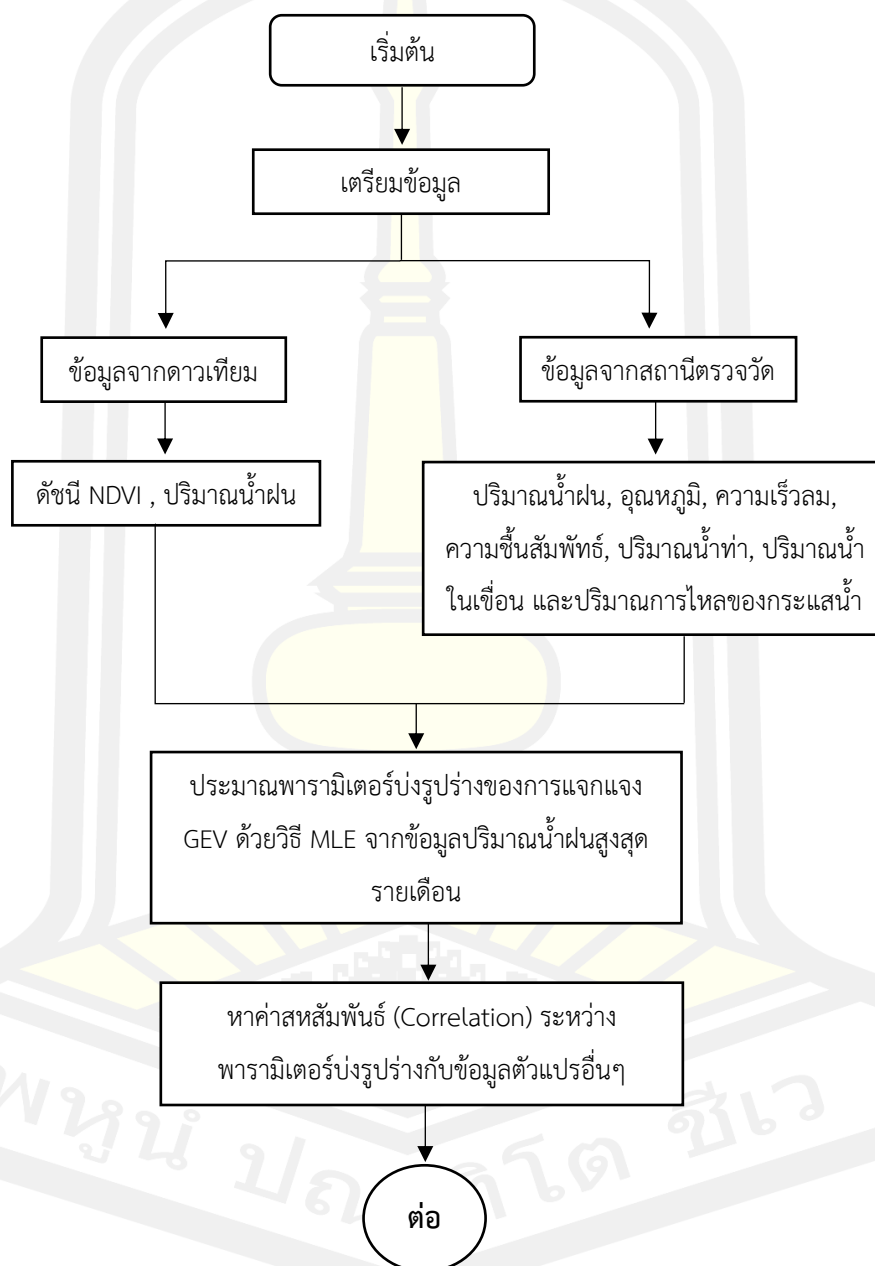
4.3 Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)

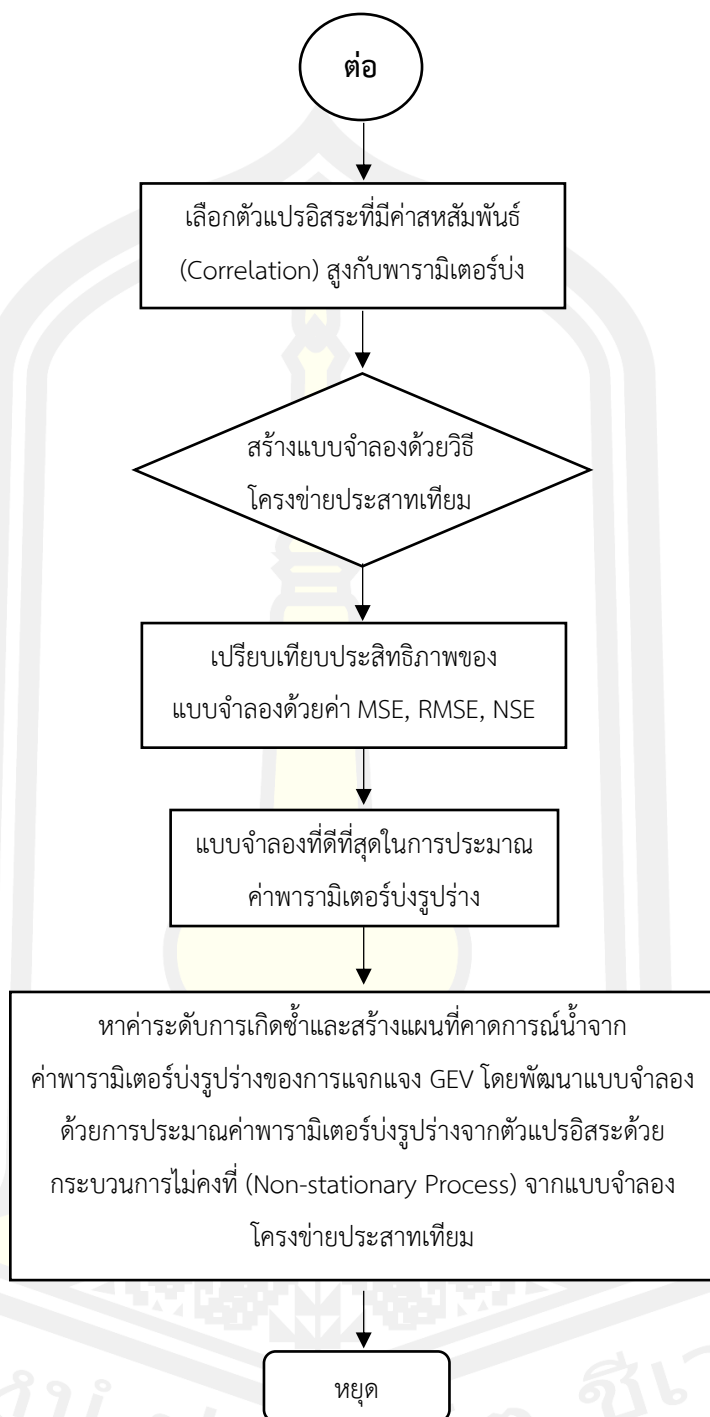
ขั้นตอนที่ 5

ประมาณค่าระดับการเกิดซ้ำของแบบจำลองค่าสุดขีดและสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ 2 5 10 20 50 และ 100 ปี ของปริมาณน้ำฝนสูงสุด โดยพัฒนาแบบจำลองด้วยการประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่างจากตัวแปรอิสระด้วยกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process) จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3.2 สรุปขั้นตอนวิธีการดำเนินงานวิจัย

สรุปขั้นตอนการดำเนินงานได้จากแผนภาพ ดังนี้





บทที่ 4

ผลการวิจัยและการอภิปราย

ในการศึกษาวิจัยการสร้างตัวแบบจำลองเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV จากตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ด้วย แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูล จากสถานีตรวจอากาศ อุตุณิยมวิทยา กรมอุตุนิยมวิทยา ข้อมูลน้ำท่าจากกรมชลประทาน และข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Terra-MODIS ในระหว่างปี พ.ศ.2553 - 2564 พื้นที่ที่ทำการศึกษา คือ พื้นที่ลุ่มน้ำชี ด้วยวิธีการการแจกแจงค่าสุดขีดวงนัยทั่วไป รายละเอียดดังนี้

ตอนที่ 1 การเตรียมข้อมูล คัดกรองข้อมูลตัวแปร เพื่อทำการวิเคราะห์

ตอนที่ 2 ประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV ด้วยวิธี MLE จากข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน

ตอนที่ 3 หาค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างพารามิเตอร์บ่งรูปร่างกับข้อมูลตัวแปรอิสระเพื่อดูความสัมพันธ์ของตัวแปร

ตอนที่ 4 สร้างแบบจำลองเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจง GEV จากตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ตอนที่ 5 หาค่าระดับการเกิดซ้ำของแบบจำลองค่าสุดขีดและสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ

4.1 การเตรียมข้อมูล คัดกรองข้อมูลตัวแปร เพื่อทำการวิเคราะห์

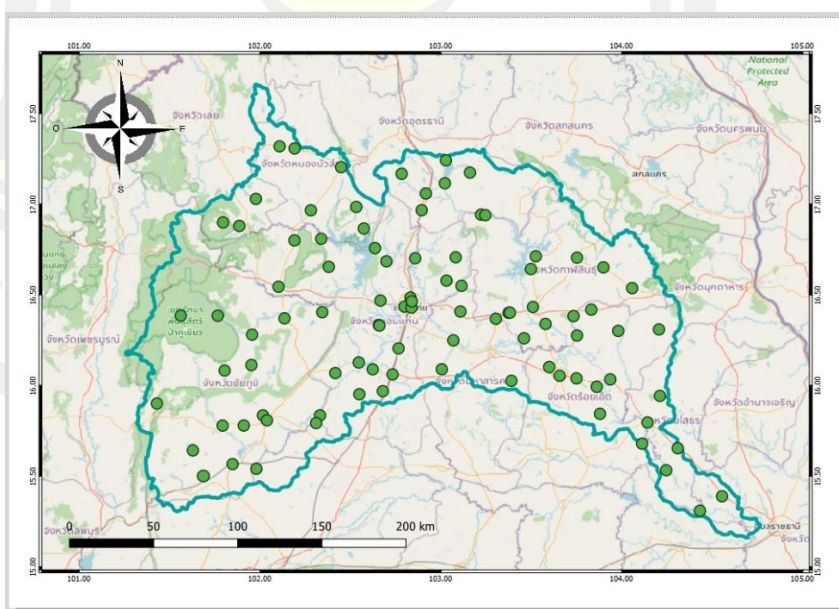
ผู้วิจัยได้ศึกษาและคัดกรองข้อมูลจากสถานีตรวจวัดกรมอุตุนิยมวิทยาและกรมชลประทานโดยเลือกสถานีที่มีความสมบูรณ์และครบถ้วนของข้อมูลเพื่อเป็นพื้นที่ต้นแบบของการสร้างแบบจำลองและในการสร้างแบบจำลองในสถานที่ข้อมูลไม่สมบูรณ์จะใช้วิธีการประมาณค่าโดยการประมาณค่าในช่วง (Interpolation) ด้วยวิธี IDW (Inverse Distance Weight) โดยมีข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์ดังนี้

- 1) ข้อมูลดาวเทียม ประกอบด้วย ภาพถ่ายจาก ดาวเทียม Terra-MODIS
- 2) ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์
- 3) ข้อมูลด้านอุทกวิทยา ประกอบด้วยข้อมูล ปริมาณน้ำท่า ปริมาณน้ำในเขื่อน ปริมาณการไหลของกระแส

ตาราง 3 สรุปรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย จำแนกตามแหล่งที่มาของข้อมูล

แหล่งที่มาข้อมูล	ข้อมูล	ชนิดของข้อมูล
Earth data (NASA)	ภาพถ่ายดาวเทียม Terra-MODIS (NDVI index)	ข้อมูลภาพถ่ายราย 16 วัน 11 ปีย้อนหลัง
กรมอุตุนิยมวิทยา	ปริมาณน้ำฝนสูงสุด	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	ปริมาณน้ำฝนสะสม	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	ความเร็วลมเฉลี่ย	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	ความเร็วลมสูงสุด	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	อุณหภูมิสูงสุด	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	อุณหภูมิต่ำสุด	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
	อุณหภูมิเฉลี่ย	ข้อมูลรายเดือน 11 ปีย้อนหลัง
กรมชลประทาน	ปริมาณน้ำท่า	ข้อมูลรายวัน 11 ปีย้อนหลัง
	ปริมาณน้ำในเขื่อน	ข้อมูลรายชั่วโมง 11 ปีย้อนหลัง
	ปริมาณการไหลของกระแสน้ำ	ข้อมูลรายชั่วโมง 11 ปีย้อนหลัง

โดยระยะเวลาของการจัดเก็บข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 และจากแหล่งที่มาของข้อมูลผู้วิจัยสามารถแสดงภาพแผนที่สถานีตรวจวัดโดยอ้างอิงจากแหล่งที่มาของข้อมูลในลุ่มน้ำชี ได้ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 แผนที่ลุ่มแม่น้ำชีแสดงพิกัดที่ตั้งสถานีตรวจวัดปริมาณน้ำฝนรายอำเภอ 92 แห่ง

ตาราง 4 รายชื่อสถานีวิจัยวัดปริมาณน้ำฝนรายอำเภอ 92 แห่ง ที่อยู่ในพื้นที่ลุ่มน้ำชี

รหัสสถานี	สถานีวิจัยวัดน้ำฝนรายอำเภอ
353005	อำเภอภูกระดึง จ.เลย
353011	อุทยานแห่งชาติภูกระดึง จ.เลย
353013	อำเภอผาขาว จ.เลย
354003	อำเภอกุมภวาปี จ.อุดรธานี
354007	อำเภอโนนสะอาด จ.อุดรธานี
354019	อำเภอศรีธาตุ จ.อุดรธานี
354021	ศูนย์เกษตรอ้อยภาคตะวันออกเฉียงเหนือ อ.กุมภวาปี จ.อุดรธานี
354022	อำเภอกุมภวาปี จ.อุดรธานี
354024	กิ่งอำเภอประจักษ์ศิลปาคม จ.อุดรธานี
354025	อำเภอหนองแสง จ.อุดรธานี
360001	สำนักงานเกษตรอำเภอเมืองหนองบัวลำภู จ.หนองบัวลำภู
360002	อำเภอนากลาง จ.หนองบัวลำภู
360003	อำเภอศรีบุญเรือง จ.หนองบัวลำภู
360005	สำนักงานเกษตรอำเภอโนนสัง จ.หนองบัวลำภู
360006	นิคมสร้างตนเองโนนสัง อ.โนนสัง จ.หนองบัวลำภู
360007	อำเภอนาวัง จ.หนองบัวลำภู
379043	รร.บ้านวังเหว จ.เพชรบูรณ์
381001	อำเภอชนบท (อุทกชั้น 3) จ.ขอนแก่น
381003	อำเภอชุมแพ จ.ขอนแก่น
381004	อำเภอกระนวน จ.ขอนแก่น
381005	อำเภอมัญจาคีรี จ.ขอนแก่น
381006	อำเภอบ้านไผ่ จ.ขอนแก่น
381007	อำเภอสีชมพู จ.ขอนแก่น
381008	อำเภอภูเวียง จ.ขอนแก่น
381010	อำเภอน้ำพอง จ.ขอนแก่น
381011	อำเภออุบลรัตน์ จ.ขอนแก่น
381012	อำเภอบ้านฝาง จ.ขอนแก่น
381014	อำเภอแวงใหญ่ จ.ขอนแก่น
381015	สถานีทดลองข้าว อ.เมือง จ.ขอนแก่น
381016	ศูนย์วิจัยพืชไร่ขอนแก่น อ.เมือง จ.ขอนแก่น
381017	นิคมสร้างตนเองเขื่อนอุบลรัตน์ อ.อุบลรัตน์ จ.ขอนแก่น
381022	กิ่งอำเภอโคกโพธิ์ชัย จ.ขอนแก่น

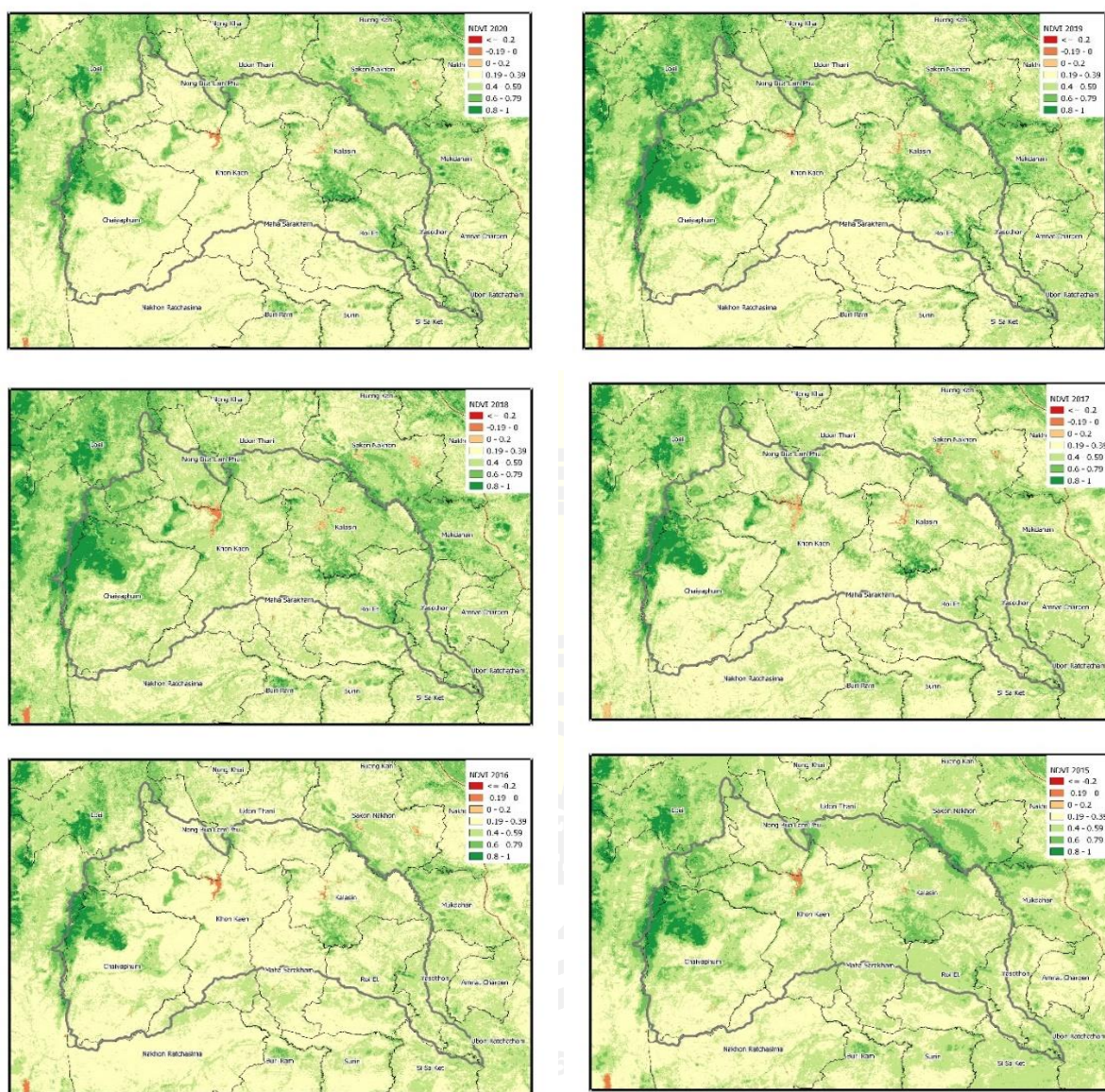
รหัสสถานี	สถานีตรวจวัดน้ำฝนรายอำเภอ
381023	กิ่งอำเภอข้าสูง จ.ขอนแก่น
381024	กิ่งอำเภอบ้านแฮด จ.ขอนแก่น
381025	กิ่งอำเภอหนองนาคำ จ.ขอนแก่น
381026	กิ่งอำเภอโนนศิลา จ.ขอนแก่น
381027	อำเภอพระยืน จ.ขอนแก่น
381028	อำเภอแวงน้อย จ.ขอนแก่น
381201	ขอนแก่น จ.ขอนแก่น
381301	ท่าพระ สกษ. จ.ขอนแก่น
387001	อำเภอเมืองมหาสารคาม จ.มหาสารคาม
387003	อำเภอกันทรวิชัย จ.มหาสารคาม
387006	อำเภอเชียงยืน จ.มหาสารคาม
387011	อำเภอแกลง จ.มหาสารคาม
387013	กิ่งอำเภอชื่นชม จ.มหาสารคาม
387014	กิ่งอำเภอกุตรัง จ.มหาสารคาม
387401	มหาสารคาม จ.มหาสารคาม
388001	อำเภอเมืองกาฬสินธุ์ จ.กาฬสินธุ์
388002	อำเภอกุฉินารายณ์ จ.กาฬสินธุ์
388003	อำเภอยางตลาด จ.กาฬสินธุ์
388005	อำเภอห้วยผึ้ง จ.กาฬสินธุ์
388006	อำเภอสมเด็จ จ.กาฬสินธุ์
388007	อำเภอท่าคันโท จ.กาฬสินธุ์
388008	สถานีทดลองพืชไร่กาฬสินธุ์ อ.ยางตลาด จ.กาฬสินธุ์
388009	นิคมสร้างตนเองกุฉินารายณ์ จ.กาฬสินธุ์
388011	อำเภอนามน จ.กาฬสินธุ์
388012	อำเภอร่องคำ จ.กาฬสินธุ์
388013	ศูนย์พัฒนานิคมภาคตะวันออกเฉียงเหนือ อ.เมือง จ.กาฬสินธุ์
388014	กิ่งอำเภอฆ้องชัย จ.กาฬสินธุ์
388401	กาฬสินธุ์ จ.กาฬสินธุ์
403001	อำเภอจัตุรัส (อุทกชั้น 3) จ.ชัยภูมิ
403002	อำเภอภูเขียว จ.ชัยภูมิ
403003	อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จ.ชัยภูมิ
403004	อำเภอบ้านขัว จ.ชัยภูมิ
403005	อำเภอบ้านแท่น จ.ชัยภูมิ

รหัสสถานี	สถานีตรวจวัดน้ำฝนรายอำเภอ
403006	อำเภอหนองบัวแดง จ.ชัยภูมิ
403007	อำเภอบำเหน็จณรงค์ จ.ชัยภูมิ
403009	สถานีทดลองหม่อนไหมชัยภูมิ อ.เมือง จ.ชัยภูมิ
403010	เขตรักษาพันธุ์สัตว์ป่าภูเขียว (ทุ่งกะมัง) อ.คอนสาร จ.ชัยภูมิ
403011	อำเภอหนองบัวระเหว จ.ชัยภูมิ
403012	สถานีส่งเสริมการอนุรักษ์สัตว์ป่าห้วยกุ่ม จ.ชัยภูมิ
403016	อำเภอภักดีชุมพล จ.ชัยภูมิ
403017	อำเภอเนินสง่า จ.ชัยภูมิ
403019	กิ่งอำเภอซับใหญ่ จ.ชัยภูมิ
403201	ชัยภูมิ จ.ชัยภูมิ
405001	อำเภอเสลภูมิ จ.ร้อยเอ็ด
405003	อำเภอธวัชบุรี จ.ร้อยเอ็ด
405005	อำเภอหนองพอก จ.ร้อยเอ็ด
405006	อำเภออาจสามารถ จ.ร้อยเอ็ด
405007	อำเภอโพนทอง จ.ร้อยเอ็ด
405008	อำเภอพนมไพร จ.ร้อยเอ็ด
405011	อำเภอโพธิ์ชัย จ.ร้อยเอ็ด
405017	กิ่งอำเภอทุ่งเขาหลวง จ.ร้อยเอ็ด
405201	ร้อยเอ็ด จ.ร้อยเอ็ด
405301	ร้อยเอ็ด สกษ. จ.ร้อยเอ็ด
406001	อำเภอเมืองยโสธร จ.ยโสธร
406002	อำเภอค้ำเขื่อนแก้ว จ.ยโสธร
406003	อำเภอมหาชนะชัย จ.ยโสธร
406007	อำเภอค้อวัง จ.ยโสธร
406008	อำเภอทรายมูล จ.ยโสธร
407008	อำเภอเชียงใน จ.อุบลราชธานี
431027	อำเภอแก้งสนามนาง จ.นครราชสีมา

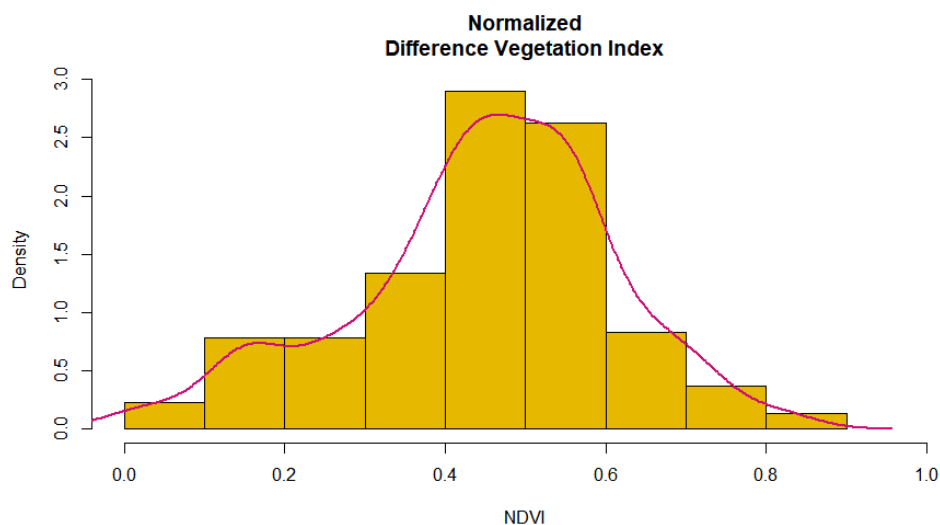
ตาราง 5 กำหนดชื่อตัวแปรและความหมายของตัวแปร

ตัวแปร	ความหมาย
LAT	พิกัดละติจูด (Latitude)
LONG	พิกัดลองจิจูด (Longitude)
xi	ค่าประมาณพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape parameter)
mu	ค่าประมาณพารามิเตอร์ตำแหน่ง (Location parameter)
sigma	ค่าประมาณพารามิเตอร์ขนาด (Scale parameter)
rain_max	ปริมาณน้ำฝนสูงสุด
rain_average	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย
rain_sum	ปริมาณน้ำฝนสะสม
wind_max	ความเร็วลมสูงสุด
wind_average	ความเร็วลมเฉลี่ย
Temp_max	อุณหภูมิสูงสุด
Temp_min	อุณหภูมิต่ำสุด
Temp_average	อุณหภูมิเฉลี่ย
RH_average	ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย
RH_max	ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด
NDVI	ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอนมัลไลซ์ (NDVI) เฉลี่ย
Runoff_max	ปริมาณน้ำท่าสูงสุด
Runoff_average	ปริมาณน้ำท่าเฉลี่ย
Runoff_sum	ปริมาณน้ำท่าสะสม

4.1.1 วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม Terra-MODIS โดยการคำนวณค่าดัชนี NDVI
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) หรือ ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณซึ่ง
เป็นข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจากดาวเทียม Terra ระบบ MODIS จากผลิตภัณฑ์ MOD13Q1
Vegetation Indices (USGS, 2011)



ภาพที่ 5 ตัวอย่างภาพข้อมูลดัชนี NDVI ในช่วงเดือนพฤษภาคมของปี 2015-2020



ภาพที่ 6 กราฟฮิสโตแกรมของข้อมูลดัชนี NDVI 11 ปีย้อนหลังเฉลี่ยของ 92 สถานี

ทั้งนี้จากภาพที่ 6 พบว่า ผลการวิเคราะห์ค่าดัชนี NDVI พบว่า มีค่าดัชนี NDVI อยู่ระหว่าง 0-0.9 และมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.45 สรุปได้ว่าพื้นที่ส่วนใหญ่ของกลุ่มน้ำชีปกคลุมด้วยพืชพันธุ์ที่หนาแน่น และเป็นพื้นที่ที่มีการทำเกษตรกรรมเป็นส่วนใหญ่ และจากกราฟฮิสโตแกรมของข้อมูลดัชนี NDVI พบว่า ข้อมูลมีลักษณะเบ้ซ้ายเล็กน้อย (เกือบจะมีการแจกแจงที่สมมาตร) จึงเป็นอีกหนึ่งเหตุผลที่ทำให้ผู้วิจัยต้องศึกษาพฤติกรรมความเบ้ของทางซ้ายที่เกิดขึ้นในข้อมูลเหล่านี้

4.1.2 ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาและอุทกวิทยา

ตาราง 6 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาและอุทกวิทยา

ตัวแปร	ค่าต่ำสุด	ค่าควอไทล์ที่ 1	ค่ามัธยฐาน	ค่าเฉลี่ย	ค่าควอไทล์ที่ 3	ค่าสูงสุด
rain_max	154.9	170.4	179.1	178.2	183.5	218.2
rain_average	94.83	100.02	102.25	107.54	118.19	131.04
rain_sum	948.3	1000.2	1022.5	1075.4	1181.9	1310.4
wind_max	34.02	41.77	44.26	43.4	45.39	49.6
wind_average	7.391	10.744	10.888	10.931	11.332	12.424
Temp_max	41.65	42.28	42.45	42.38	42.49	42.6
Temp_min	14.68	16.03	16.29	16.41	16.68	19.62
Temp_average	31.76	32.02	32.12	32.12	32.19	32.58
RH_average	78.01	80.19	80.54	80.83	81.71	84.97
RH_max	86.01	88.36	88.98	88.93	89.71	91.31
runoff_max	2.729	5.372	6.415	6.595	7.756	11.332
runoff_average	0.2248	1.4493	2.0239	2.3651	2.7915	9.8514

จากตารางที่ 6 เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลภาพรวมเบื้องต้นของทั้ง 92 สถานี โดยใช้สถานีอุตุนิยมวิทยาเป็นจุดในการเชื่อมข้อมูลทั้งหมด

4.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter)

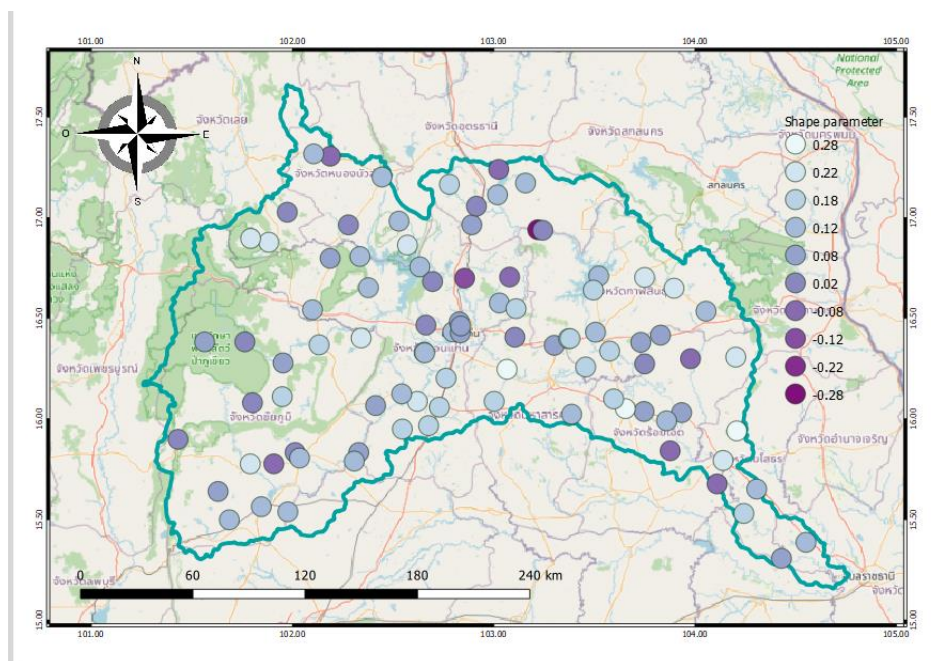
สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (Generalized Extreme Value Distribution: GEV) จากปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation : MLE) จะเป็นการสร้างพารามิเตอร์ตั้งต้นที่จะนำไปคำนวณค่าประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) ทั้งนี้ผู้วิจัยได้คำนวณค่าประมาณของพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ตามสถานีตรวจวัดโดยอ้างอิงจากแหล่งที่มาของข้อมูลในกลุ่มน้ำชี รายละเอียดดังตารางที่ 7 และ ภาพที่ 7, 8

ตาราง 7 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป ด้วยวิธีภาวน่าจะเป็นสูงสุด

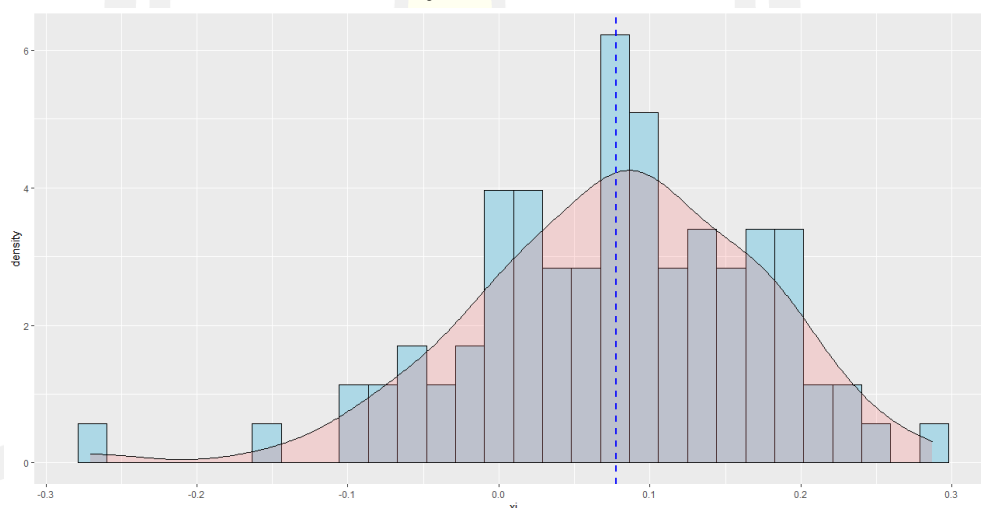
รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์		
	$\hat{\mu}$ (se)	$\hat{\sigma}$ (se)	$\hat{\xi}$ (se)
353005	22.1167 (1.7629)	17.8703 (1.3795)	0.1886 (0.0652)
353011	29.5663 (2.4878)	24.478 (1.9698)	0.1916 (0.0766)
353013	29.7585 (2.0636)	21.1675 (1.4881)	-0.003 (0.0555)
354003	30.2368 (2.3177)	22.3345 (1.7632)	0.1139 (0.0727)
354007	26.3725 (2.1856)	19.1585 (1.6514)	0.0562 (0.0876)
354019	38.6623 (2.7476)	21.9375 (2.0473)	-0.2702 (0.0941)
354021	26.2814 (2.5195)	21.7921 (1.9312)	-0.0194 (0.1056)
354022	20.167 (1.9759)	16.9449 (1.5662)	0.0996 (0.1141)
354024	27.9222 (2.169)	21.3764 (1.5666)	-0.0953 (0.0688)
354025	26.9082 (2.2076)	21.5179 (1.7301)	0.1261 (0.0883)
360001	27.8867 (1.9584)	20.0342 (1.4946)	0.1145 (0.0699)
360002	33.9481 (2.2068)	21.1994 (1.5819)	-0.0581 (0.0625)
360003	26.5976 (2.1186)	19.2841 (1.5836)	-0.0281 (0.0893)
360005	28.3692 (2.1762)	19.6559 (1.7259)	0.2206 (0.0697)
360006	24.3889 (2.0521)	19.6989 (1.5525)	0.0774 (0.077)
360007	26.1505 (1.9213)	18.3084 (1.444)	0.0894 (0.0726)
379043	19.7497 (1.802)	16.823 (1.4312)	0.169 (0.09)
381001	28.5867 (2.0554)	19.777 (1.6205)	0.1853 (0.0731)
381003	27.0653 (2.3185)	20.4406 (1.7494)	0.0664 (0.084)
381004	26.5548 (2.3102)	22.2672 (1.703)	-0.0813 (0.0742)
381005	28.8252 (2.1918)	20.7008 (1.6425)	0.0813 (0.0713)
381006	25.484 (1.9017)	18.0895 (1.4825)	0.1608 (0.0705)
381007	26.1635 (2.0813)	18.8432 (1.5973)	0.0582 (0.0914)
381008	25.0785 (1.8908)	16.8831 (1.4588)	0.1049 (0.091)
381010	29.1732 (2.2143)	20.3789 (1.6145)	-0.1455 (0.079)
381011	25.2761 (2.1583)	19.1486 (1.6611)	0.0753 (0.0919)
381012	28.8389 (2.2951)	21.2062 (1.7139)	0.0007 (0.0858)
381014	25.5924 (2.1786)	20.546 (1.6746)	0.1242 (0.0775)
381015	23.9334 (2.0838)	18.9209 (1.6086)	0.0902 (0.0927)
381016	23.9702 (2.1957)	20.0706 (1.6578)	0.0097 (0.0903)
381017	24.1355 (1.9537)	18.7193 (1.4318)	-0.0319 (0.0739)

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์		
	$\hat{\mu}$ (se)	$\hat{\sigma}$ (se)	$\hat{\xi}$ (se)
381022	26.3666 (2.0797)	20.5881 (1.5673)	0.044 (0.0804)
381023	28.7274 (2.2674)	21.2301 (1.7053)	0.084 (0.0734)
381024	23.5167 (2.2739)	20.8758 (1.8194)	0.1644 (0.0997)
381025	25.6484 (1.8801)	19.1938 (1.4261)	0.0851 (0.0714)
381026	26.518 (2.1012)	20.5216 (1.6174)	0.1588 (0.0646)
381027	26.8413 (2.069)	21.0444 (1.6198)	0.1573 (0.0715)
381028	27.6144 (2.1505)	20.9929 (1.5975)	0.0535 (0.0708)
381201	22.5229 (2.1183)	20.0544 (1.6082)	0.0443 (0.0807)
381301	23.2795 (2.2565)	21.2019 (1.7105)	0.028 (0.0867)
387001	34.6935 (3.0476)	26.5866 (2.3577)	0.1033 (0.0941)
387003	31.7514 (2.2423)	20.4515 (1.6391)	0.0195 (0.073)
387006	27.5032 (2.5031)	21.8436 (1.9165)	0.0006 (0.1039)
387011	30.8419 (2.5292)	21.7126 (1.9362)	0.0859 (0.0926)
387013	18.3501 (1.819)	15.3409 (1.4529)	0.1597 (0.1071)
387014	28.9894 (2.478)	23.1882 (1.9468)	0.136 (0.0916)
387401	20.9554 (2.4073)	21.1737 (1.9958)	0.2375 (0.1119)
388001	23.8546 (2.0298)	18.397 (1.584)	0.1193 (0.094)
388002	31.0703 (2.5476)	24.3317 (1.9319)	0.0925 (0.0777)
388003	25.7812 (2.0404)	20.0019 (1.5858)	0.144 (0.078)
388005	33.4597 (2.6054)	23.2031 (1.9948)	0.0844 (0.0905)
388006	27.5084 (2.3033)	20.5423 (1.818)	0.1799 (0.0822)
388007	26.8551 (1.9665)	17.5767 (1.4679)	0.0001 (0.0877)
388008	24.5654 (2.3251)	20.4899 (1.8609)	0.1623 (0.1035)
388009	30.5349 (2.5804)	23.2708 (2.0704)	0.1938 (0.0938)
388011	28.6653 (2.4159)	21.1488 (1.8164)	0.0222 (0.0928)
388012	31.7099 (2.7351)	24.5263 (2.0055)	-0.0403 (0.0817)
388013	24.6603 (1.9978)	19.7525 (1.5894)	0.1716 (0.0852)
388014	26.1431 (2.1344)	20.6765 (1.665)	0.1249 (0.0861)
388401	23.06 (2.5538)	22.6528 (2.0637)	0.171 (0.1093)
403001	23.7173 (1.9449)	18.7786 (1.4824)	0.1118 (0.0728)
403002	23.3142 (1.8167)	16.9109 (1.4021)	0.1286 (0.0813)
403003	21.7595 (1.7015)	14.1942 (1.2914)	0.0447 (0.098)

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์		
	$\hat{\mu}$ (se)	$\hat{\sigma}$ (se)	$\hat{\xi}$ (se)
403004	25.9539 (2.1612)	20.1403 (1.6058)	-0.0555 (0.0868)
403005	24.3016 (1.9707)	18.6182 (1.5688)	0.2055 (0.0734)
403006	25.1128 (1.8595)	17.3951 (1.3742)	0.0051 (0.0788)
403007	22.8567 (1.8336)	17.0488 (1.3787)	0.0728 (0.0778)
403009	31.7875 (2.1747)	20.6899 (1.6)	0.0054 (0.0695)
403010	25.0755 (2.033)	20.0607 (1.5035)	0.0429 (0.0658)
403011	20.6208 (1.9749)	17.6391 (1.6265)	0.2308 (0.1056)
403012	24.6886 (1.9159)	17.8325 (1.452)	0.0071 (0.0898)
403016	25.8385 (1.8844)	17.9186 (1.3684)	-0.0168 (0.0709)
403017	22.4834 (2.0785)	19.4018 (1.608)	0.0847 (0.0916)
403019	29.7364 (2.1743)	20.8457 (1.6522)	0.045 (0.0861)
403201	21.7703 (2.1971)	20.1666 (1.7123)	0.0992 (0.0938)
405001	30.2071 (2.6457)	23.1733 (2.0432)	0.0534 (0.1022)
405003	31.7258 (2.3205)	20.9962 (1.6988)	0.0229 (0.0715)
405005	31.1131 (3.1644)	24.5452 (2.5696)	0.185 (0.1222)
405006	32.8712 (2.7422)	25.0407 (2.0043)	-0.0702 (0.0806)
405007	34.722 (2.7288)	22.3966 (1.9693)	-0.097 (0.0812)
405008	31.3542 (2.4968)	22.6297 (1.8433)	-0.0513 (0.0872)
405011	29.3871 (2.4518)	21.3654 (1.8511)	0.0253 (0.0929)
405017	28.5316 (2.6059)	22.7481 (1.9873)	0.0841 (0.0897)
405201	22.141 (2.6135)	22.7797 (2.1868)	0.2475 (0.1196)
405301	25.6976 (2.5575)	23.9226 (1.995)	0.125 (0.0876)
406001	23.8266 (2.3288)	21.1671 (1.8686)	0.1937 (0.0941)
406002	29.9467 (2.8169)	25.4782 (2.1636)	0.0996 (0.0874)
406003	26.5646 (2.7966)	24.2119 (2.2318)	0.167 (0.1039)
406007	38.7522 (3.0333)	27.3109 (2.2423)	0.0231 (0.0773)
406008	24.232 (2.1727)	19.3312 (1.8297)	0.2871 (0.0976)
407008	33.5191 (2.3778)	20.9278 (1.7731)	0.0896 (0.0716)
431027	26.9415 (2.3021)	20.4703 (1.7673)	0.0737 (0.0937)

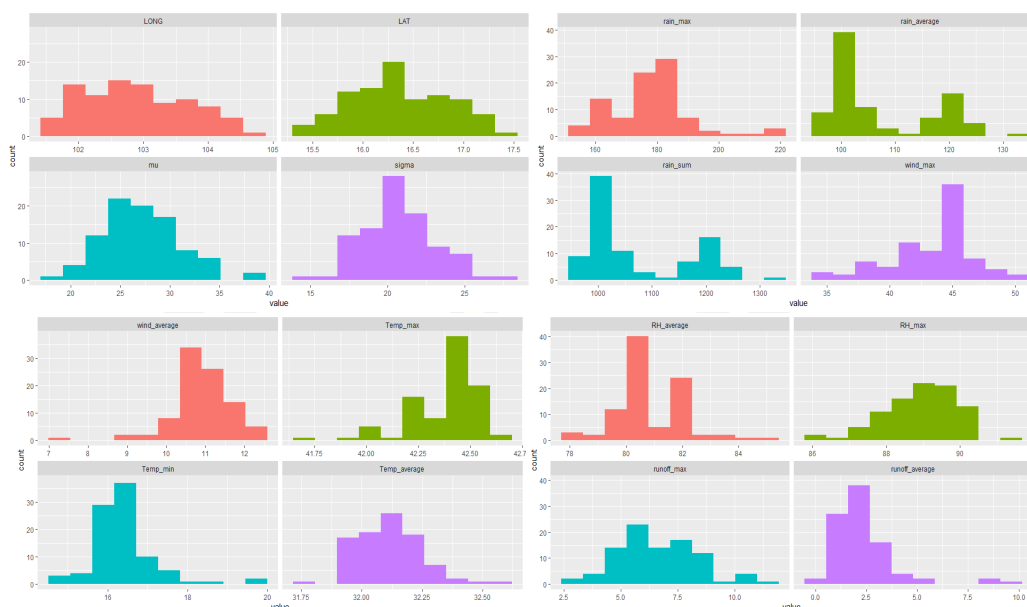


ภาพที่ 7 ค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) จากข้อมูลปริมาณน้ำฝน
สูงสุดรายเดือน



ภาพที่ 8 กราฟฮิสโตแกรมค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter)

จากค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนของทั้ง 92 สถานีในกลุ่มน้ำชี พบว่ามีค่าอยู่ระหว่าง -0.28 ถึง 0.28 มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.077 และมีลักษณะเบ้ไปทางซ้าย ซึ่งค่าเหล่านี้จะนำไปใช้เป็นพารามิเตอร์ตั้งต้นในการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่น ๆ นำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนต่อไป และได้พล็อตกราฟฮิสโตแกรมเพื่อการกระจายของข้อมูลทั้ง 16 ตัวแปรดังภาพที่ 9

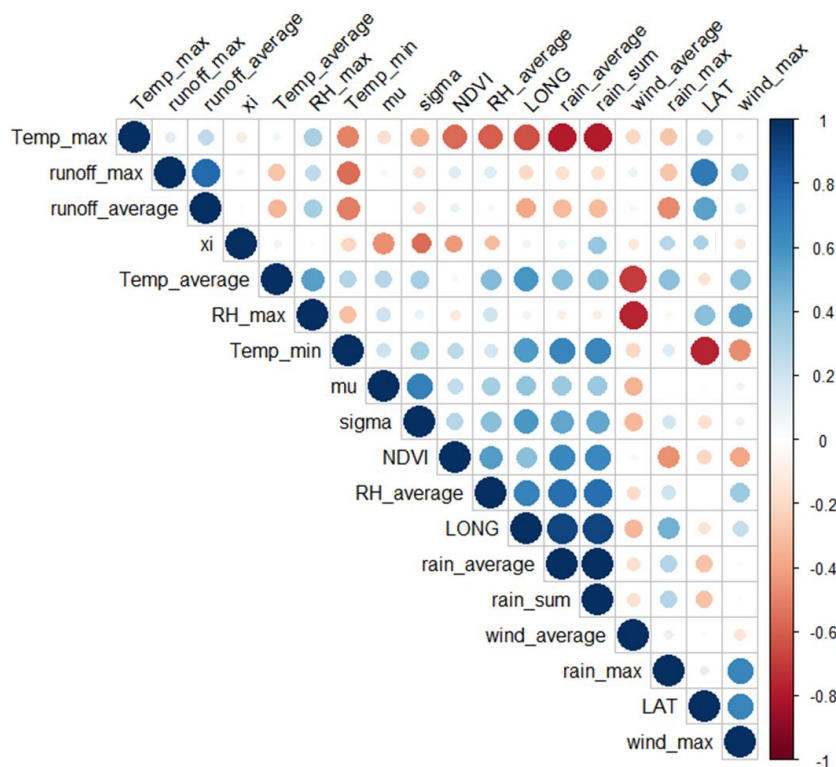


ภาพที่ 9 กราฟฮิสโตแกรมแสดงการกระจายของข้อมูลทั้ง 16 ตัวแปร

จากกราฟฮิสโตแกรมทั้ง 18 ตัวแปรพบว่าข้อมูลส่วนใหญ่ในแต่ละตัวแปรมีความแตกต่างกัน และมีช่วงของข้อมูลแตกต่างกันในบางตัวแปรผู้วิจัยจึงได้วิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเพื่อจะนำมาสร้างแบบจำลองในขั้นตอนถัดไป

4.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเพื่อหาตัวแปรที่ส่งผลต่อพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter)

การวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรโดยใช้การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson correlation coefficient) เป็นการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ โดยมีตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ทั้งหมด 18 ตัวแปร จากตัวแปรทั้ง 18 ตัวข้างต้นผู้วิจัยได้วิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ผลดังภาพที่ 10 และตารางที่ 8



ภาพที่ 10 ความสัมพันธ์แบบเพียร์สันของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างกับตัวแปรอื่นๆ

ตาราง 8 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างกับตัวแปรอื่นๆ

ตัวแปร	xi	LONG	LAT	mu	sigma	rain_max	rain_aver	rain_sum	wind_max	wind_ave	Temp_max	Temp_min	Temp_ave	RH_aver	RH_max	NDVI	runoff_max	runoff_aver
xi	1	0.31	0.06	-0.46	-0.38	0.28	-0.09	-0.09	-0.21	-0.11	0.05	-0.23	-0.14	-0.38	-0.31	-0.43	-0.06	-0.03
LAT	0.31	1	-0.17	-0.1	-0.15	0.01	-0.2	-0.2	0.38	-0.12	0.37	-0.73	-0.14	-0.38	0	0.13	-0.2	-0.38
LONG	0.06	-0.17	1	0.89	0.5	0.49	0.88	0.88	0.02	-0.34	0.2	0.66	0.56	-0.03	-0.14	0.18	0.7	0.53
mu	-0.46	-0.1	0.89	1	0.66	0.42	0.86	0.86	0	-0.25	0.15	0.62	0.52	0	-0.05	0.28	0.04	0
sigma	-0.38	-0.15	0.5	0.66	1	0.36	0.63	0.63	0.15	-0.22	0.24	0.48	0.63	-0.02	0.44	0.38	-0.14	-0.16
rain_max	0.28	0.01	0.49	0.42	0.36	1	0.68	0.68	0.02	0.04	0.04	0.35	0.22	0.15	-0.02	-0.21	-0.27	-0.48
rain_aver	-0.09	-0.2	0.88	0.86	0.63	0.68	1	1	0.07	-0.14	0.06	0.66	0.43	0.13	-0.02	0.26	-0.17	-0.32
rain_sum	-0.09	-0.2	0.88	0.86	0.63	0.68	1	1	0.07	-0.14	0.06	0.66	0.43	0.13	-0.02	0.26	-0.17	-0.32
wind_max	-0.21	0.38	0.02	0	0.15	0.02	0.07	0.07	1	0.13	0.13	-0.21	-0.15	-0.53	0.14	0.34	0.27	0.12
wind_ave	-0.11	-0.12	-0.34	-0.25	-0.22	0.04	-0.14	-0.14	0.13	1	-0.38	-0.14	-0.4	0.01	-0.13	-0.11	0.09	-0.05
Temp_max	0.05	0.37	0.2	0.15	0.24	0.04	0.06	0.06	0.13	-0.38	1	0.07	0.66	-0.22	0.2	-0.17	0.12	0.26
Temp_min	-0.23	-0.73	0.66	0.62	0.48	0.35	0.66	0.66	-0.21	-0.14	0.07	1	0.54	0.19	-0.03	-0.1	-0.56	-0.51
Temp_ave	-0.14	-0.14	0.56	0.52	0.63	0.22	0.43	0.43	-0.15	-0.4	0.66	0.54	1	0.02	0.14	0.05	-0.27	-0.34
RH_aver	0.23	-0.38	-0.03	0	-0.02	0.15	0.13	0.13	-0.53	0.01	-0.22	0.19	0.02	1	0.18	-0.1	0.14	0.04
RH_max	-0.31	0	-0.14	-0.05	0.44	-0.02	-0.02	-0.02	0.14	-0.13	0.2	-0.03	0.14	0.18	1	-0.02	0.25	0.33
NDVI	-0.43	0.13	0.18	0.28	0.38	-0.21	0.26	0.26	0.34	-0.11	-0.17	-0.1	0.05	-0.1	-0.02	1	0.13	0.09
runoff_max	-0.06	-0.2	0.7	0.04	-0.14	-0.27	-0.17	-0.17	0.27	0.09	0.12	-0.56	-0.27	0.14	0.25	0.13	1	0.77
runoff_ave	-0.03	-0.38	0.53	0	-0.16	-0.48	-0.32	-0.32	0.12	-0.05	0.26	-0.51	-0.34	0.04	0.33	0.09	0.77	1

***ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

จากภาพที่ 10 และ ตารางที่ 8 พบว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันระหว่างค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) กับตัวแปรอื่นๆ พบว่ามีตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับ xi มีดังนี้ mu, sigma, LAT, NDVI, RH_max, rain_max, Temp_min และ RH_average โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็น -0.46, -0.38, -0.43, 0.31, -0.31, 0.28, -0.23 และ 0.23 ตามลำดับ

4.4 สร้างแบบจำลองเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งชี้รูปร่างของการแจกแจง GEV จากตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์บ่งชี้รูปร่าง ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

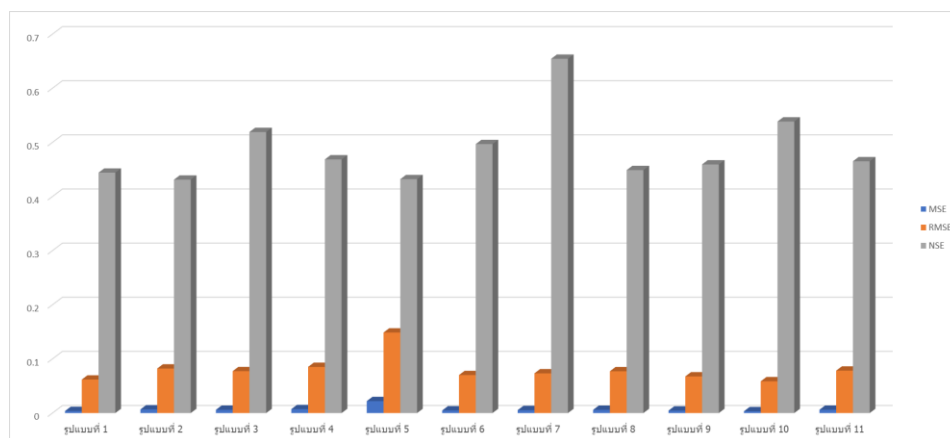
โดยผู้วิจัยได้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณพารามิเตอร์บ่งชี้รูปร่าง และได้ใช้สัดส่วนของการแบ่งข้อมูลในการ Train และ Test model เป็น 70% และ 30% โดยมีโครงสร้างของแบบจำลองประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นแฝง (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) แสดงในตารางที่ 8 ดังนี้

ตาราง 9 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการสร้างแบบจำลองโดยมีตัวแปรนำเข้าในกรณีต่างๆ และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า MSE RMSE และ NES

แบบจำลอง	Inputs	Structure	MSE	RMSE	NSE
ANN-1	LAT, LONG, mu	3-2-1	0.0038	0.0619	0.4441
ANN-2	rain_max ,rain_average, rain_sum	3-12-1	0.0068	0.0823	0.4312
ANN-3	rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max, wind_average	5-6-1	0.005995	0.0774	0.5192
ANN-4	rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max, wind_average, Temp_max,Temp_min, Temp_average, RH_average, RH_max, NDVI	11-3-1	0.0073	0.0853	0.4686
ANN-5	LAT, LONG, mu, sigma, rain_max	5-4-1	0.0221	0.1488	0.4321
ANN-6	LAT, LONG, mu, sigma, rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max	8-6-1	0.0049	0.0702	0.4969
ANN-7	LONG, mu, sigma, rain_max, wind_max, Temp_min, RH_average, RH_max, NDVI	9-5-1	0.0034	0.05831	0.6545

แบบจำลอง	Inputs	Structure	MSE	RMSE	NSE
ANN-8	LAT, LONG, mu, sigma, rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max, wind_average, Temp_max	10-19-1	0.00596	0.0772	0.4488
ANN-9	LAT, LONG, mu, sigma, rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max, wind_average, Temp_max,Temp_min	15-2-1	0.0046	0.0677	0.4593
ANN-10	LAT, LONG, mu, sigma, rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max, wind_average, Temp_max,Temp_min, Temp_average, RH_average, RH_max, NDVI, Runoff_max	16-10-1	0.0054	0.0734	0.5386
ANN-11	LAT, LONG, mu, sigma, rain_max ,rain_average, rain_sum, wind_max, wind_average, Temp_max,Temp_min, Temp_average, RH_average, RH_max, NDVI, Runoff_max, Runoff_average	17-20-1	0.0061	0.0784	0.4652

จากตารางที่ 9 พบว่าในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ จากชุดข้อมูลทั้งหมด 4 ข้อมูลคือ ข้อมูลเชิงพื้นที่ (พิกัด Lat,Long) ข้อมูลทางอุทกวิทยา ข้อมูลอุตุวิทยามหาวิทยาลัย และ ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม ได้ผลของการสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมที่จะนำมาประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (shape parameter) ทั้งหมด 11 รูปแบบ



ภาพที่ 11 กราฟแผนภูมิแท่งเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ MSE RMSE และ NSE

จากตารางที่ 9 และภาพที่ 11 สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองที่ดีที่สุดคือ ANN-7 ซึ่งมีค่า MSE เท่ากับ 0.0034 RMSE เท่ากับ 0.05831 และ NSE เท่ากับ 0.6545 และรองลงมาเป็นแบบจำลอง ANN-10 และ ANN-3 ตามลำดับ สามารถเขียนรูปแบบและสมการที่เหมาะสมในการสร้างแบบจำลองได้ดังนี้

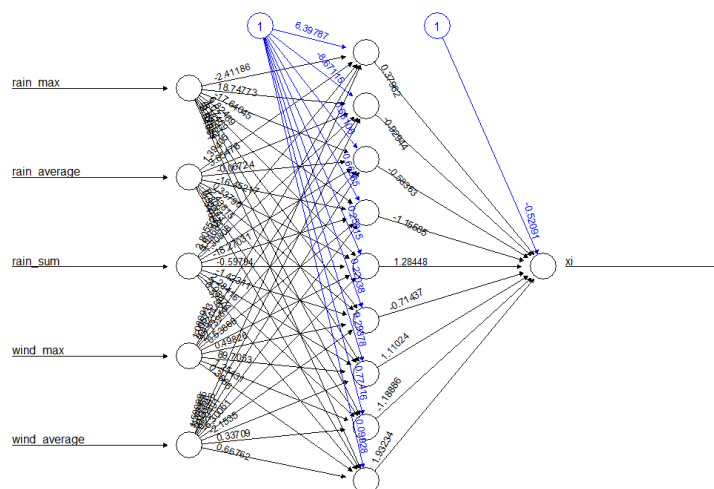
สามารถเขียนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN-3 (5-9-1) ได้ดังนี้

$$\xi(ANN - 3) = \sum_{j=1}^9 \left[\left(\sum_{i=1}^5 (w_j X_i) + B_j \right) v_j \right] \varphi$$

ตาราง 10 โครงสร้างแบบจำลอง ANN-3 (5-9-1)

ตัวแปรนำเข้า (X_i)	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	B_i	v_i	φ
rain_max	-2.41	18.75	-17.64	6.82	1.07	4.14	-3.95	-2.08	-0.55	6.40,	0.38,	-0.52
rain_average,	1.39	3.85	-0.07	-16.45	0.34	-2.44	0.81	0.92	-1.55	-8.67,	-0.93,	
rain_sum	2.81	3.95	1.31	-18.27	-0.60	-1.42	2.28	-1.04	-0.58	0.56,	-0.58,	
wind_max	1.08	-2.06	0.85	22.74	0.54	0.50	89.71	1.25	0.36	0.66,	-1.16,	
wind_average	1.59	-1.78	8.61	-0.51	0.29	-6.30	-2.15	0.34	0.67	-0.25,	1.28,	
										0.22,	-0.71,	
										-9.29,	1.11,	
										-0.77,	-1.19,	
										-0.10	1.93	

จากตารางที่ 10 โดยมีโครงสร้าง 5-9-1 นั่นคือ มีตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 5 ตัว และมีชั้นแฝง (Hidden Layer) 9 ชั้น สามารถสรุปได้ว่าตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์บ่งชี้รูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป คือ ปริมาณน้ำฝนสูงสุด ปริมาณน้ำฝนสะสม ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ความเร็วลมสูงสุด ความเร็วลมเฉลี่ย



ภาพที่ 12 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของแบบจำลอง ANN-3 (5-6-1)

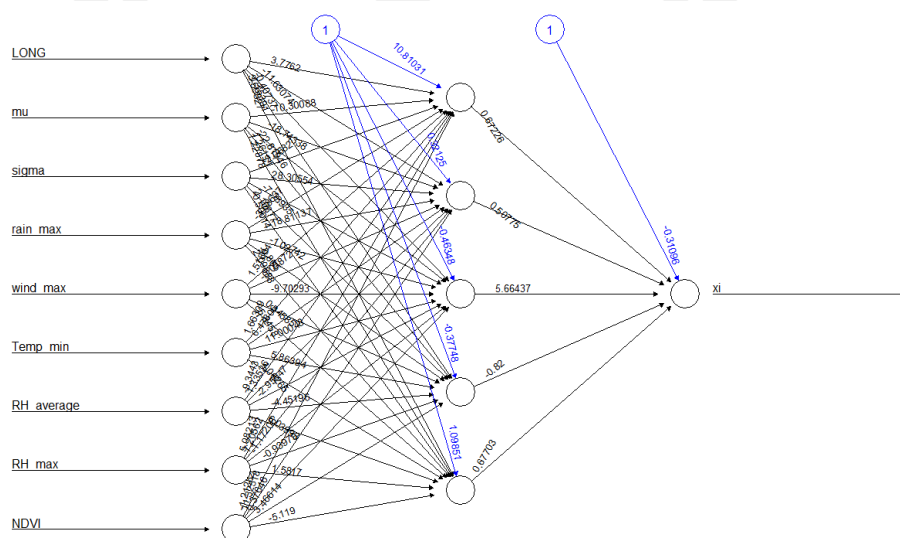
สามารถเขียนสมการโครงข่ายประสาทเทียม ANN-7 (9-5-1) ได้ดังนี้

$$\xi(ANN - 7) = \sum_{j=1}^5 \left[\left(\sum_{i=1}^9 (w_j X_i) + B_j \right) v_j \right] \varphi$$

ตาราง 11 โครงสร้างแบบจำลอง ANN-7 (9-5-1)

ตัวแปรนำเข้า (X_i)	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	B_i	v_i	φ
LONG	3.78	-11.63	-0.41	-1.15	3.60	$B_1 = 10.81$ $B_2 = 0.32$ $B_3 = -0.46$ $B_4 = -0.38$ $B_5 = 1.10$	$v_1 = 0.67$ $v_2 = 0.51$ $v_3 = 5.66$ $v_4 = -0.82$ $v_5 = 0.67$	-
mu	-10.30	-18.74	-22.82	1.26	1.23			
sigma	-2.07	28.31	-7.19	2.11	-0.50			
rain_max	-3.69	-18.81	-1.03	-0.86	2.10			
wind_max	1.52	-0.06	-9.70	0.35	-5.35			
Temp_min	1.66	6.48	11.00	5.86	4.06			
RH_average	-9.34	1.34	-2.96	-4.45	6.04			
RH_max	5.08	7.21	-1.17	-0.94	1.58			
NDVI	-1.21	11.33	0.38	3.47	-5.12			

จากตารางที่ 11 โดยมีโครงสร้าง 9-5-1 นั่นคือ มีตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 9 ตัว และมีชั้นแฝง (Hidden Layer) 5 ชั้น สามารถสรุปได้ว่าตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป คือ พิกัดลองติจูด พารามิเตอร์บ่งตำแหน่ง พารามิเตอร์บ่งขนาด ปริมาณน้ำฝนสูงสุด ความเร็วลมสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด และ ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอมัลไลซ์



ภาพที่ 13 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของแบบจำลอง ANN-7 (9-5-1)

สามารถเขียนสมการโครงข่ายประสาทเทียม ANN-11 (16-10-1) ได้ดังนี้

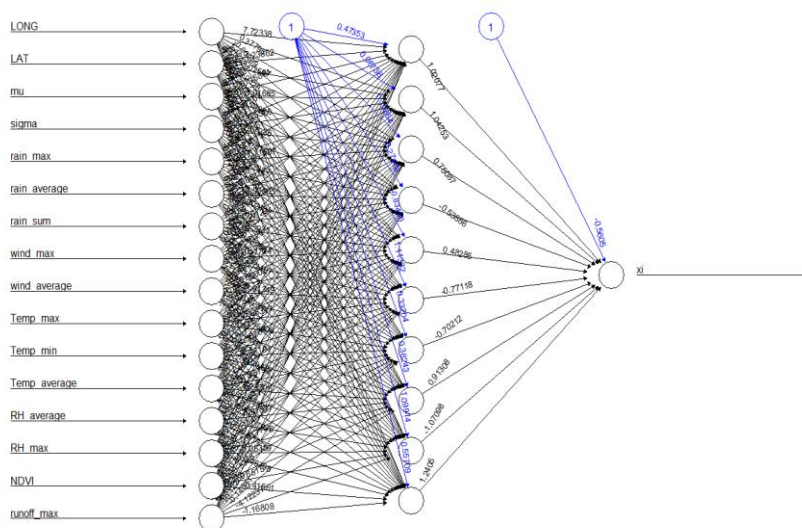
$$\xi(ANN - 11) = \sum_{j=1}^{10} \left[\left(\sum_{i=1}^{16} (w_j X_i) + B_j \right) v_j \right] \varphi$$

ตาราง 12 โครงสร้างแบบจำลอง ANN-11 (16-10-1)

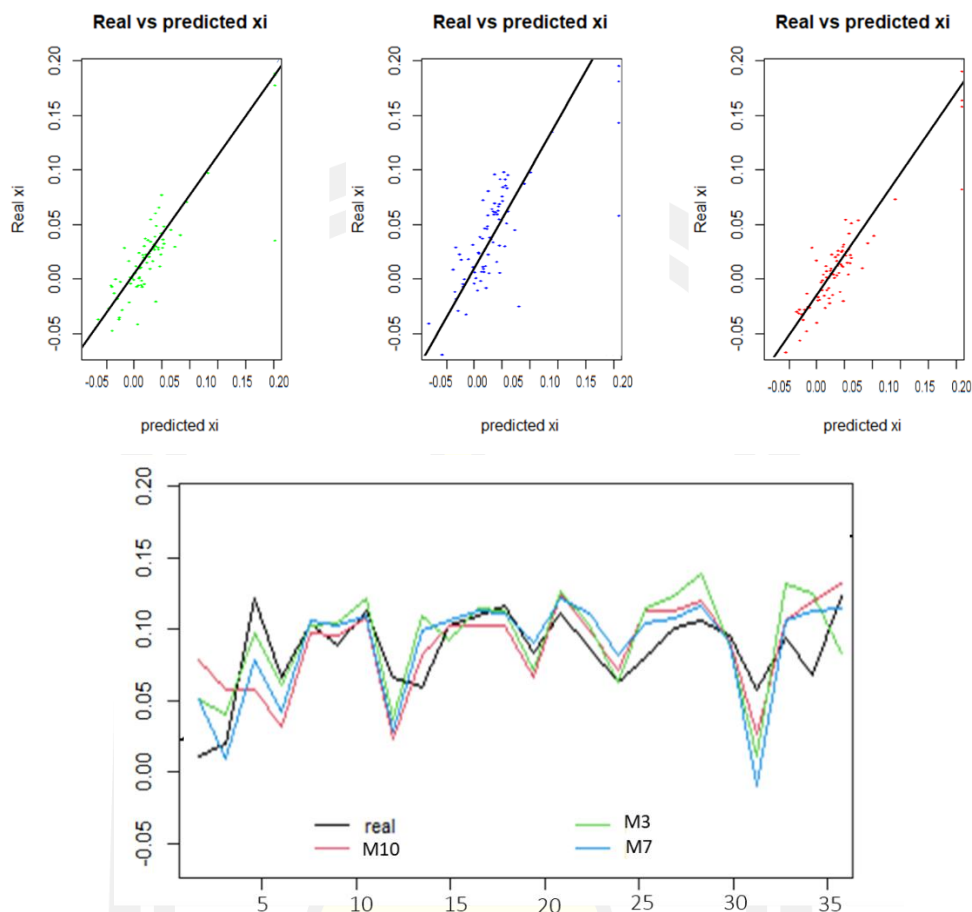
ตัวแปรนำเข้า (X_i)	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	w_{10}	B_i	v_i	φ
LAT	7.72	0.38	0.00	1.42	-0.77	-0.04	4.19	-1.13	-1.13	-1.64	0.47, 0.07, 0.10, 0.27, -0.83, 1.11, 0.33, 0.38,	1.02, 1.04, 0.75, -0.54, 0.48, -0.77, -0.70, 0.91,	-0.56
LONG	-4.24	2.03	-3.21	0.36	0.07	-0.16	-0.07	-0.22	-1.09	-0.54			
mu	10.16	-1.02	-7.79	-0.32	1.20	2.78	-0.35	-0.19	6.89	-0.36			
sigma	-7.87	-2.26	7.67	-5.58	3.86	-2.40	0.62	1.70	-2.27	-0.87			
rain_max	3.46	0.23	17.72	1.22	-25.27	1.19	-2.32	-1.80	8.74	0.84			
rain_average	-1.35	0.02	0.66	-2.90	2.10	1.02	4.33	-1.07	-0.39	-0.14			
rain_sum	0.79	0.05	0.22	-1.61	-0.39	-0.29	2.97	0.06	-1.38	0.03			
wind_max	0.05	0.96	0.45	4.39	0.18	-1.52	0.18	-0.15	1.13	0.15			

ตัวแปรนำเข้า (X_i)	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	w_{10}	B_i	v_i	φ
wind_average	-1.07	-0.27	0.14	0.12	0.06	-1.61	-1.02	0.43	3.54	1.25	1.10, 0.56	-1.07, 1.24	
Temp_max	-0.65	-1.25	1.38	0.62	-0.95	-0.68	-1.25	-0.46	-0.72	-0.48			
Temp_min	-3.60	0.32	-0.21	-2.44	2.98	-1.51	3.14	-0.99	-3.39	-0.90			
Temp_average	-3.45	-0.18	2.59	-0.41	1.59	1.15	-1.26	1.26	-2.86	1.58			
RH_average	1.76	-0.11	5.45	1.56	0.48	2.09	0.33	-0.42	-1.28	-0.38			
RH_max	0.81	0.76	-1.65	2.19	15.53	-1.84	0.03	-0.82	0.05	-0.47			
NDVI	-0.30	0.49	-1.18	-1.01	27.76	0.01	-0.84	0.54	0.65	-0.42			
Runoff_max	2.83	2.41	-7.24	-0.54	-15.01	1.10	-0.12	-0.15	-4.12	-1.17			

จากตารางที่ 12 โดยมีโครงสร้าง 16-10-1 นั่นคือ มีตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 16 ตัว และมีชั้นแฝง (Hidden Layer) 10 ชั้น สามารถสรุปได้ว่าตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์บำรุงปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดนี้ทั่วไป คือ พิกัดละติจูด พิกัดลองจิจูด พารามิเตอร์บ่งตำแหน่ง พารามิเตอร์บ่งขนาด ปริมาณน้ำฝนสูงสุด ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ปริมาณน้ำฝนสะสม ความเร็วลมสูงสุด ความเร็วลมเฉลี่ย อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด อุณหภูมิเฉลี่ย ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) ปริมาณน้ำท่าสูงสุด



ภาพที่ 14 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของแบบจำลอง ANN-10 (16-10-1)



ภาพที่ 15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากแบบจำลอง

จากภาพที่ 11- 15 สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง ANN รูปแบบที่ 3, 7, 11 เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดจากแบบจำลองทั้งหมดที่พิจารณา และใช้ค่า RMSE MSE และ NSE เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ ที่ประกอบไปด้วยตัวแปรนำเข้า 9 ตัวคือ LONG, mu, sigma, rain_max, wind_max, Temp_min, RH_average, RH_max, NDVI โดยมีโครงสร้าง 9-5-1 นั่นคือ มีตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 9 ตัว และมีชั้นแฝง (Hidden Layer) 5 ชั้น สามารถสรุปได้ว่าตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป คือ พิกัดลองติจูด พารามิเตอร์บ่งตำแหน่ง พารามิเตอร์บ่งขนาด ปริมาณน้ำฝนสูงสุด ความเร็วลมสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด และ ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอมัลไลซ์

4.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองระหว่างกระบวนการคงที่ (Stationary Process) และกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process)

4.5.1 แบบจำลองที่เกิดจากกระบวนการคงที่ (Stationary Process)

เป็นแบบจำลองแบบจำลองการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (Generalized Extreme Value Distribution: GEV) และประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วย MLE โดยใช้กับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนโดยมีโครงสร้างฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Distribution Function: pdf) ของ GEV ดังนี้

$$f(x; \mu, \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{(-1/\xi)-1} \exp \left\{ - \left(1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{-1/\xi} \right\}$$

4.5.2 แบบจำลองกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process)

เป็นแบบจำลองค่าสุดขีดภายใต้กระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process in Extreme Value) จากการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อที่จะประมาณค่าพารามิเตอร์บ่งรูปร่างภายใต้กระบวนการไม่คงที่ ได้แบบจำลองที่เหมาะสมทั้งหมด 3 แบบจำลองคือ ANN-3 ANN-7 และ ANN-10 ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพพบว่า ANN-7 มีประสิทธิภาพสูงสุด สามารถสร้างฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Distribution Function: pdf) ของ GEV ภายใต้กระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process) ได้ดังนี้

$$f(x; \mu, \sigma, \xi(ANN)) = \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi(ANN) \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{(-1/\xi(ANN))-1} \exp \left\{ - \left(1 + \xi(ANN) \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right)^{-1/\xi(ANN)} \right\}$$

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองระหว่างกระบวนการคงที่ (Stationary Process) และกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process) โดยใช้วิธีการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองด้วย Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) ได้ผลการวิเคราะห์ดังนี้

ตาราง 13 ผลวิธีการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองด้วย Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
353005	22.1167	17.8703	0.1886 (0.79)	0.0649 (0.68)	-0.144 (0.51)	0.0173 (0.64)	Stationary
353011	29.5663	24.4780	0.1916 (0.98)	-0.063 (0.81)	0.1999 (0.99)	0.0167 (0.87)	ANN-10
353013	29.7585	21.1675	-0.003 (0.96)	0.0125 (0.96)	0.1286 (0.93)	0.0162 (0.96)	ANN-3
354003	30.2368	22.3345	0.1139 (0.97)	0.0401 (0.94)	0.0612 (0.95)	0.0074 (0.92)	Stationary
354007	26.3725	19.1585	0.0562 (0.99)	0.1106 (0.98)	0.06 (0.99)	0.0752 (0.99)	ANN-3
354019	38.6623	21.9375	-0.270 (0.97)	-0.259 (0.97)	-0.258 (0.97)	-0.075 (0.93)	ANN-10
354021	26.2814	21.7921	-0.019 (0.98)	0.0505 (0.96)	0.0293 (0.97)	0.0479 (0.96)	Stationary
354022	20.1670	16.9449	0.0996 (0.96)	0.0652 (0.97)	0.0826 (0.97)	-0.035 (0.95)	ANN-7
354024	27.9222	21.3764	-0.095 (0.98)	-0.054 (0.98)	-0.044 (0.98)	-0.020 (0.98)	ANN-7
354025	26.9082	21.5179	0.1261 (0.98)	-0.047 (0.93)	0.0918 (0.98)	0.0207 (0.96)	ANN-10
360001	27.8867	20.0342	0.1145 (0.97)	-0.059 (0.88)	0.0932 (0.97)	0.0026 (0.92)	Stationary
360002	33.9481	21.1994	-0.058 (0.98)	-0.047 (0.98)	0.1075 (0.92)	0.0001 (0.98)	ANN-7
360003	26.5976	19.2841	-0.028 (0.98)	0.0451 (0.97)	0.0747 (0.96)	0.0306 (0.98)	Stationary
360005	28.3692	19.6559	0.2206 (0.64)	0.103 (0.54)	0.2009 (0.62)	0.1544 (0.58)	Stationary
360006	24.3889	19.6989	0.0774 (0.98)	0.0605 (0.98)	0.0632 (0.98)	0.0836 (0.98)	ANN-3

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
360007	26.1505	18.3084	0.0894 (0.98)	0.0797 (0.98)	0.092 (0.98)	0.0045 (0.94)	ANN-10
379043	19.7497	16.8230	0.169 (0.97)	0.1687 (0.97)	0.1658 (0.97)	0.0789 (0.95)	Stationary
381001	28.5867	19.7770	0.1853 (0.77)	0.1291 (0.72)	0.136 (0.73)	0.1742 (0.76)	Stationary
381003	27.0653	20.4406	0.0664 (0.98)	0.0494 (0.97)	0.0712 (0.98)	0.0507 (0.97)	ANN-10
381004	26.5548	22.2672	-0.081 (0.97)	-0.1524 (0.81)	-0.067 (0.97)	-0.040 (0.97)	ANN-10
381005	28.8252	20.7008	0.0813 (0.97)	0.1162 (0.98)	0.1134 (0.98)	0.1733 (0.98)	ANN-7
381006	25.4840	18.0895	0.1608 (0.71)	0.157 (0.71)	0.1622 (0.71)	0.1668 (0.71)	ANN-3
381007	26.1635	18.8432	0.0582 (0.98)	0.0673 (0.98)	0.08 (0.98)	0.0436 (0.98)	ANN-7
381008	25.0785	16.8831	0.1049 (0.99)	0.0633 (0.98)	0.1268 (0.99)	0.1722 (0.97)	Stationary
381010	29.1732	20.3789	-0.145 (0.98)	-0.081 (0.98)	-0.121 (0.98)	-0.039 (0.97)	ANN-10
381011	25.2761	19.1486	0.0753 (0.97)	0.0943 (0.98)	0.0391 (0.97)	0.0722 (0.97)	ANN-7
381012	28.8389	21.2062	0.0007 (0.98)	-0.067 (0.97)	-0.006 (0.98)	-0.030 (0.98)	Stationary
381014	25.5924	20.5460	0.1242 (0.96)	0.1051 (0.95)	0.1314 (0.96)	0.0599 (0.93)	ANN-10
381015	23.9334	18.9209	0.0902 (0.99)	0.067 (0.99)	0.0671 (0.99)	0.057 (0.99)	Stationary
381016	23.9702	20.0706	0.0097 (0.98)	0.0393 (0.98)	0.0251 (0.98)	0.0456 (0.98)	Stationary

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
381017	24.1355	18.7193	-0.031 (0.98)	-0.026 (0.98)	-0.062 (0.98)	-0.024 (0.98)	ANN-3
381022	26.3666	20.5881	0.044 (0.97)	0.0881 (0.96)	0.0691 (0.97)	0.0707 (0.97)	Stationary
381023	28.7274	21.2301	0.084 (0.97)	0.0709 (0.96)	0.0632 (0.96)	-0.040 (0.91)	Stationary
381024	23.5167	20.8758	0.1644 (0.98)	0.1263 (0.98)	0.1699 (0.97)	0.1489 (0.98)	ANN-7
381025	25.6484	19.1938	0.0851 (0.98)	0.0902 (0.98)	0.1142 (0.98)	0.092 (0.98)	ANN-10
381026	26.5180	20.5216	0.1588 (0.75)	0.1223 (0.72)	0.1465 (0.74)	0.1016 (0.71)	Stationary
381027	26.8413	21.0444	0.1573 (0.83)	0.1638 (0.83)	0.1715 (0.84)	0.14 (0.82)	ANN-10
381028	27.6144	20.9929	0.0535 (0.98)	0.0678 (0.99)	0.0536 (0.98)	0.0597 (0.98)	ANN-7
381201	22.5229	20.0544	0.0443 (0.96)	0.0231 (0.96)	0.0505 (0.97)	-0.011 (0.95)	ANN-10
381301	23.2795	21.2019	0.028 (0.98)	0.0193 (0.98)	0.0096 (0.98)	0.0367 (0.98)	ANN-3
387001	34.6935	26.5866	0.1033 (0.99)	0.0852 (0.99)	0.1036 (0.99)	0.1474 (0.98)	ANN-10
387003	31.7514	20.4515	0.0195 (0.99)	0.0531 (0.99)	0.038 (0.99)	0.0325 (0.99)	ANN-7
387006	27.5032	21.8436	0.0006 (0.97)	0.1563 (0.87)	0.0503 (0.96)	-0.001 (0.97)	ANN-3
387011	30.8419	21.7126	0.0859 (0.99)	0.0359 (0.98)	0.0661 (0.98)	0.0947 (0.99)	ANN-3
387013	18.3501	15.3409	0.1597 (0.98)	0.1102 (0.98)	0.0411 (0.95)	-0.049 (0.9)	Stationary

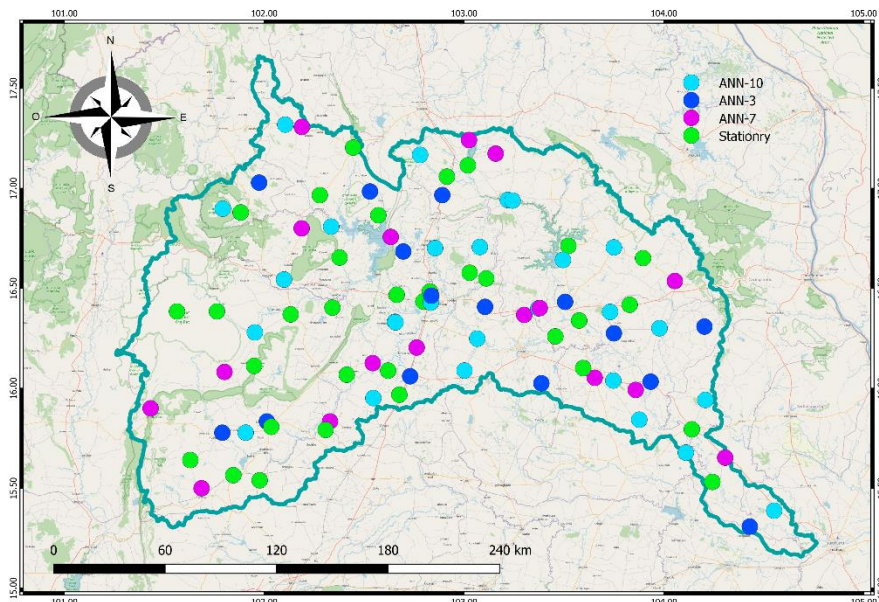
รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
387014	28.9894	23.1882	0.136 (0.98)	0.1236 (0.98)	0.1137 (0.98)	0.0708 (0.97)	ANN-10
387401	20.9554	21.1737	0.2375 (0.97)	0.1573 (0.96)	0.2167 (0.97)	0.078 (0.92)	ANN-10
388001	23.8546	18.3970	0.1193 (0.98)	0.1914 (0.96)	0.1132 (0.98)	0.1125 (0.98)	ANN-3
388002	31.0703	24.3317	0.0925 (0.99)	0.1041 (0.99)	0.0905 (0.99)	0.16 (0.98)	ANN-7
388003	25.7812	20.0019	0.144 (0.98)	0.1535 (0.98)	0.1717 (0.99)	0.1558 (0.98)	ANN-10
388005	33.4597	23.2031	0.0844 (0.99)	0.052 (0.98)	-0.066 (0.94)	0.1029 (0.98)	Stationary
388006	27.5084	20.5423	0.1799 (0.87)	0.157 (0.86)	0.1931 (0.88)	0.1677 (0.87)	ANN-10
388007	26.8551	17.5767	0.0001 (0.99)	-0.008 (0.99)	0.0011 (0.99)	-0.089 (0.97)	ANN-10
388008	24.5654	20.4899	0.1623 (0.97)	0.1532 (0.97)	0.1786 (0.97)	0.1573 (0.97)	ANN-7
388009	30.5349	23.2708	0.1938 (0.98)	0.1158 (0.95)	0.1586 (0.97)	0.1539 (0.97)	Stationary
388011	28.6653	21.1488	0.0222 (0.98)	0.16 (0.91)	0.0216 (0.98)	0.0439 (0.98)	ANN-10
388012	31.7099	24.5263	-0.040 (0.99)	-0.045 (0.99)	-0.320 (0.88)	-0.013 (0.99)	ANN-3
388013	24.6603	19.7525	0.1716 (0.98)	0.1681 (0.98)	0.1846 (0.98)	0.1129 (0.96)	ANN-10
388014	26.1431	20.6765	0.1249 (0.98)	0.1321 (0.98)	0.1922 (0.96)	0.0906 (0.98)	Stationary
388401	23.0600	22.6528	0.171 (0.97)	0.1733 (0.97)	0.1751 (0.97)	0.0641 (0.96)	Stationary

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
403001	23.7173	18.7786	0.1118 (0.96)	0.063 (0.93)	0.1043 (0.95)	0.1055 (0.95)	Stationary
403002	23.3142	16.9109	0.1286 (0.98)	0.0789 (0.96)	0.0503 (0.95)	0.0548 (0.95)	Stationary
403003	21.7595	14.1942	0.0447 (0.99)	0.0599 (0.99)	0.0598 (0.99)	0.0359 (0.98)	ANN-10
403004	25.9539	20.1403	-0.055 (0.98)	-0.023 (0.98)	-0.050 (0.98)	-0.025 (0.98)	ANN-10
403005	24.3016	18.6182	0.2055 (0.6)	0.1225 (0.54)	0.055 (0.49)	0.166 (0.57)	Stationary
403006	25.1128	17.3951	0.0051 (0.99)	0.01 (0.99)	0.0575 (0.98)	0.0678 (0.98)	ANN-7
403007	22.8567	17.0488	0.0728 (0.99)	0.1038 (0.99)	0.0757 (0.99)	0.0483 (0.98)	ANN-7
403009	31.7875	20.6899	0.0054 (0.96)	-0.017 (0.96)	-0.0001 (0.96)	0.0363 (0.96)	ANN-3
403010	25.0755	20.0607	0.0429 (0.96)	-0.023 (0.94)	0.0416 (0.96)	0.0194 (0.95)	Stationary
403011	20.6208	17.6391	0.2308 (0.97)	0.2309 (0.97)	-0.410 (0.58)	0.2306 (0.97)	ANN-3
403012	24.6886	17.8325	0.0071 (0.98)	0.0149 (0.98)	-0.014 (0.98)	0.0253 (0.98)	Stationary
403016	25.8385	17.9186	-0.016 (0.98)	0.0196 (0.98)	-0.018 (0.98)	0.0315 (0.98)	ANN-7
403017	22.4834	19.4018	0.0847 (0.99)	0.0743 (0.99)	0.1781 (0.95)	0.1224 (0.98)	Stationary
403019	29.7364	20.8457	0.045 (0.98)	0.0518 (0.98)	-0.167 (0.91)	0.0525 (0.98)	Stationary
403201	21.7703	20.1666	0.0992 (0.97)	0.0988 (0.97)	0.099 (0.97)	0.0378 (0.96)	Stationary

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
405001	30.2071	23.1733	0.0534 (0.98)	0.0855 (0.97)	0.123 (0.96)	0.0475 (0.98)	ANN-3
405003	31.7258	20.9962	0.0229 (0.97)	-0.004 (0.96)	0.0859 (0.97)	0.0231 (0.97)	ANN-10
405005	31.1131	24.5452	0.185 (0.96)	0.1128 (0.95)	0.1875 (0.96)	0.1724 (0.96)	ANN-3
405006	32.8712	25.0407	-0.070 (0.99)	-0.008 (0.98)	-0.063 (0.99)	0.0574 (0.96)	ANN-10
405007	34.7220	22.3966	-0.097 (0.98)	-0.098 (0.98)	-0.089 (0.99)	0.058 (0.95)	ANN-10
405008	31.3542	22.6297	-0.051 (0.98)	0.1267 (0.88)	-0.050 (0.98)	0.0937 (0.92)	ANN-10
405011	29.3871	21.3654	0.0253 (0.99)	0.1345 (0.95)	0.1108 (0.97)	0.0576 (0.99)	Stationary
405017	28.5316	22.7481	0.0841 (0.99)	0.1089 (0.99)	0.0826 (0.99)	0.0419 (0.98)	ANN-7
405201	22.1410	22.7797	0.2475 (0.95)	0.112 (0.96)	0.2559 (0.94)	0.0066 (0.9)	ANN-7
405301	25.6976	23.9226	0.125 (0.97)	0.1037 (0.97)	0.1795 (0.97)	0.101 (0.97)	Stationary
406001	23.8266	21.1671	0.1937 (0.97)	0.1483 (0.96)	0.1886 (0.97)	0.0736 (0.92)	Stationary
406002	29.9467	25.4782	0.0996 (0.99)	0.1333 (0.99)	0.0919 (0.99)	0.0844 (0.99)	ANN-7
406003	26.5646	24.2119	0.167 (0.98)	0.1382 (0.98)	0.1686 (0.98)	0.1144 (0.98)	Stationary
406007	38.7522	27.3109	0.0231 (0.98)	0.0154 (0.98)	-0.232 (0.87)	0.0272 (0.98)	ANN-3
406008	24.2320	19.3312	0.2871 (0.97)	0.1551 (0.95)	0.2869 (0.97)	0.0667 (0.89)	ANN-10

รหัสสถานี	ค่าประมาณพารามิเตอร์						ตัวแบบที่เหมาะสม
	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$ (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-7 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-10 (NSE)	$\hat{\xi}$ ANN-3 (NSE)	
407008	33.5191	20.9278	0.0896 (0.95)	0.0897 (0.95)	0.0899 (0.95)	0.0832 (0.94)	ANN-10
431027	26.9415	20.4703	0.0737 (0.99)	0.0651 (0.99)	0.0852 (0.99)	0.0845 (0.99)	Stationary

จากตารางที่ 13 พบว่า เมื่อนำแบบจำลองมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนโดยวัดประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยค่า NSE พบว่าส่วนใหญ่เป็นแบบจำลองในกรณีที่เป็น Non-Stationary Process ซึ่งมีทั้งหมด 59 สถานี แบ่งเป็น แบบจำลอง ANN-7 17 สถานี แบบจำลอง ANN-10 27 สถานี และแบบจำลอง ANN-3 15 สถานี และเป็นแบบจำลองในกรณีที่เป็น Stationary Process ทั้งหมด 33 สถานี แสดงดังแผนที่ดังนี้



ภาพที่ 16 แผนที่แสดงแบบจำลองที่เหมาะสมของแต่ละสถานีของทั้ง 92 สถานีในกลุ่มน้ำชี

4.6 ประเมินค่าระดับการเกิดซ้ำของแบบจำลองค่าสุดขีดและสร้างแผนที่ระดับการเกิดซ้ำ

ประมาณค่าระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนจากแบบจำลองที่เหมาะสมของแต่ละสถานี โดยประมาณระดับการเกิดซ้ำของรอบปีการเกิดซ้ำ 2 5 10 20 50 และ 100 ปี

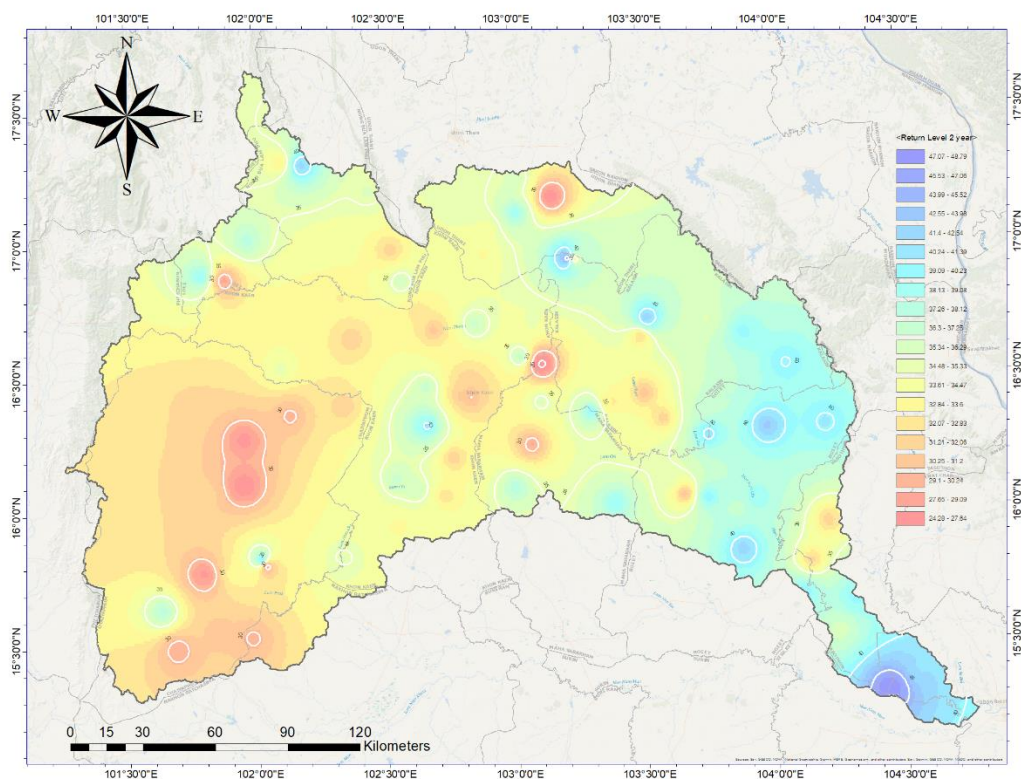
ตาราง 14 ค่าประมาณระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนของรอบปีการเกิดซ้ำ 2 5 10 20 50 และ 100 ปี

รหัสสถานี	ค่าประมาณระดับการเกิดซ้ำ					
	2 ปี	5 ปี	10 ปี	20 ปี	50 ปี	100 ปี
353005	28.90	53.10	72.21	93.28	125.16	153.00
353011	38.86	72.10	98.43	127.52	171.64	210.27
353013	37.51	61.43	77.23	92.34	111.87	126.46
354003	38.59	66.76	87.52	109.17	139.96	165.28
354007	33.47	56.36	72.34	88.31	109.98	126.97
354019	46.32	65.72	75.65	83.47	91.56	96.42
354021	34.24	58.50	74.27	89.19	108.18	122.19
354022	26.49	47.58	62.91	78.74	100.98	119.06
354024	35.63	57.81	71.23	83.23	97.58	107.53
354025	34.99	62.45	82.92	104.46	135.40	161.09
360001	35.39	60.67	79.30	98.75	126.42	149.18
360002	41.64	64.40	78.67	91.78	107.96	119.53
360003	33.63	54.92	68.65	81.55	97.86	109.80
360005	35.88	63.34	85.69	110.91	150.11	185.24
360006	31.71	55.72	72.82	90.18	114.14	133.26
360007	32.98	55.56	71.81	88.46	111.67	130.37
379043	26.11	48.47	65.82	84.66	112.72	136.84
381001	36.09	62.79	83.81	106.92	141.80	172.19
381003	34.65	59.31	76.69	94.20	118.14	137.08
381004	34.59	57.99	72.34	85.30	100.99	112.00
381005	36.53	61.85	79.95	98.38	123.89	144.32
381006	32.31	56.17	74.54	94.37	123.71	148.77
381007	33.15	55.70	71.47	87.26	108.70	125.55
381008	31.38	52.50	67.94	83.93	106.51	124.94
381010	36.44	56.62	68.27	78.30	89.82	97.48
381011	32.39	55.68	72.23	89.00	112.11	130.52
381012	36.61	60.66	76.60	91.91	111.73	126.59
381014	33.30	59.47	78.93	99.38	128.72	153.03
381015	30.98	54.33	71.16	88.41	112.48	131.90
381016	31.33	54.29	69.64	84.46	103.81	118.42

รหัสสถานี	ค่าประมาณระดับการเกิดซ้ำ					
	2 ปี	5 ปี	10 ปี	20 ปี	50 ปี	100 ปี
381017	30.96	51.55	64.78	77.18	92.81	104.22
381022	33.97	58.28	75.06	91.68	113.99	131.32
381023	36.64	62.68	81.34	100.37	126.79	147.98
381024	31.39	59.02	80.35	103.44	137.70	167.04
381025	32.79	56.35	73.25	90.50	114.46	133.70
381026	34.25	61.27	82.02	104.40	137.45	165.62
381027	34.80	62.44	83.65	106.48	140.14	168.79
381028	35.39	60.40	77.81	95.18	118.68	137.07
381201	29.93	53.63	69.99	86.21	107.99	124.91
381301	31.09	55.75	72.51	88.92	110.65	127.30
387001	44.62	77.83	102.06	127.15	162.53	191.37
387003	39.28	62.89	78.82	94.31	114.70	130.23
387006	35.51	60.27	76.68	92.42	112.81	128.09
387011	38.92	65.59	84.74	104.31	131.51	153.38
387013	24.14	44.34	59.88	76.64	101.39	122.52
387014	37.70	67.57	90.04	113.86	148.37	177.26
387401	29.06	59.11	83.94	112.31	157.02	197.65
388001	30.75	54.08	71.35	89.44	115.29	136.64
388002	40.15	70.24	91.96	114.26	145.41	170.58
388003	33.32	59.28	78.95	99.93	130.52	156.28
388005	42.10	70.57	90.97	111.79	140.69	163.89
388006	35.29	62.87	84.49	108.15	143.70	174.54
388007	33.30	53.23	66.42	79.08	95.46	107.74
388008	32.31	59.37	80.23	102.79	136.20	164.78
388009	39.37	71.04	96.17	123.97	166.22	203.27
388011	36.45	60.93	77.49	93.63	114.91	131.15
388012	40.63	67.41	84.47	100.37	120.27	134.69
388013	32.13	58.45	78.92	101.19	134.42	163.05
388014	33.89	60.25	79.88	100.51	130.13	154.70
388401	31.64	61.82	85.27	110.78	148.82	181.57
403001	30.74	54.38	71.76	89.85	115.55	136.64
403002	29.66	51.29	67.44	84.46	108.96	129.34

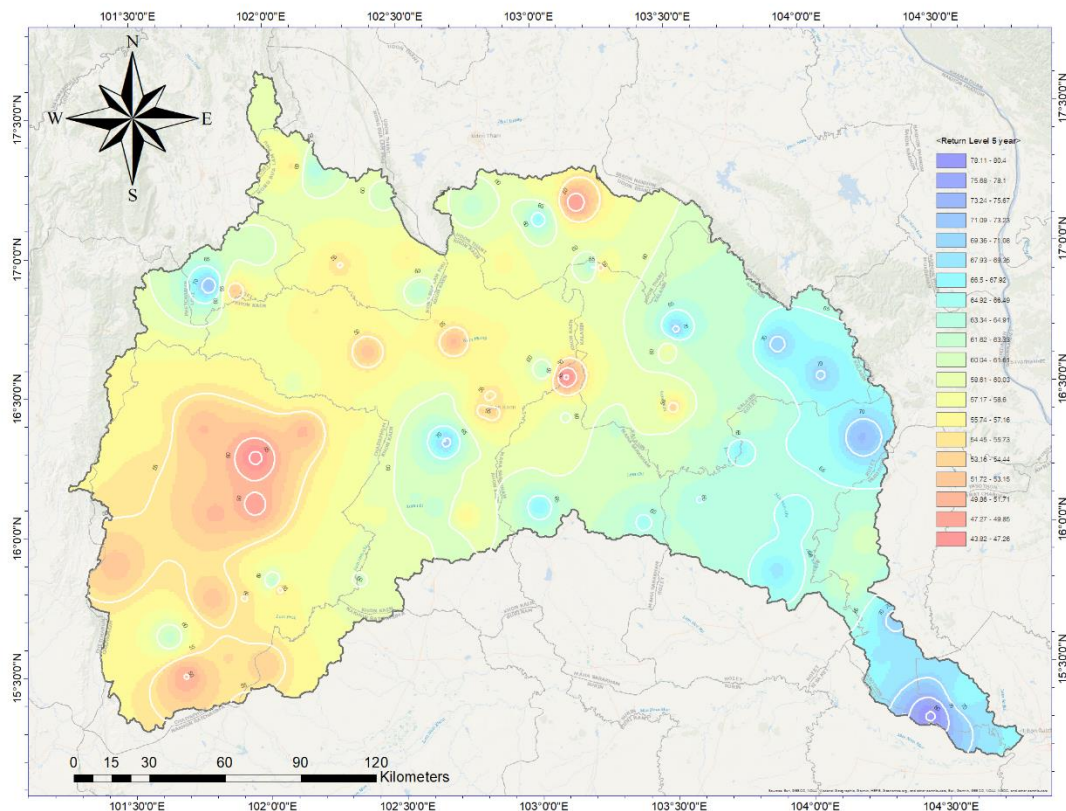
รหัสสถานี	ค่าประมาณระดับการเกิดซ้ำ					
	2 ปี	5 ปี	10 ปี	20 ปี	50 ปี	100 ปี
403003	27.00	43.78	55.36	66.84	82.26	94.25
403004	33.26	54.94	68.56	81.10	96.61	107.72
403005	31.39	57.02	77.58	100.53	135.74	166.93
403006	31.48	51.28	64.46	77.15	93.66	106.09
403007	29.19	49.88	64.54	79.38	99.77	115.99
403009	39.38	62.96	78.65	93.76	113.40	128.18
403010	32.48	56.15	72.47	88.62	110.28	127.09
403011	27.36	52.23	72.65	95.85	132.22	165.08
403012	31.23	51.58	65.15	78.23	95.27	108.11
403016	32.39	52.38	65.41	77.75	93.50	105.14
403017	29.70	53.50	70.57	88.00	112.19	131.62
403019	37.44	62.08	79.10	95.99	118.67	136.30
403201	29.31	54.40	72.64	91.45	117.88	139.35
405001	38.77	66.39	85.63	104.82	130.79	151.13
405003	39.45	63.76	80.21	96.26	117.43	133.59
405005	40.41	73.54	99.63	128.30	171.58	209.27
405006	41.94	68.52	85.00	100.00	118.34	131.31
405007	42.81	66.00	80.02	92.53	107.48	117.82
405008	39.57	64.01	79.44	93.69	111.37	124.08
405011	37.26	62.05	78.85	95.27	116.97	133.57
405017	37.00	64.91	84.90	105.31	133.63	156.36
405201	30.88	63.52	90.76	122.11	171.93	217.58
405301	34.66	65.15	87.86	111.74	146.02	174.47
406001	31.87	60.67	83.53	108.81	147.22	180.90
406002	39.46	71.17	94.21	118.00	151.43	178.59
406003	35.82	68.04	92.99	120.06	160.30	194.84
406007	48.80	80.42	101.80	122.65	150.15	171.14
406008	31.70	60.47	85.37	114.85	163.28	209.08
407008	41.31	67.11	85.69	104.72	131.25	152.64
431027	34.55	59.42	77.07	94.94	119.52	139.08

จากตารางที่ 10 แสดงค่าประมาณพารามิเตอร์และระดับการเกิดซ้ำ 2 5 10 20 50 และ 100 ปี ของทั้ง 92 สถานีรายอำเภอในกลุ่มน้ำชี และได้พัฒนาแผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในกลุ่มน้ำชีเพื่อให้เห็นภาพชัดเจนมากยิ่งขึ้น



ภาพที่ 17 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 2 ปี

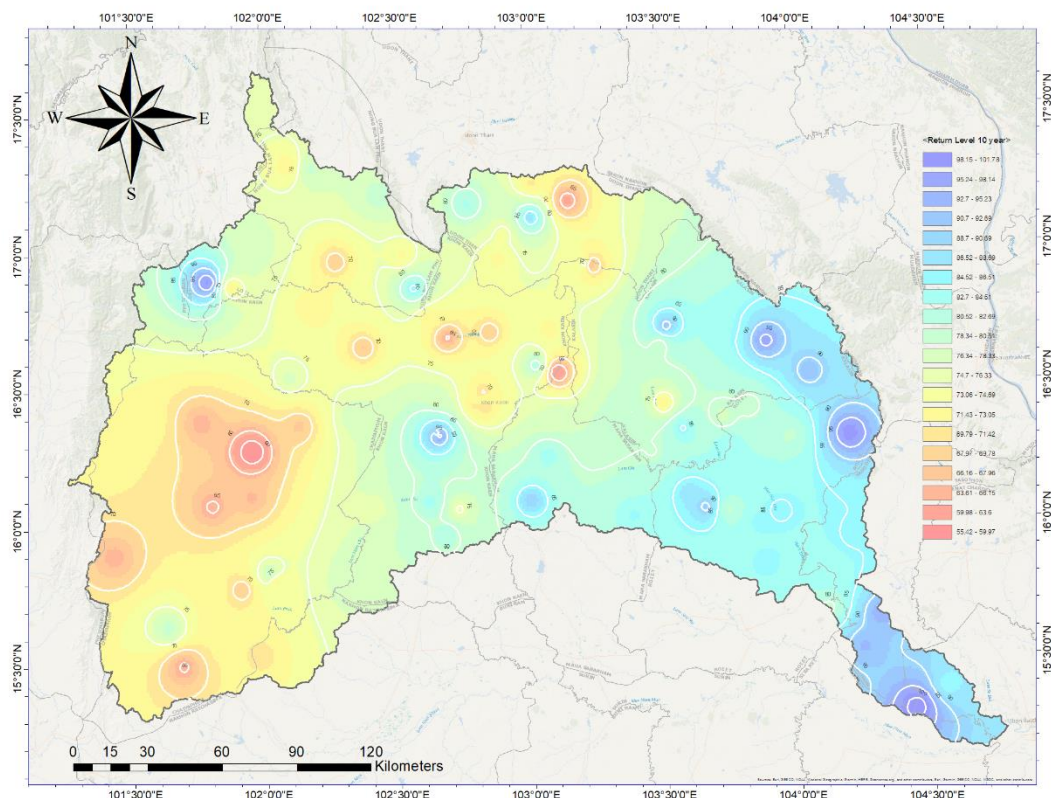
จากภาพที่ 17 พบว่าระดับการเกิดซ้ำ ในรอบปีการเกิดซ้ำ 2 ปี ของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ในพื้นที่ลุ่มน้ำชีของประเทศไทย พบว่า ปริมาณน้ำฝนสูงในรอบ 2 ปี คือจังหวัดที่อยู่ขอบทางลุ่มน้ำชีตอนล่าง เมื่อพิจารณาระดับการเกิดซ้ำของพื้นที่ที่ทำการศึกษา จะเห็นได้ว่าเมื่อเทียบกับแถบระดับสีสูงสุดจะอยู่ที่ตอนล่างของลุ่มน้ำชี ในกลุ่มจังหวัด ยโสธร อุบลราชธานี รongลงมาเป็น ร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ มหาสารคาม



ภาพที่ 18 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 5 ปี

จากภาพที่ 18 พบว่าระดับการเกิดซ้ำ ในรอบปีการเกิดซ้ำ 5 ปี ของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ในพื้นที่ลุ่มน้ำชีของประเทศไทย พบว่า ปริมาณน้ำฝนสูงในรอบ 5 ปี คือจังหวัดที่อยู่ขอบทางลุ่มน้ำชีตอนล่าง เมื่อพิจารณาการเกิดซ้ำของพื้นที่ที่ทำการศึกษา จะเห็นได้ว่าเมื่อเทียบกับแถบระดับสีสูงสุดจะอยู่ที่ตอนล่างของลุ่มน้ำชี ในกลุ่มจังหวัด ยโสธร อุบลราชธานี รongลงมาเป็นจังหวัดร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ มหาสารคาม

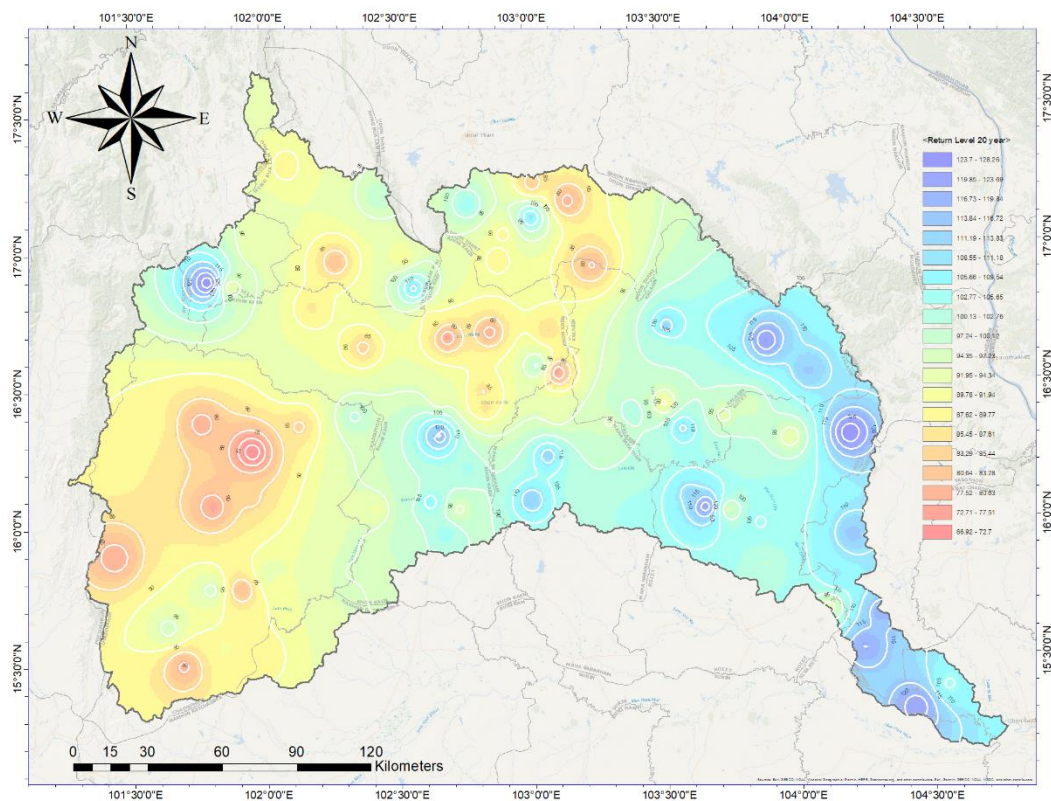
พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพที่ 19 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 10 ปี

จากภาพที่ 19 พบว่าระดับการเกิดซ้ำ ในรอบปีการเกิดซ้ำ 10 ปี ของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ในพื้นที่ลุ่มน้ำชีของประเทศไทย พบว่า ปริมาณน้ำฝนสูงในรอบ 10 ปี คือจังหวัดที่อยู่ขอบทางลุ่มน้ำชีตอนล่าง เมื่อพิจารณาระดับการเกิดซ้ำของพื้นที่ที่ทำการศึกษา จะเห็นได้ว่าเมื่อเทียบกับแถบระดับสีสูงสุดจะอยู่ที่ตอนล่างของลุ่มน้ำชี ในกลุ่มจังหวัด ยโสธร อุบลราชธานี ร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ รongลงมาเป็นจังหวัด เลย มหาสารคาม

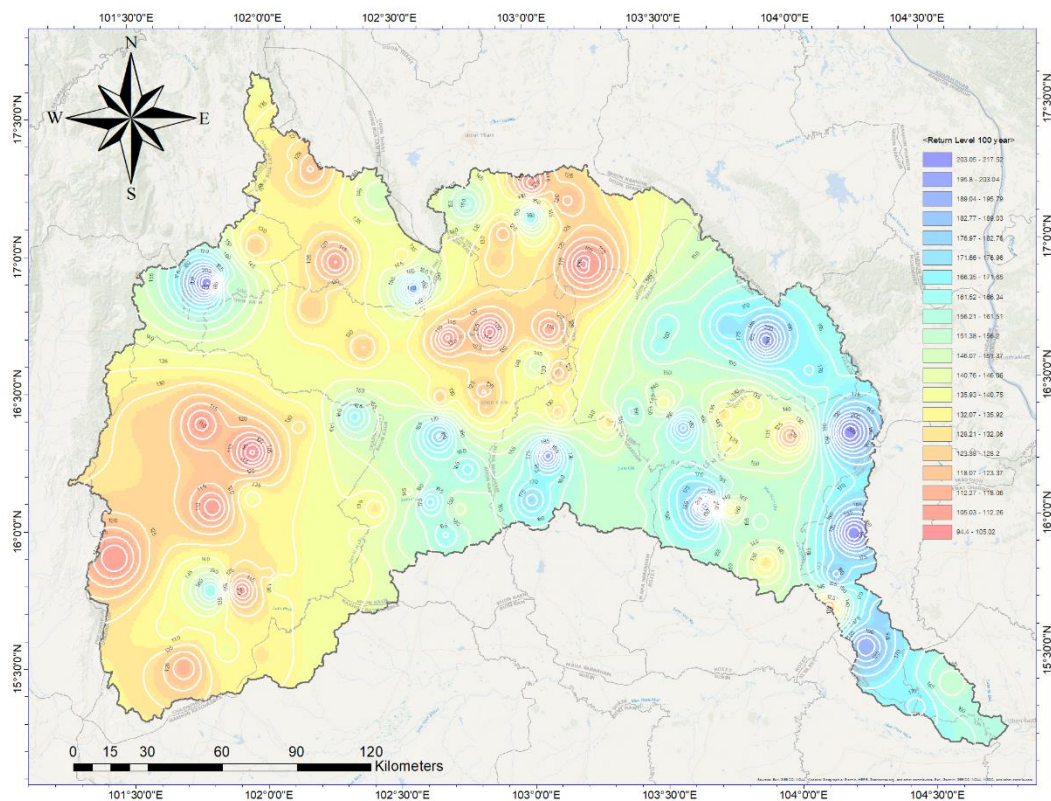
พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพที่ 20 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 20 ปี

จากภาพที่ 20 พบว่าระดับการเกิดซ้ำในรอบปีการเกิดซ้ำ 20 ปี ของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ในพื้นที่ลุ่มน้ำชีของประเทศไทย พบว่า ปริมาณน้ำฝนสูงในรอบ 20 ปี คือจังหวัดที่อยู่ขอบทางลุ่มน้ำชีตอนล่าง เมื่อพิจารณาระดับการเกิดซ้ำของพื้นที่ที่ทำการศึกษา จะเห็นได้ว่าเมื่อเทียบกับแถบระดับสีสูงสุดจะอยู่ที่ตอนล่างของลุ่มน้ำชี ในกลุ่มจังหวัด ยโสธร อุบลราชธานี ร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ รongลงมาเป็นจังหวัด เลย หนองคาย และมหาสารคาม

พูน ปณ จิต ชีเว



ภาพที่ 22 แผนที่ระดับการเกิดซ้ำของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในรอบปีการเกิดซ้ำ 100 ปี

จากภาพที่ 22 พบว่าระดับการเกิดซ้ำ ในรอบปีการเกิดซ้ำ 100 ปี ของปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน ในพื้นที่ลุ่มน้ำชีของประเทศไทย พบว่า ปริมาณน้ำฝนสูงในรอบ 100 ปี คือ จังหวัดที่อยู่ขอบทางลุ่มน้ำชีตอนล่าง เมื่อพิจารณาระดับการเกิดซ้ำของพื้นที่ที่ทำการศึกษ จะเห็นได้ว่าเมื่อเทียบกับแถบระดับสีสูงสุดจะอยู่ที่ตอนล่างของลุ่มน้ำชี ในกลุ่มจังหวัด เลย ยโสธร อุบลราชธานี หนองคาย ร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ รongลงมาเป็นจังหวัด และมหาสารคาม

พูน ปณ จิต ชีเว

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยเรื่องการสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป จากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีวัตถุประสงค์ของการวิจัยเพื่อหาตัวแปรที่ส่งผลต่อพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของปริมาณน้ำฝนรายเดือน โดยใช้ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Correlation) และสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง ของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป (GEV) จากข้อมูลสถานีตรวจวัดและภาพถ่ายดาวเทียม โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและคาดการณ์พื้นที่เสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัยน้ำท่วมด้วยแผนที่ ระดับการเกิดซ้ำ ข้อมูลในการวิจัยครั้งนี้ ใช้ข้อมูลดาวเทียม ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลด้าน อุทกวิทยา ของลุ่มน้ำชี พ.ศ. 2553 ถึง พ.ศ. 2564 ทั้งหมด 11 ปี ผู้วิจัยสามารถสรุปขั้นตอนและการ เสนอผลการวิจัยโดยมีรายละเอียดดังนี้

5.1 สรุปผล

การสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปจากข้อมูลน้ำฝน- น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสรุปผลการเคราะห์ ออกเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้

1. จากการวิเคราะห์ตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ทั้งหมด 18 ตัวแปร พบว่าค่าสัมประสิทธิ์ สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันระหว่างค่าประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape parameter) กับตัวแปร อื่นๆ มีตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง มีดังนี้ พิกัดลองติจูด พารามิเตอร์บ่งตำแหน่ง พารามิเตอร์บ่งขนาด ปริมาณน้ำฝนสูงสุด ความเร็วลมสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด และ ดัชนีผลต่างพืชพรรณแบบนอัมไลซ์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็น -0.46, -0.38, -0.43, 0.31, -0.31, 0.28, -0.23 และ 0.23 ตามลำดับ

2. ผลจากการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นดังนี้

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง และได้ใช้สัดส่วนของ การแบ่งข้อมูลในการ Train และ Test model เป็น 70% และ 30% และมีตัวแปรอิสระที่นำมา สร้างแบบจำลองทั้ง 17 ตัวแปร โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี 2553 – 2564 (11 ปีย้อนหลัง) และมีโครงสร้าง ของแบบจำลองประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นแฝง (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) พบว่าแบบจำลอง ANN-7 ซึ่งมีค่า MSE เท่ากับ 0.0054 RMSE เท่ากับ 0.0734

และ NSE เท่ากับ 0.6545 และรองลงมาเป็นแบบจำลอง ANN-10 และ ANN-3 ตามลำดับ สามารถเขียนรูปแบบและสมการที่เหมาะสมในการสร้างแบบจำลองได้ดังนี้

แบบจำลอง ANN-3 (5-9-1) สามารถเขียนสมการโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็น

$$\xi(ANN - 3) = \sum_{j=1}^9 \left[\left(\sum_{i=1}^5 (w_j X_i) + B_j \right) v_j \right] \varphi$$

แบบจำลอง ANN-7 (9-5-1) สามารถเขียนสมการโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็น

$$\xi(ANN - 7) = \sum_{j=1}^5 \left[\left(\sum_{i=1}^9 (w_j X_i) + B_j \right) v_j \right] \varphi$$

และ แบบจำลอง ANN-11 (16-10-1) สามารถเขียนสมการโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็น

$$\xi(ANN - 11) = \sum_{j=1}^{10} \left[\left(\sum_{i=1}^{16} (w_j X_i) + B_j \right) v_j \right] \varphi$$

3. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองระหว่างกระบวนการคงที่ (Stationary Process) และกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process)

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 2 รูปแบบด้วยค่า NSE พบว่าแบบจำลองส่วนใหญ่ที่เหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือน เป็นแบบจำลองในกรณีที่เป็น Non-Stationary Process ซึ่งมีทั้งหมด 59 สถานี แบ่งเป็น แบบจำลอง ANN-7 17 สถานี แบบจำลอง ANN-10 27 สถานี และ แบบจำลอง ANN-3 15 สถานี และเป็นแบบจำลองในกรณีที่เป็น Stationary Process ทั้งหมด 33 สถานี และพบว่าค่า NSE เฉลี่ยของแต่ละแบบจำลองมากกว่า 0.75 ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองที่เกิดขึ้นในแต่ละสถานีทั้ง 92 สถานีมีความเหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในเกิด ที่ดีมากและมีความแม่นยำในการคาดคะเน Model Accuracy (Lian et al., 2007)

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

จากการศึกษาการสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์ปรับปรุงร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไป จากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม สอดคล้องกับ งานวิจัยของ Hristos Tyrallis และคณะ (2562) ที่พบว่าพารามิเตอร์ปรับปรุงร่างมีความสัมพันธ์กับ สภาพอากาศ และ ลักษณะของภูมิประเทศ อีกทั้งยังพบว่า ค่าดัชนี NDVI ก็เป็นอีกหนึ่งตัวแปรที่ ส่งผลต่อพารามิเตอร์ปรับปรุงร่าง นอกจากนี้ยังสอดคล้องกับงานวิจัยของ Haniyeh Asadi และคณะ 2562 ที่พัฒนาแบบจำลองโครงข่ายในการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน-น้ำท่า โดยการใช้ ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) และดัชนี CI (ดัชนีการเชื่อมต่อทางอุทกวิทยาประเภทหนึ่ง) และปัจจัยด้าน ภูมิอากาศและอุทกวิทยา ปัจจัยการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพของ แบบจำลอง ANN ดียิ่งขึ้น และในงานวิจัยนี้พบว่าเมื่อนำเพิ่มตัวแปรด้านดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) ทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองดีขึ้นจากเดิมที่มีแต่ตัวแปรทางสภาพภูมิอากาศและตัวแปร เชิงพื้นที่ โดยเปรียบเทียบกับ แบบจำลอง ANN-3 ที่ประกอบด้วย 5 ตัวแปรประกอบด้วย คือ ปริมาณน้ำฝนสูงสุด ปริมาณน้ำฝนสะสม ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ความเร็วลมสูงสุด ความเร็วลมเฉลี่ย ซึ่ง เป็นตัวแปรทางสภาพภูมิอากาศ และเมื่อเพิ่มตัวแปรด้านดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) ไปใน แบบจำลอง ANN-7 ให้ทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองเพิ่มขึ้น 26.06% เปรียบเทียบกับค่า NSE ของแบบจำลอง และการศึกษาแบบจำลองทั้งสองรูปแบบทั้งกระบวนการคงที่ (Stationary Process) และกระบวนการไม่คงที่ (Non-stationary Process) ของแบบจำลองค่าสุดขีดน้อยทั่วไปพบว่าในกรณี ข้อมูลมีลักษณะเป็น Non-stationary Process ซึ่งเกิดขึ้นจากปัจจัยหลายอย่างโดยปัจจัยหลักมีส่งผล อย่างชัดเจนคือการเปลี่ยนแปลงทางสภาพภูมิอากาศและลักษณะของภูมิประเทศทำให้การสร้าง แบบจำลองแบบ Stationary Process มีประสิทธิภาพลดลงและขาดความแม่นยำของแบบจำลอง การพัฒนาแบบจำลอง Non-stationary Process จึงเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมกับสภาพแวดล้อม ของโลกที่มีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา

5.3 ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยเรื่องการสร้างแบบจำลองพารามิเตอร์บ่งรูปร่างของการแจกแจงค่าสุดขีดน้อยทั่วไปจากข้อมูลน้ำฝน-น้ำท่าและข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยข้อมูลในการวิจัยครั้งนี้ ใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลด้านอุทกวิทยา ของลุ่มน้ำชี พ.ศ. 2553 ถึง พ.ศ. 2564 ทั้งหมด 11 ปี และใช้ข้อมูลจากสถานีกรมอุตุนิยมวิทยารายอำเภอในพื้นที่ลุ่มน้ำชีเป็นสถานีหลัก

5.3.1 ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งนี้

ข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์นั้น อาจจะยังไม่เพียงพอหรือมีขาดหายไปบ้างในบางสถานี ซึ่งมาจากการเก็บรวบรวมข้อมูลของทางหน่วยงานที่รับผิดชอบไม่ได้เริ่มต้นเก็บในช่วงเวลาเดียวกัน ทำให้จำนวนระยะเวลาที่นำมาศึกษาในแต่ละสถานีไม่เท่ากันทำให้ต้องมีการจัดการกับข้อมูลเป็นเรื่องที่ยาก

5.3.2 ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป

1. ตัวแปรและดัชนีที่น่าสนใจทางอุตุนิยมวิทยายังมีอีกหลายตัว ที่สามารถเอามาใช้กับงานวิจัยได้ นั่นก็ขึ้นอยู่กับความตัดสินใจเลือกหาถึงความเหมาะสมของแบบจำลองนั้น ๆ
2. ศึกษาเนื้อหาที่จะทำการวิเคราะห์ให้มาก ๆ เพื่อที่จะทำการวิเคราะห์ได้อย่างรวดเร็วและไม่เกิดปัญหา
3. ศึกษาหาวิธีการแปลงผลการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากขึ้น
4. ศึกษาการวิเคราะห์ในโปรแกรมอื่น ๆ เพื่อง่ายต่อการวิเคราะห์ยิ่งขึ้น
5. ศึกษาแบบจำลองใหม่ๆ เพื่อมาประยุกต์ใช้กับการประมาณค่าข้อมูลและการพยากรณ์

บรรณานุกรม



บรรณานุกรม

- ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ มาลา ศิริบุรณ์ และอรุณ แก้วมัน. (2558). **แบบจำลองค่าสุดขีดปริมาณน้ำฝนสูงสุดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนบนของประเทศไทย**. วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา, ปีที่20(1), 106-117.
- กรมชลประทาน (2560). **คู่มือการใช้แบบจำลอง ANNs**. สำนักบริหารจัดการน้ำและอุทกวิทยา. ฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ.
- กรมอุตุนิยมวิทยา (2563). **หนังสืออุตุนิยมวิทยา**. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก <https://www.tmd.go.th>
- ประวัติความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม. **สารานุกรมไทยสำหรับเยาวชน**. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก <http://saranukromthai.or.th/sub/book/book.php?book=25&chap=5&page=t25-5-infodetail01.html>
- สยามรัฐออนไลน์. (2561). [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก <https://siamrath.co.th/n/44448>
- ปิยภัทร บุชบาบดินทร์. (2560). **การวิเคราะห์ค่าสุดขีด**. มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม.
- ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ และอรุณ แก้วมัน. (2558). **สถิติค่าสุดขีด**. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, ปีที่ 25(2), 319.
- ยุพิน ไชยสมภาร ทวี ชัยพิมลลีน และชาคริต โชติอมรศักดิ์. (2560). **การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในอนาคต: กรณีศึกษาเทศบาลนครเชียงใหม่**. วารสารสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, ปีที่ 20
- วรารุช วุฒินิชย์. (2553). **การวิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้ Nash-Sutcliffe Efficiency และ R2**. ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 78.
- สำนักข่าวออนไลน์ไทยพับลิก้า. (2562). **30 ปี “ภัยแล้ง-น้ำท่วม” ประชาชนเดือดร้อนร่วม 10 ล้านคนทุกปี**. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก <https://thaipublica.org/2020/02/statistics-of-drought-flood-30-years/>
- Coles. (2001). **An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values**. Springer-Verlag London.
- Haniyeh, A., Kaka, S., Ben, J., and Roy C., 2019. **Rainfall-Runoff Modelling Using Hydrological Connectivity Index and Artificial Neural Network Approach**. Water 2019, 11, 212; doi:10.3390/w11020212
- Hristos, T., Georgia, P., Sarintip, T. 2019. **How to explain and predict the shape parameter of the generalized extreme value distribution of streamflow**

extremes using a big dataset. J. Hydrol. 574 (2019) 628–645.

<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.04.070>.

Lian, Y., Chan, I-Chi., Singh, J., Demissie, M., Knapp, V. and H. Xie. (2007). *Coupling of hydrologic and hydraulic models for the Illinois River Basin*, Journal of Hydrology 344: 210–222.

Nash, J.E. and Sutcliffe, J.V. 1970. **River Flow Forecasting through Conceptual Model.** Part 1-A Discussion of Principles. Journal of Hydrology, 10, 282-290.
[http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6).

Northrop, P.J., 2004. **Likelihood-based approaches to flood frequency estimation.** J. Hydrol. 292 (1–4), 96–113. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.12.031>.

Pearson, K. (1920). Notes on the history of correlation. Biometrika, 13(1), 25-45.

Spearman, C. (1904). The proof and measurement of association between two things. American Journal of Psychology, 100(3/4), 441-471.

Smith, J.A., Villarini, G., Baeck, M.L., 2011. **Mixture distributions and the hydroclimatology of extreme rainfall and flooding in the Eastern United States.** J. Hydrometeorol. 12, 294–309. <https://doi.org/10.1175/2010JHM1242.1>.

Villarini, G., Smith, J.A., 2010. **Flood peak distributions for the eastern United States.** Water Resour. Res. 46. <https://doi.org/10.1029/2009WR008395>.

Villarini, G., Smith, J.A., Baeck, M.L., Krajewski, W.F., 2011a. **Examining flood frequency distributions in the Midwest U.S.** J. Am. Water Resour. Assoc. 47 (3), 447–463. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2011.00540.x>.

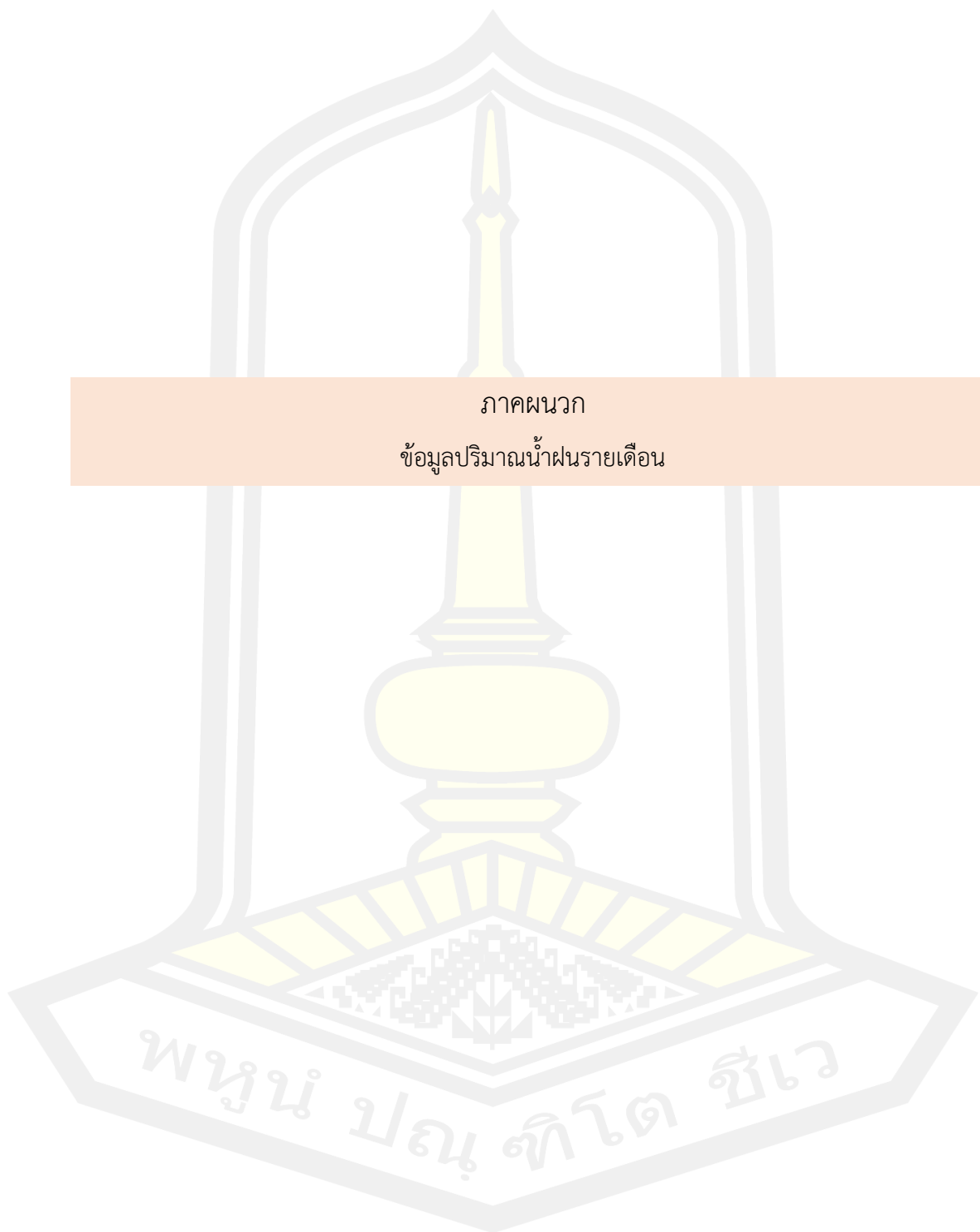
Villarini, G., Smith, J.A., Serinaldi, F., Ntelekos, A.A., 2011b. **Analyses of seasonal and annual maximum daily discharge records for central Europe.** J. Hydrol. 399 (3–4), 299–312. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.01.007>.

Tanutdech, R., Teerawong, L. 2019. **Drought Evaluation with NDVI-Based Standardized Vegetation Index in Lower Northeastern Region of Thailand.** Geographia Technica, Vol. 14, 1, 2019, 118-130.
http://technicalgeography.org/index.php/latest-issue-1-2019/253-09_rotjanaukusol.

United States Geological Survey, “MOD13Q1[Online]”, 2011, Available:
https://lpdaac.usgs.gov/products/modis_products_table/mod13q1

ภาคผนวก

ข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายเดือน



ตัวอย่าง ข้อมูลปริมาณน้ำฝนสูงสุดรายเดือนในพื้นที่ลุ่มน้ำชี

month	year	353005	353011	353013	354003	354007	354019	354021	354022	354024	354025
1	2010	18.3	22.5	22.6	32.2	18.2	0	17.5	40	5	85
2	2010	32.6	38	6.3	135	4.1	0	9.8	10	18	60
3	2010	2	5.5	0.5	183.3	0	0	0	0	22.5	85
4	2010	79.1	56.8	46.2	132.7	8.2	60	25.2	5	30.8	38.4
5	2010	21.8	40.5	43.3	28	26.5	30.6	58.4	89	98.6	22.8
6	2010	355.1	54.2	48.9	36.5	61.2	71	61.5	77	12.7	42
7	2010	57.4	37.3	44.2	63	40.7	20	75	44	53	0.9
8	2010	88.5	81.6	65.2	80	72.6	93	53	88	20.2	9.5
9	2010	65.8	112.6	37.6	55	86.2	37	55.9	52	48	32.2
10	2010	46.1	154	39.4	56.7	48.3	30	45.3	11	48.2	50.5
11	2010	1.1	2	1.8	57.1	0	0	0	0	50.6	132.7
12	2010	40.3	35	47.4	16	0	0	11.2	63	35	20.7
1	2011	1.4	0.3	64.5	86.2	32.8	0	0	0	15	33.2
2	2011	41.3	31	54	60.5	50	0	17.8	15	48	16.4
3	2011	20.7	37.7	59.5	25.2	1.3	0	15.6	36	30.6	9.8
4	2011	16	31.8	75.6	60	21	19	19.5	0.3	29	72.6
5	2011	35.5	73.5	74.2	70	9.5	68	40.7	35	50	42.5
6	2011	20.9	43.3	2.4	23	32.7	60.1	47.6	44.7	64	0.9
7	2011	32.1	40	10	16.5	55	75	70.4	83	2.3	29.3
8	2011	31.9	64.5	56.8	10	1.6	72	92	60.8	39.4	28.1
9	2011	85.2	163.3	13.2	48.2	92	73	60.4	26	0	50.3
10	2011	23.3	69.5	0	19.5	29.7	0	69.5	94	3.8	0
11	2011	12.2	27.5	18.7	26.3	97.2	0	14	24.3	0.4	6.8
12	2011	40	0	45.5	95.2	30.5	0	0	32.8	50.4	60.8
1	2012	6.7	6	6.5	0	0	0	48.5	12	76.2	16.8
2	2012	6.7	28.5	3.5	0	0	0	8.5	8	4.8	18.1
3	2012	38.1	35.8	67.8	2	0	0	4.5	3	19.4	7
4	2012	22.4	49.5	48	19	37.5	35	32.7	22	0.5	41.3
5	2012	77.8	69.4	43.8	48	43.6	73	107.1	21.4	27.5	48.5
6	2012	35.4	65	47.5	59.2	58.1	60	50.1	63	11.8	30
7	2012	28.1	29.3	26.4	10.2	58.4	50	97.5	79.5	35	80
8	2012	37.3	67	26.8	35	14.4	53	35	34	50.5	18.5
9	2012	93.4	150	57.6	30	33.5	29.3	41.2	27	85.5	60
10	2012	24.6	70.8	13.8	25	0	35	73	12	33.5	35.5
11	2012	73.2	47.3	33	20	8.4	0	0	6	12.2	0.3
12	2012	0.3	0	0	0	0	0	0	0	45	25
1	2013	13.2	13.7	25.7	0	0	0	3.1	3.5	0	13.2

month	year	353005	353011	353013	354003	354007	354019	354021	354022	354024	354025
2	2013	6	39.3	40.9	0	0	0	0	0	0	12.4
3	2013	6.1	24.5	36.5	15	13.2	0	12.1	7.5	25	68
4	2013	34	50.2	84	15	0	0	22.4	3.7	0.5	10.5
5	2013	27.5	99.5	27.2	70	14.4	65	47.1	48.8	89.5	28.9
6	2013	23.6	25.5	37.5	98	23.5	67	39	20	38.5	130.5
7	2013	56.8	27.8	50	100	48.8	51	49.4	72	53	20.2
8	2013	39.5	54.9	26.8	41	49.2	70.3	44.3	36.5	58.5	26.5
9	2013	50.7	95.5	93.5	40	42.2	91.9	77.5	55	25	30.1
10	2013	72.1	148	13.8	30	9.5	0	7.3	22	25.5	15
11	2013	1.2	1.5	56	31.1	0	0	0	0	0	20.3
12	2013	17.1	38.1	35.4	25	0	0	25.2	18.5	35.1	10.2
1	2014	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46.3
2	2014	0	0.5	0	0	0	0	2.1	0	0	62.5
3	2014	44.7	12	23.4	30.6	0	0	0	20	20	91
4	2014	65.5	45	42.5	14.3	23.5	35	37.3	53.3	40.6	32
5	2014	26.2	58.4	16.8	34.5	82.5	37.5	21.5	36.6	36.8	75
6	2014	25.4	106.5	41.2	8.5	52.4	24.5	0	58.2	69.5	90.1
7	2014	34.9	17.5	32.6	40.2	35.7	35.7	0	46.3	62	67.5
8	2014	36.3	82.2	34.7	37.5	45.5	58.3	0	67.6	69	50
9	2014	41.1	90	59.2	20.7	32.7	0	0	18.5	42	59.1
10	2014	39	73	41.7	48.8	17.2	0	4	35.7	35	45
11	2014	7.2	109.4	6.5	28	0	0	0	0	2.5	6
12	2014	0.8	6.5	0	36	0	0	0	0	0	0
1	2015	2.3	4.5	48.3	0	0	0	0	0	0	14.6
2	2015	24.8	21.8	35	0	18.2	6.1	44.1	58.5	49.2	19.1
3	2015	33.2	40.2	40	43	2.2	31.5	19.5	25	39.5	15
4	2015	42.5	107.5	75.8	30	13.5	0	5	20	16.5	65.1
5	2015	27.5	33	25	40	58.2	21	26.3	12	68	85.5
6	2015	35.6	41.6	60	45	24.4	37	48.8	50	46.5	41
7	2015	32.2	27.5	59.5	54.5	29.1	43	95	50	96.6	48.8
8	2015	26.3	27.8	65	21.5	53.5	40	75	35	55	52.3
9	2015	42.5	120.2	75	55	30.2	35.5	37.4	35	42.3	44
10	2015	24.8	74	2.9	25	37	13.5	107.4	30	46	143
11	2015	171.1	28.5	65	3.4	27.2	0	3.4	23	13	97.3
12	2015	2.5	4.7	45.2	0	20	0	0	0	0	28.3
1	2016	9.7	8.5	26.4	26	12.2	0	10.2	13.3	12	20
2	2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73.6
3	2016	0	1.4	8.8	0	0	0	0	0	0	4.5
4	2016	14.2	67.8	44.8	25	12.4	29	6.4	5	39.6	44

month	year	353005	353011	353013	354003	354007	354019	354021	354022	354024	354025
5	2016	31.2	40	25.3	70	47.2	35	56.2	55	70.2	10.8
6	2016	51.8	43.9	42.5	55	37.5	25.5	41.1	36.5	62.8	141.2
7	2016	36.1	65	76.3	55.5	108.7	39	100.7	39	41	33.2
8	2016	96.9	31.5	22.1	97.2	44.2	59	67.3	13.5	114	8
9	2016	65.9	248	50.6	50	71.3	45	81.5	25.5	36	40.5
10	2016	27.5	31.8	27.8	30	8.5	9.2	37.2	15.5	54	39
11	2016	31.6	100.5	52.4	7	0	0	26.1	7	19.5	62.9
12	2016	0	5.3	0	4	0	0	0	0	0	18.4
1	2017	13.6	15	18.2	0	3.2	0	35	1.3	9	0
2	2017	17.6	0	14.3	0	0	0	1.2	7	0	0
3	2017	18	37.5	21.8	45.5	18.3	47.4	45.2	35	44.6	56
4	2017	46.2	53.3	45.2	45	16.7	41	70.8	45.5	48.6	47.9
5	2017	150.2	214.5	74.5	44	82.3	63.3	53.4	37.2	79	82.5
6	2017	37.5	51	42.2	110	82.2	31	5.2	24	40	49
7	2017	17.8	43.5	35.2	80.3	81.5	70.8	2.3	73	55	94.3
8	2017	34.8	78.2	68.5	60	47.2	69	13.6	45	45	132.7
9	2017	38.5	34	65.2	42	50.8	0	54.5	20	32.6	58.5
10	2017	27.1	87.2	78.4	45	23.2	0	40	10	34.8	14.5
11	2017	48.2	9.2	1.4	0	0	0	26	0	17.5	80.1
12	2017	5.4	37.6	17.4	11	0	0	5.4	0	59.8	9.5
1	2018	69	1.6	25.2	0	0	0	33.9	0	37	27.4
2	2018	1	43.3	67	24.5	35.7	0	21.9	7	0.5	55
3	2018	62.4	25.6	2	5	27.5	0	44.5	5	62.3	59.8
4	2018	19.8	23.8	108	56	35.2	36.4	63	35	11	51
5	2018	35.1	85.2	183.7	52.5	40	66	40.1	37	20	1.3
6	2018	46.5	35.5	48	65	20	72	25.3	12	32.8	30.4
7	2018	26.7	24.6	2.4	25.5	45.6	70	0.7	10	45	83.3
8	2018	38.5	19.3	24.3	49	40	77	48	13	50.2	25
9	2018	21.7	45.3	47.4	41.5	56.2	31	12.5	12	5.8	30.8
10	2018	30.1	26	0	58.5	15.4	22	80.1	3	57.4	14
11	2018	18.1	32.6	17	63.5	0	0	4.8	4	49.3	19.5
12	2018	29.3	4.2	40	8.6	32.5	0	17.4	0	46	63.5
1	2019	8.5	0	55.2	0	0	39.4	0	0	32.1	93
2	2019	3.7	35	40.5	30	23.5	50.5	74.7	31	32.5	40
3	2019	15	35.4	69.4	15	55.3	21.5	17.9	55	16	36.1
4	2019	46.5	25.7	38.2	7	31.1	71	0	10	32	50
5	2019	31.7	67.4	45.4	123	58.3	40.3	76.8	22	70.7	28
6	2019	53.8	66.6	17	48.5	45.4	69.4	68.5	16	14.3	30
7	2019	10.5	24.3	32.4	25	25.3	12	20.6	19.7	40.8	40.5

month	year	353005	353011	353013	354003	354007	354019	354021	354022	354024	354025
8	2019	27.8	76.8	44.2	52.7	80.1	78.2	0	74	37.2	59
9	2019	23.5	25.2	57.4	35	32.5	96.3	0	57.3	37.8	4.2
10	2019	18.1	43.2	34.4	53	11.2	75	8.9	18	54.8	9
11	2019	80.2	22	10.5	200.5	0	54.5	3.5	0.7	40.8	9
12	2019	3.9	0	17.4	60	0	36.2	0	0	1.4	47.5
1	2020	0	0	19.8	52	0	0	10.5	23.5	80	43.5
2	2020	0	0	22	78	0	0	50.4	0	110.7	17.2
3	2020	28.9	33.1	43	35	25.8	17	50.4	21.5	58	30
4	2020	17.1	19.5	95.3	0.3	5.2	52	35.7	3.2	2.4	8
5	2020	33.1	29	38.8	101.5	67	19	29.3	40.2	35	32.2
6	2020	33.3	43.8	26.8	12	41	11	25.4	8.5	14.9	67.4
7	2020	37.5	25.3	132.7	38	141	81	58.5	53	40.5	32.1
8	2020	31.4	53.5	30.5	97.2	74.5	68.4	68	55.7	62	4.2
9	2020	44.2	123.4	36.3	40	35.8	20.8	54.5	30	1.3	23
10	2020	58	90	66	40	73	80.5	25.2	40	10.3	50
11	2020	33.8	1.9	30	0	0	0	0	0	7.3	20.1
12	2020	16	0	30.5	70.2	0	0	0	0	19.1	44.7
1	2021	0	0	37.7	28	32.8	0	35.5	0	23.2	5.8
2	2021	21.8	17.4	4.1	46.1	10	8.2	11.8	3.5	55.4	13.8
3	2021	65	16	80.2	45	13.3	5.9	21.6	27.7	80.3	29.5
4	2021	14.5	25	29	70	17	42	19.7	60	15.3	87.2
5	2021	38.9	46.7	68	3.5	62.2	40.8	35.2	63.5	70	63
6	2021	40.3	34.5	81	3.5	39.5	43.8	65	21.3	7.2	80





ภาคผนวก ข

โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

พหุบัณฑิต ชีวะ

ตัวอย่าง โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ ทฤษฎีค่าสุดขีดและ ANN

ทฤษฎีค่าสุดขีด

```
library(mice)
```

```
library(extRemes)
```

```
library(ismev)
```

```
library(goftest) #for step 3
```

```
library(evd) #for step 3
```

```
xi_n = read.csv("xi_non-stationary_ANN(9-5-1).csv")
```

```
dat = read.csv("dat_max.csv")
```

```
mu = xi_n[,3]
```

```
sig = xi_n[,4]
```

```
xi_1 = xi_n[,5]
```

```
xi_2 = xi_n[,6]
```

```
xi_3 = xi_n[,7]
```

```
xi_4 = xi_n[,8]
```

```
dr = dat[,-1]
```

```
nrow(dr)
```

```
ncol(dr)
```

```
dr[dr==0]<-NA
```

```
output_gev = NULL
```

```
for (i in 1:ncol(dr)) {
```

```
  df = na.omit(dr[,i])
```

```
  # A = gev.fit(df)
```

```
  #
```

```

# ks_gev = ks.test(df,"pgev",loc=A$mle[1],scale=A$mle[2],shape=A$mle[3])
# ad_gev = ad.test(df,"pgev", loc=A$mle[1], scale=A$mle[2],shape=A$mle[3])

## Step 4 :: finding return level
#fit_r = fevd(df) #from package "extremes"
## checking shape parameter
# r_ci = ci(fit_r, type = "parameter")
# gev_fit = fevd(df,type="GEV", location.fun=NULL,scale.fun=NULL,
#   shape.fun=NULL, use.phi=TRUE)
# rl=return.level(gev_fit, return.period = c(2, 5, 10, 20, 50, 100))
cat("-----GEV----- No.",i)

# output_gev =
rbind(output_gev,c(length(df),A$mle[1],A$mle[2],A$mle[3],A$se[1],A$se[2],A$se[3],
#
ks_gev$statistic,ad_gev$statistic,ks_gev$p.value,ad_gev$p.value,rl))
#output_xi =
bind(output_gev,c(length(df),A$mle[1],A$mle[2],A$mle[3],A$se[1],A$se[2],A$se[3],
#
ks_gev$statistic,ad_gev$statistic,ks_gev$p.value,ad_gev$p.value,rl))

##### NSE
dataset = df
ordered=sort(dataset)
empirical=vector("numeric",length(ordered))
for(k in 1:length(empirical)){
  empirical[k]=k/(length(dataset)+1)
}

```

```

model.quantile_1 = NULL
model.quantile_2 = NULL
model.quantile_3 = NULL
model.quantile_4 = NULL

GEV.INV = function(data,mu,sigma,xi){
  if(xi==0){
    INV = mu-sigma*log(-log(1-data))
  }
  else{
    INV = mu+(sigma/xi)*(((log(data))^(-xi))-1)
  }
  return(INV)
}

for (j in 1:length(ordered)) {
  model.quantile_1[j] = GEV.INV(empirical[j],mu[i],sig[i],xi_1[i])
  model.quantile_2[j] = GEV.INV(empirical[j],mu[i],sig[i],xi_2[i])
  model.quantile_3[j] = GEV.INV(empirical[j],mu[i],sig[i],xi_3[i])
  model.quantile_4[j] = GEV.INV(empirical[j],mu[i],sig[i],xi_4[i])
}

NSE_1 <- 1-(sum((ordered-model.quantile_1)^2)/sum((ordered-mean(ordered))^2))
NSE_2 <- 1-(sum((ordered-model.quantile_2)^2)/sum((ordered-mean(ordered))^2))
NSE_3 <- 1-(sum((ordered-model.quantile_3)^2)/sum((ordered-mean(ordered))^2))
NSE_4 <- 1-(sum((ordered-model.quantile_4)^2)/sum((ordered-mean(ordered))^2))

output_gev <- rbind(output_gev,c(NSE_1,NSE_2,NSE_3,NSE_4))
write.csv(output_gev,"NSE_xi---ok2.csv")
}

```

ตัวอย่างการวิเคราะห์ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

```
library(Hmisc)
library(funModeling)
library(MASS)
library(missForest)
library(mice)
library(ggribes)
library(ggplot2)
library(corrplot)
library(tidyverse)
library(dbplyr)

####-----data_

dat = read.csv("data_thesis_OK.csv")

#####-----Analysis
set.seed(123)
data <- dat

head(data)
index <- sample(1:nrow(data),round(0.70*nrow(data)))
txi <- data[index,]
test <- data[-index,]

####-----Preparing to fit the neural network
library(neuralnet)
maxs <- apply(data, 2, max)
```

```
mins <- apply(data, 2, min)
```

```
scaled <- as.data.frame(scale(data, center = mins, scale = maxs - mins))
```

```
txi_ <- scaled[index,]
```

```
test_ <- scaled[-index,]
```

```
n <- names(txi_)
```

```
f <- as.formula(paste("xi ~", paste(n[!n %in% "xi"], collapse = " + ")))
```

```
nn <- neuralnet(f,data=txi_,hidden=c(8),linear.output=T)
```

```
nn2 <- neuralnet(f,data=txi_,hidden=c(10),linear.output=T)
```

```
nn3 <- neuralnet(f,data=txi_,hidden=c(5,3),linear.output=T)
```

```
summary(nn)
```

```
plot(nn)
```

```
plot(nn2)
```

```
plot(nn3)
```

```
pr.nn <- compute(nn,test_[,1:12])
```

```
pr.nn2 <- compute(nn2,test_[,1:12])
```

```
pr.nn3 <- compute(nn3,test_[,1:12])
```

```
pr.nn_ <- pr.nn$net.result*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
```

```
test.r <- (test_$xi)*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
```

```
pr.nn_2 <- pr.nn2$net.result*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
```

```
test.r2 <- (test_$xi)*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
```

```
pr.nn_3 <- pr.nn3$net.result*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
```

```

test.r3 <- (test_$xi)*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)

#####-----MSE_modal

MSE.nn <- sum((test.r - pr.nn_)^2)/nrow(test_)
MSE.nn2 <- sum((test.r2 - pr.nn_2)^2)/nrow(test_)
MSE.nn3 <- sum((test.r3 - pr.nn_3)^2)/nrow(test_)

print(paste(MSE.nn,MSE.nn2,MSE.nn3))

#####-----plot_Real vs predicted

par(mfrow=c(1,2))

plot(test$xi,pr.nn_,col=2,main='Real vs predicted NN',pch=18, cex=0.7)
abline(0,1,lwd=2)
legend('bottomright',legend='NN',pch=18,col=2, bty='n', cex=.95)

plot(test$xi,pr.nn_2,col=3,main='Real vs predicted NN2',pch=18,cex=0.7)
abline(0,1,lwd=2)
legend('bottomright',legend='NN2',pch=18,col=3, bty='n')

plot(test$xi,pr.nn_3,col=4,main='Real vs predicted NN3',pch=18,cex=0.7)
abline(0,1,lwd=2)
legend('bottomright',legend='NN3',pch=18,col=4, bty='n')

par(mfrow=c(1,1))
plot(test$xi, type = "l",ylim = c(-5,8),main='Real vs predicted',ylab = 'Log xifall
monthly(mm)')
lines(pr.nn_,type = "l",col = "2")
lines(pr.nn_2,type = "l",col = 3)

```

```

lines(pr.nn_3,type = "l",col = 4)
legend('bottomright',legend=c('real','NN(MSE=1.28)','NN2(MSE=1.20)','NN3(MSE=1.05)'),c
ol=c(1,2,3,4),
      ncol = 2,cex = 0.7,bty="n",lwd = 1,text.width = 8)

par(mfrow=c(1,1))
plot(test$xi, type = "l",main='Real vs predicted',ylab = 'Log xifall monthly(mm)')
lines(pr.nn_,type = "l",col = "2")
lines(pr.nn_2,type = "l",col = 3)
lines(pr.nn_3,type = "l",col = 4)
legend('bottomright',legend=c('real','NN(MSE=1.28)','NN2(MSE=1.20)','NN3(MSE=1.05)'),c
ol=c(1,2,3,4),
      ncol = 2,cex = 0.7,bty="n",lwd = 1,text.width = 8)

## Cross validation of neural network model
# install relevant libraries
#install.packages("boot")
#install.packages("plyr")
# Load libraries
library(boot)
library(plyr)
# Initialize variables
set.seed(50)
k = 10
j=1
MSE.nn = NULL
MSE.nn2 = NULL
MSE.nn3 = NULL

# Fit neural network model within nested for loop

```

```

for (i in 1:k) {
  cat("#-----",i,"\n")
  nn <- neuralnet(f,data=txi_,hidden=c(8),linear.output=T)
  nn2 <- neuralnet(f,data=txi_,hidden=c(10),linear.output=T)
  nn3 <- neuralnet(f,data=txi_,hidden=c(5,3),linear.output=T)

  pr.nn <- compute(nn,test_[1:12])
  pr.nn2 <- compute(nn2,test_[1:12])
  pr.nn3 <- compute(nn3,test_[1:12])

  pr.nn_ <- pr.nn$net.result*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
  test.r <- (test_$xi)*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)

  pr.nn_2 <- pr.nn2$net.result*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
  test.r2 <- (test_$xi)*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)

  pr.nn_3 <- pr.nn3$net.result*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)
  test.r3 <- (test_$xi)*(max(data$xi)-min(data$xi))+min(data$xi)

  MSE.nn[j] <- sum((test.r - pr.nn_)^2)/nrow(test_)
  MSE.nn2[j] <- sum((test.r2 - pr.nn_2)^2)/nrow(test_)
  MSE.nn3[j] <- sum((test.r3 - pr.nn_3)^2)/nrow(test_)
  j=j+1
}
plot_num()
print(paste(mean(MSE.nn),mean(MSE.nn2),mean(MSE.nn3)))

```

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	ทศพล ภูผิวฟ้า
วันเกิด	09/11/2539
สถานที่เกิด	โรงพยาบาลยางตลาด อ.ยางตลาด จ.กาฬสินธุ์
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	เลขที่ 208 ม.2 ต.หัวนาคำ อ.ยางตลาด จ.กาฬสินธุ์ 46120
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	ผู้ช่วยนักวิจัย
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2562 ปริญญาตรี วิทยาศาสตร์บัณฑิต (วท.บ.) สาขาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม พ.ศ. 2565 ปริญญาโท วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิทยาการจัดการสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ทุนวิจัย	ปีงบประมาณ 2564 การพัฒนาระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์สำหรับการพยากรณ์ภัยแล้งสุดขีด เชิงพื้นที่ในลุ่มน้ำชีเพื่อการบริหารจัดการน้ำสำหรับการเกษตรแม่นยำ (ผู้ร่วมโครงการ) ปีงบประมาณ 2564 ทุนอุดหนุนพัฒนาบัณฑิตศึกษาจากสำนักงานการวิจัยแห่งชาติ ปีงบประมาณ 2565 ทุนอุดหนุนการวิจัยสำหรับนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา (ปริญญาโท) มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ผลงานวิจัย	การวิเคราะห์มูลค่าความเสี่ยงของ SET50 ด้วยวิธี GARCH-EVT Value at Risk analysis of SET50 by GARCH-EVT approach Busababodhin Piyapatr, Chiangpradit Monchaya, Phoophiwfa Tossapoa, Jeong-Soo Park, Do-ove Manoon, Guayjarernpanishk Pannarat. "LH-Moments of the Wakeby Distribution Applied to Extreme Rainfall in Thailand". Kanathip Mokthip, Jittranuch Chaythaisong, Piyapatr Busababodhin, Pannarat Guayjarernpanishk, Tossapol Phoophiwfa. "The probability distribution of daily and monthly streamflow in the Chi-River Basin".