การประเมินความเสี่ยงเชิงความน่าจะเป็นของฝนตกหนักสูงสุดในภาคใต้ของประเทศไทย: กรณีศึกษาจังหวัดระนอง

Probabilistic Hazard Assessment of Extreme Rainfall in Southern Thailand: A Case Study of Ranong Province

พิสิษฐ์ สุวรรณแพทย์[1*]

[1]คณะสัตวศาสตร์และเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยศิลปากร วิทยาเขตสารสนเทศเพชรบุรี

Phisit Suvarnaphaet[1*]

[1]Faculty of Animal Sciences and Agricultural Technology, Silpakorn University, Phetchaburi IT Campus

Corresponding Author Email : suvarnaphaet_p@su.ac.th

Received 23 December 2025

Revised 07 March 2026

Accepted 11 March 2026

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินความเสี่ยงเชิงความน่าจะเป็น (Probabilistic Risk) ของเหตุการณ์ฝนตกหนักสูงสุดรายวันในภาคใต้ของประเทศไทย โดยเลือกพื้นที่ศึกษาจังหวัดระนองซึ่งเป็นตัวแทนของพื้นที่ที่มีความเสี่ยงภัยสูงสุด ผู้วิจัยได้นำข้อมูลปริมาณฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก CMIP6 ภายใต้ภาพฉายอนาคต SSP1-2.6 และ SSP3-7.0 ที่ผ่านการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนด้วยวิธี Linear Scaling (LS) มาวิเคราะห์ร่วมกับการแจกแจงค่าสุดขีดแบบทั่วไป (GEV) และประยุกต์ใช้เทคนิคการจำลองมอนติคาร์โลแบบพาราเมตริกบูตสตราป (Parametric Bootstrapping Monte Carlo) จำนวน 1,000 ชุดข้อมูล เพื่อประมาณค่าความน่าจะเป็นและสร้างขอบเขตความเชื่อมั่น (Confidence Intervals) ของเหตุการณ์สุดขั้วที่อาจอยู่นอกเหนือขอบเขตของข้อมูลสถิติในอดีต ผลการศึกษาบ่งชี้ว่า จังหวัดระนองมีลักษณะความเสี่ยงระดับวิกฤต (Hotspot) โดยในช่วงอนาคตระยะใกล้ (พ.ศ. 2563–2589) ภายใต้สถานการณ์ SSP3-7.0 พบว่าความน่าจะเป็นรายปีของการเกิดฝนตกหนักเกิน 300 มิลลิเมตร มีค่าสูงถึงร้อยละ 12.1 ซึ่งมีความแตกต่างอย่างชัดเจนในเชิงปริมาณ เมื่อเทียบกับพื้นที่อื่นในภูมิภาค นอกจากนี้ ยังพบการเปลี่ยนแปลงของคาบการเกิดซ้ำ (Return Period) โดยเหตุการณ์ฝนตกหนัก 400 มิลลิเมตร ซึ่งในอดีตมีโอกาสเกิดขึ้นเพียงหนึ่งครั้งในรอบ 100 ปี มีแนวโน้มที่จะมีความถี่สูงขึ้นจนกลายเป็นเหตุการณ์ที่สามารถเกิดขึ้นได้ทุก ๆ 25 ปี ผลลัพธ์ที่ได้ถูกนำเสนอในรูปแบบแผนที่ความเสี่ยงและกราฟความน่าจะเป็น เพื่อเป็นข้อมูลเชิงประจักษ์สำหรับวิศวกรและนักวางแผนนโยบายในการกำหนดเกณฑ์มาตรฐานการออกแบบโครงสร้างพื้นฐานและการบริหารจัดการความเสี่ยงภัยพิบัติที่สอดคล้องกับสภาพภูมิอากาศในอนาคต อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์จากการจำลองนี้เป็นการคาดการณ์ภายใต้ข้อสมมติของแบบจำลองและพารามิเตอร์ทางสถิติที่กำหนด ซึ่งควรนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจด้วยความระมัดระวัง

คำสำคัญ: ความเสี่ยงอุทกภัย, ฝนสูงสุดรายวัน, การจำลองมอนติคาร์โล, จังหวัดระนอง, CMIP6

Abstract

This study assessed the probabilistic hazard of extreme daily rainfall in Southern Thailand, focusing on Ranong Province as a high-risk case study. Rainfall projections from CMIP6 global climate models under the SSP1-2.6 and SSP3-7.0 scenarios were analyzed. After correcting systematic biases with the Linear Scaling (LS) method, the data were fitted to a Generalized Extreme Value (GEV) distribution. To account for the uncertainty of extreme events beyond historical records, Parametric Bootstrapping Monte Carlo simulations were applied to generate 1,000 synthetic datasets, enabling the estimation of probabilistic hazards and their 95% confidence intervals. The results highlighted Ranong Province as a critical hotspot for extreme precipitation. Under the SSP3-7.0 scenario in the near future (2020–2046), the annual probability of daily rainfall exceeding 300 mm reaches 12.1%. A clear shift in return periods was also observed: a 400-mm rainfall event, which historically had a 100-year return period, was projected to become approximately a 25-year event. These findings, illustrated through spatial hazard maps and probability curves, offered empirical evidence to help engineers and policymakers update infrastructure standards and disaster management plans. However, because these projections depended on specific climate model assumptions and fixed parameters, they must be interpreted with caution regarding model uncertainties.

Keywords: Flood Risk, Extreme Daily Rainfall, Monte Carlo Simulation, Ranong Province, CMIP6

1. บทนำ

ภาคใต้ของประเทศไทยถือเป็นพื้นที่ยุทธศาสตร์สำคัญทั้งด้านการท่องเที่ยวและการเกษตร แต่ด้วยลักษณะภูมิประเทศที่เป็นคาบสมุทรขนาบด้วยทะเลทั้งสองฝั่ง ทำให้ภูมิภาคนี้มีความเปราะบางสูงต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ (Climate Change) โดยเฉพาะอย่างยิ่งความแปรปรวนของรูปแบบฝน รายงานล่าสุดของ IPCC (AR6) ชี้ให้เห็นสัญญาณเตือนภัยที่ชัดเจนว่า ภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้กำลังเผชิญกับแนวโน้มของ "ฝนตกหนักแบบสุดขั้ว" (Extreme Precipitation) ที่ถี่และรุนแรงขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดจริงในภาคใต้ที่พบว่าปริมาณฝนสะสมมีทิศทางเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง [1], [2] สถานการณ์ดังกล่าวเริ่มส่งผลกระทบเชิงประจักษ์ในพื้นที่จังหวัดระนอง โดยพบว่าเกษตรกรสวนมังคุดกำลังเผชิญกับปัญหาฤดูฝนที่ยาวนานผิดปกติและพายุลมแรง ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อคุณภาพผลผลิตและการหลุดร่วงของดอกมังคุด [3]

ที่ผ่านมา การศึกษาผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศมักใช้ข้อมูลจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก (GCMs) ในระยะที่ 6 (CMIP6) [4] เป็นเครื่องมือหลัก ซึ่งงานวิจัยของ รวีพร และคณะ (2568) [5] ได้พิสูจน์แล้วว่าเมื่อนำข้อมูลดิบจากแบบจำลองมาปรับแก้ความคลาดเคลื่อนด้วยวิธี Linear Scaling (LS) จะให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและสอดคล้องกับสภาพอากาศจริงของภาคใต้มากที่สุด อย่างไรก็ตาม จุดอ่อนสำคัญของงานวิจัยส่วนใหญ่คือมักนำเสนอผลลัพธ์เพียงแค่ "ค่าแนวโน้ม" (Trend) หรือค่าเฉลี่ยว่าฝนจะเพิ่มขึ้นหรือลดลงเท่าไหร่ ซึ่งในทางปฏิบัติ ข้อมูลเพียง

เท่านี้ยังไม่เพียงพอสำหรับการตัดสินใจของวิศวกรที่ต้องออกแบบทางระบายน้ำ หรือเกษตรกรที่ต้องการวางแผนรับมือภัยพิบัติ เพราะสิ่งที่พวกเขาต้องการรู้จริง ๆ คือ "โอกาสที่จะเกิดน้ำท่วมหนักในปีหน้ามีกี่เปอร์เซ็นต์" หรือ "ความเสี่ยงที่ฝนจะตกหนักเกินขีดจำกัดที่รับได้มีมากน้อยแค่ไหน"

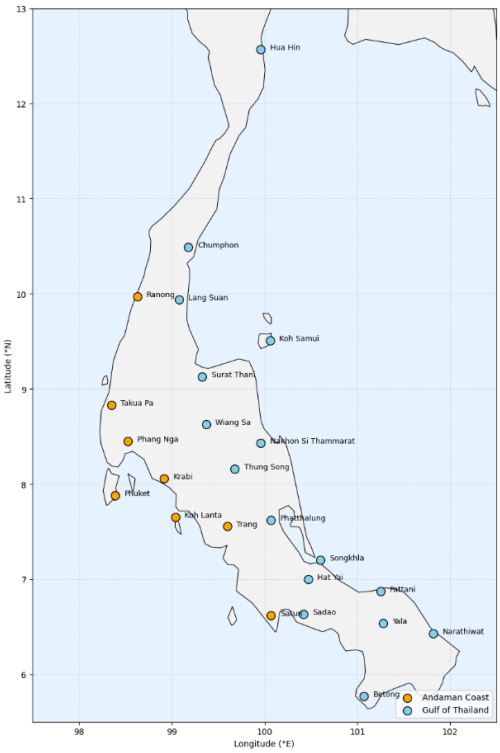
เพื่อเติมเต็มองค์ความรู้จากการศึกษาที่มีอยู่ งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการประเมินความเสี่ยงในรูปแบบของ "ความน่าจะเป็น" (Probabilistic Risk) ซึ่งในที่นี้จะมุ่งเน้นการวิเคราะห์ "โอกาสการเกิดเหตุการณ์ฝนตกหนักเกินเกณฑ์วิกฤต" (Hazard Probability) โดยเลือก "จังหวัดระนอง" เป็นพื้นที่กรณีศึกษา เนื่องจากเป็นจังหวัดที่มีปริมาณฝนเฉลี่ยสูงที่สุดในประเทศและมีความเสี่ยงต่ออุทกภัยสูงสุด (Hotspot) โดยนำเทคนิคการจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) มาประมวลผลร่วมกับข้อมูลจากแบบจำลอง CMIP6 เพื่อสังเคราะห์ข้อมูลโอกาสการเกิดซ้ำของฝนตกหนักในอนาคต เป้าหมายคือการสร้างเครื่องมือประเมินความเสี่ยงที่จับต้องได้จริง เพื่อเป็นแนวทางในการกำหนดมาตรฐานการออกแบบโครงสร้างพื้นฐานและการวางแผนจัดการภัยพิบัติที่สอดคล้องกับสถานการณ์จริงในอนาคต

2. ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยนี้กำหนดขอบเขตการศึกษาเพื่อให้ครอบคลุมเป้าหมายการประเมินความเสี่ยงเชิงลึก ดังนี้

2.1 ขอบเขตด้านพื้นที่

คัดเลือก จังหวัดระนอง เป็นพื้นที่กรณีศึกษาหลัก (Pilot Case Study) เนื่องจากลักษณะทางภูมิศาสตร์ที่เป็นพื้นที่รับลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้โดยตรง และมีสถิติปริมาณฝนสูงสุดรายวันอยู่ในเกณฑ์วิกฤตเมื่อเทียบกับพื้นที่อื่นในภาคใต้ จึงเหมาะสมที่สุดในการใช้เป็นตัวแทนเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงระดับสูงสุด (Worst-case Scenario) รายละเอียดตำแหน่งที่ตั้งและลักษณะทางกายภาพของพื้นที่ศึกษาแสดงดัง รูปที่ 1



รูปที่ 1 พื้นที่ศึกษาและตำแหน่งสถานีตรวจวัดอากาศในภาคใต้ของประเทศไทย
โดยเน้นจังหวัดระนองที่เป็นพื้นที่กรณีศึกษา

2.2 ขอบเขตด้านเนื้อหาและตัวแปร

ตัวแปรหลัก: ศึกษา "ปริมาณฝนสูงสุดรายวัน" (Annual Maximum Daily Rainfall) ซึ่งเป็นตัวชี้วัดสำคัญของการเกิดน้ำท่วมฉับพลัน

1. แหล่งข้อมูล: ใช้ข้อมูลจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก CMIP6 จำนวน 5 แบบจำลอง ภายใต้สถานการณ์ภาพฉายอนาคต SSP1-2.6 (รักษาสิ่งแวดล้อมดี) และ SSP3-7.0 (การปล่อยก๊าซเรือนกระจกสูง)

2. ระเบียบวิธีวิจัย: ใช้การแจกแจงค่าสุดขีดแบบทั่วไป (GEV) ร่วมกับการจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) จำนวน 10,000 รอบ เพื่อจำลองเหตุการณ์ที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต โดยอ้างอิงพารามิเตอร์ตั้งต้นจากงานวิจัยของ เทพไท ไชยทอง และคณะ [1]

2.3 ขอบเขตด้านเวลา

มุ่งเน้นการวิเคราะห์เปรียบเทียบระหว่างสองช่วงเวลาสำคัญ ได้แก่

1. ช่วงเวลาฐาน (Historical Period): พ.ศ. 2531 – 2557 (ค.ศ. 1988 – 2014) เพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงในอดีต

2. ช่วงอนาคตระยะใกล้ (Near-future): พ.ศ. 2563 – 2589 (ค.ศ. 2020 – 2046) เพื่อคาดการณ์ความเสี่ยงที่กำลังจะเกิดขึ้นในระยะเวลาอันใกล้ ซึ่งมีความสำคัญต่อการวางแผนนโยบายเร่งด่วน

3. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้ทฤษฎีทางสถิติและคณิตศาสตร์ขั้นสูง เพื่อนำ "พารามิเตอร์ทางสถิติ" (Statistical Parameters) ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาในอดีต มาสังเคราะห์และแปลงสภาพให้เป็น "ข้อมูลความเสี่ยงเชิงปริมาณ" โดยมีรายละเอียดของทฤษฎีและสมการที่เกี่ยวข้องดังนี้

3.1 การปรับแก้ความคลาดเคลื่อนแบบสเกลเชิงเส้น (Linear Scaling Bias Correction)

ในการนำข้อมูลจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก (GCMs) มาใช้งาน จำเป็นต้องผ่านกระบวนการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนเชิงระบบ (Systematic Bias) ก่อน การศึกษานี้อ้างอิงข้อมูลที่ผ่านการปรับแก้ด้วยวิธี Linear Scaling (LS) [5], [6] ซึ่งได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามีความแม่นยำสูงสำหรับพื้นที่ศึกษา หลักการพื้นฐานของวิธีนี้คือการปรับแก้ค่าเฉลี่ยของปริมาณฝนจากแบบจำลองให้สอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัด โดยรักษาความแปรปรวนรายวันไว้ ดังสมการที่ (1)

$$P^{*}_{GCM,d} = P_{GCM,d} \times \frac{\mu(P_{obs,m})}{\mu(P_{GCM,m})} \quad (1)$$

โดยที่ $P^{*}_{GCM,d}$ คือปริมาณฝนรายวันที่ปรับแก้แล้ว $P_{GCM,d}$ คือปริมาณฝนดิบรายวันจากแบบจำลอง $\mu(P_{obs,m})$ คือค่าเฉลี่ยปริมาณฝนรายเดือนจากการตรวจวัด และ $\mu(P_{GCM,m})$ คือค่าเฉลี่ยปริมาณฝนรายเดือนจากแบบจำลองในช่วงเวลาอ้างอิง

3.2 ทฤษฎีการแจกแจงค่าสุดขีด (Extreme Value Theory)

เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมของฝนตกหนักรุนแรงที่มีโอกาสเกิดขึ้นน้อยแต่สร้างความเสียหายมหาศาล การศึกษานี้ใช้ การแจกแจงค่าสุดขีดแบบทั่วไป (Generalized Extreme Value Distribution: GEV) [7], [8] เนื่องจากเป็นทฤษฎีมาตรฐานที่ได้รับการยอมรับสากลในการอธิบายพฤติกรรมของข้อมูลที่มีค่าสูงสุด (Block Maxima) และมีความยืดหยุ่นสูงในการปรับรูปแบบการแจกแจงตามค่าพารามิเตอร์รูปร่าง ซึ่งเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ Block Maxima ฟังก์ชันการแจกแจงสะสม (Cumulative Distribution Function: CDF) ของ GEV แสดงดังสมการที่ (2)

$$G(x) = \exp\left\{-\left[1 + \xi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right]^{-1/\xi}\right\} \quad (2)$$

โดยที่ μ คือพารามิเตอร์ตำแหน่ง (Location parameter), σ คือพารามิเตอร์ขนาด (Scale parameter), และ ξ คือพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape parameter) ซึ่งมีความสำคัญสูงสุดในการกำหนดพฤติกรรมของส่วนหาง (Tail behavior) หาก $\xi > 0$ การแจกแจงจะเป็นแบบ Fréchet หรือหางหนัก (Heavy-tailed) ซึ่งบ่งชี้ถึงความเสี่ยงสูงต่อการเกิดเหตุการณ์รุนแรง

นอกจากนี้ ความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ GEV และขนาดของเหตุการณ์ที่รอบการเกิดซ้ำ (Return Level) T ปี สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3)

$$x_T = \mu - \frac{\sigma}{\xi}\left[1 - \left\{-\ln\left(1 - \frac{1}{T}\right)\right\}^{-\xi}\right] \quad (3)$$

3.3 การจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation)

การจำลองมอนติคาร์โลเป็นเทคนิคเชิงคำนวณที่ใช้การสุ่มตัวอย่างซ้ำ (Repeated Random Sampling) [9], [10] เพื่อประมาณค่าผลลัพธ์ของระบบที่มีความไม่แน่นอนสูง โดยอาศัยค่าพารามิเตอร์ (μ, σ, ξ) จากข้อมูลทุติยภูมิเป็นตัวตั้งต้นในการสร้างข้อมูลจำลอง (Synthetic Data)ในการศึกษานี้ ความน่าจะเป็นที่ปริมาณฝนสูงสุดรายวัน (X) จะเกินเกณฑ์วิกฤต ($x_{critical}$) คำนวณได้จากการจำลองสถานการณ์จำนวน N รอบ (10,000 รอบ) ดังสมการที่ (4)

$$P(X > x_{critical}) \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} I\left(x_i > x_{critical}\right) \quad (4)$$

เมื่อ x_i คือค่าปริมาณฝนที่สุ่มได้ในรอบที่ *i* จากการแจกแจง GEV และ $I(.)$ คือฟังก์ชันบ่งชี้ (Indicator function) ซึ่งมีค่าเป็น 1 เมื่อเงื่อนไขเป็นจริง และเป็น 0 เมื่อเงื่อนไขเป็นเท็จ

4. การดำเนินการวิจัย

ในการศึกษานี้ดำเนินการภายใต้กรอบแนวคิดการประเมินความเสี่ยงเชิงปริมาณ (Quantitative Risk Assessment) โดยบูรณาการข้อมูลสารสนเทศทางอุตุนิยมวิทยาเข้ากับเทคนิคการจำลองทางคณิตศาสตร์ มีลำดับขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

4.1 การรวบรวมและคัดกรองข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data Collection)

เพื่อให้การประเมินความเสี่ยงมีความถูกต้องและอ้างอิงได้ตามหลักวิชาการ ผู้วิจัยได้ดำเนินการรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลทุติยภูมิที่เป็น "พารามิเตอร์ทางสถิติ" (Statistical Parameters) จากงานวิจัยต้นน้ำที่มีคุณภาพ โดยมีรายละเอียดและขั้นตอนการได้มาซึ่งข้อมูลดังนี้

1. ข้อมูลพารามิเตอร์ตั้งต้น (Initial Parameters)

ผู้วิจัยเลือกใช้ชุดข้อมูลพารามิเตอร์สำหรับการแจกแจงแบบ GEV (Location, Scale, Shape) ของปริมาณฝนสูงสุดรายวัน ณ สถานีอุตุนิยมวิทยาระนอง โดยอ้างอิงฐานข้อมูลจากผลงานวิจัยของ เทพไท ไชยทอง และคณะ [1] ซึ่งเป็นข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลอง CMIP6 ภายใต้สถานการณ์ SSP1-2.6 และ SSP3-7.0 ในช่วง

อนาคตระยะใกล้ (พ.ศ. 2563–2589) และผ่านกระบวนการปรับแก้ความคลาดเคลื่อน (Bias Correction) ตามหลักสถิติเรียบร้อยแล้ว

2. กระบวนการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation Methodology)

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลนำเข้า ผู้วิจัยได้นำค่าระดับการเกิดซ้ำ (Return Levels) ที่เผยแพร่ในผลการศึกษาของ เทพไท ไชยทอง และคณะ [1] มาดำเนินการ สังเคราะห์ข้อมูล (Data Synthesis) และ ประมาณค่าพารามิเตอร์ย้อนกลับ (Reverse Parameter Estimation) ด้วยวิธีการปรับเส้นโค้ง (Curve Fitting) โดยอาศัยเทคนิคกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Optimization) กระบวนการนี้ช่วยให้ผู้วิจัยสามารถถอดรหัสค่าพารามิเตอร์ μ, σ, ξ ที่มีความแม่นยำสูงและสอดคล้องกับพฤติกรรมของข้อมูลต้นฉบับ เพื่อใช้เป็นตัวแปรนำเข้าสำหรับการจำลองมอนติคาร์โล

3. การสอบทานความถูกต้อง (Data Validation)

ผู้วิจัยได้สอบทานความสมเหตุสมผลของชุดพารามิเตอร์ที่คำนวณได้ โดยการเปรียบเทียบกับค่าสถิติจากข้อมูลตรวจวัดในอดีต (Historical Data) และตรวจสอบความสอดคล้องเชิงระเบียบวิธีวิจัยกับผลงานของ รวีพร นฤดีศรีอุทัย และคณะ [5] เพื่อยืนยันว่าข้อมูลดังกล่าวมีความถูกต้อง โปร่งใส และเหมาะสมที่จะเป็นตัวแทนสภาพภูมิอากาศในอนาคตของพื้นที่ศึกษา

4.2 การสร้างแบบจำลองความน่าจะเป็น (Probabilistic Modeling)

นำค่าพารามิเตอร์ (μ, σ, ξ) ที่รวบรวมได้ มาสร้างฟังก์ชันการแจกแจงสะสมผกผัน (Inverse Cumulative Distribution Function) ของการแจกแจงแบบ GEV เพื่อใช้เป็น "เครื่องกำเนิดเหตุการณ์จำลอง" (Event Generator) โดยแปลงค่าความน่าจะเป็นสะสม F ให้กลับมาเป็นค่าปริมาณฝน x ดังสมการที่ (5):

$$x(F) = \mu - \frac{\sigma}{\xi}\left[1 - (-\ln F)^{-\xi}\right] \quad (5)$$

โดยที่ $x(F)$ คือปริมาณฝนจำลองที่คำนวณได้ ณ ค่าความน่าจะเป็นสะสม F และ F คือฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสม (Cumulative Distribution Function) ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

4.3 การจำลองสถานการณ์แบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation)

ดำเนินการจำลองเหตุการณ์ฝนตกหนักรุนแรงด้วยเทคนิค Monte Carlo โดยเขียนชุดคำสั่งคอมพิวเตอร์ (Python Script) เพื่อดำเนินการดังนี้

1. การสุ่มตัวอย่างและวิเคราะห์ความไม่แน่นอน (Random Sampling with Uncertainty Analysis): ดำเนินการด้วยเทคนิค Parametric Bootstrapping โดยจำลองสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data Series) จำนวน 1,000 ชุด จากพารามิเตอร์ตั้งต้น เพื่อนำไปประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่ในแต่ละรอบ วิธีการนี้ช่วยให้สามารถสร้างช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval) ของรอบการเกิดซ้ำได้ แทนที่จะพึ่งพาค่าพารามิเตอร์เพียงชุดเดียว

2. การแปลงค่า (Transformation): แปลงค่าสุ่ม F ให้เป็นค่าปริมาณฝนสูงสุดรายวัน (mm/day) ผ่านสมการในขั้นตอนที่ 4.2

3. การสร้างฐานข้อมูลจำลอง (Synthetic Database Generation): บันทึกผลลัพธ์จากการจำลองทั้งหมดเพื่อสร้างการแจกแจงความน่าจะเป็นเชิงประจักษ์ (Empirical Probability Distribution) สำหรับใช้ในการวิเคราะห์ความเสี่ยง

4.4 การวิเคราะห์ความเสี่ยง (Risk Analysis)

นำข้อมูลปริมาณฝนจำลองทั้ง 10,000 ค่า มาวิเคราะห์ความถี่ที่จะเกิดเหตุการณ์เกินเกณฑ์วิกฤต (Threshold Exceedance) ที่ระดับความรุนแรงต่าง ๆ (เช่น 200, 300 และ 400 มม./วัน) ซึ่งสัมพันธ์กับความเสี่ยงน้ำท่วมฉับพลันและดินถล่มในพื้นที่ภูเขาอย่างจังหวัดระนอง เพื่อคำนวณออกมาเป็น "ค่าความน่าจะเป็นรายปี" (Annual Exceedance Probability) และนำเสนอผลในรูปแบบกราฟความสัมพันธ์ระหว่างรอบการเกิดซ้ำและปริมาณฝน (Return Level Plot)

5. ผลการวิจัย

การศึกษานี้มุ่งเน้นการประเมินความเสี่ยงเชิงปริมาณของฝนตกหนักสูงสุดรายวัน โดยเน้นกรณีศึกษาพื้นที่วิกฤต (Hotspot) คือ จังหวัดระนอง เปรียบเทียบกับพื้นที่ฐาน (Baseline) คือ จังหวัดปัตตานี เพื่อให้เห็นภาพความแตกต่างของความเสี่ยงที่ชัดเจน ผลการวิจัยสามารถจำแนกออกเป็น 4 ส่วนสำคัญ ดังนี้

5.1 การวิเคราะห์พารามิเตอร์และการแจกแจงความน่าจะเป็น

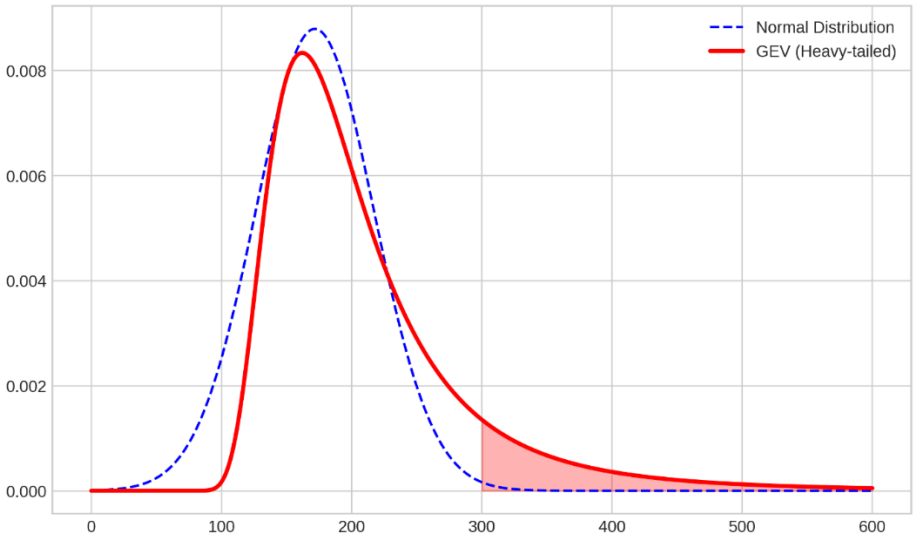
จากการวิเคราะห์ข้อมูลฝนสูงสุดรายวันรายปีในช่วงอนาคตระยะใกล้ (พ.ศ. 2563 – 2589) พบว่าจังหวัดระนองมีลักษณะทางสถิติที่โดดเด่นและแตกต่างจากพื้นที่อื่นอย่างมีนัยสำคัญ ดังแสดงใน ตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยพารามิเตอร์การแจกแจงแบบ GEV เปรียบเทียบระหว่างระนองและปัตตานี

สถานี (Station)	ลักษณะพื้นที่ (Characteristics)	พารามิเตอร์ตำแหน่ง (μ)	พารามิเตอร์ขนาด (σ)	พารามิเตอร์รูปร่าง (ξ)
ระนอง	ความเสี่ยงสูงสุด (Hotspot)	163.55	50.28	0.18
ปัตตานี	ความเสี่ยงต่ำสุด (Baseline)	73.80	22.69	0.08

(ที่มา: คำนวณจากข้อมูลรอบการเกิดซ้ำในเอกสารอ้างอิง [1])

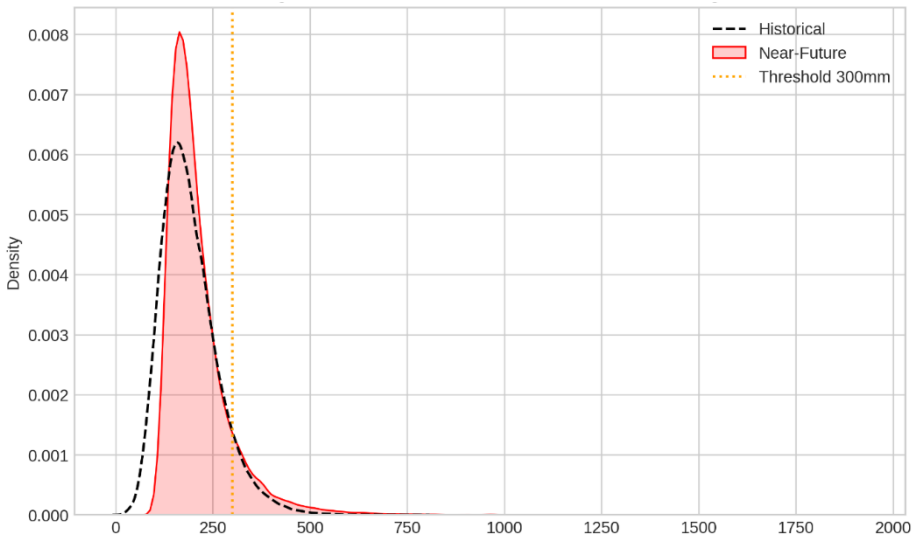
ค่าพารามิเตอร์รูปร่าง (ξ) ของระนองที่มีค่าสูงถึง 0.18 บ่งชี้ว่าการกระจายตัวของฝนมีลักษณะ "หางหนัก" (Heavy-tailed) ซึ่งหมายถึงมีโอกาสเกิดฝนตกหนักรุนแรงมากกว่าปกติ ลักษณะดังกล่าวแสดงให้เห็นชัดเจนใน รูปที่ 2 ซึ่งเปรียบเทียบให้เห็นว่าการแจกแจงแบบ GEV สามารถครอบคลุมเหตุการณ์สุดขั้ว (Extreme Events) ได้ดีกว่าการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution)



รูปที่ 2 การเปรียบเทียบฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น (PDF) ณ สถานีระนอง แสดงลักษณะหางกราฟที่ยาวกว่าปกติ (Heavy Tail) ซึ่งบ่งชี้ความเสี่ยงสูง (โดยแกนนอนแสดงปริมาณฝนสูงสุดรายวันในหน่วยมิลลิเมตร และแกนตั้งแสดงความหนาแน่นของโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์)

5.2 การประเมินความเสี่ยงเชิงความน่าจะเป็น (Probabilistic Risk Assessment)

ผลจากการจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) จำนวน 10,000 รอบ ชี้ให้เห็นถึง "การเลื่อนตัวของความเสี่ยง" (Risk Shift) ที่น่ากังวล ดังปรากฏใน รูปที่ 3 ซึ่งแสดงการขยับตัวของกราฟความน่าจะเป็นไปทางขวาในอนาคต ส่งผลให้โอกาสเกิดฝนตกหนักรุนแรงเพิ่มสูงขึ้นอย่างมากเมื่อเทียบกับอดีต



รูปที่ 3 การเลื่อนตัวของฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น (PDF Shift) ของปริมาณฝนสูงสุดรายวัน ณ สถานีระนอง เปรียบเทียบระหว่างอดีต (เส้นประสีดำ) และอนาคตระยะใกล้ (เส้นสีแดง)

เมื่อคำนวณเป็นตัวเลขความน่าจะเป็นรายปี (Annual Probability) พบว่าจังหวัดระนองมีความเสี่ยงที่จะเกิดฝนตกหนักเกิน 300 มม./วัน สูงถึง ร้อยละ 12.1 ต่อปี (ดังตารางที่ 2) ซึ่งค่าร้อยละ 12.1 นี้คำนวณจากสัดส่วนของ

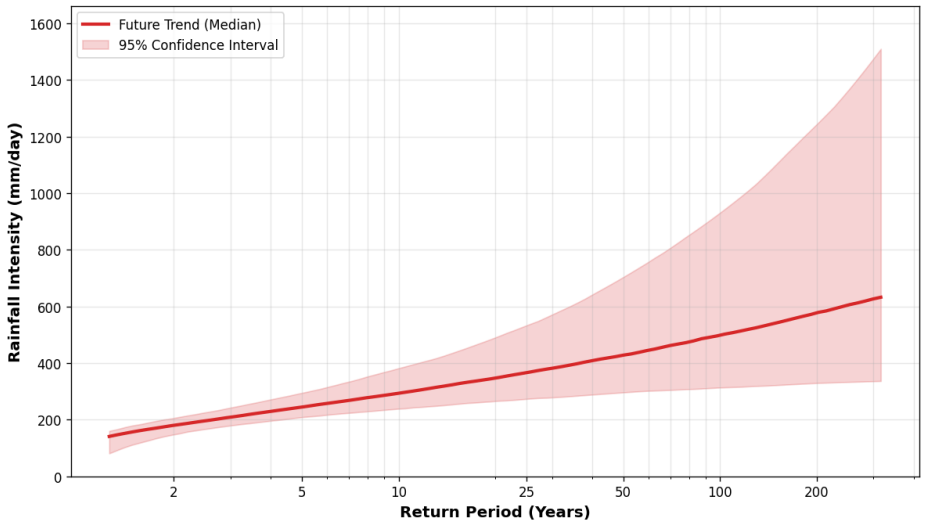
จำนวนข้อมูลจำลองที่มีค่าสูงกว่า 300 มม. หารด้วยจำนวนข้อมูลจำลองทั้งหมด (N = 27,000 ปีจำลอง) ในขณะที่จังหวัดปัตตานีมีความเสี่ยงเพียงร้อยละ 0.2 เท่านั้น ข้อมูลนี้ยืนยันสถานะความเป็นพื้นที่วิกฤตของระนองที่ต้องได้รับการจัดการเร่งด่วน

ตารางที่ 2 ความน่าจะเป็นรายปี (%) ของการเกิดฝนสูงสุดรายวันเกินเกณฑ์วิกฤต (300 มม.)

สถานี (Station)	ความน่าจะเป็น P (> 300 มม.)	ระดับความเสี่ยง
ระนอง	12.1%	วิกฤต (Critical)
ปัตตานี	0.2%	ต่ำ (Low)

5.3 การเปลี่ยนแปลงของคาบการเกิดซ้ำ (Shift in Return Periods)

ผลลัพธ์ที่สำคัญที่สุดสำหรับการออกแบบทางวิศวกรรม แสดงใน รูปที่ 4 ซึ่งเปรียบเทียบคาบการเกิดซ้ำ (Return Period) ระหว่างอดีตและอนาคต

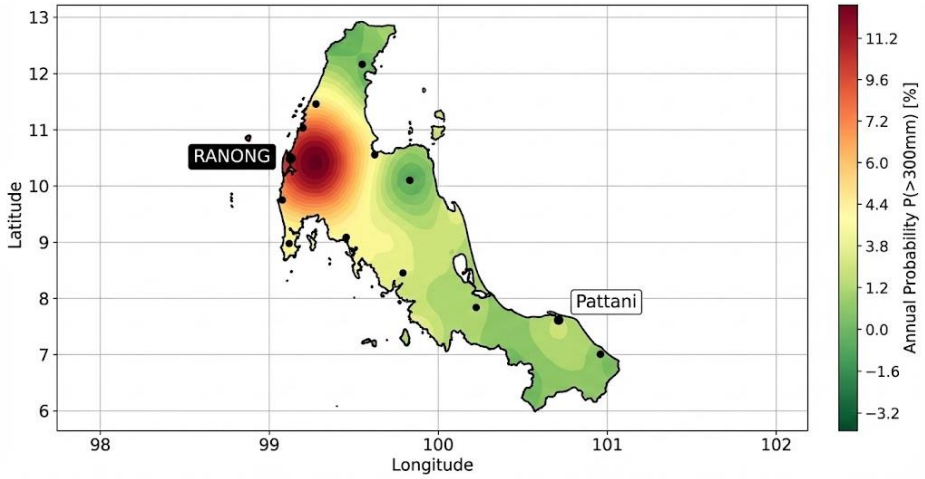


รูปที่ 4 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างคาบการเกิดซ้ำและปริมาณฝนสูงสุดรายวัน ณ สถานีระนอง ภายใต้สถานการณ์ SSP3-7.0 โดยเส้นทึบแสดงค่าเฉลี่ยจากการจำลอง (Simulated Mean) และแถบสีจางแสดงช่วงความเชื่อมั่นที่ระดับ 95% (95% Confidence Interval) ซึ่งวิเคราะห์ด้วยเทคนิค Parametric Bootstrapping เพื่อสะท้อนความไม่แน่นอนของแบบจำลอง

จากรูปที่ 4 พบปรากฏการณ์ "การหดสั้นลงของคาบการเกิดซ้ำ" อย่างรุนแรง โดยปริมาณฝนระดับ 400 มม./วัน ซึ่งในอดีตเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นเพียงครั้งเดียวในรอบ 100 ปี (100-year Return Period) จะมีความถี่สูงขึ้นจนกลายเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นได้ทุก ๆ 20-25 ปี ในอนาคตระยะใกล้ ซึ่งเมื่อพิจารณาความไม่แน่นอนผ่านแถบความเชื่อมั่น 95% (Shaded Area ในรูปที่ 4) พบว่าแม้ในกรณีเลวร้ายน้อยที่สุด (Lower Bound) ความถี่ของเหตุการณ์ดังกล่าวก็ยังคงสูงขึ้นกว่าในอดีตอย่างชัดเจน ข้อค้นพบนี้เป็นสัญญาณเตือนให้มีการทบทวนค่ามาตรฐานการออกแบบโครงสร้างพื้นฐานในพื้นที่ระนองใหม่ทั้งหมด

5.4 บริบทความเสี่ยงระดับภูมิภาค (Regional Risk Context)

เพื่อให้เห็นภาพรวมตำแหน่งของจังหวัดระนองในบริบทของภาคใต้ ผู้วิจัยได้แสดงแผนที่ความเสี่ยงสังเคราะห์ใน รูปที่ 5



รูปที่ 5 แผนที่แสดงการกระจายตัวของความเสี่ยง (Risk Map) บริเวณภาคใต้ แสดงให้เห็นชัดเจนว่าจังหวัดระนอง (พื้นที่สีแดงเข้ม) เป็นศูนย์กลางความเสี่ยงสูงสุดของภูมิภาค

แผนที่นี้ยืนยันว่าพื้นที่ฝั่งทะเลอันดามันตอนบนเป็นพื้นที่รับน้ำฝนด่านหน้า (Windward Side) ที่มีความเสี่ยงสูงกว่าพื้นที่อื่นอย่างชัดเจน สอดคล้องกับปัจจัยทางภูมิศาสตร์และผลการวิเคราะห์ทางสถิติข้างต้น

6. สรุป

การศึกษาวิจัยเรื่องการประเมินความเสี่ยงเชิงปริมาณของฝนตกหนักสูงสุดในภาคใต้ของประเทศไทย โดยประยุกต์ใช้การแจกแจงแบบ GEV ร่วมกับเทคนิคการจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) และการสร้างแผนที่ความเสี่ยงด้วยวิธี Radial Basis Function (RBF) สามารถสรุปผลการค้นพบที่สำคัญได้ 3 ประเด็นหลัก ดังนี้

1. ความชัดเจนของพื้นที่วิกฤต (Identification of Critical Hotspots): ผลการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ (Spatial Analysis) ยืนยันว่า จังหวัดระนอง เป็นพื้นที่ที่มีความเสี่ยงภัยสูงสุดในภาคใต้ สอดคล้องกับลักษณะภูมิประเทศที่เป็นพื้นที่รับลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้ (Windward Side) โดยค่าพารามิเตอร์รูปร่าง (ξ) ของระนองมีค่าเท่ากับ 0.18 ซึ่งบ่งชี้ลักษณะการแจกแจงแบบ "หางหนัก" (Heavy-tailed) ส่งผลให้มีโอกาสเกิดเหตุการณ์ฝนตกหนักแบบสุดขั้ว (Extreme Events) บ่อยครั้งกว่าพื้นที่อื่นอย่างมีนัยสำคัญ

2. ความแตกต่างเชิงพื้นที่ ของระดับความเสี่ยง (Spatial Heterogeneity of Risk): จากการจำลองเหตุการณ์ในอนาคตจำนวน 10,000 รอบ พบว่าจังหวัดระนองมีความน่าจะเป็นรายปี (P) ที่จะเกิดฝนตกหนักเกินเกณฑ์วิกฤต (300 มม./วัน) สูงถึง ร้อยละ 12.1 ในขณะที่จังหวัดปัตตานี (พื้นที่ฐานฝั่งอ่าวไทย) มีความเสี่ยงเพียงร้อยละ 0.2 เท่านั้น ความแตกต่างนี้ปรากฏชัดเจนในแผนที่ความเสี่ยง (รูปที่ 5) ที่แสดงโซนสีแดงเข้มกระจุกตัวบริเวณจังหวัดระนองและพังงา

3. การเปลี่ยนแปลงของคาบการเกิดซ้ำ (Shift in Return Periods): งานวิจัยค้นพบสัญญาณเตือนภัยที่สำคัญ คือ "การหดสั้นลงของคาบการเกิดซ้ำ" โดยปริมาณฝนสะสมรายวันระดับ 400 มม. ซึ่งในอดีตเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นยาก (คาบการเกิดซ้ำ 100 ปี) มีแนวโน้มที่จะเกิดขึ้นบ่อยครั้งขึ้นจนกลายเป็นเหตุการณ์ที่อาจพบได้ทุก 20-25 ปี ใน

อนาคตระยะใกล้ ซึ่งถือเป็นความเสี่ยงระดับวิกฤตต่อโครงสร้างพื้นฐานเดิมที่ไม่รองรับการเปลี่ยนแปลงนี้อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์เพิ่มเติมด้วยเทคนิค Bootstrapping แสดงให้เห็นว่า แม้จะพิจารณาช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval) ที่ระดับ 95% เพื่อรองรับความคลาดเคลื่อนของพารามิเตอร์แล้ว แนวโน้มการหดสั้นลงของคาบการเกิดซ้ำยังคงปรากฏชัดเจนในทุกกรณีจำลอง ซึ่งยืนยันความจำเป็นเร่งด่วนในการปรับปรุงมาตรการรับมือ

7. ข้อเสนอแนะ

จากการค้นพบข้างต้น ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและเชิงปฏิบัติการเพื่อการนำผลงานวิจัยไปใช้ประโยชน์ดังนี้

7.1 ข้อจำกัดของงานวิจัยและความไม่แน่นอน (Limitations and Uncertainty)

งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดเนื่องจากการใช้พารามิเตอร์นำเข้าจากงานวิจัยทุติยภูมิ (Secondary Inference) ซึ่งอาจมีความคลาดเคลื่อนจากกระบวนการประมาณค่าต้นน้ำ แม้ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้เทคนิค Parametric Bootstrapping เพื่อจำลองกรอบความไม่แน่นอนของผลลัพธ์ไว้แล้ว แต่ตัวเลขความเสี่ยงที่นำเสนอ (เช่น ความน่าจะเป็นร้อยละ 12.1) ยังคงเป็นค่าประมาณภายใต้ข้อสมมติของแบบจำลอง CMIP6 และภาพฉายอนาคต SSP3-7.0 ดังนั้น การนำผลลัพธ์ไปประยุกต์ใช้เชิงนโยบายจึงควรพิจารณาด้วยความระมัดระวัง (Caution) และควรใช้ควบคู่กับข้อมูลตรวจวัดภาคสนามในพื้นที่จริงเสมอ

7.2 ข้อเสนอแนะด้านวิศวกรรมและนโยบาย (Engineering and Policy Implications)

การปฏิรูปเกณฑ์การออกแบบ (Design Standard Reform): หน่วยงานที่เกี่ยวข้อง เช่น กรมโยธาธิการและผังเมือง ควรพิจารณาปรับปรุงค่ามาตรฐานการออกแบบระบบระบายน้ำในพื้นที่สีแดง (ระนอง, พังงา) โดยยกเลิกการใช้เพียงข้อมูลสถิติในอดีต และหันมาใช้ค่าความเสี่ยงจากการคาดการณ์อนาคต (Future Risk) โดยพิจารณาค่าขอบเขตบน (Upper Bound) ของช่วงความเชื่อมั่นจากงานวิจัยนี้เป็นเกณฑ์เผื่อความปลอดภัย (Safety Factor) เพื่อให้โครงสร้างสามารถรองรับปริมาณฝนระดับ 400-500 มม. ที่จะเกิดขึ้นบ่อยครั้ง

ความเป็นธรรมในการประกันภัย (Fair Insurance Pricing): ควรส่งเสริมให้มีการใช้ระบบ "เบี้ยประกันภัยตามพื้นที่ความเสี่ยง" (Risk-based Pricing) โดยใช้แผนที่ความเสี่ยงจากงานวิจัยนี้เป็นฐานอ้างอิง เพื่อให้เกษตรกรในพื้นที่เสี่ยงต่ำไม่ต้องแบกรับภาระค่าเบี้ยประกันที่สูงเกินจริง และสะท้อนต้นทุนความเสี่ยงที่แท้จริงในพื้นที่เสี่ยงสูง

7.3 ข้อเสนอแนะด้านส่งเสริมการเกษตร (Agricultural Extension)

การจัดการพื้นที่เกษตรแม่นยำ (Precision Zoning): นักส่งเสริมการเกษตรควรใช้ข้อมูลแผนที่ความเสี่ยง (Risk Map) จากงานวิจัยนี้ ในการระบุพื้นที่สีแดงเพื่อวางแผนโซนนิ่งพืชเกษตร โดยแนะนำให้เกษตรกรลงทุนระบบระบายน้ำในแปลงปลูกที่อยู่ในพื้นที่เสี่ยงสูง เพื่อลดความเสียหายจากน้ำท่วมขัง

การส่งเสริมกลยุทธ์การปรับตัว (Adaptation Strategy Promotion): ควรส่งเสริมให้เกษตรกรนำแนวทางการปรับตัวแบบผสมผสานมาใช้ เพื่อกระจายความเสี่ยงทางเศรษฐกิจ ตามแนวทางที่ สวรรยา และคณะ [3] ได้ค้นพบว่า เกษตรกรในจังหวัดระนองมีการปรับตัวโดยการปลูกพืชร่วมยางพาราหรือมังคุด และการหาอาชีพเสริมเพื่อรับมือกับความแปรปรวนของสภาพอากาศ ดังนั้น เจ้าหน้าที่ส่งเสริมการเกษตรควรใช้ข้อมูลความน่าจะเป็นของฝนตกหนัก (12.1%) จากงานวิจัยนี้ เป็นฐานข้อมูลในการแนะนำพันธุ์พืชระยะสั้นที่ทนทานต่อน้ำขัง หรือพืชเศรษฐกิจตัวใหม่ที่เหมาะสมกับคาบการเกิดซ้ำของฝนที่เปลี่ยนไป

การสื่อสารความเสี่ยง (Risk Communication): ควรมีการสื่อสารข้อมูลความเสี่ยงให้เกษตรกรเข้าใจง่าย โดยเน้นย้ำข้อมูลที่ว่า "เหตุการณ์ฝนตกหนักที่มีคาบการเกิดซ้ำ 100 ปีในสภาวะอากาศปกติ มีแนวโน้มที่จะมีความถี่ในการเกิดสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญในสภาวะการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ" เพื่อกระตุ้นให้เกิดการตื่นตัวและเตรียมพร้อมรับมือภัยพิบัติอย่างมีประสิทธิภาพ

7.4 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต (Future Research)

ควรขยายขอบเขตการศึกษาจากการพิจารณาฝนรายวัน ไปสู่การวิเคราะห์ "ฝนสะสมต่อเนื่อง 3-5 วัน" (Multi-day Rainfall) ซึ่งเป็นปัจจัยหลักของการเกิดน้ำท่วมขังในพื้นที่เกษตรกรรมที่ราบลุ่ม

ควรมีการประยุกต์ใช้เทคนิคมอนติคาร์โลร่วมกับ แบบจำลองความเสียหายทางเศรษฐศาสตร์ เพื่อประเมินมูลค่าความเสียหายของผลผลิตทางการเกษตร ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อการวางแผนงบประมาณเยียวยาภัยพิบัติของภาครัฐ

8. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณ เจ้าของผลงานวิจัยต้นน้ำทุกท่าน ที่ได้วางรากฐานข้อมูลพารามิเตอร์และการปรับแก้ค่าความคลาดเคลื่อนอันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการศึกษาต่อยอดในครั้งนี้

9. เอกสารอ้างอิง

[1] เทพไท ไชยทอง และกุลปราโมช ประทุมชัย, “การคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงปริมาณฝนสูงสุดรายวันในอนาคตสำหรับภาคใต้ของประเทศไทยภายใต้แบบจำลองภูมิอากาศโลก CMIP 6,” *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ*, ปีที่ 35, ฉบับที่ 2, หน้า 1–18, 2568, doi: 10.14416/j.kmutnb.2024.08.013.

[2] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2021, doi: 10.1017/9781009157896.

[3] สวรรยา ธรรมอภิพล และนิวะภร สิทธิภักดี, “การปรับตัวของเกษตรกรสวนมังคุดจังหวัดระนองต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ กรณีศึกษา: ชุมชนบ้านบกกราย ตำบลน้ำจืด อำเภอกระบุรี จังหวัดระนอง,” *Veridian E-Journal, Silpakorn University ฉบับภาษาไทย สาขามนุษยศาสตร์ สังคมศาสตร์ และศิลปะ*, ปีที่ 10, ฉบับที่ 3, หน้า 1350–1359, 2560. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้: https://he02.tci-thaijo.org/index.php/Veridian-E-Journal/article/view/105175

[4] V. Eyring et al., “Overview of the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) experimental design and organization,” *Geoscientific Model Development*, vol. 9, no. 5, pp. 1937–1958, May 2016, doi: 10.5194/gmd-9-1937-2016.

[5] รวีพร นฤดีศรีอุทัย, ชูพันธุ์ ชมภูจันทร์, และเกศวรา สิทธิโชค, “การเปรียบเทียบวิธีการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของปริมาณฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลกเพื่อประเมินปริมาณฝนภายใต้การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ CMIP6,” *วารสารวิศวกรรมศาสตร์และนวัตกรรม*, ปีที่ 18, ฉบับที่ 2, หน้า 101–116, เม.ย.–มิ.ย. 2568. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้: https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/eng_ubu/article/view/254522

[6] C. Teutschbein and J. Seibert, “Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods,” *Journal of Hydrology*, vol. 456–457, pp. 12–29, Aug. 2012, doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.05.052.

[7] S. Coles, *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. London, U.K.: Springer-Verlag, 2001, doi: 10.1007/978-1-4471-3675-0.

[8] J. R. M. Hosking and J. R. Wallis, *Regional Frequency Analysis: An Approach Based on L-Moments*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2009, doi: 10.1017/CBO9780511529443.

[9] D. P. Kroese, T. Taimre, and Z. I. Botev, *Handbook of Monte Carlo Methods*. New York, U.S.A.: John Wiley & Sons, 2011, doi: 10.1002/9781118014967.

[10] D. S. Wilks, *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*, 4th ed. Cambridge, MA, U.S.A.: Elsevier, 2019, doi: 10.1016/C2017-0-03921-6.