

การประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก ด้วยวิธี Linear Scaling และ Quantile Mapping ในพื้นที่ลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ตอนบน

Performance assessment of bias correction for precipitation data from General Circulation Models using Linear Scaling and Quantile Mapping Method in the upper Chao Phraya River Basin

กัญญาภัทร แชนจ์เจริญพร^{1,2} จุติเทพ วงษ์เพ็ชร^{2,*} เกศวรา ลิทธิโชค² พลเพชร สมนามิตร² และ อีรศักดิ์ ชัยอ่อน²

¹ สำนักงานทรัพยากรน้ำแห่งชาติ ถนนวิภาวดีรังสิต แขวงตลาดบางเขน เขตหลักสี่ กรุงเทพฯ

¹ Office of the National Water Resources, Vibhavadi Rangsit Rd., Talat Bangkhen, Laksi, Bangkok

² ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ จ.นครปฐม

² Department of Irrigation Engineering, Faculty of Engineering at Kamphaeng Saen, Kasetsart University, Nakhon Pathom

*Corresponding author; E-mail address: fengjtv@ku.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความเอนเอียงของปริมาณน้ำฝนในพื้นที่ตอนบนของลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ โดยใช้ข้อมูลฝนตรวจวัดและข้อมูลฝนจาก General Circulation Models (GCMs) ภายใต้ The Sixth Phase of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP6) จำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ CanESM5, CNRM-CM6-1 และ INM-CM-5.0 ด้วยวิธี Linear Scaling (LS) และ Quantile Mapping (QM) ซึ่งทำการประเมินความแม่นยำโดยดัชนีทางสถิติประกอบด้วย RMSE, NSE และ PBIAS โดยกำหนดช่วงเวลาสอบเทียบและทวนสอบ ตั้งแต่ ค.ศ. 1995 - 2004 และ ค.ศ. 2005 - 2014 ตามลำดับ จากผลการวิจัยพบว่าวิธี LS มีค่า RMSE, NSE และ PBIAS ช่วงสอบเทียบเท่ากับ 38.149 - 40.681 มม., 0.752 - 0.782 และ 0.044 - 0.095% ตามลำดับ และช่วงทวนสอบมีค่าเท่ากับ 54.786 - 58.562 มม., 0.652 - 0.696 และ 23.334 - 26.207% ตามลำดับ สำหรับวิธี QM มีค่า RMSE, NSE และ PBIAS ช่วงสอบเทียบ เท่ากับ 58.452 - 66.151 มม., 0.343 - 0.487 และ 4.495 - 9.101% ตามลำดับ และช่วงทวนสอบมีค่าเท่ากับ 71.533 - 118.256 มม., -0.418 - 0.481 และ 14.034 - 35.022% ตามลำดับ จากการประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความเอนเอียงพบว่า วิธี LS รักษาแนวโน้มตามฤดูกาลได้เสถียร ขณะที่ QM ปรับแก้ในช่วงฝนสุดขั้วในบางช่วงแต่ยังคงผันผวนในฤดูแล้ง งานวิจัยนี้แนะนำให้ใช้ LS ในการศึกษาระยะยาว และ QM สำหรับการวิเคราะห์เหตุการณ์ฝนตกหนัก เพื่อสนับสนุนการวางแผนบริหารทรัพยากรน้ำภายใต้การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ

คำสำคัญ: การปรับแก้ความคลาดเคลื่อน, แบบจำลองภูมิอากาศโลก, ลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบน

Abstract

The present research proposed to assess the performance of bias correction (BC) techniques for precipitation in the upper Greater Chao Phraya River Basin. The research used observational and General Circulation Model (GCM) data from three models in the Sixth Phase of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP6). The models are CanESM5, CNRM-CM6-1, and INM-CM-5.0. The linear scaling (LS)

and quantile mapping (QM) methods were used to rectify the bias, while RMSE, NSE, and PBIAS were utilized to assess the efficacy of the approaches. The calibration period spanned from 1995 to 2004, whereas the validation phase extended from 2005 to 2014. During the calibration period, the LS method had RMSE values of 38.149 - 40.681 mm., NSE values of 0.752 - 0.782, and PBIAS values of 0.044 - 0.095%. During the validation period, they were 54.786 to 58.562 mm., 0.652 to 0.696, and 23.334 to 26.207%, respectively. On the other hand, the QM method showed RMSE, NSE, and PBIAS values between 58.452 and 66.151 mm., 0.343 and 0.487, and 4.495 and 9.101%, respectively, during the calibration period. The validation period was between 71.533 and 118.256 mm., -0.418 to 0.481, and 14.034 to - 35.022%, respectively. The performance evaluation of bias correction methods revealed that the LS method maintained stable seasonal trends, while QM adjusted extreme rainfall in certain periods but remained fluctuating during the dry season. This research recommends using LS for long-term studies and QM for heavy rainfall event analysis to support water resource management planning under climate change conditions.

Keywords: Statistical bias correction, General Circulation Models, Upper Chao Phraya River Basin

1. บทนำ

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศเป็นหนึ่งในความท้าทายที่สำคัญที่สุดที่ต้องเผชิญในศตวรรษที่ 21 โดยมีการคาดการณ์ว่าจะส่งผลกระทบต่ออย่างมีนัยสำคัญต่อวัฏจักรอุทกวิทยาและรูปแบบการกระจายตัวของฝนทั่วโลก [1] ประเทศไทยซึ่งตั้งอยู่ในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้มีเศรษฐกิจที่พึ่งพาภาคการเกษตรเป็นอย่างมาก จึงมีความเปราะบางต่อความแปรปรวนของปริมาณน้ำฝนและเหตุการณ์สภาพอากาศรุนแรง เช่น อุทกภัยและภัยแล้ง [2] การศึกษาที่ผ่านมาแสดงให้เห็นว่าประเทศไทยได้ประสบกับการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศที่ชัดเจนในช่วงหลายทศวรรษที่ผ่านมา โดยรายงานลักษณะอากาศรายปีของประเทศไทยจากกรมอุตุนิยมวิทยา ประจำปี พ.ศ. 2567 แสดงให้เห็นว่าอุณหภูมิเฉลี่ย

ทั้งปีของประเทศไทยอยู่ที่ 28.5 องศาเซลเซียส ซึ่งสูงกว่าค่าเฉลี่ยในคาบ 30 ปี (พ.ศ. 2534-2563) หรือค่าปกติ 1.1 องศาเซลเซียส [3] นอกจากนี้ยังพบการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบฝนที่มีความแปรปรวนมากขึ้น โดยเฉพาะในพื้นที่ตอนบนของลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ ประกอบด้วยลุ่มน้ำสาขา 4 ลุ่มน้ำ ได้แก่ ลุ่มน้ำปิง วัง ยม และน่าน เป็นพื้นที่ต้นน้ำที่สำคัญของประเทศไทย ครอบคลุมพื้นที่ประมาณร้อยละ 16 ของพื้นที่ประเทศ [4] พื้นที่ดังกล่าวมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อความมั่นคงด้านน้ำและอาหารของประเทศ เนื่องจากเป็นแหล่งน้ำต้นทุนหลักสำหรับการอุปโภคบริโภค การเกษตร และการผลิตพลังงานไฟฟ้า ดังนั้น การเปลี่ยนแปลงของปริมาณน้ำฝนในพื้นที่นี้จึงมีผลกระทบโดยตรงต่อการบริหารจัดการน้ำในภูมิภาคภาคกลางและทั่วประเทศ [5] การศึกษาเกี่ยวกับปริมาณน้ำฝนในอนาคตจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการวางแผนการจัดการทรัพยากรน้ำและการปรับตัวต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศอย่างมีประสิทธิภาพ

แบบจำลองภูมิอากาศโลก (Global Climate Models; GCMs) เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในอนาคตภายใต้สถานการณ์การปล่อยก๊าซเรือนกระจกที่แตกต่างกัน ภายใต้โครงการเปรียบเทียบแบบจำลองแบบคู่ควบ ระยะที่ 6 (Coupled Model Intercomparison Project Phase 6; CMIP6) อย่างไรก็ตาม แบบจำลองเหล่านี้ยังมีข้อจำกัดในการจำลองตัวแปรทางสภาพอากาศ โดยเฉพาะปริมาณน้ำฝนในระดับภูมิภาคและท้องถิ่น เนื่องจากความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ต่ำ รวมถึงโครงสร้างของแต่ละแบบจำลองที่แตกต่างกัน ส่งผลให้ผลลัพธ์มีความแตกต่างกัน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประเมินสภาพภูมิอากาศในอนาคต จำเป็นต้องใช้กระบวนการปรับแก้ความเอนเอียง (bias correction) เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สอดคล้องกับสภาพภูมิอากาศในระดับภูมิภาค [6] ในปัจจุบัน มีวิธีการปรับแก้ความเอนเอียงหลากหลายรูปแบบที่ถูกพัฒนาขึ้น [7], [8], [9] ตั้งแต่วิธีการอย่างง่าย เช่น Linear Scaling ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมาก มีความเสถียร ไม่ไวต่อข้อมูล Outliers และเหมาะสำหรับการวิเคราะห์แนวโน้มระยะยาว แต่มีข้อจำกัดที่สำคัญคือไม่สามารถปรับแก้ความแปรปรวนของข้อมูลทำให้ไม่เหมาะสมกับการวิเคราะห์เหตุการณ์สภาพอากาศสุดขีด [10], [11] และวิธี Delta Change ซึ่งมีข้อดีในการรักษารูปแบบความผันแปรระยะสั้นของข้อมูลตรวจวัด เหมาะสำหรับการศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ แต่วิธีนี้มีข้อจำกัดที่ต้องพึ่งพาข้อมูลตรวจวัดที่มีคุณภาพและครอบคลุม เป็นข้อจำกัดในพื้นที่ที่มีข้อมูลตรวจวัดไม่เพียงพอ และวิธีนี้อาจทำให้เกิดค่าที่ไม่สมเหตุสมผลทางกายภาพ เช่น ปริมาณน้ำฝนติดลบ [12], [13], [14] ไปจนถึงวิธีการที่ซับซ้อนมากขึ้น เช่น Quantile Mapping ที่มีประสิทธิภาพในการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนในกรณีสภาพอากาศสุดขีด ทั้งนี้สามารถประยุกต์ใช้กับตัวแปรหลายประเภท แต่ยังมีข้อจำกัดเกี่ยวกับประสิทธิภาพของการปรับแก้ซึ่งขึ้นอยู่กับคุณภาพและปริมาณของข้อมูลที่ใช้สร้างฟังก์ชันการแจกแจงสะสม [15], [16], [17] และวิธี Multivariate Bias Correction สามารถประยุกต์ใช้กับข้อมูลพื้นที่ที่มีความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ ซึ่งวิธีนี้ต้องการข้อมูลที่มีคุณภาพสูงและมีความสมบูรณ์ [18], [19] แต่ละวิธีมีหลักการ ข้อดี และข้อจำกัดที่แตกต่างกัน ทำให้มีความเหมาะสมในการประยุกต์ใช้ตามลักษณะข้อมูลและวัตถุประสงค์ของวิเคราะห์ข้อมูล

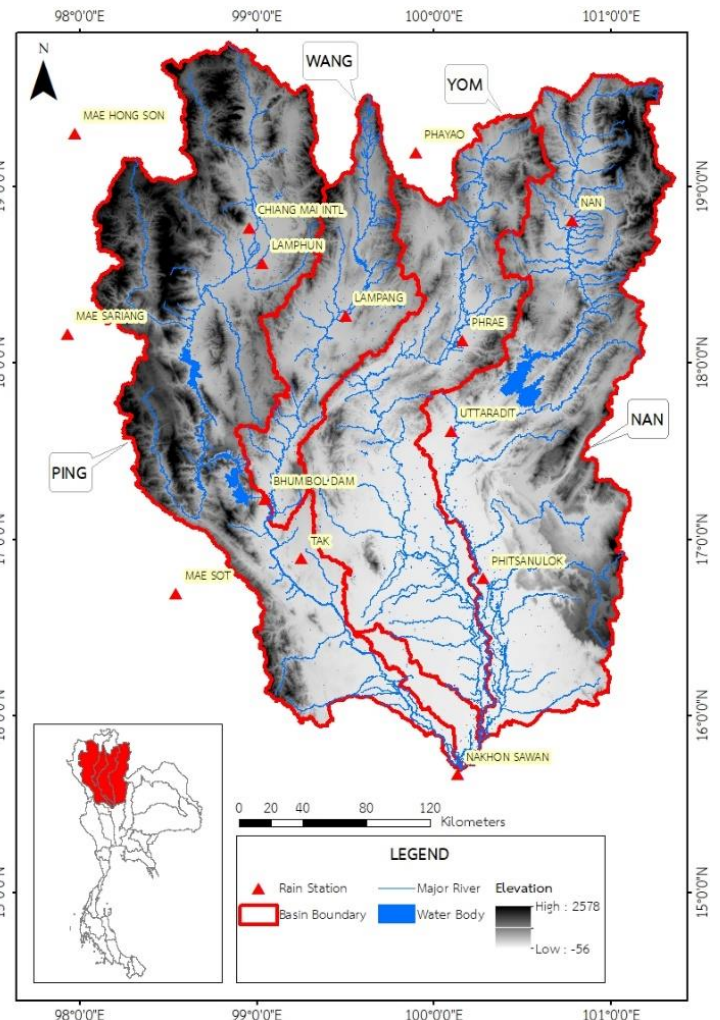
งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความเอนเอียงระหว่างวิธี Linear Scaling และวิธี Quantile Mapping สำหรับปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก 3 แบบจำลอง ได้แก่ CANESM5, CNRM-CM6-1 และ INM-CM5-0 ในพื้นที่ตอนบนของลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ (ปิง วัง ยม น่าน) ผลการวิจัยในครั้งนี้สามารถนำไปสร้างภาพฉายปริมาณน้ำฝนในอนาคต

เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อทรัพยากรน้ำในอนาคต

2. พื้นที่ศึกษาและข้อมูลประกอบการวิจัย

2.1 พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ตอนบนของลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ แสดงดังรูปที่ 1 ประกอบด้วยลุ่มน้ำสาขาสำคัญ 4 สาย ได้แก่ ปิง วัง ยม และน่าน ตั้งอยู่ในพิกัดภูมิศาสตร์ประมาณละติจูดที่ 15°30' ถึง 20°00' N และลองจิจูดที่ 98°00' ถึง 101°30' E ครอบคลุมพื้นที่ภาคเหนือของไทยจนถึงนครสวรรค์ ซึ่งเป็นจุดบรรจบของแม่น้ำทั้ง 4 สาย (ต้นแม่น้ำเจ้าพระยา) มีภูมิอากาศแบบร้อนชื้นกึ่งเขตร้อนที่ได้รับอิทธิพลจากลมมรสุมทั้งสองฤดู ส่งผลให้มีฤดูกาลชัดเจน 3 ฤดู คือ ฤดูร้อน (มีนาคม-พฤษภาคม) ฤดูฝน (มิถุนายน-ตุลาคม) และฤดูหนาว (พฤศจิกายน-กุมภาพันธ์) ภูมิประเทศเป็นเทือกเขาสูงสลับกับที่ราบหุบเขา พื้นที่ร้อยละ 60 ปกคลุมด้วยป่าไม้เบญจพรรณ ป่าดิบเขา และป่าสนเขา ทำให้เป็นแหล่งต้นน้ำสำคัญด้วยลักษณะภูมิศาสตร์ดังกล่าว พื้นที่นี้จึงมีความเปราะบางต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ โดยในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาพบแนวโน้มอุณหภูมิสูงขึ้น ฝนแปรปรวน และสภาพอากาศรุนแรงเพิ่มขึ้น ส่งผลกระทบต่อความมั่นคงด้านน้ำ อาหาร วิถีชีวิตชุมชน และความหลากหลายทางชีวภาพในระบบนิเวศต้นน้ำแห่งนี้



รูปที่ 1 พื้นที่ศึกษา

2.2 ข้อมูลและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 ข้อมูลปริมาณน้ำฝนตรวจวัด

ปริมาณน้ำฝนตรวจวัดรายวัน ในช่วงปี ค.ศ.1995 – 2014 รวบรวมจากเว็บไซต์ของ National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) โดยใช้เทคโนโลยีดาวเทียมและสถานีตรวจวัดเพื่อเก็บรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลสภาพอากาศ หน่วยงานนี้มีบทบาทสำคัญในการติดตามการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ พยากรณ์อากาศ และสนับสนุนข้อมูลเพื่อการบริหารจัดการทรัพยากรและรับมือภัยพิบัติทางธรรมชาติ รายละเอียดของสถานีอุตุนิยมวิทยาที่ใช้สำหรับการศึกษานี้แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 1 ซึ่งข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันแต่ละสถานีการตรวจสอบความกลมกลืนของข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันแต่ละสถานีด้วยวิธี Double Mass Curve และวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของข้อมูล มีค่าระหว่าง 0.998 – 1.000 โดยมีปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ระหว่าง 1022.728 – 1483.032 มม./ปี ปริมาณน้ำฝนสูงสุดระหว่าง 1463.790 – 2228.726 มม./ปี ปริมาณน้ำฝนต่ำสุดระหว่าง 420.535 – 797.537 มม./ปี ประกอบด้วย 14 สถานี ได้แก่ 1.MAE HONG SON 2.PHAYAO 3.MAE SARIANG 4.CHIANG MAI INTL 5.LAMPANG 6.LAMPHUN 7.PHRAE 8.NAN 9.UTTARADIT 10.MAE SOT 11.TAK 12.BHUMIBOL DAM 13.PHITSANULOK และ 14.NAKHON SAWAN

2.2.2 แบบจำลองภูมิอากาศโลก (General Circulation Models, GCMs)

แบบจำลองภูมิอากาศโลก (General Circulation Models, GCMs) เป็นแบบจำลองเชิงคณิตศาสตร์และสถิติเป็นการจำลองภูมิอากาศอันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงระดับก๊าซเรือนกระจกแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก ซึ่งคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในอนาคตแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกจะอธิบายสภาพภูมิอากาศในรูปแบบกริด (grid cells) ครอบคลุมพื้นที่ทั่วโลก จากการศึกษา Knutti & Sedláček (2013) [20] ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองเหล่านี้ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายและการวางแผนการปรับตัว โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการติดตามวัฏจักรคาร์บอนและการประเมินความเสี่ยงด้านภูมิอากาศในระดับภูมิภาค โดยงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก 3 แบบจำลอง ได้แก่ CanESM5, CNRM-CM6-1 และ INM-CM5-0 เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่นิยมใช้ในทวีปเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ [21], [22] แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 2 ซึ่งเป็นชุดข้อมูล Reanalysis ซึ่งใช้ข้อมูลในช่วงปี ค.ศ.1995 - 2014

2.2.3 การปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลปริมาณน้ำฝน

เนื่องจากข้อจำกัดของข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก จึงต้องทำการปรับแก้ความเอนเอียง (bias correction) เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สอดคล้องกับสภาพภูมิอากาศในระดับพื้นที่

1) วิธี Linear Scaling เป็นเทคนิคการปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันจากแบบจำลองภูมิอากาศโลกให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลจากการตรวจวัด โดยอาศัยอัตราส่วนระหว่างข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัด จากนั้นใช้ค่าอัตราส่วนดังกล่าวในการปรับแก้ข้อมูลจากแบบจำลอง ซึ่งใช้กันอย่างแพร่หลายในงานวิจัยด้านอุทกวิทยาและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ โดยอาศัยอัตราส่วนของค่าเฉลี่ยระหว่างข้อมูลตรวจวัดจริงกับข้อมูลจากแบบจำลองในช่วงเวลาอ้างอิงดังสมการที่ (1)

$$x'_{mod}(d) = x_{mod}(d) \times \frac{\mu_m(x_{obs}(d))}{\mu_m(x_{mod}(d))} \quad (1)$$

โดยที่ $x'_{mod}(d)$: ปริมาณฝนรายวันจากแบบจำลองหลังการปรับแก้
 $x_{obs}(d)$: ปริมาณฝนตรวจวัดรายวัน
 x_{model} : ปริมาณฝนจากแบบจำลองรายวัน

2) วิธี Quantile Mapping เป็นเทคนิคการปรับแก้ความเอนเอียง (Bias Correction) ของข้อมูล โดยอาศัยการแจกแจงแบบ Gamma Distribution ซึ่งเหมาะกับการแจกแจงของปริมาณฝน โดยมีหลักการสำคัญคือการแปลงฟังก์ชันการกระจายความน่าจะเป็นระหว่างข้อมูลจากแบบจำลอง และข้อมูลตรวจวัด ผ่านการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงแบบ Gamma Distribution ประกอบด้วยการคำนวณฟังก์ชันการแจกแจงสะสม (Cumulative Distribution Function : CDF) ดังสมการที่ (2) การเทียบตำแหน่งควอนไทล์และการแปลงข้อมูลโดย inverse CDF เพื่อปรับแก้ความแตกต่างระหว่างชุดข้อมูล ดังรูปที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เช่น Gudmundsson et al. (2012) และ Piani et al. (2010) ได้แสดงประสิทธิภาพของเทคนิคนี้ในการแก้ไขความคลาดเคลื่อนของข้อมูลภูมิอากาศและอุทกวิทยา โดยเฉพาะสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายแบบไม่ปกติและมีช่วงข้อมูลที่จำกัด การแจกแจงแบบ Gamma Distribution ช่วยให้การสามารถรักษารูปแบบการกระจายของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ [23], [24]

สมการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสม (Cumulative Distribution Function : CDF)

$$F(X) = \int f(x) = \frac{I}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (2)$$

สมการความสัมพันธ์ของโค้งความน่าจะเป็นแบบสะสมของข้อมูลจากแบบจำลองกับข้อมูลตรวจวัดดังสมการที่ (3) เพื่อนำ Transfer function สำหรับปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลจากแบบจำลองดังสมการที่ (4)

$$F_{GCM}(x_{mod}) = F_{obs}(x_{obs}) \quad (3)$$

$$x'_{mod} = x_{mod-bias} = F_{GCM}^{-1}(F_{obs}(x_{obs})) \quad (4)$$

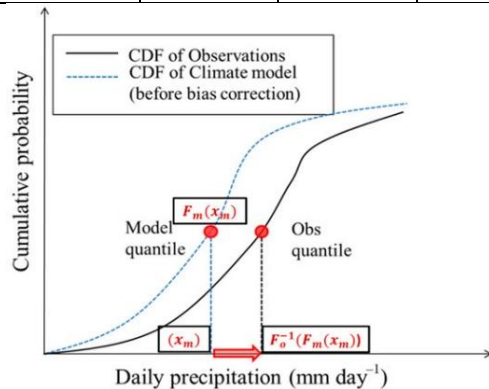
โดยที่ $x'_{mod} = x_{mod-bias}$: ปริมาณฝนรายวันหลังการปรับแก้
 x_{obs} : ปริมาณฝนตรวจวัดรายวัน
 x_{model} : ปริมาณฝนจากแบบจำลองรายวัน

ตารางที่ 1 ปริมาณฝนตรวจวัดของสถานีอุตุนิยมวิทยา (หน่วย มม./ปี)

Station	Mean	Max	Min	R ²
MAE HONG SON	1268.045	1854.541	724.861	0.999
PHAYAO	1141.227	1519.065	603.367	0.999
MAE SARIANG	1119.124	1727.254	652.534	0.999
CHIANG MAI INTL	1170.914	1585.166	665.491	0.999
LAMPANG	1070.141	1946.434	420.535	0.999
LAMPHUN	1022.728	1805.467	472.669	0.999
PHRAE	1136.992	1638.975	586.789	1.000
NAN	1265.729	2054.743	626.834	0.999
UTTARADIT	1357.594	2228.726	727.633	0.999
MAE SOT	1483.032	2143.952	797.537	0.999
TAK	1032.113	1463.790	467.862	0.999
BHUMIBOL DAM	1035.417	1829.276	505.618	0.998
PHITSANULOK	1345.790	2096.524	688.241	0.999
NAKHON SAWAN	1195.084	1664.477	578.564	0.999

ตารางที่ 2 แบบจำลองภูมิอากาศโลกสำหรับการวิจัยนี้

Institution/Country	Model	Spatial Resolution (km)	Duration
Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis, Victoria, Canada	CanESM5	500 × 500	1995-2014
Centre National de Recherches Météorologiques, France	CNRM-CM6-1	250 × 250	1995-2014
Institute for Numerical Mathematics, Russia	INM-CM5-0	100 × 100	1995-2014



รูปที่ 2 การปรับแก้ความคลาดเคลื่อนข้อมูลด้วยวิธี Quantile Mapping

3. วิธีดำเนินการวิจัย

การศึกษาในครั้งนี้มีขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยแสดงดังรูปที่ 3 โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.1 การปรับแก้ความเอนเอียงของปริมาณน้ำฝน

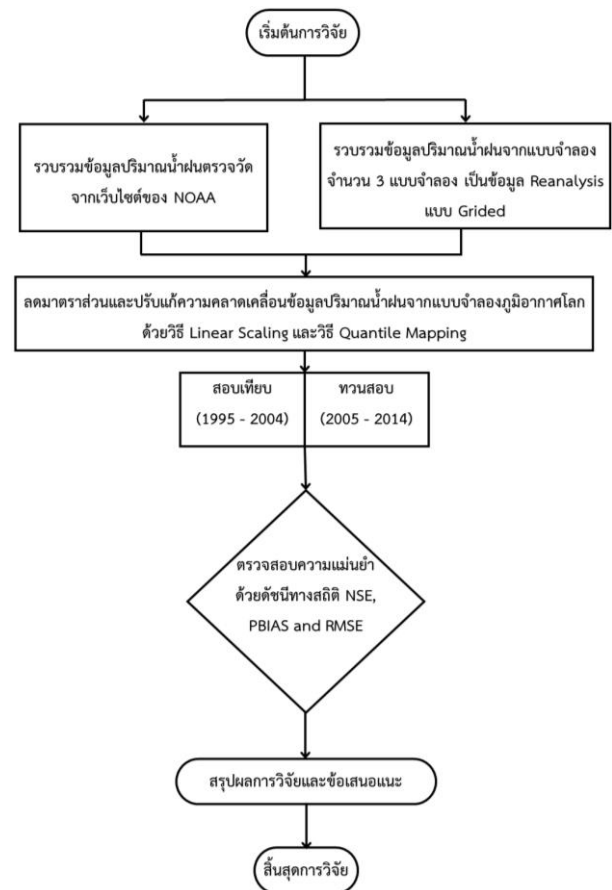
1) รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำฝนตรวจวัดจำนวน 14 สถานี จากเว็บไซต์ของ NOAA จำนวน 14 สถานีและข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก จำนวน 3 ชุดข้อมูล รูปแบบข้อมูล Reanalysis ในช่วงปี ค.ศ.1995 – 2014 โดยแบ่งออกเป็นช่วงสอบเทียบ (ปี ค.ศ.1995 – 2004) และช่วงทวนสอบ (ปี ค.ศ.2005 – 2014)

2) ดำเนินการลดขนาดทางสถิติข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก 3 ชุดข้อมูลไปยังตำแหน่งสถานีตรวจวัด

3) ปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก ด้วยวิธี Linear Scaling และวิธี Quantile Mapping โดยหาค่าพารามิเตอร์ของฝนรายวันในแต่ละเดือนจากข้อมูลปริมาณน้ำฝนตรวจวัดและข้อมูลจากแบบจำลองภูมิอากาศโลกในช่วงเวลาสอบเทียบแล้วดำเนินการประยุกต์ค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองในช่วงทวนสอบ

4) คำนวณปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยเชิงพื้นที่ด้วยวิธี Inverse Distance Weighting (IDW) ซึ่งคำนวณด้วยค่าน้ำหนักถ่วงตามระยะทางระหว่างตำแหน่งที่ต้องการประมาณปริมาณน้ำฝนกับตำแหน่งของสถานีตรวจวัดวิธีนี้เหมาะสำหรับการประมาณข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่อย่างต่อเนื่อง เช่น ปริมาณน้ำฝน

5) ประเมินความแม่นยำของการปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลปริมาณน้ำฝนทั้งสองวิธีด้วยดัชนีทางสถิติ 3 ดัชนี ได้แก่ RMSE, NSE และ PBIAS



รูปที่ 3 แผนภาพขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

3.2 การประเมินความแม่นยำของการปรับแก้ความเอนเอียง

การปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของข้อมูลสภาพอากาศจากแบบจำลองภูมิอากาศโลกสามารถประเมินได้โดยใช้ดัชนีทางสถิติหลากหลายชนิด ทั้งนี้ การประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ไม่สามารถดำเนินการได้ด้วยดัชนีทางสถิติเพียงชนิดเดียว เนื่องจากดัชนีทางสถิติแต่ละประเภทมีความเหมาะสมในการประเมินเฉพาะแง่มุมที่แตกต่างกัน ดังนั้น การใช้ดัชนีทางสถิติหลายชนิดร่วมกันจึงมีความจำเป็นเพื่อให้สามารถประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างครอบคลุมและแม่นยำมากในการศึกษาครั้งนี้ ประสิทธิภาพของแบบจำลองสภาพอากาศที่เลือกและวิธีการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนประเมินโดยใช้ตัวบ่งชี้ดัชนีทางสถิติ 3 ชนิด ได้แก่ Root Mean Square Error (RMSE), Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) และ Percent Bias (PBIAS)

3.2.1 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE เป็นค่าสถิติที่ใช้วัดความแตกต่างระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองกับข้อมูลตรวจวัดจริง โดยคำนวณจากรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน ค่า RMSE มีหน่วยเดียวกับข้อมูลที่เราวิเคราะห์ (เช่น มิลลิเมตร) หากค่า RMSE ต่ำแสดงถึงความแม่นยำสูงของแบบจำลอง แสดงสูตรคำนวณดังสมการที่ (5)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (M_i - O_i)^2} \quad (5)$$

3.2.2 Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)

NSE เป็นค่าสถิติที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความเอนเอียง โดยเปรียบเทียบข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองกับข้อมูลตรวจวัด มีค่าตั้งแต่ -∞ ถึง 1 โดยค่า 1 แสดงถึงข้อมูลจากการปรับแก้ความเอนเอียงที่สมบูรณ์แบบ ค่า 0 แสดงถึงการปรับแก้ความเอนเอียงให้ผลลัพธ์แม่นยำเท่ากับการใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตรวจวัด ค่า NSE ที่ต่ำกว่า 0 บ่งชี้ว่าการปรับแก้ความเอนเอียงนั้นมีประสิทธิภาพต่ำกว่าการใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตรวจวัด โดยคำนวณดังสมการที่ (6)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - M_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (6)$$

3.2.3 Percent Bias (PBIAS)

PBIAS ค่าสถิติที่วัดแนวโน้มของข้อมูลจากแบบจำลองว่ามีค่าสูงหรือต่ำกว่าข้อมูลตรวจวัด แสดงในรูปของร้อยละ ค่า PBIAS เป็นบวกแสดงว่าแบบจำลองประมาณค่าปริมาณน้ำฝนต่ำกว่าความเป็นจริง (underestimation) ส่วนค่าลบแสดงว่าแบบจำลองประมาณค่าปริมาณน้ำฝนสูงกว่าความเป็นจริง (overestimation) ค่า PBIAS ที่ใกล้เคียงกับ 0 บ่งชี้ถึงความแม่นยำสูงของแบบจำลองในการประมาณปริมาณน้ำฝนโดยรวม ซึ่งคำนวณดังสมการที่ 7

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - M_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} \times 100\% \quad (7)$$

3.2.4 Correlation Coefficient (R)

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient; R) เป็นค่าทางสถิติที่วัดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำฝนตรวจวัดและข้อมูลจากแบบจำลอง โดยมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง +1 ซึ่งแสดงถึงทิศทางและความเข้มของความสัมพัทธ์ระหว่างข้อมูล ถ้าค่าเข้าใกล้ ±1 หมายถึงข้อมูลมีความสัมพันธ์ระหว่างกันสูง คำนวณดังสมการที่ 8

$$R = \frac{\sum (M_i - \bar{M})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum (M_i - \bar{M})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2}} \quad (8)$$

โดย M_i : ข้อมูลจากแบบจำลอง
 O_i : ข้อมูลตรวจวัดรายวัน
 $\bar{O}$: ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตรวจวัด

ตารางที่ 3 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพด้วยดัชนีทางสถิติ [25],[26]

ระดับความน่าเชื่อถือ (ระดับความสัมพันธ์)	NSE	PBIAS (%)	R
ดีมาก (สูงมาก)	> 0.75	< ±10	0.70 - 1.00
ดี (สูง)	0.65 ≤ NSE ≤ 0.75	±10 ≤ PBIAS < ±15	0.50 - 0.69
พอใช้ (ปานกลาง)	0.50 ≤ NSE < 0.65	±15 ≤ PBIAS < ±25	0.30 - 0.49
ไม่ดี (ต่ำ)	< 0.50	PBIAS ≥ ±25	0.00 - 0.29

4. ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

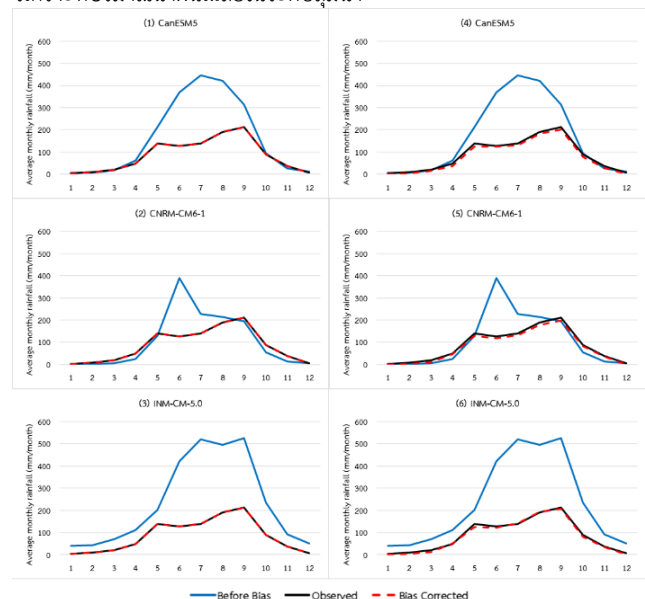
4.1 ผลการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายเดือนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก

ผลการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก จำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ CanESM5, CNRM-CM6-1 และ INM-CM5-0 ในพื้นที่ตอนบนของกลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ ด้วยวิธี Linear Scaling และ Quantile Mapping ในช่วงปี ค.ศ. 1995–2014 โดยแบ่งออกเป็นช่วงสอบเทียบ (1995–2004) และช่วงทวนสอบ (2005–2014) จำนวน 14 สถานี โดยแสดงในรูปแบบปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยเชิงพื้นที่ด้วยวิธี Inverse Distance Weighting (IDW)

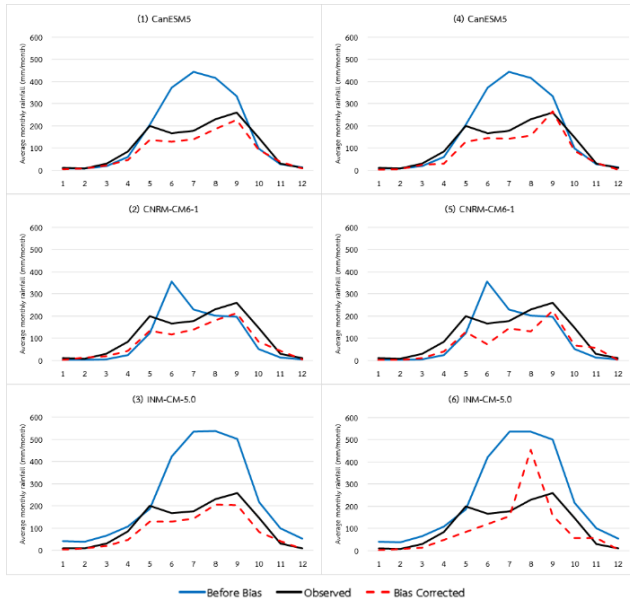
ผลการวิจัยพบว่า การปรับแก้ความคลาดเคลื่อนด้วยวิธี Linear Scaling สามารถปรับให้แนวโน้มของข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองมีความสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดได้ดีกว่าวิธี Quantile Mapping ทั้งในช่วงสอบเทียบและช่วงทวนสอบ โดยเฉพาะแนวโน้มของปริมาณฝนรายเดือนหลังการปรับแก้แสดงความสอดคล้องใกล้เคียงกับข้อมูลจริงอย่างมีนัยสำคัญ รูปที่ 4 และ 5 แสดงให้เห็นว่าข้อมูลที่ผ่านการปรับแก้ด้วย Linear Scaling มีลักษณะการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (seasonality) ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัด และมีความสม่ำเสมอระหว่างปีมากกว่าวิธี Quantile Mapping

สำหรับวิธี Quantile Mapping แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการปรับแก้ค่าฝนเฉลี่ยรายเดือนให้ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัด โดยเฉพาะในช่วงฤดูฝนที่มีปริมาณฝนสูง ซึ่งสามารถสะท้อนลักษณะการกระจายของข้อมูลได้ดี นอกจากนี้วิธี Quantile Mapping ยังเหมาะสมสำหรับปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของปริมาณฝนที่มีการแจกแจงแบบไม่ปกติ

จากการเปรียบเทียบภาพรวม จึงสรุปได้ว่าวิธี Linear Scaling มีประสิทธิภาพในการปรับแก้แนวโน้มของข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองได้ดีกว่าในพื้นที่ศึกษา โดยเฉพาะเมื่อต้องการศึกษาแนวโน้มฝนในระยะยาวหรือวิเคราะห์ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยในระดับลุ่มน้ำ



รูปที่ 4 กราฟปริมาณฝนรายเดือนจากการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนข้อมูลของแต่ละแบบจำลอง ด้วยวิธี Linear Scaling (1)-(3) และวิธี Quantile Mapping (4)-(6) ช่วงสอบเทียบ (1995 – 2004)



รูปที่ 5 กราฟปริมาณฝนรายเดือนจากการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนข้อมูลของแต่ละแบบจำลอง ด้วยวิธี Linear Scaling (1)-(3) และวิธี Quantile Mapping (4)-(6) ช่วงทวนสอบ (2005 – 2014)

4.2 การประเมินประสิทธิภาพการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของข้อมูลปริมาณน้ำฝน

เพื่อประเมินเสถียรภาพของวิธีการปรับแก้ความเอนเอียงในเชิงข้อมูลสภาพภูมิอากาศ งานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบแนวโน้มของปริมาณน้ำฝนรายเดือนจากข้อมูลตรวจวัดจริง (Observed) และข้อมูลจากแบบจำลองที่ผ่านการปรับแก้ด้วยวิธี Linear Scaling และ Quantile Mapping ดังแสดงในรูปที่ 7

ผลการวิเคราะห์พบว่า การปรับแก้ด้วยวิธี Linear Scaling แนวโน้มของปริมาณฝนรายเดือนมีความสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดได้ดีในทุกฤดูกาล โดยเฉพาะช่วงฤดูฝน (มิถุนายน–ตุลาคม) ซึ่งข้อมูลจากแบบจำลองสามารถจำลองรูปแบบของการกระจายตัวของฝนได้ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัดมากที่สุด ทั้งในแง่ของปริมาณและช่วงเวลาของปริมาณฝนสูงสุด สำหรับวิธี Quantile Mapping แม้จะสามารถปรับแก้ให้ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัดได้ในบางช่วงฤดูฝน แต่พบความผันผวนของปริมาณฝนรายเดือนมากกว่า โดยเฉพาะในช่วงฤดูร้อน (มีนาคม–พฤษภาคม) และฤดูหนาว (พฤศจิกายน–กุมภาพันธ์) ที่ปริมาณฝนมีค่าน้อย ข้อมูลที่ผ่านการปรับแก้อาจเบี่ยงเบนจากข้อมูลตรวจวัดอย่างมีนัยสำคัญ

จากผลการเปรียบเทียบดังกล่าวชี้ให้เห็นว่าวิธี Linear Scaling มีความเสถียรในการรักษารูปแบบแนวโน้มตามฤดูกาลได้ดีกว่าวิธี Quantile Mapping ทั้งในด้านรูปแบบของการกระจายตัวของปริมาณฝนและช่วงเวลาของการเกิดเหตุการณ์ฝนสูงสุด

4.3 การประเมินความแม่นยำด้วยดัชนีทางสถิติ

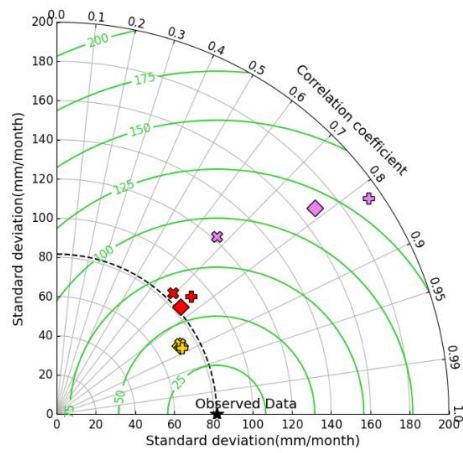
จากการประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความคลาดเคลื่อน โดยใช้ดัชนีทางสถิติ 3 ชนิด ได้แก่ RMSE, NSE และ PBIAS ซึ่งประเมินทั้งช่วงสอบเทียบและช่วงทวนสอบ ผลการประเมินแสดงดังตารางที่ 4 และ 5 รวมถึง Taylor Diagram รูปที่ 6

ผลการวิเคราะห์ช่วงสอบเทียบ (1995–2004) พบว่า การปรับแก้ด้วยวิธี Linear Scaling มีค่า RMSE อยู่ระหว่าง 38.149 – 40.681 มม. ค่า NSE อยู่ในช่วง 0.752 – 0.782 และค่า PBIAS เท่ากับ 0.044 – 0.095% สำหรับวิธี

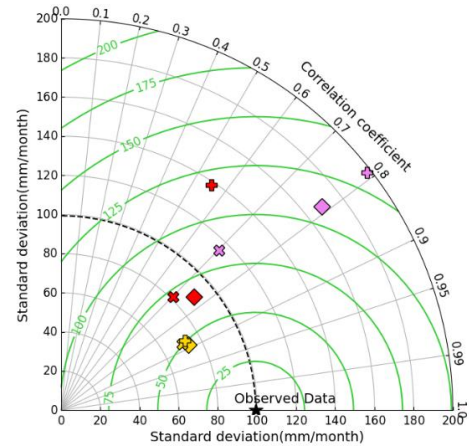
Quantile Mapping มีค่า RMSE, NSE และ PBIAS เท่ากับ 58.452 – 66.151 มม., 0.343 – 0.487 และ 4.495 – 9.101% ตามลำดับ ซึ่งสอดคล้องกับผลกราฟ Taylor Diagram ในรูปที่ 6 (1) ที่วิธี Linear Scaling มีค่า Standard Deviation และ Correlation Coefficient ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัดมากกว่า

สำหรับช่วงทวนสอบ (2005–2014) พบว่า วิธี Linear Scaling มีค่า RMSE, NSE และ PBIAS อยู่ในช่วง 54.786 – 58.562 มม., 0.652 – 0.696 และ 23.334 – 26.207% ซึ่งแม้ว่าค่า PBIAS จะเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับช่วงสอบเทียบ แต่ค่า NSE ยังคงอยู่ในระดับที่ดีตามเกณฑ์การประเมิน ($NSE > 0.65$) ในขณะที่ Quantile Mapping มีค่า RMSE อยู่ในช่วง 71.533 – 118.256 มม. ค่า NSE เท่ากับ -0.418 – 0.481 และค่า PBIAS มีค่าระหว่าง 14.034 ถึง 35.022% แสดงถึงประสิทธิภาพลดลงอย่างชัดเจน โดยเฉพาะแบบจำลอง INM-CM5-0 ที่ได้ค่า NSE ติดลบในช่วงทวนสอบ ($NSE = -0.418$) ซึ่งแสดงถึงความล้มเหลวในการปรับแก้ข้อมูลในช่วงดังกล่าว ถึงแม้ค่า NSE จะบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่ดี แต่ค่า PBIAS ที่เกิน $\pm 25\%$ สะท้อนว่ามีความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลจริงค่อนข้างมาก ซึ่งทำให้ข้อมูลเหมาะสำหรับการใช้งานในด้านการบริหารจัดการน้ำในช่วงเวลาสั้น ๆ มากกว่าการวิเคราะห์ระยะยาว

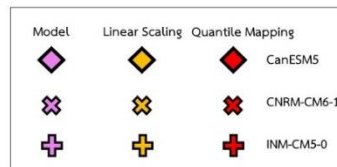
จากผลการวิเคราะห์ดัชนีทางสถิติชี้ให้เห็นว่า วิธี Linear Scaling มีความเสถียรและให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำกว่า Quantile Mapping ทั้งในด้านค่าเฉลี่ยและการคงแนวโน้มเชิงฤดูกาลของข้อมูลปริมาณน้ำฝน ทั้งนี้ การเลือกใช้วิธีการปรับแก้ควรพิจารณาตามวัตถุประสงค์ของการศึกษาว่าเน้นความแม่นยำเชิงแนวโน้มหรือการวิเคราะห์เหตุการณ์สุดขั้วเป็นหลัก



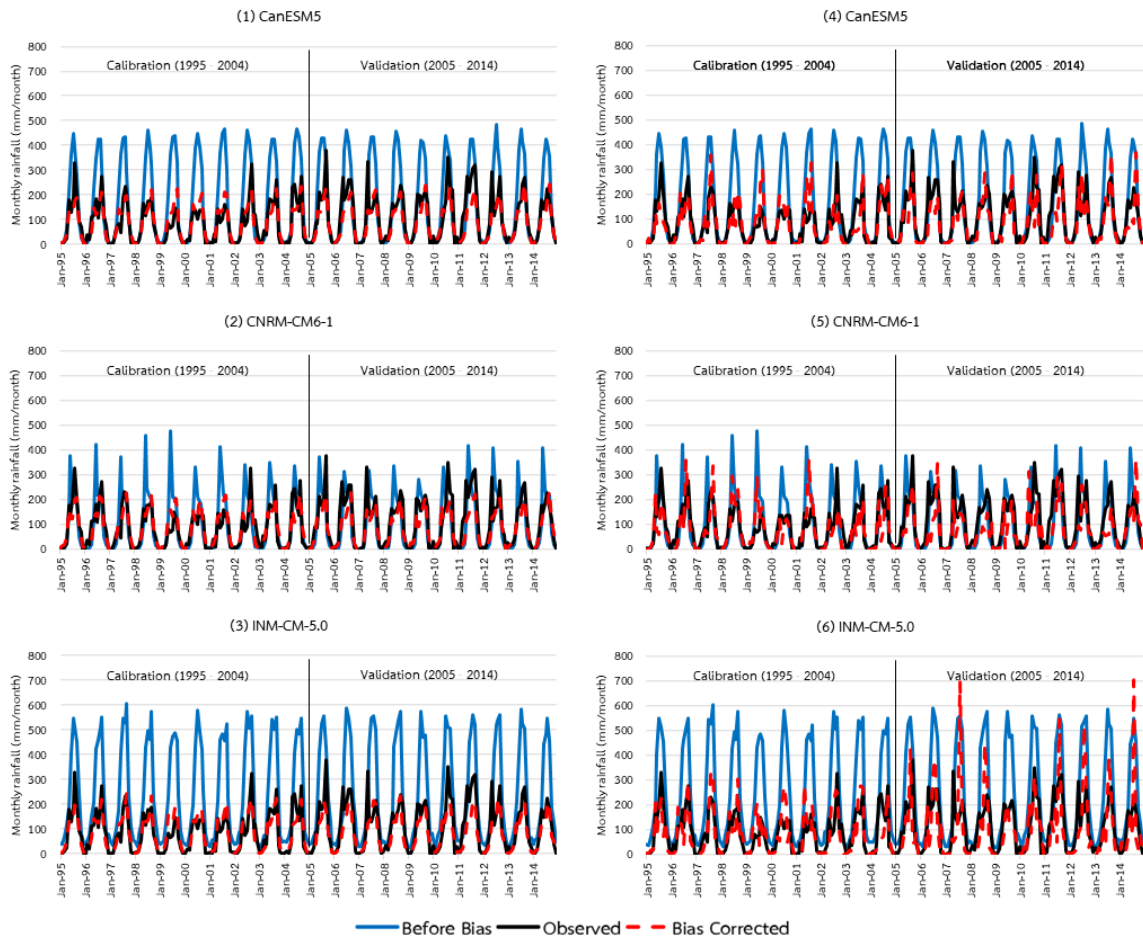
(1) ช่วงสอบเทียบ (ปี ค.ศ.1995 – 2004)



(2) ช่วงทวนสอบ (ปี ค.ศ.2005 – 2014)



รูปที่ 6 Taylor diagram ของปริมาณฝนรายเดือนจากการปรับแก้ความเอนเอียง ด้วยวิธี Linear Scaling และวิธี Quantile Mapping ของแต่ละแบบจำลอง
(1) ช่วงสอบเทียบ (ปี ค.ศ.1995 – 2004) และ (2) ช่วงทวนสอบ (ปี ค.ศ.2005 – 2014)



รูปที่ 7 กราฟเปรียบเทียบปริมาณฝนตรวจวัดกับปริมาณฝนจากการปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลปริมาณน้ำฝนของแต่ละแบบจำลอง
ด้วยวิธี Linear Scaling (1)-(3) และวิธี Quantile Mapping (4)-(6)

ตารางที่ 4 ดัชนีทางสถิติผลการปรับแก้ความเอนเอียง ในช่วงสอบเทียบ
(ปี ค.ศ.1995 – 2004)

Method	Model	RMSE	NSE	PBIAS
Linear Scaling	CanESM5	39.494	0.766	0.078
	CNRM-CM6-1	40.681	0.752	0.095
	INM-CM5-0	38.149	0.782	0.044
Quantile Mapping	CanESM5	58.452	0.487	9.101
	CNRM-CM6-1	66.151	0.343	8.658
	INM-CM5-0	61.785	0.427	4.495

ตารางที่ 5 ดัชนีทางสถิติผลการปรับแก้ความเอนเอียง ในช่วงทวนสอบ
(ปี ค.ศ.2005 – 2014)

Method	Model	RMSE	NSE	PBIAS
Linear Scaling	CanESM5	54.786	0.696	23.334
	CNRM-CM6-1	58.562	0.652	26.207
	INM-CM5-0	57.830	0.661	24.759
Quantile Mapping	CanESM5	71.533	0.481	24.776
	CNRM-CM6-1	81.844	0.321	35.022
	INM-CM5-0	118.256	-0.418	14.034

5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

จากการประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูลปริมาณน้ำน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก 3 แบบจำลอง ได้แก่ CanESM5, CNRM-CM6-1 และ INM-CM5-0 ด้วยวิธี Linear Scaling และวิธี Quantile Mapping ในพื้นที่ตอนบนของกลุ่มน้ำเจ้าพระยาใหญ่ (ปิง, วัง, ยม, น่าน) ซึ่งปรับแก้ในช่วงปี ค.ศ.1995 – 2014 โดยแบ่งเป็นช่วงสอบเทียบ (ปี ค.ศ.1995 – 2004) และช่วงทวนสอบ (ปี ค.ศ.2005 – 2014) พบว่า ในช่วงสอบเทียบและช่วงทวนสอบ ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง ที่ผ่านการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนมีความสอดคล้องกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากการตรวจวัดที่มากขึ้น ตลอดจนแนวโน้มของปริมาณน้ำฝนรายเดือนที่ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองหลังการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนมีความใกล้เคียงกับข้อมูลจากการตรวจวัด และการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนด้วยวิธี Linear Scaling เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพที่สูงกว่าวิธี Quantile Mapping แม้ว่าจะมีข้อดีในการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนข้อมูลสภาพอากาศสุดขีด จากการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนด้วยวิธี Linear Scaling แสดงถึงแบบจำลอง INM-CM5-0 ที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในช่วงสอบเทียบ และแบบจำลอง CanESM5 ที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในช่วงทวนสอบ สำหรับวิธี Quantile Mapping ที่แบบจำลอง CanESM5 ที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในช่วงสอบเทียบและทวนสอบ

จากการศึกษาในครั้งนี้จึงมีข้อเสนอแนะถึงการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลองด้วยวิธี Linear Scaling มีความเหมาะสมสำหรับการปรับแก้ความเอนเอียงข้อมูล ในกรณีที่ต้องการศึกษาแนวโน้มของปริมาณน้ำฝนในระยะยาว เช่น การวางแผนเชิงนโยบายด้านทรัพยากรน้ำในระดับลุ่มน้ำหรือระดับภูมิภาค ตลอดจนการประเมินผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงภูมิอากาศต่อทรัพยากรน้ำในภาพรวมในอนาคต เนื่องจากวิธีนี้มีความสามารถในการรักษารูปร่างแนวโน้มของข้อมูลได้ดี ปรับค่าเฉลี่ยได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเหมาะสมสำหรับงานที่ไม่เน้นการวิเคราะห์เหตุการณ์สุดขีด เนื่องจากสมมติฐานหลักของวิธีนี้ คือ ความแตกต่างเชิงปริมาณระหว่างข้อมูลจากแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัดมีอัตราคงที่

สำหรับวิธี Quantile Mapping เป็นวิธีการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลที่มีความแปรปรวนสูง และสามารถปรับแก้ข้อมูลฝนในช่วงที่มีเหตุการณ์ฝนตกหนักให้ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัดได้ดีกว่าวิธี Linear Scaling อย่างไรก็ตาม จากผลการศึกษา พบว่า เมื่อใช้กับพื้นที่ที่มีข้อมูลฝนต่ำหรือข้อมูลขาดหาย วิธีนี้อาจทำให้ผลลัพธ์มีความไม่เสถียรและลดความแม่นยำในการประเมินค่าฝนเฉลี่ย วิธี Quantile Mapping จึงเหมาะกับการวิเคราะห์เหตุการณ์สภาพอากาศสุดขีด เช่น การประเมินความเสี่ยงน้ำท่วมฉับพลันหรือการวิเคราะห์ฝนตกหนักในพื้นที่เสี่ยงภัย หากต้องการเพิ่มประสิทธิภาพ

ของวิธีนี้ ควรมีการปรับรูปแบบการแจกแจงข้อมูลให้เหมาะกับลักษณะข้อมูลของพื้นที่ศึกษา เพื่อให้การปรับแก้ให้ผลลัพธ์ที่น่าเชื่อถือมากขึ้น

นอกจากนี้ ข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่ผ่านการปรับแก้ความเอนเอียงด้วยวิธีที่เหมาะสม ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับแบบจำลองน้ำฝน-น้ำท่าได้ โดยเฉพาะการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่า และการวางแผนบริหารจัดการทรัพยากรน้ำในอนาคต ทั้งนี้ ก่อนนำข้อมูลไปใช้งาน ควรมีการตรวจสอบความสอดคล้องของข้อมูลในเชิงปริมาณเฉลี่ยรายปี ความแปรปรวนตามฤดูกาล และพฤติกรรมของเหตุการณ์ฝนสุดขีด เพื่อให้แน่ใจว่าข้อมูลสามารถสะท้อนลักษณะของฝนในพื้นที่ศึกษาได้อย่างถูกต้อง ซึ่งจะช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความแม่นยำของผลการจำลอง

กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณภาควิชาชีพวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ที่ได้ให้ความอนุเคราะห์ทั้งด้านสถานที่ อุปกรณ์ และองค์ความรู้ ที่มีคุณค่าต่องานวิจัยนี้ และขอขอบพระคุณนางสาวธัญวรรณ ทองสอดแสง เจ้าหน้าที่ภูมิสารสนเทศ สำนักงานทรัพยากรน้ำแห่งชาติ ที่กรุณาให้คำแนะนำและความช่วยเหลือด้านระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ การสนับสนุนและความเชี่ยวชาญของทุกท่านมีส่วนสำคัญอย่างยิ่ง ที่ทำให้งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้

เอกสารอ้างอิง

- [1] IPCC. (2021). Climate change 2021: The physical science basis. Working Group I contribution to the IPCC Sixth Assessment Report. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>
- [2] Limsakul, A., & Singhruck, P. (2016). Long-term trends and variability of total and extreme precipitation in Thailand. *Atmospheric Research*, 169, pp.301–317. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.10.015>
- [3] กรมอุตุนิยมวิทยา (2024) ลักษณะอากาศรายปีของประเทศไทย ประจำปี พ.ศ. 2567. กรุงเทพฯ: กรมอุตุนิยมวิทยา.
- [4] Department of Water Resources (2021). *Thailand water resources management strategic plan 2017-2036*. Ministry of Natural Resources and Environment, Thailand.
- [5] Maichandee, S., Namwong, P., and Methakeson, O. (2023) 'Impacts of climate change and regional variations on future rainfall patterns in Thailand by downscaling method', *ASEAN Journal of Scientific and Technological Reports*, 27(1), pp.1-15. <https://doi.org/10.55164/ajstr.v27i1.250817>
- [6] Kamworapan, S., Thao, P.T.B., Gheewala, S.H., Pimonsree, S. and Prueksakorn, K. (2021). Evaluation of CMIP6 GCMs for simulations of temperature over Thailand and nearby areas in the early 21st century. *Heliyon*, 7(11), e08263. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e08263>
- [7] Teutschbein, C. and Seibert, J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, 456–457, pp.12–29. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.052>
- [8] Cannon, A.J., Sobie, S.R. and Murdock, T.Q. (2015). Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: How well do methods preserve changes in quantiles and extremes?. *Journal of Climate*, 28(17), pp.6938–6959. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>
- [9] Maraun, D. (2016). *Bias correcting climate change simulations - a critical review*. *Current Climate Change Reports*, 2(4), pp.211–220. <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0050-x>
- [10] Lafon, T., Dadson, S., Buys, G. and Prudhomme, C. (2013). Bias correction of daily precipitation simulated by a regional climate model: a comparison of methods. *International Journal of Climatology*, 33(6), pp.1367–1381. <https://doi.org/10.1002/joc.3518>
- [11] Themeßl, M.J., Gobiet, A. and Leuprecht, A. (2011). Empirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal. *Climate Change*, 112(2), pp.449–468. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0224-4>
- [12] Teutschbein, C. and Seibert, J. (2013). Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions?. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(12), pp.5061–5077. <https://doi.org/10.5194/hess-17-5061-2013>
- [13] Hawkins, E., Osborne, T.M., Ho, C.K. and Challinor, A.J. (2013). Calibration and bias correction of climate projections for crop modelling: An idealised case study over Europe. *Agricultural and Forest Meteorology*, 170, pp.19–31. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.04.007>
- [14] Miao, Q., Yang, D., Yang, H. and Li, Z. (2016). Establishing a rainfall threshold for flash flood warnings in China's mountainous areas based on a distributed hydrological model. *Journal of Hydrology*, 541, pp.371–386. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.060>
- [15] Rajczak, J., Kotlarski, S. and Schär, C. (2016). Does quantile mapping of simulated precipitation correct for biases in transition probabilities and spell lengths?. *Journal of Climate*, 29(5), pp.1605–1615. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0162.1>
- [16] Maraun, D. (2013). Bias correction, quantile mapping, and downscaling: revisiting the inflation issue. *Journal of Climate*, 26, pp.2137–2143. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00821.1>
- [17] Gutjahr, O. and Heinemann, G. (2013). Comparing precipitation bias correction methods for high-resolution regional climate simulations using COSMO-CLM: Effects on extreme values and climate change signal. *Theoretical and Applied Climatology*, 114(3–4), pp.511–529. <https://doi.org/10.1007/s00704-013-0834-z>
- [18] Meyer, J., Kohn, I., Stahl, K., Hakala, K., Seibert, J. and Cannon, A.J. (2019). Effects of univariate and multivariate bias correction on hydrological impact projections in alpine catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(3), pp.1339–1354. <https://doi.org/10.5194/hess-23-1339-2019>
- [19] Vrac, M. and Friederichs, P. (2015). Multivariate - Intervariable, Spatial, and Temporal -Bias Correction. *Journal of Climate*, 28(1), pp.218–237. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00059.1>
- [20] Knutti, R. and Sedláček, J. (2013). Robustness and uncertainties in the new CMIP5 climate model projections.

- Nature Climate Change*, 3(4), pp.369–373.
<https://doi.org/10.1038/nclimate1716>
- [21] Liu, S., Raghavan, S.V., Ona, B.J. and Nguyen, N.S. (2023). Bias evaluation in rainfall over Southeast Asia in CMIP6 models. *Journal of Hydrology*, 621, 129593. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129593>
- [22] Supharatid, S., Nafung, J. and Aribarg, T. (2021). Projected changes in temperature and precipitation over mainland Southeast Asia by CMIP6 models. *Journal of Water and Climate Change*, [online] 13(1), pp.337–355. <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.031>
- [23] Kim, B., Kwon, H.-H. and Han, D. (2019). Precipitation ensembles conforming to natural variations derived from a regional climate model using a new bias correction scheme. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20, pp.2019–2034. <https://doi.org/10.5194/hess-20-2019-2016>
- [24] Gudmundsson, L., Bremnes, J.B., Haugen, J.E. and Engen-Skaugen, T. (2012). Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations – a comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), pp.3383–3390. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3383-2012>
- [25] Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D. and Veith, T.L. (2007) 'Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations', *Transactions of the ASABE*, 50(3), pp. 885-900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>
- [26] Cohen, J. (1988). Statistical power analysis for the behavioral sciences (2nd ed.). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.