

การประเมินวิธี Quantile Delta Mapping สำหรับการปรับแก้อคติข้อมูลฝนรายวันจากแบบจำลอง CMIP6 ด้วยการตรวจสอบข้ามช่วงเวลาแบบอิสระในจังหวัดประจวบคีรีขันธ์

Evaluation of Quantile Delta Mapping for Bias Correction of CMIP6 Daily Rainfall Using Independent Temporal Holdout in Prachuap Khiri Khan Province

สุรสิทธิ์ ปัญญาวรรณศิริ*

Surasit Punyawansiri*

สำนักบริหารจัดการน้ำและอุทกวิทยา กรมชลประทาน ประเทศไทย

Office of Water Management and Hydrology, Royal Irrigation Department, Thailand

Received: 26 May 2026, Received in revised form: 28 August 2026, Accepted: 4 September 2026

Available online: 21 September 2026

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์และที่มา: ข้อมูลฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลกภายใต้โครงการ Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) มีบทบาทสำคัญต่อการศึกษาการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศและการประเมินผลกระทบในระดับพื้นที่ แต่ยังคงมีความคลาดเคลื่อนเชิงระบบเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลตรวจวัด จึงมักต้องปรับแก้อคติก่อนนำไปใช้ วิธี Quantile Delta Mapping (QDM) เป็นหนึ่งในวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย อย่างไรก็ตาม การประเมินด้วยข้อมูลช่วงเดียวกันที่ใช้ประมาณความสัมพันธ์อาจสะท้อนผลภายในช่วง calibration เป็นหลัก และไม่แสดงผลของการปรับแก้เมื่อประยุกต์ใช้กับข้อมูลในช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้ในการประมาณ งานวิจัยนี้จึงประเมิน QDM สำหรับการปรับแก้อคติข้อมูลฝนรายวันจากแบบจำลอง CMIP6 โดยใช้ช่วงเวลาอิสระสำหรับตรวจสอบ และพิจารณาผลการปรับแก้แยกตามความคลาดเคลื่อนเชิงระบบ ความสอดคล้องของการแจกแจง ความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่ตามเวลา และความสอดคล้องเชิงเวลา

วิธีดำเนินการวิจัย: ใช้ข้อมูลฝนรายวันจากสถานีตรวจวัด 12 แห่งในจังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ร่วมกับข้อมูลจากแบบจำลอง CMIP6 จำนวน 5 แบบจำลอง ระหว่าง ค.ศ. 1981–2014 โดยใช้ข้อมูลช่วง ค.ศ. 1981–2000 สำหรับประมาณองค์ประกอบอ้างอิงของ QDM และประเมินผลกับช่วง ค.ศ. 2001–2014 ซึ่งกันไว้โดยไม่ใช้ข้อมูลตรวจวัดในช่วงดังกล่าวเพื่อเปรียบเทียบใหม่ เปรียบเทียบการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี (annual-pooled fitting) กับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน (calendar-month fitting) และประเมินผลด้วยตัวชี้วัดด้านความคลาดเคลื่อน การแจกแจง และความสัมพันธ์เชิงเวลา รวมทั้งวิเคราะห์องค์ประกอบของ mean squared error เพื่ออธิบายสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงใน RMSE

ผลการวิจัย: การประมาณทั้งสองรูปแบบช่วยให้ความสอดคล้องของการแจกแจงในช่วงเวลาที่กันไว้สำหรับการตรวจสอบดีขึ้นในระดับใกล้เคียงกัน โดยค่าสถิติ Kolmogorov–Smirnov ลดลงจาก 0.201 ก่อนปรับแก้เป็น 0.102 สำหรับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน และ 0.105 สำหรับการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี ขณะที่ค่า Perkins skill score เพิ่มขึ้นจาก 0.776 เป็น 0.861 และ 0.859 ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม ผลต่อความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่ตามเวลาแตกต่างกันอย่างชัดเจน

การประมาณแยกตามเดือนปฏิทินทำให้ค่า RMSE รายเดือนลดลงจาก 116.2 เหลือ 109.3 มิลลิเมตรต่อเดือน และปรับปรุงอย่างมีนัยสำคัญใน 14 จาก 60 คู่สถานี-แบบจำลอง ขณะที่การประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปีทำให้ค่า RMSE เพิ่มขึ้นเป็น 124.7 มิลลิเมตรต่อเดือน และมีผลแย่งอย่างมีนัยสำคัญใน 31 คู่ การแยกองค์ประกอบของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนแสดงว่า ความแตกต่างของการเปลี่ยนแปลง RMSE ระหว่างสองวิธีประมาณร้อยละ 95 เกิดจากผลต่อองค์ประกอบของวัฏจักรรายปี ขณะที่ทั้งสองวิธีไม่ได้ปรับปรุงองค์ประกอบของความผิดปกติจากวัฏจักรฤดูกาลหรือค่าสหสัมพันธ์ของความผิดปกติรายเดือนอย่างมีสาระสำคัญ ดังนั้น ค่า RMSE ที่ลดลงจากการประมาณแยกตามเดือนปฏิทินจึงสะท้อนการที่ข้อมูลหลังปรับแก้วัฏจักรฤดูกาลใกล้เคียงข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น มากกว่าการปรับปรุงความสอดคล้องของความผันแปรของปริมาณฝนตามเวลา

สรุปผลการวิจัย: เมื่อประเมินด้วยช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้ในการประมาณ QDM สามารถปรับปรุงคุณสมบัติบางด้านของการแจกแจงได้ และการประมาณแยกตามเดือนปฏิทินยังช่วยให้วัฏจักรฤดูกาลของข้อมูลฝนสอดคล้องกับข้อมูลอ้างอิงมากขึ้น อย่างไรก็ตาม ไม่พบว่าการปรับแก้ช่วยปรับปรุงความสอดคล้องของความผันแปรตามเวลาที่ประเมินในงานนี้ การเปลี่ยนแปลงของ RMSE และ NSE จึงควรตีความร่วมกับองค์ประกอบของความคลาดเคลื่อน และไม่ควรใช้เป็นหลักฐานโดยตรงของการฟื้นคืนความสอดคล้องเชิงเวลา ผลการศึกษาชี้ว่าการประเมินวิธีปรับแก้ควรแยกคุณสมบัติของข้อมูลออกเป็นหลายมิติ และเลือกตัวชี้วัดให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการนำข้อมูลไปใช้

คำสำคัญ: การปรับแก้อคติ; ควอนไทล์เดลตาแมปปิง; CMIP6; การตรวจสอบด้วยช่วงเวลาอิสระ; ปริมาณฝนรายวัน

Abstract

Background and Objectives: Rainfall simulations from global climate models participating in the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) are widely used to investigate climate change and assess its potential impacts at regional and local scales. However, model-simulated rainfall often exhibits systematic differences from observations and therefore requires bias correction before application in climate-impact analyses. Quantile Delta Mapping (QDM) is one of the widely used methods for correcting such biases. Nevertheless, evaluating a bias-correction method over the same period used to estimate the correction relationship primarily reflects calibration-period performance and provides limited evidence of how the correction performs when applied to an independent period. Moreover, improved distributional agreement does not necessarily imply improved temporal correspondence between simulated and observed rainfall. This study therefore evaluated QDM for bias correction of CMIP6 daily rainfall using an independent temporal validation period. Performance was assessed separately in terms of systematic bias, distributional agreement, time-paired error, and temporal correspondence. The study also compared annual-pooled fitting and calendar-month fitting to determine whether the fitting strategy affected performance.

Methodology: Daily rainfall observations from 12 stations in Prachuap Khiri Khan Province, Thailand, were analysed together with historical simulations from five CMIP6 models for 1981–2014. The period 1981–2000 was used to estimate the QDM calibration parameters, whereas 2001–2014 was reserved as an independent validation period. Observations from the validation period were not used for recalibration, allowing the correction to be evaluated outside the period used to derive its parameters. Two fitting strategies were compared: annual-pooled fitting, which estimated a single correction relationship using data pooled across the year, and calendar-month fitting, which estimated separate correction relationships for each month. The corrected rainfall series were evaluated using complementary metrics assessing error magnitude, distributional agreement, and temporal correspondence. Distributional agreement was assessed using the Kolmogorov–Smirnov statistic and the Perkins skill score. Time-paired performance was assessed using monthly root mean squared error (RMSE), and changes in RMSE were further examined by decomposing mean squared error into components associated with the annual cycle, seasonal anomalies, and temporal correspondence.

Main Results: Both fitting approaches improved the distributional agreement of CMIP6-simulated rainfall during the independent validation period, with comparable overall performance. The Kolmogorov–Smirnov statistic decreased from 0.201 before correction to 0.102 after calendar-month fitting and 0.105 after annual-pooled fitting. The Perkins skill score increased from 0.776 to 0.861 with calendar-month fitting and 0.859 with annual-pooled fitting. However, their effects on time-paired error differed markedly. Calendar-month fitting reduced monthly RMSE from 116.2 to 109.3 mm month⁻¹, with significant improvement in 14 of the 60 station–model combinations. In contrast, annual-pooled fitting increased monthly RMSE to 124.7 mm month⁻¹, with significant deterioration in 31 of the 60 station–model combinations. Decomposition of mean squared error showed that approximately 95% of the difference in RMSE change between the two fitting approaches was attributable to their effects on the annual-cycle component. Neither approach materially improved the seasonal-anomaly component or the correlation of monthly anomalies. Thus, the lower RMSE obtained with calendar-month fitting primarily reflected closer agreement between the corrected and observed seasonal cycles rather than improved temporal correspondence in rainfall variability.

Conclusions: When evaluated over an independent period not used to estimate the QDM correction relationship, QDM improved selected distributional properties of CMIP6-simulated daily rainfall. In this dataset, calendar-month fitting additionally improved the representation of the observed seasonal cycle and yielded lower monthly RMSE than annual-pooled fitting. However, the correction did not materially improve the measures of temporal correspondence evaluated in this study. Therefore, reductions in RMSE should be interpreted in relation to the underlying components of error rather than regarded as direct evidence of improved temporal correspondence.

The findings indicate that bias-correction performance should be evaluated across multiple dimensions, including distributional agreement, seasonal-cycle representation, time-paired error, and temporal correspondence. Performance metrics should therefore be selected according to the intended application and the properties that the corrected rainfall data need to represent.

Keywords: bias correction; Quantile Delta Mapping; CMIP6; independent temporal holdout; daily rainfall

*Corresponding author. E-mail: Surasit.pun@thaimooc.ac.th

Introduction

ปริมาณฝนเป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดทั้งปริมาณและความแปรปรวนของทรัพยากรน้ำ การเปลี่ยนแปลงของรูปแบบฝนจึงส่งผลโดยตรงต่อความเสี่ยงจากอุทกภัย ภัยแล้ง และการวางแผนจัดการน้ำในระยะยาว ความสำคัญของประเด็นนี้เพิ่มขึ้นเมื่อสภาพภูมิอากาศเปลี่ยนแปลง เพราะการเปลี่ยนแปลงไม่ได้เกิดขึ้นกับปริมาณฝนในลักษณะเดียวกันทุกพื้นที่หรือทุกฤดูกาล หลักฐานจากรายงานการประเมินของ IPCC ชี้ว่าแนวโน้มของปริมาณฝนเฉลี่ยมีความแตกต่างกันตามภูมิภาค ขณะที่การเปลี่ยนแปลงของเหตุการณ์ฝนหนักปรากฏชัดขึ้นในหลายพื้นที่ของโลก รวมทั้งบางส่วนของเอเชีย (IPCC, 2021) สำหรับภูมิภาคอินโดจีน การวิเคราะห์จากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศภายใต้โครงการ Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 หรือ CMIP6 ยังแสดงการเปลี่ยนแปลงของดัชนีฝนสุดขั้วในหลายพื้นที่ (Ge *et al.*, 2021) ด้วยเหตุนี้ แบบจำลองภูมิอากาศโลกจึงกลายเป็นแหล่งข้อมูลสำคัญสำหรับการศึกษาสภาพภูมิอากาศในอนาคตและการประเมินผลกระทบต่อระบบทรัพยากรน้ำในระดับพื้นที่ อย่างไรก็ตาม ผลจากแบบจำลองภูมิอากาศไม่สามารถนำมาใช้แทนข้อมูลตรวจวัดระดับสถานีได้โดยตรง เนื่องจากแบบจำลองมีความละเอียดเชิงพื้นที่จำกัดและจำเป็นต้องแทนกระบวนการทางกายภาพจำนวนมากในรูปแบบที่เรียบง่ายกว่าระบบจริง ความแตกต่างระหว่างภูมิประเทศ กระบวนการพาความร้อน และอิทธิพลของระบบมรสุมจึงอาจทำให้ข้อมูลจำลองมีความคลาดเคลื่อนเชิงระบบเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลตรวจวัด ความคลาดเคลื่อนดังกล่าวไม่ได้จำกัดอยู่เพียงค่าเฉลี่ยของปริมาณฝน แต่ยังอาจปรากฏในความถี่ของวันฝนตก รูปร่างของการแจกแจง ปริมาณฝนในระดับสูง และรูปแบบการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล ดังนั้น ก่อนนำข้อมูลจากแบบจำลองไปใช้ในการวิเคราะห์ผลกระทบด้านอุทกวิทยาหรือการวางแผนจัดการทรัพยากรน้ำ จึงมักต้องปรับแก้อคติเพื่อลดความแตกต่างเชิงสถิติระหว่างข้อมูลจำลองกับข้อมูลอ้างอิง (Maraun, 2016; Teutschbein & Seibert, 2012) ในบรรดาวิธีปรับแก้อคติ วิธี Quantile Delta Mapping หรือ QDM ได้รับความสนใจอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากใช้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจำลองและข้อมูลอ้างอิงในแต่ละระดับควอนไทล์เพื่อปรับการแจกแจงของข้อมูล ขณะเดียวกันยังออกแบบให้รักษาสัญญาณการเปลี่ยนแปลงสัมพัทธ์ของแบบจำลองได้ตามหลักการของวิธี (Cannon *et al.*, 2015) งานวิจัยจำนวนหนึ่งได้นำ QDM ไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลภูมิอากาศหรือเปรียบเทียบกับวิธีปรับแก้อคติอื่นในบริบทที่แตกต่างกัน (Arif Rafhida *et al.*, 2025; Humphries *et al.*, 2024; Kuinkel *et al.*, 2024; Supharatid *et al.*, 2022; Tong *et al.*, 2021) ผลการศึกษาเหล่านี้ช่วยให้เข้าใจว่า QDM สามารถลดความแตกต่างระหว่างข้อมูลจำลองกับข้อมูล

อ้างอิงในคุณสมบัติบางด้านได้ อย่างไรก็ตาม คำถามสำคัญไม่ได้มีเพียงว่าวิธีปรับแก้ข้อผิดพลาดสามารถลดความคลาดเคลื่อนได้มากน้อยเพียงใด แต่ยังรวมถึงการพิจารณาว่า ประเมินผลจากข้อมูลช่วงใด และใช้ตัวชี้วัดใดในการตัดสินผลของการปรับแก้ประเด็นสำคัญประการแรกคือช่วงข้อมูลที่ใช้ประเมิน วิธีปรับแก้ข้อผิดพลาดสร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจำลองกับข้อมูลอ้างอิงจากช่วงเวลาหนึ่ง ดังนั้น หากใช้ข้อมูลช่วงเดียวกันทั้งในการประมาณและประเมินผล ผลที่ได้ย่อมสะท้อนความสอดคล้องภายในข้อมูลที่สร้างฟังก์ชันเป็นหลัก และยังไม่แสดงโดยตรงว่าคุณสมบัติที่ปรับปรุงขึ้นจะคงอยู่เมื่อนำความสัมพันธ์นั้นไปใช้กับช่วงเวลาอื่น การกันข้อมูลไว้สำหรับประเมินจึงช่วยตรวจสอบผลของการปรับแก้ในช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้ในการประมาณ และแยกผลที่เกิดขึ้นภายในช่วง calibration ออกจากผลที่ยังคงปรากฏภายนอกช่วงดังกล่าว อีกประเด็นหนึ่งคือความหมายของคำว่า “ผลการปรับแก้ดีขึ้น” ซึ่งไม่ควรพิจารณาจากตัวชี้วัดเพียงชนิดเดียว เพราะตัวชี้วัดแต่ละประเภทสะท้อนคุณสมบัติของข้อมูลต่างกัน PBIAS ใช้ประเมินความคลาดเคลื่อนเชิงระบบ ขณะที่สถิติด้านการแจกแจงและควอนไทล์ใช้พิจารณาความใกล้เคียงของลักษณะทางสถิติกับข้อมูลอ้างอิง ส่วน RMSE และ MAE วัดความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่กันตามเวลา ขณะที่ NSE และ KGE ประเมินสมรรถนะจากองค์ประกอบของความคลาดเคลื่อนและความแปรปรวนร่วมกัน ตัวชี้วัดกลุ่มหลังจึงสะท้อน time-paired error มากกว่าจะวัดโดยตรงว่าข้อมูลจำลองสามารถติดตามลำดับหรือจังหวะของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจริงได้เพียงใด ประเด็นนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับแบบจำลองภูมิอากาศ ซึ่งอาจจำลองลักษณะทางสถิติระยะยาวได้โดยไม่ได้อ้างอิงลำดับการเกิดฝนหรือความผันแปรตามเวลาให้ตรงกับข้อมูลตรวจวัด การปรับแก้ข้อผิดพลาดจึงอาจทำให้ค่าเฉลี่ยหรือวัฏจักรฤดูกาลใกล้เคียงข้อมูลอ้างอิงมากขึ้น และส่งผลให้ตัวชี้วัดที่อาศัยค่าจับคู่ตามเวลาดีขึ้น โดยที่ความสอดคล้องของความผันแปรตามลำดับเวลาไม่ได้ดีขึ้นตามไปด้วย ในทำนองเดียวกัน การปรับปรุงการแจกแจงหรือค่าควอนไทล์ก็ไม่ได้หมายความว่าความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่กันตามเวลาจะลดลงเสมอไป

ดังนั้น การประเมินผลของการปรับแก้ข้อผิดพลาดควรแยกคุณสมบัติของข้อมูลออกจากกันอย่างชัดเจน อย่างน้อยในสี่มิติ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนเชิงระบบ (systematic bias) ความสอดคล้องของการแจกแจง (distributional fidelity) ความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่ตามเวลา (time-paired error) และ ความสอดคล้องเชิงเวลา (temporal correspondence) การพิจารณาแต่ละมิติแยกกันช่วยให้ได้ความเข้าใจตรงกับสิ่งที่ตัวชี้วัดวัดจริง และลดความเสี่ยงจากการสรุปว่าการปรับปรุงตัวชี้วัดหนึ่งหมายถึงการปรับปรุงคุณภาพของข้อมูลทุกด้าน นอกจากนี้ เมื่อผลของตัวชี้วัดแตกต่างกัน การวิเคราะห์องค์ประกอบของความคลาดเคลื่อนยังช่วยอธิบายได้ว่าการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวเกิดจากส่วนใดของข้อมูล เช่น การปรับปรุงวัฏจักรฤดูกาลหรือการเปลี่ยนแปลงของความผันแปรรอบวัฏจักรนั้น บนพื้นฐานดังกล่าว การศึกษานี้ประเมินวิธี Quantile Delta Mapping สำหรับการปรับแก้ข้อผิดพลาดข้อมูลฝนรายวันจากแบบจำลอง CMIP6 ในจังหวัดประจวบคีรีขันธ์ โดยใช้การประเมินด้วยช่วงเวลาที่กันไว้แยกจากช่วงที่ใช้ประมาณความสัมพันธ์ หรือ independent temporal holdout ข้อมูลในช่วง ค.ศ. 1981–2000 ใช้สำหรับประมาณองค์ประกอบอ้างอิงของ QDM จากนั้นจึงนำความสัมพันธ์ที่ได้ไปใช้กับข้อมูลแบบจำลองในช่วง ค.ศ. 2001–2014 โดยไม่ใช้ข้อมูลตรวจวัดในช่วงดังกล่าวเพื่อประมาณฟังก์ชันการปรับแก้ การศึกษายังเปรียบเทียบการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี (annual-pooled fitting) กับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน (calendar-month fitting) เพื่อพิจารณาว่าการจัดกลุ่มข้อมูลสำหรับการประมาณความสัมพันธ์ส่งผลต่อคุณสมบัติของข้อมูลหลังปรับแก้อย่างไร การประเมินครอบคลุมทั้งความ

คลาดเคลื่อนเชิงระบบ ความสอดคล้องของการแจกแจง ความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่ตามเวลา และความสอดคล้องเชิงเวลา พร้อมวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของ mean squared error เพื่อแยกบทบาทขององค์ประกอบที่เกี่ยวข้องกับวัฏจักรฤดูกาลออกจากความคลาดเคลื่อนของความผันแปรรอบวัฏจักรดังกล่าว การศึกษาครั้งนี้จึงไม่ได้มุ่งตอบเพียงว่า QDM ทำให้ข้อมูล “ดีขึ้น” หรือ “แย่ลง” แต่พิจารณาว่าเมื่อประเมินด้วยช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้ในการสร้างความสัมพันธ์ คุณสมบัติด้านใดของข้อมูลที่แสดงการเปลี่ยนแปลงหลังการปรับแก้ ตัวชี้วัดแต่ละประเภทให้ภาพของผลการประเมินแตกต่างกันอย่างไร และกลไกใดอยู่เบื้องหลังความแตกต่างนั้น ผลการศึกษาจะช่วยให้การประเมินและการเลือกใช้ข้อมูลผ่านการปรับแก้คุณสมบัติสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการนำไปใช้มากขึ้น โดยเฉพาะการแยกความต้องการด้านการแทนลักษณะทางสถิติและวัฏจักรฤดูกาลออกจากความต้องการด้านความสอดคล้องของความผันแปรตามเวลา

Methodology

การวิจัยนี้ใช้ระเบียบวิธีเชิงปริมาณเพื่อประเมินความสามารถของวิธีควอนไทล์เดลตาแมปปิง (Quantile Delta Mapping: QDM) ในการปรับแก้ข้อผิดพลาดรายวันจากแบบจำลองภูมิอากาศ โดยอาศัยข้อมูลอนุกรมเวลาจากสถานีตรวจวัด 12 แห่งและแบบจำลอง CMIP6 จำนวน 5 แบบจำลอง กระบวนการวิจัยประกอบด้วยสี่ส่วนที่เชื่อมโยงกัน ได้แก่ (1) การกำหนดพื้นที่ศึกษาและตรวจสอบคุณภาพข้อมูล (2) การแบ่งช่วงเปรียบเทียบและช่วงตรวจสอบที่ไม่ทับซ้อนกัน (3) การประมาณและตรึงฟังก์ชัน QDM ก่อนนำไปใช้กับช่วงตรวจสอบแบบอิสระ และ (4) การประเมินผลด้านสถิติเชิงระบบ ความสอดคล้องของการแจกแจง ขนาดความคลาดเคลื่อน และความสอดคล้องเชิงเวลา พร้อมการอนุมานทางสถิติและการวิเคราะห์ความไว รายละเอียดของแต่ละขั้นตอนมีดังต่อไปนี้

2.1 พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาครอบคลุมจังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ซึ่งตั้งอยู่ตามแนวชายฝั่งตะวันตกของอ่าวไทยและมีรูปร่างแคบยาวในทิศเหนือ-ใต้ ด้านตะวันตกติดแนวเทือกเขาตะนาวศรี ส่วนด้านตะวันออกติดอ่าวไทย ทำให้ภูมิประเทศเปลี่ยนผ่านจากพื้นที่เชิงเขาและที่ราบภายในไปสู่ที่ราบชายฝั่ง ภูมิอากาศได้รับอิทธิพลร่วมจากลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้ ลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือ และพายุหมุนเขตร้อนที่เคลื่อนผ่านเป็นครั้งคราว จึงเกิดความแปรปรวนของปริมาณฝนทั้งตามฤดูกาลและตามตำแหน่งภูมิศาสตร์ การศึกษาใช้สถานีตรวจวัดน้ำฝน 12 แห่งที่กระจายอยู่ภายในจังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ดังแสดงใน

Figure 1

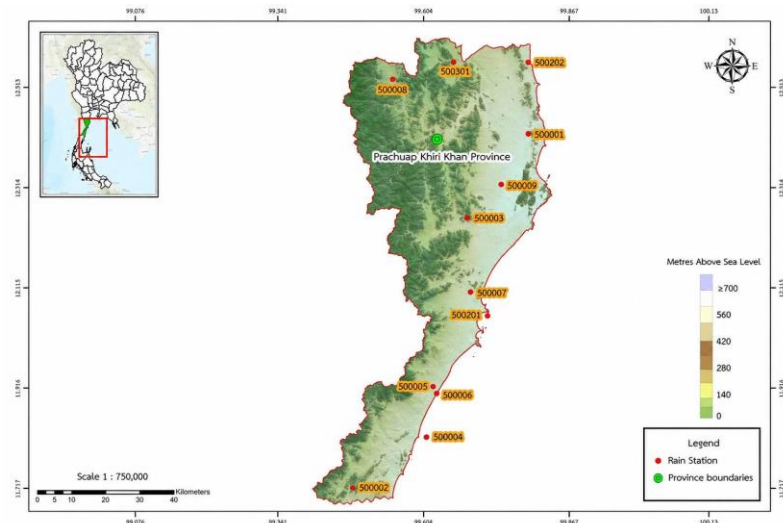


Figure 1 The study area in Prachuap Khiri Khan Province

2.2 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยและการควบคุมคุณภาพ

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยแบ่งเป็นสองกลุ่ม ได้แก่ ข้อมูลปริมาณฝนรายวันจากสถานีตรวจวัด และข้อมูลปริมาณฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศโลกภายใต้โครงการ Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6)

กลุ่มแรกเป็นข้อมูลปริมาณฝนรายวันจากสถานีตรวจวัด 12 แห่ง ซึ่งได้รับการสนับสนุนจากสถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน) และกรมชลประทาน ครอบคลุมช่วงวันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 1981 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม ค.ศ. 2014 รวม 12,418 วัน ก่อนการวิเคราะห์ ข้อมูลที่ระบุเป็น NoData หรือค่าขาดหายถูกกำหนดเป็นค่าว่าง ค่าปริมาณฝนติดลบที่อยู่ภายในระดับความคลาดเคลื่อนเชิงตัวเลขจากการแปลงหน่วยถูกปรับเป็นศูนย์ ส่วนค่าติดลบที่เกินระดับดังกล่าว ถูกกำหนดเป็นข้อมูลขาดหาย และตรวจสอบความสอดคล้องของหน่วยข้อมูลทั้งหมดให้เป็นมิลลิเมตรต่อวัน การควบคุมคุณภาพกำหนดเกณฑ์ไว้ล่วงหน้าสองประการ ได้แก่ (1) ความครบถ้วนของข้อมูลไม่น้อยกว่าร้อยละ 95 และ (2) การไม่พบจุดเปลี่ยนเชิงสถิติในอนุกรมปริมาณฝนรวมรายปีตามการทดสอบ Pettitt (1979) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ข้อมูลที่ได้รับมีความครบถ้วนร้อยละ 100 และไม่พบจุดเปลี่ยนอย่างมีนัยสำคัญในสถานีทั้ง 12 แห่ง จึงคงข้อมูลทั้งหมดไว้ในการวิเคราะห์ ทั้งนี้ การตรวจสอบดังกล่าวสะท้อนเฉพาะคุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมข้อมูลที่ได้รับ และไม่ได้ใช้แทนการตรวจสอบเมตาเดตาเกี่ยวกับการเติมข้อมูล การย้ายตำแหน่งสถานี หรือการเปลี่ยนแปลงเครื่องมือของหน่วยงานเจ้าของข้อมูล ลักษณะของข้อมูลแต่ละสถานีแสดงใน Table 1 ประกอบด้วยพิกัด ระดับความสูง สัดส่วนข้อมูลขาดหาย ปริมาณฝนเฉลี่ยรายปี ความเข้มฝนเฉลี่ยต่อวันฝนตก (Simple Daily Intensity Index: SDII) ปริมาณฝนรายวันสูงสุด และค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ความหน่วง 1 วัน ตัวแปรเหล่านี้ใช้เพื่ออธิบายลักษณะของบันทึกและสนับสนุนการตีความผล โดยไม่ได้ใช้เป็นเกณฑ์คัดสถานีออกจากการวิเคราะห์

กลุ่มที่สองเป็นข้อมูลปริมาณฝนรายวันจากการทดลอง historical ของแบบจำลอง CMIP6 จำนวน 5 แบบจำลอง ได้แก่ ACCESS-ESM1-5, CESM2, CanESM5, EC-Earth3 และ MIROC6 ดังแสดงใน Table 2 ค่าของแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ที่ได้จากการเลือกจุดกริดที่อยู่ใกล้ตำแหน่งสถานีมากที่สุด (nearest-grid-cell extraction) ซึ่งเป็นการจับคู่ข้อมูลจากกริดกับตำแหน่งสถานี มิใช่การลดมาตราส่วนเชิงพื้นที่ เนื่องจากแบบจำลองมีความละเอียดเชิงพื้นที่ประมาณ 1–3 องศา สถานีหลายแห่งจึงได้รับค่าจากกริดเซลล์เดียวกัน โดย ACCESS-ESM1-5, CanESM5 และ MIROC6 ให้ข้อมูลรายวันที่แตกต่างกัน 2 ชุดสำหรับสถานีทั้ง 12 แห่ง ขณะที่ CESM2 และ EC-Earth3 ให้ข้อมูลแตกต่างกัน 3 ชุด ดังนั้น คู่สถานี-แบบจำลองจำนวน 60 คู่จึงเป็นหน่วยสำหรับการประเมินผล 60 ชุด แต่ไม่ถือเป็นหน่วยเชิงพื้นที่ที่เป็นอิสระต่อกัน 60 หน่วย ข้อมูลตรวจวัดและแบบจำลองที่ใช้ปฏิทินมาตรฐานมีข้อมูลรวม 12,418 วัน ขณะที่ CESM2 และ CanESM5 ใช้ปฏิทิน 365 วันและมีข้อมูล 12,410 วัน เพื่อหลีกเลี่ยงการสร้างข้อมูลที่ไม่มีอยู่จริง การจับคู่ข้อมูลของแต่ละสถานีและแบบจำลองจึงดำเนินการเฉพาะวันที่ปรากฏร่วมกันหลังจัดปฏิทิน โดยไม่เติมวันที่ที่ไม่มีอยู่ในปฏิทินของแบบจำลอง และไม่บังคับให้ข้อมูลจากทุกแบบจำลองมีจำนวนวันเท่ากัน

2.3 กรอบการวิจัยและการตรวจสอบด้วยช่วงเวลาที่เป็นอิสระ

การศึกษานี้ออกแบบให้แยกช่วงเวลาที่ใช้ประมาณฟังก์ชันปรับแก้อคติออกจากช่วงเวลาที่ใช้ประเมินผลอย่างชัดเจน โดยแบ่งข้อมูลตามลำดับเวลาเป็นสองช่วงที่ไม่ทับซ้อนกัน ได้แก่ ช่วง ค.ศ. 1981–2000 สำหรับการประมาณฟังก์ชันปรับแก้อคติ และช่วง ค.ศ. 2001–2014 ซึ่งสงวนไว้สำหรับการตรวจสอบอย่างเป็นอิสระ ช่วงแรกครอบคลุมข้อมูลตรวจวัด 7,305 วัน ส่วนช่วงตรวจสอบครอบคลุม 5,113 วัน ทั้งนี้ จำนวนวันที่ใช้จริงในแต่ละคู่สถานี-แบบจำลองอาจแตกต่างกันตามจำนวนวันที่ปรากฏร่วมกันภายหลังการจัดปฏิทิน การประมาณฟังก์ชัน QDM ใช้ข้อมูลตรวจวัดและข้อมูลแบบจำลองเฉพาะช่วง ค.ศ. 1981–2000 เพื่อกำหนดการแจกแจงอ้างอิงและเกณฑ์ที่ใช้ปรับความถี่ของวันฝนตก จากนั้นจึงนำฟังก์ชันที่ได้ไปใช้ปรับข้อมูลแบบจำลองในช่วง ค.ศ. 2001–2014 โดยพจน์การเปลี่ยนแปลงสัมพัทธ์ของ QDM คำนวณจากข้อมูลแบบจำลองในช่วงเป้าหมายตามหลักการของวิธี ขณะที่ข้อมูลตรวจวัดในช่วง ค.ศ. 2001–2014 ไม่ถูกนำมาใช้ในการกำหนดควอนไทล์อ้างอิง เกณฑ์วันฝนตก หรือพารามิเตอร์ของการปรับแก้

ข้อมูลตรวจวัดในช่วง ค.ศ. 2001–2014 จึงใช้สำหรับประเมินผลหลังการปรับแก้เท่านั้น ทำให้สามารถพิจารณาผลของ QDM จากข้อมูลในช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้สร้างความสัมพันธ์สำหรับการปรับแก้ การออกแบบดังกล่าวช่วยลดการประเมินที่สะท้อนเพียงความสอดคล้องภายในช่วงที่ใช้ประมาณฟังก์ชัน และเปิดโอกาสให้ตรวจสอบว่าคุณสมบัติของข้อมูลหลังการปรับแก้ยังคงเปลี่ยนแปลงไปในลักษณะใดเมื่อประเมินกับช่วงเวลาที่ยกออกมาอย่างอิสระ

เพื่อตรวจสอบว่าข้อมูลจากช่วงตรวจสอบไม่ได้เข้าสู่ขั้นตอนการประมาณฟังก์ชัน ได้ดำเนินการตรวจสอบการรั่วไหลของข้อมูลในระดับขั้นตอนวิธี โดยแทนที่ข้อมูลตรวจวัดทั้งหมดในช่วง ค.ศ. 2001–2014 ด้วยข้อมูลสุ่ม แล้วดำเนินการกระบวนการปรับแก้ซ้ำ ผลลัพธ์ของ QDM ไม่เปลี่ยนแปลงจากการคำนวณเดิม แสดงว่าข้อมูลตรวจวัดในช่วงตรวจสอบไม่ได้ถูกใช้ในการประมาณหรือกำหนดพารามิเตอร์ของฟังก์ชันปรับแก้อคติ ลำดับการแบ่งข้อมูล การประมาณฟังก์ชัน การนำฟังก์ชันไปใช้กับข้อมูลในช่วงตรวจสอบ และการประเมินผลแสดงไว้ใน Figure 2

Table 1 Characteristics of the 12 rain-gauge stations and their daily rainfall records, 1981-2014

Station	Lat. (°N)	Long. (°E)	Elev. (m)	Missing (%)	Mean annual rainfall (mm)	SDII (mm day ⁻¹)	Max. daily rainfall (mm day ⁻¹)	Lag-1 ACF
500001	12.37	99.95	9.1	0.0	984	12.0	170.0	0.21
500002	11.18	99.55	n/a	0.0	1,376	11.1	155.0	0.22
500003	12.02	99.90	n/a	0.0	1,100	13.1	181.3	0.19
500004	11.47	99.65	n/a	0.0	1,106	11.4	152.0	0.21
500005	11.60	99.68	5.0	0.0	1,147	6.4	143.5	0.41
500006	11.62	99.67	23.0	0.0	1,203	6.5	201.1	0.35
500007	11.90	99.78	21.3	0.0	1,134	6.2	176.6	0.35
500008	12.53	99.55	130.3	0.0	1,206	5.1	68.0	0.66
500009	12.22	99.87	14.4	0.0	1,177	5.2	54.2	0.63
500201	11.83	99.83	n/a	0.0	1,108	12.1	296.9	0.25
500202	12.59	99.96	n/a	0.0	944	11.8	298.5	0.26
500301	12.58	99.73	101.8	0.0	1,065	11.4	226.0	0.25

Note : Mean annual rainfall is the 1981-2014 average. Elevation reported as n/a was encoded as NoData in the source station inventory and was not imputed

Table 2 CMIP6 models used in this study and their daily-record characteristics over 1981-2014

Model	Institution	Resolution	Calendar	Days	Unique grid-cell series	Reference
ACCESS-ESM1-5	CSIRO, Australia	1.875° × 1.25°	standard	12,418	2	Ziehn <i>et al.</i> (2020)
CESM2	NCAR, USA	1.25° × 0.9°	365-day	12,410	3	Danabasoglu <i>et al.</i> (2020)
CanESM5	CCCma, Canada	2.8° × 2.8°	365-day	12,410	2	Swart <i>et al.</i> (2019)
EC-Earth3	EC-Earth Consortium, Europe	1.125° × 1.125°	standard	12,418	3	Döscher <i>et al.</i> (2022)
MIROC6	University of Tokyo, NIES and JAMSTEC, Japan	1.4° × 1.4°	standard	12,418	2	Tatebe <i>et al.</i> (2019)

Note: Observations comprise 12,418 days; 12,410 days are common to all five models

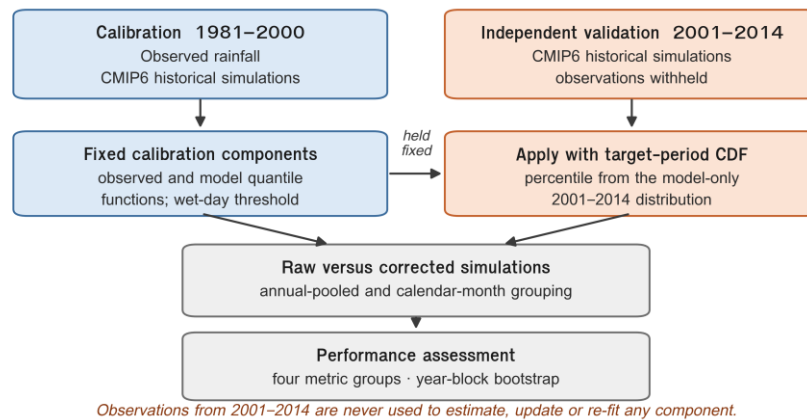


Figure 2 Calibration and independent validation framework

2.4 การปรับแก้ด้วยวิธี Quantile Delta Mapping

การศึกษานี้ใช้วิธี Quantile Delta Mapping (QDM) ในรูปแบบการปรับแก้เชิงคุณตามแนวทางของ Cannon *et al.* (2015) ซึ่งเหมาะกับข้อมูลปริมาณฝนที่มีค่าไม่เป็นลบและมีการแจกแจงแบบเบ้ขวา การปรับแก้ในรูปอัตราส่วนช่วยให้สามารถปรับความแตกต่างระหว่างข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัด พร้อมคงการเปลี่ยนแปลงเชิงสัมพันธ์ที่แบบจำลองแสดงไว้ ณ ระดับควอนไทล์เดียวกัน กำหนดให้ช่วง ค.ศ. 1981–2000 เป็นช่วงสอบเทียบ และช่วง ค.ศ. 2001–2014 เป็นช่วงเป้าหมายหรือช่วงตรวจสอบ สำหรับค่าปริมาณฝนจากแบบจำลองในช่วงเป้าหมาย ค่าหลังการปรับแก้คำนวณตามสมการที่ (1)

$$\hat{x} = F_{o,h}^{-1}(\tau) \left[\frac{x}{F_{m,h}^{-1}(\tau)} \right], \tau = F_{m,p}(x) \quad (1)$$

เมื่อ τ คือตำแหน่งควอนไทล์ของ x ภายในการแจกแจงของข้อมูลแบบจำลองในช่วงเป้าหมาย $F_{m,p}$ คือฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของข้อมูลแบบจำลองในช่วงเป้าหมาย ส่วน $F_{o,h}^{-1}$ และ $F_{m,h}^{-1}$ คือฟังก์ชันควอนไทล์ของข้อมูลตรวจวัดและข้อมูลแบบจำลองในช่วงสอบเทียบ ตามลำดับ พจน์ $F_{o,h}^{-1}(\tau)$ ทำหน้าที่ปรับค่าที่ควอนไทล์นั้นให้สอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัด ขณะที่อัตราส่วน $x/F_{m,h}^{-1}(\tau)$ แทนการเปลี่ยนแปลงเชิงสัมพันธ์ของแบบจำลอง ณ ควอนไทล์เดียวกัน ด้วยเหตุนี้การคำนวณจึงใช้ข้อมูลตรวจวัดเฉพาะจากช่วงสอบเทียบ ส่วนข้อมูลจากช่วงเป้าหมายมีส่วนในการกำหนดตำแหน่งควอนไทล์ผ่านการแจกแจงของแบบจำลองเท่านั้น โดยไม่มีการนำข้อมูลตรวจวัดจากช่วงตรวจสอบมาประมาณฟังก์ชันใหม่ สำหรับข้อมูลปริมาณฝน กำหนดวันฝนตกเป็นวันที่มีปริมาณฝนไม่น้อยกว่า 1.0 มิลลิเมตรต่อวัน ก่อนดำเนินการจับคู่ควอนไทล์ได้ปรับความถี่ของวันฝนตกโดยประมาณค่าเกณฑ์ของข้อมูลแบบจำลองที่ทำให้สัดส่วนวันฝนตกในช่วงสอบเทียบสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัด เกณฑ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้ถูกนำไปใช้กับข้อมูลในช่วงตรวจสอบโดยไม่มีการประมาณใหม่ ดังนั้น ความสอดคล้องของความถี่วันฝนตกในช่วงสอบเทียบจึงเป็นผลที่เกิดขึ้นโดยตรงจากขั้นตอนการปรับแก้ และไม่ถูกใช้เป็นหลักฐานหลักในการประเมินผลของ QDM ในช่วงเวลาที่สงวนไว้สำหรับการตรวจสอบ ในการวิเคราะห์หลัก ฟังก์ชันการแจกแจงเชิงประจักษ์ได้รับ

การประมาณแยกสำหรับแต่ละคู่สถานี–แบบจำลอง โดยรวมข้อมูลจากทุกเดือนในช่วงสอบเทียบเข้าด้วยกัน หรือเรียกว่า annual-pooled fitting การประมาณใช้ระดับควอนไทล์ 100 ระดับ เชื่อมค่าระหว่างระดับควอนไทล์ด้วยการประมาณเชิงเส้น และกำหนดค่าคงที่ที่ปลายทางสำหรับค่าที่อยู่นอกช่วงของการแจกแจงเชิงประจักษ์ โดยไม่ได้กำหนดเพดานสูงสุดของปริมาณฝนหลังการปรับแก้ เพื่อตรวจสอบความสอดคล้องของการนำสมการ QDM ไปใช้ในการคำนวณ ได้กำหนดให้ข้อมูลในช่วงสอบเทียบเป็นทั้งช่วงอ้างอิงและช่วงเป้าหมาย ภายใต้เงื่อนไขดังกล่าว พจน์การเปลี่ยนแปลงเชิงสัมพัทธ์มีค่าเท่ากับหนึ่งตามการดำเนินการเชิงตัวเลขที่ใช้ ทำให้สมการ QDM ลดรูปเป็น empirical quantile mapping ผลการตรวจสอบพบว่าค่าความแตกต่างสัมบูรณ์สูงสุดระหว่างผลลัพธ์จากทั้งสองวิธีเท่ากับศูนย์สำหรับแบบจำลองทุกชุด แสดงว่าการนำสมการไปใช้มีความสอดคล้องกับกรณีอ้างอิงที่กำหนดไว้

2.5 การประเมินประสิทธิภาพในช่วงตรวจสอบแบบอิสระ

การประเมินผลดำเนินการเฉพาะกับช่วงตรวจสอบ ค.ศ. 2001–2014 ซึ่งไม่ถูกใช้ในการประมาณฟังก์ชัน QDM โดยเปรียบเทียบข้อมูลจากแบบจำลองก่อนและหลังการปรับแก้กับข้อมูลตรวจวัดภายในแต่ละคู่สถานี–แบบจำลอง การวิเคราะห์ครอบคลุมสถานีตรวจวัด 12 แห่งและแบบจำลองภูมิอากาศ 5 แบบจำลอง รวมเป็น 60 คู่การประเมิน ทั้งนี้ ตัวชี้วัดถูกเลือกเพื่อประเมินคุณสมบัติของข้อมูลในมิติที่แตกต่างกัน ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนเชิงระบบและความสอดคล้องของการแจกแจง ความคลาดเคลื่อนของค่าที่จับคู่ตามเวลา และความสอดคล้องของรูปแบบการเปลี่ยนแปลงตามเวลา

ตัวชี้วัดด้านความคลาดเคลื่อนเชิงระบบและความสอดคล้องของการแจกแจงประกอบด้วยร้อยละของอคติ (PBIAS) อคติสัมพัทธ์ของดัชนีความเข้มของปริมาณฝนเฉลี่ยต่อวันฝนตก (Simple Daily Intensity Index: SDII) ค่าสถิติ Kolmogorov–Smirnov (KS) สำหรับการเปรียบเทียบการแจกแจงของปริมาณฝนในวันฝนตก Perkins skill score (PSS) ซึ่งใช้ประเมินระดับการซ้อนทับของการแจกแจง อคติสัมพัทธ์ของควอนไทล์ที่ 95 และ 99 (q95 และ q99) และอคติสัมพัทธ์ของปริมาณฝนสูงสุดในหนึ่งวันของแต่ละปี (Rx1day)

PBIAS คำนวณตามสมการที่ (2)

$$PBIAS = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} \quad (2)$$

โดยที่ S_i และ O_i แทนค่าของข้อมูลจำลองและข้อมูลตรวจวัด ตามลำดับ

SDII (Simple Daily Intensity Index) นิยามเป็นปริมาณฝนเฉลี่ยในวันฝนตก และคำนวณตามสมการที่ (3)

$$SDII = \frac{\sum_{j=1}^{N_w} R_j}{N_w} \quad (3)$$

โดยที่ R_j คือปริมาณฝนในวันฝนตก และ N_w คือจำนวนวันฝนตก

สำหรับตัวชี้วัดที่รายงานในรูปอคติสัมพัทธ์ ได้แก่ SDII, q95, q99 และ Rx1day คำนวณอคติจากสมการที่ (4)

$$\text{Relative bias} = 100 \times \frac{Z_s - Z_o}{Z_o} \quad (4)$$

โดยที่ Z_s และ Z_o แทนค่าดัชนีของข้อมูลจำลองและข้อมูลตรวจวัด ตามลำดับ

ค่าสถิติ Kolmogorov–Smirnov D ซึ่งวัดระยะห่างสูงสุดระหว่างฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเชิงประจักษ์ของข้อมูลจำลอง F_s และข้อมูลตรวจวัด F_o คำนวณตามสมการที่ (5)

$$D = \sup_x |F_s(x) - F_o(x)| \quad (5)$$

Perkins skill score ซึ่งวัดพื้นที่ซ้อนทับระหว่างฮิสโตแกรมความถี่สัมพัทธ์ของข้อมูลจำลอง Z_s และข้อมูลตรวจวัด Z_o (Perkins *et al.*, 2007) คำนวณตามสมการที่ (6)

$$\text{PSS} = \sum_{i=1}^b \min (Z_s'(i) Z_o(i)) \quad (6)$$

โดยที่ b คือจำนวนช่วงชั้นของฮิสโตแกรม

สำหรับตัวชี้วัดกลุ่มนี้ การลดลงของค่าสัมบูรณ์ของ PBIAS และอคติสัมพัทธ์ของ SDII, q95, q99 และ Rx1day รวมถึงค่า KS ที่ลดลง แสดงถึงความสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดที่เพิ่มขึ้น ขณะที่ค่า PSS ที่สูงขึ้นแสดงถึงการซ้อนทับของการแจกแจงที่มากขึ้น การพิจารณาขนาดของอคติแทนการพิจารณาเครื่องหมายเพียงอย่างเดียวช่วยป้องกันการตีความว่าการเปลี่ยนแปลงการประเมินต่ำไปเป็นการประเมินสูง หรือในทางกลับกัน เป็นการปรับปรุงโดยอัตโนมัติ ในส่วนของข้อมูลที่จับคู่กันตามเวลา ข้อมูลปริมาณฝนรายวันถูกสะสมเป็นปริมาณฝนรวมรายเดือนก่อนประเมินด้วยค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) Nash–Sutcliffe efficiency (NSE) Kling–Gupta efficiency (KGE) และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน ตัวชี้วัดเหล่านี้ใช้เปรียบเทียบค่าปริมาณฝนของแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัดในเดือนเดียวกัน จึงสะท้อนความคลาดเคลื่อนและความสัมพันธ์ของข้อมูลที่จับคู่กันตามลำดับเวลา RMSE และ MAE คำนวณตามสมการที่ (7) และ (8) ตามลำดับ

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2} \quad (7)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |S_i - O_i| \quad (8)$$

NSE คำนวณตามสมการที่ (9)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (9)$$

โดยที่ $\bar{O}$ คือค่าเฉลี่ยของข้อมูลตรวจวัด

KGE คำนวณตามสมการที่ (10)

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad (10)$$

โดยที่ r คือสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน α คืออัตราส่วนของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ β คืออัตราส่วนของค่าเฉลี่ยระหว่างข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัด

เพื่อแยกผลของวัฏจักรฤดูกาลออกจากความผันแปรรอบวัฏจักร การศึกษาจึงคำนวณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สามรูปแบบ ได้แก่ สหสัมพันธ์ของวัฏจักรฤดูกาลจากค่าเฉลี่ยของแต่ละเดือนปฏิทิน สหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงเบนรายเดือนหลังหักค่าเฉลี่ยตามฤดูกาลออกจากแต่ละอนุกรม และสหสัมพันธ์ของปริมาณฝนรวมรายปี ตัวชี้วัดทั้งสามใช้พิจารณาความสอดคล้องของรูปแบบตามฤดูกาล ความสอดคล้องของความผันแปรรายเดือนภายหลังควบคุมอิทธิพลของฤดูกาล และความสัมพันธ์ของความแปรปรวนระหว่างปีตามลำดับ สำหรับตัวชี้วัดกลุ่มหลัง ค่า RMSE และ MAE ที่ลดลง รวมถึงค่า NSE, KGE และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่เพิ่มขึ้น ถือเป็นผลที่แสดงความสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น อย่างไรก็ตาม การเปลี่ยนแปลงของ RMSE, NSE หรือ KGE ไม่ได้ตีความโดยตรงว่าเป็นการปรับปรุงความสอดคล้องเชิงเวลา เนื่องจากตัวชี้วัดเหล่านี้อาจเปลี่ยนแปลงจากการปรับปรุงค่าเฉลี่ยหรือวัฏจักรฤดูกาลได้โดยที่ความสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงเบนรอบวัฏจักรยังไม่เปลี่ยนแปลง ด้วยเหตุนี้ ผลของตัวชี้วัดความคลาดเคลื่อนจึงพิจารณาร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบของ MSE และสหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงเบนรายเดือน เพื่อแยกแยะว่าการเปลี่ยนแปลงของสมรรถนะเกิดจากการปรับปรุงวัฏจักรฤดูกาลหรือจากความสอดคล้องของความผันแปรตามเวลา

การอนุมานเชิงสถิติใช้วิธี year-block bootstrap เพื่อคงโครงสร้างความสัมพันธ์ภายในปีของอนุกรมปริมาณฝนรายเดือนในช่วงตรวจสอบ โดยดำเนินการดังนี้ (1) จัดข้อมูลผลรวมรายเดือนของข้อมูลตรวจวัด ข้อมูลดิบ และข้อมูลที่ผ่านการปรับแก้เป็นเมทริกซ์ขนาด 14 ปี $\times$ 12 เดือน (2) ในการสุ่มซ้ำครั้งที่ b สุ่มดัชนีปีจำนวน 14 ปีแบบมีการแทนที่ และใช้ชุดดัชนีเดียวกันกับข้อมูลทั้งสามชุดเพื่อคงการจับคู่ภายในคู่การประเมิน (3) คำนวณค่าความแตกต่าง $\Delta^{(b)}$ จากชุดข้อมูลที่สุ่มได้ และ (4) ทำซ้ำทั้งหมด $B = 2,000$ ครั้ง

จากการแจกแจงของค่าความแตกต่างที่ได้จาก bootstrap จำนวน B ค่า ช่วงความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ของ Δ คำนวณด้วยวิธี percentile interval ดังสมการที่ (11)

$$CI_{95\%}(\Delta) = [Q_{0.025}(\{\Delta^{(b)}\}_{b=1}^B), Q_{0.975}(\{\Delta^{(b)}\}_{b=1}^B)] \quad (11)$$

โดย $Q_{0.025}$ และ $Q_{0.975}$ คือควอนไทล์ลำดับที่ 0.025 และ 0.975 ของการแจกแจง bootstrap ตามลำดับ ส่วนค่า p แบบสองด้านคำนวณจากสัดส่วนของค่าความแตกต่างจาก bootstrap ที่อยู่คนละด้านของศูนย์กับทิศทางของผลต่างที่สังเกตได้ โดยใช้การปรับแบบบวทหนึ่งเพื่อหลีกเลี่ยงการได้ค่า $p = 0$ เมื่อจำนวนการสุ่มซ้ำมีจำกัด ดังสมการที่ (12)

$$p = \min \left[1, 2 \times \min \left\{ \frac{n_{\leq} + 1}{B + 1}, \frac{n_{\geq} + 1}{B + 1} \right\} \right] \quad (12)$$

โดย $n_{\leq}$ และ $n_{\geq}$ คือจำนวนครั้งที่ $\Delta^{(b)}$ มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับศูนย์ และมากกว่าหรือเท่ากับศูนย์ ตามลำดับ เมื่อ $B = 2,000$ ค่า p ต่ำสุดที่เป็นไปได้จึงเท่ากับ $2/(B + 1)$ หรือประมาณ 0.0010

การสุ่มซ้ำดำเนินการแยกสำหรับแต่ละคู่การประเมิน และไม่ได้ใช้ชุดปีที่สุ่มเดียวกันซ้ำคู่ ดังนั้น ค่า p และช่วงความเชื่อมั่นที่ได้จึงเป็นการอนุมานในระดับคู่การประเมิน ไม่ใช่การอนุมานร่วมของทั้งเครือข่าย Table 5 จึงรายงานค่ามัธยฐานของสถิติระดับคู่เหล่านี้จากคู่การประเมินทั้งหมด 60 คู่ ในการทดสอบหลายสมมติฐาน การศึกษานี้กำหนดชุดการทดสอบจากตัวชี้วัด 2 รายการ ได้แก่ RMSE รายเดือนและค่าสัมบูรณ์ของ PBIAS รายเดือน โดยประเมินในคู่การประเมิน 60 คู่ จึงมีสมมติฐานทั้งหมด 120 ข้อภายในแต่ละรูปแบบการประมาณ ทั้งนี้ ไม่นำค่า NSE รายเดือนมารวมในชุดการทดสอบ เนื่องจาก NSE คำนวณจากข้อมูลสังเกตการณ์ชุดเดียวกับ RMSE และมีความสัมพันธ์ที่กำหนดได้โดยตรงจาก RMSE ภายใต้ข้อมูลชุดเดียวกัน จึงไม่ได้เพิ่มสารสนเทศเชิงสมรรถนะที่เป็นอิสระ การรวม NSE ในการทดสอบหลายสมมติฐานจึงเท่ากับการทดสอบสารสนเทศจากความคลาดเคลื่อนชุดเดียวกันซ้ำอีกครั้ง ดังนั้น การศึกษาจึงรายงานค่า NSE เพื่อประกอบการตีความสมรรถนะใน Table 3 เท่านั้น

คู่การประเมินทั้ง 60 คู่ไม่เป็นอิสระต่อกันในเชิงพื้นที่ เนื่องจากสถานีบางแห่งใช้ข้อมูลจากกริดเซลล์เดียวกัน การศึกษานี้จึงใช้วิธีของ Benjamini & Yekutieli (2001) เป็นเกณฑ์หลักในการควบคุมอัตราการค้นพบเท็จที่ระดับ $\alpha = 0.05$ ซึ่งสามารถรองรับโครงสร้างการพึ่งพาระหว่างการทดสอบได้โดยทั่วไป กำหนดให้ $p_{(1)} \leq p_{(2)} \leq \dots \leq p_{(m)}$ เป็นค่า p ที่เรียงจากน้อยไปมาก และให้ $c(m)$ เป็นผลรวมฮาร์มอนิกตามจำนวนสมมติฐาน เกณฑ์สำหรับการปฏิเสธสมมติฐานแสดงดังสมการที่ (13)

$$c(m) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{i}, k = \max \left\{ i: p_{(i)} \leq \frac{\alpha}{m c(m)} \right\}, \text{ reject } H_{(i)}, i = 1, \dots, k \quad (13)$$

เมื่อ $m = 120$ จะได้ $c(m) = \sum_{i=1}^{120} 1/i \approx 5.37$ โดย m คือจำนวนสมมติฐานทั้งหมด $p_{(i)}$ คือค่า p ลำดับที่ i หลังเรียงจากน้อยไปมาก i คือลำดับของค่า p และ k คืออันดับสูงสุดที่ยังเป็นไปตามเกณฑ์ของ Benjamini-Yekutieli สมมติฐานที่มีค่า p ตั้งแต่ $p_{(1)}$ ถึง $p_{(k)}$ จึงถูกปฏิเสธ

2.6 การวิเคราะห์แบบจำลองเดี่ยวและกลุ่มแบบจำลองเฉลี่ย

การปรับแก้อคติและการประเมินผลหลักดำเนินการแยกสำหรับแบบจำลองภูมิอากาศทั้ง 5 แบบจำลอง เพื่อรักษาความแตกต่างของผลลัพธ์ระหว่างแบบจำลองแต่ละชุด และหลีกเลี่ยงไม่ให้เกิดการเฉลี่ยข้ามแบบจำลองบดบังสมรรถนะเฉพาะ

ของแบบจำลองแต่ละแบบ ผลการวิเคราะห์ในระดับคู่สถานี–แบบจำลองจึงเป็นหน่วยหลักสำหรับการประเมินผลของการศึกษา นอกจากนี้ ได้คำนวณค่าเฉลี่ยพหุแบบจำลองแบบไม่ถ่วงน้ำหนัก (unweighted multi-model ensemble mean: MME) สำหรับแต่ละสถานีเป็นการวิเคราะห์เพิ่มเติม โดยเริ่มจากการสะสมข้อมูลปริมาณฝนรายวันเป็นปริมาณฝนรวมรายเดือน แล้วคำนวณค่าเฉลี่ยจากแบบจำลองทั้ง 5 แบบแยกสำหรับข้อมูลก่อนและหลังการปรับแก้ด้วย QDM ดังสมการที่ (14)

$$MME_t = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M P_{m,t}, m = 1, \dots, M \quad (14)$$

เมื่อ M แทนจำนวนแบบจำลอง และ $P_{m,t}$ แทนปริมาณฝนรวมรายเดือนจากแบบจำลองที่ m ในเดือน t

การศึกษานี้ไม่คำนวณค่าเฉลี่ยพหุแบบจำลองในระดับรายวัน เนื่องจากแบบจำลองในชุด historical เป็นแบบจำลองที่ดำเนินการอย่างอิสระ โดยลำดับและจังหวะเวลาของเหตุการณ์ฝนในแต่ละแบบจำลองไม่ได้ถูกออกแบบให้สอดคล้องกันหรือเกิดตรงกับข้อมูลตรวจวัดในวันเดียวกัน การนำค่ารายวันจากแบบจำลองที่มีลำดับเหตุการณ์แตกต่างกันมาเฉลี่ยจึงอาจทำให้ความถี่ของวันฝนตกเปลี่ยนแปลง ลดความแปรปรวนของปริมาณฝน และลดทอนขนาดของเหตุการณ์ฝนหนัก อีกทั้งค่าที่ได้ยังไม่สามารถตีความว่าเป็นลำดับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจากแบบจำลองใดแบบจำลองหนึ่งโดยตรง ด้วยเหตุนี้ ค่าเฉลี่ยพหุแบบจำลองจึงคำนวณในระดับรายเดือน และใช้เป็นการวิเคราะห์รองเพื่อพิจารณาว่าการเฉลี่ยผลจากแบบจำลองหลายชุดช่วยลดขนาดความคลาดเคลื่อนเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลตรวจวัดได้มากน้อยเพียงใด ผลการวิเคราะห์ MME ไม่ได้ใช้แทนหรือสรุปรวมผลการประเมินของแบบจำลองแต่ละแบบ ซึ่งยังคงเป็นพื้นฐานหลักในการวิเคราะห์และตีความผลของการปรับแก้คดี

2.7 การแยกองค์ประกอบของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

เพื่ออธิบายกลไกที่อยู่เบื้องหลังการเปลี่ยนแปลงของค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ภายหลังการปรับแก้ด้วย QDM การศึกษานี้แยกองค์ประกอบของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของปริมาณฝนรวมรายเดือนสำหรับแต่ละคู่สถานี–แบบจำลองตามแนวทางของ Murphy (1988) ดังสมการที่ (15)

$$MSE = b^2 + (\sigma_s - r\sigma_o)^2 + \sigma_o^2(1 - r^2) \quad (15)$$

เมื่อ $b = \bar{S} - \bar{O}$ คือความคลาดเคลื่อนของค่าเฉลี่ย (*mean bias*) ซึ่ง $\bar{S}$, $\bar{O}$ แทนค่าเฉลี่ยของข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัดตามลำดับ σ_s และ σ_o แทนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลทั้งสองชุด และ r แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สันระหว่างอนุกรมเวลาของข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัด

สมการดังกล่าวแยก MSE ออกเป็นสามองค์ประกอบ ได้แก่ องค์ประกอบจากความแตกต่างของค่าเฉลี่ยองค์ประกอบที่เกี่ยวข้องกับความแตกต่างของการกระจายตัวเมื่อพิจารณาพร้อมกับระดับสหสัมพันธ์ และองค์ประกอบที่เกิดจากความไม่สมบูรณ์ของสหสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลา องค์ประกอบแรกสะท้อนอคติของค่าเฉลี่ยหรือความคลาดเคลื่อนเชิงระบบโดยตรง ส่วนองค์ประกอบที่สองไม่ควรตีความว่าเป็นผลของความแตกต่างด้านการกระจายเพียงอย่างเดียว เนื่องจากขนาดของพจน์ขึ้นอยู่กับทั้งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลทั้งสองชุดและระดับสหสัมพันธ์ สำหรับองค์ประกอบสุดท้าย

ขนาดของพจน์ลดลงเมื่อสหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัดเพิ่มขึ้น จึงใช้ประกอบการพิจารณาความสอดคล้องของการเปลี่ยนแปลงตามเวลาในบริบทของการศึกษานี้ การแยกองค์ประกอบดำเนินการแยกสำหรับข้อมูลแบบจำลองดิบและข้อมูลหลังการปรับแก้ด้วย QDM จากนั้นคำนวณการเปลี่ยนแปลงของ MSE และองค์ประกอบแต่ละส่วนภายในคู่สถานี-แบบจำลองเดียวกัน โดยกำหนดผลต่างเป็นค่าหลังการปรับแก้ด้วยค่าของข้อมูลดิบ ดังนั้น ค่าผลต่างที่เป็นลบแสดงว่าองค์ประกอบนั้นลดลงภายหลังการปรับแก้ ขณะที่ค่าที่เป็นบวกแสดงว่าองค์ประกอบดังกล่าวเพิ่มขึ้น

ผลการวิเคราะห์จากคู่สถานี-แบบจำลองทั้ง 60 คู่สรุปด้วยค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงในแต่ละองค์ประกอบ เนื่องจากการดำเนินการดังกล่าวยังคงคุณสมบัติการบวกของสมการ กล่าวคือ ค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลง MSE มีค่าเท่ากับผลรวมของค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลงจากองค์ประกอบทั้งสาม นอกจากนี้ ยังรายงานจำนวนคู่ที่แต่ละองค์ประกอบมีขนาดการเปลี่ยนแปลงสัมบูรณ์มากที่สุด เพื่อระบุว่าองค์ประกอบใดมีส่วนสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของ MSE เด่นชัดที่สุดในแต่ละคู่สถานี-แบบจำลอง เพื่อพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างการเปลี่ยนแปลงของการกระจายตัวกับการเปลี่ยนแปลงของความคลาดเคลื่อน การศึกษาที่ใช้สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อันดับของสเปียร์แมนประเมินความสัมพันธ์ระหว่างการเปลี่ยนแปลงของอัตราส่วนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ_s/σ_o และการเปลี่ยนแปลงของ RMSE โดยคำนวณผลต่างของตัวแปรทั้งสองเป็นค่าหลังการปรับแก้ด้วยค่าของข้อมูลดิบ การวิเคราะห์นี้ใช้ตรวจสอบว่าการเปลี่ยนแปลงของการกระจายตัวสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลแบบจำลองและข้อมูลตรวจวัดมีความสัมพันธ์กับทิศทางหรือขนาดของการเปลี่ยนแปลง RMSE หรือไม่

Results

ผลการประเมินในส่วนนี้นำเสนอจากคู่การประเมินจำนวน 60 คู่ ซึ่งเกิดจากการจับคู่ข้อมูลสถานีตรวจวัด 12 แห่งกับแบบจำลอง CMIP6 จำนวน 5 แบบจำลอง ผลการวิเคราะห์เริ่มจากการพิจารณาว่าการปรับแก้ช่วยลดความแตกต่างของการแจกแจงและคุณสมบัติทางสถิติของปริมาณฝนได้มากน้อยเพียงใด จากนั้นจึงประเมินการเปลี่ยนแปลงของตัวชี้วัดที่อาศัยการจับคู่ข้อมูลตามเวลา และพิจารณาแยกความสอดคล้องของวัฏจักรฤดูกาล ความผันแปรรายเดือน และความแปรปรวนระหว่างปี ต่อจากนั้นจึงใช้การแยกองค์ประกอบของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเพื่ออธิบายปัจจัยที่อยู่เบื้องหลังการเปลี่ยนแปลงของ RMSE และตรวจสอบความคงทนของข้อค้นพบภายใต้การวิเคราะห์เพิ่มเติม

3.1 ลักษณะข้อมูลปริมาณฝนในช่วงเปรียบเทียบและช่วงตรวจสอบ

ลักษณะของข้อมูลฝนสังเกตการณ์ในช่วงเปรียบเทียบ ค.ศ. 1981–2000 และช่วงตรวจสอบแบบอิสระ ค.ศ. 2001–2014 แสดงใน Figure 3 โดยรูปแบบปริมาณฝนเฉลี่ยรายเดือนของทั้งสองช่วงมีลักษณะใกล้เคียงกัน Figure 3(a) ปริมาณฝนเพิ่มขึ้นในช่วงต้นฤดูฝน มีค่าสูงในเดือนพฤษภาคม และเพิ่มขึ้นอีกครั้งในช่วงเดือนกันยายน–ตุลาคมก่อนลดลงอย่างชัดเจนในช่วงปลายปี รูปแบบดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าวัฏจักรฤดูกาลของข้อมูลฝนในช่วงตรวจสอบยังคงมีลักษณะโดยรวมใกล้เคียงกับช่วงที่ใช้ประมาณฟังก์ชันการปรับแก้ ปริมาณฝนรวมรายปีในแต่ละปีแสดงความผันแปรระหว่างปีทั้งในช่วงเปรียบเทียบและช่วงตรวจสอบ Figure 3(b) ขณะที่ความถี่วันฝนตกเฉลี่ยของเครือข่ายลดลงเล็กน้อยจาก 0.376 ในช่วงเปรียบเทียบเป็น 0.366

ในช่วงตรวจสอบ อย่างไรก็ตาม การเปลี่ยนแปลงดังกล่าวไม่ได้เกิดขึ้นในทิศทางเดียวกันทุกสถานี ดังแสดงใน Figure 3(c) ซึ่งพบทั้งสถานีที่มีความถี่วันฝนตกในช่วงตรวจสอบสูงขึ้นและต่ำลงเมื่อเทียบกับช่วงเปรียบเทียบ

เมื่อพิจารณาคุณลักษณะของข้อมูลรายสถานีตาม Table 1 พบว่าความเข้มฝนเฉลี่ยต่อวันฝนตกอยู่ระหว่าง 5.1–13.1 มม. ต่อวัน ขณะที่ปริมาณฝนรายวันสูงสุดตลอดช่วงข้อมูลอยู่ระหว่าง 54.2–298.5 มม. ต่อวัน และค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ความหน่วง 1 วันอยู่ระหว่าง 0.19–0.66 สถานี 500008 และ 500009 มีความเข้มฝนเฉลี่ยต่อวันฝนตกต่ำที่สุดในกลุ่มตัวอย่าง โดยมีค่า 5.1 และ 5.2 มม. ต่อวันตามลำดับ แต่มีค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ความหน่วง 1 วันสูงที่สุดสองลำดับแรก คือ 0.66 และ 0.63 ลักษณะที่แตกต่างกันระหว่างสถานีเหล่านี้แสดงให้เห็นว่าเครือข่ายที่ใช้ประเมินครอบคลุมอนุกรมฝนที่มีทั้งความแตกต่างด้านความเข้มของฝน ขนาดของเหตุการณ์รุนแรง และโครงสร้างการคงอยู่ของปริมาณฝนตามเวลา

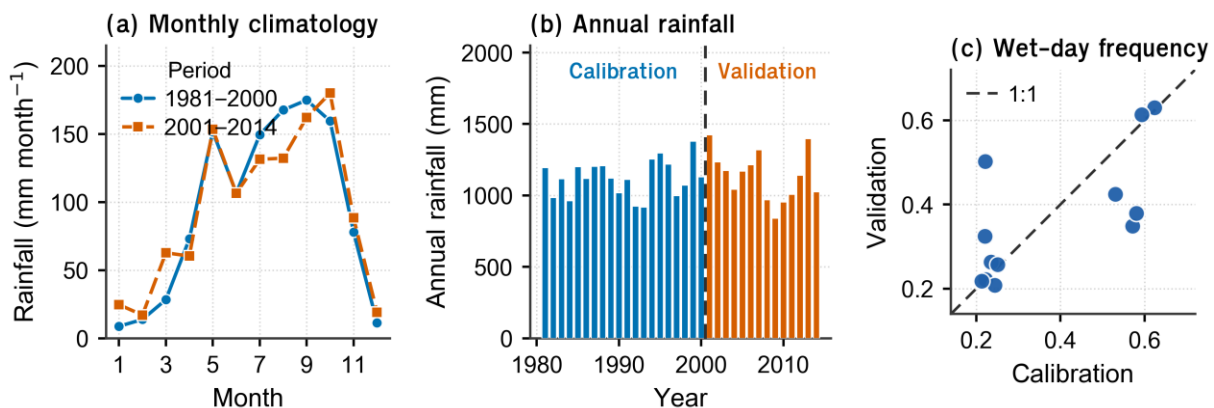


Figure 3 Observed rainfall characteristics during the calibration (1981–2000) and independent validation (2001–2014) periods: (a) monthly climatology of regional-mean rainfall, (b) regional-mean annual rainfall, and (c) wet-day frequency of each station in the two periods

3.2 การถ่ายทอดคุณสมบัติเชิงการแจกแจงข้ามช่วงเวลา

ผลการประเมินในช่วงตรวจสอบเวลาอิสระแสดงใน Figure 4(a)–(c) และ Table 3 พังก์ชัน QDM ที่ประมาณจากช่วงสอบเทียบสามารถปรับปรุงความสอดคล้องของการแจกแจงได้ในคู่สถานี–แบบจำลองส่วนใหญ่ แม้จะไม่มี การนำข้อมูลตรวจวัดจากช่วงตรวจสอบมาใช้ประมาณฟังก์ชันใหม่

เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยจากคู่สถานี–แบบจำลองทั้ง 60 คู่ การปรับแก้ทั้งสองรูปแบบช่วยลดความแตกต่างของการแจกแจงได้อย่างชัดเจน โดยค่าสถิติ Kolmogorov–Smirnov (KS) ลดลงจาก 0.201 สำหรับข้อมูลดิบ เหลือ 0.105 สำหรับการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี (annual-pooled fitting) ซึ่งมีผลดีขึ้นจำนวน 50 จาก 60 คู่ (ร้อยละ 83) และลดลงเหลือ 0.102 สำหรับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน (calendar-month fitting) ซึ่งมีผลดีขึ้นจำนวน 52 จาก 60 คู่ (ร้อยละ 87) ในทำนองเดียวกัน ค่า Perkins skill score (PSS) เพิ่มขึ้นจาก 0.776 เป็น 0.859 สำหรับการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี และเป็น 0.861 สำหรับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน โดยมีผลดีขึ้นจำนวน 51 จาก 60 คู่ (ร้อยละ 85) ในทั้งสองรูปแบบ

ผลดังกล่าวแสดงถึงความสอดคล้องของการแจกแจงระหว่างข้อมูลจำลองกับข้อมูลตรวจวัดที่เพิ่มขึ้นภายหลังการปรับแก้ด้วย QDM ไม่ว่าจะใช้รูปแบบการประมาณใด

สำหรับคุณสมบัติส่วนหางของการแจกแจงและเหตุการณ์ฝนหนัก ขนาดอคติสัมพัทธ์เฉลี่ยของควอนไทล์ที่ 99 (q_{99}) ภายใต้การประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปีลดลงจากร้อยละ -29.25 เป็น -11.29 (ดีขึ้น 44 คู่) และลดลงเหลือร้อยละ -4.06 (ดีขึ้น 43 คู่) ภายใต้การประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน ส่วนขนาดอคติสัมพัทธ์ของปริมาณฝนสูงสุดในหนึ่งวัน ($Rx1day$) ลดลงจากร้อยละ -19.93 เป็น -4.72 (ดีขึ้น 45 คู่) สำหรับการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี และเป็น +1.46 (ดีขึ้น 43 คู่) สำหรับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน ผลลัพธ์ทั้งสองตัวชี้วัดสะท้อนว่า QDM ช่วยลดการประเมินค่าฝนหนักต่ำกว่าข้อมูลตรวจวัดในคู่ประเมินส่วนใหญ่ แม้ประสิทธิภาพจะแตกต่างกันระหว่างคู่สถานี-แบบจำลอง ในด้านอคติเชิงระบบ ค่า PBIAS เฉลี่ยเปลี่ยนจากร้อยละ +9.45 สำหรับข้อมูลดิบเป็น -0.09 (ดีขึ้น 36 คู่) และ -0.08 (ดีขึ้น 37 คู่) ตามลำดับ สำหรับดัชนีความเข้มข้นของปริมาณฝนเฉลี่ยต่อวันฝนตก (SDII) ค่าอคติสัมพัทธ์เฉลี่ยเปลี่ยนจากร้อยละ -25.70 เป็น +8.49 สำหรับการประมาณแบบรวมข้อมูลตลอดปี และ +9.80 สำหรับการประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน (โดยมีขนาดอคติลดลง 36 คู่ในทั้งสองรูปแบบ) การเปลี่ยนเครื่องหมายของอคติ SDII แสดงให้เห็นว่า โดยเฉลี่ย QDM ปรับการประเมินที่ต่ำกว่าข้อมูลตรวจวัดในข้อมูลดิบไปเป็นการประเมินที่สูงกว่าข้อมูลตรวจวัดเล็กน้อยภายหลังการปรับแก้ โดยรวม ผลจากช่วงตรวจสอบอิสระแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชัน QDM ที่ประมาณจากช่วงสอบเทียบสามารถถ่ายทอดความสอดคล้องเชิงการแจกแจงและลดขนาดอคติของฝนหนักไปยังช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้ในการสอบเทียบได้ในคู่ประเมินส่วนใหญ่ อย่างไรก็ตาม สัดส่วนของคู่ที่ปรับปรุงแตกต่างกันตามตัวชี้วัด โดยความสอดคล้องของการแจกแจงปรับปรุงอย่างสม่ำเสมอมากกว่าอคติเชิงระบบและ SDII

3.3 การเปลี่ยนแปลงของดัชนีความคลาดเคลื่อนจากรูปแบบการประมาณ

ผลของการปรับแก้ต่อดัชนีที่อาศัยการจับคู่ข้อมูลตามเวลาแตกต่างกันอย่างชัดเจนระหว่าง annual-pooled fitting และ calendar-month fitting ดังแสดงใน Table 3 และ Figure 4(d)–(f) สำหรับ annual-pooled fitting ค่า RMSE ของปริมาณฝนรวมรายเดือนเพิ่มขึ้นจาก 116.2 เป็น 124.7 มม. ต่อเดือน และมีเพียง 22 จาก 60 คู่การประเมิน หรือร้อยละ 37 ที่มีค่า RMSE ลดลงหลังการปรับแก้ ในทิศทางเดียวกัน ค่า NSE ลดลงจาก -0.711 เป็น -0.974 และค่า KGE ลดลงจาก 0.229 เป็น 0.203 ในทางกลับกัน calendar-month fitting ให้ผลต่างออกไป โดยลดค่า RMSE เหลือ 109.3 มม. ต่อเดือน และมี 38 จาก 60 คู่การประเมิน หรือร้อยละ 63 ที่มีค่า RMSE ดีขึ้น ค่า NSE เพิ่มขึ้นเป็น -0.513 ขณะที่ KGE เพิ่มขึ้นเป็น 0.333 ความแตกต่างดังกล่าวเกิดขึ้นแม้ว่าผลด้านความสอดคล้องของการแจกแจงจากทั้งสองวิธีจะอยู่ในระดับใกล้เคียงกัน โดยค่าสถิติ Kolmogorov–Smirnov เท่ากับ 0.102 และ 0.105 ตามลำดับ และค่า Perkins skill score เท่ากับ 0.861 และ 0.859 ผลการทดสอบนัยสำคัญใน Table 4 สนับสนุนความแตกต่างของผลระหว่างสองรูปแบบการประมาณ ภายใต้การควบคุมการทดสอบหลายครั้งด้วยวิธี Benjamini–Yekutieli (2001) annual-pooled fitting ทำให้ RMSE รายเดือนแย่ลงอย่างมีนัยสำคัญใน 31 จาก 60 คู่ ขณะที่ดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญใน 18 คู่ ส่วน calendar-month fitting ให้ผลในทิศทางตรงกันข้าม โดย RMSE ดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญใน 14 คู่ และแย่ลงเพียง 1 คู่ ส่วนอีก 45 คู่ไม่พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ

สำหรับ MAE รายเดือน ทั้งสองวิธีให้ผลใกล้เคียงกัน โดยพบการลดลงอย่างมีนัยสำคัญ 5 คู่ และไม่พบคู่ใดที่ MAE เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ดังแสดงในวงเล็บของ Table 4 เมื่อพิจารณาพร้อมกับผลในหัวข้อ 3.2 จะเห็นว่า annual-pooled fitting และ calendar-month fitting สามารถปรับปรุงคุณสมบัติเชิงการแจกแจงในช่วงตรวจสอบได้ในระดับใกล้เคียงกัน แต่ให้ผลต่อดัชนีที่อาศัยการจับคู่ข้อมูลตามเวลาแตกต่างกันอย่างมาก โดยเฉพาะ RMSE, NSE และ KGE ผลดังกล่าวจึงชี้ว่า การประเมินประสิทธิภาพของ QDM ไม่ควรอาศัยความสอดคล้องของการแจกแจงเพียงอย่างเดียว และการเปลี่ยนแปลงของ RMSE ควรพิจารณาต่อว่ามืองค์ประกอบใดเป็นสาเหตุหลัก ซึ่งจะวิเคราะห์ในหัวข้อถัดไป

3.4 ความสอดคล้องของการเปลี่ยนแปลงตามเวลา

Table 3 แสดงว่าการปรับแก้ด้วย QDM ไม่ได้เพิ่มความสอดคล้องของการเปลี่ยนแปลงตามเวลาในทุกมิติ ผลที่ชัดเจนที่สุดเกิดกับองค์ประกอบของวัฏจักรฤดูกาล โดย calendar-month fitting เพิ่มค่า climatological r จาก 0.643 เป็น 0.884 และปรับปรุงขึ้นใน 59 จาก 60 คู่ ขณะที่ annual-pooled fitting ลดลงเล็กน้อยเหลือ 0.629 และดีขึ้นเพียง 28 คู่ ผลในทิศทางเดียวกันปรากฏใน monthly r ซึ่งเพิ่มจาก 0.342 เป็น 0.430 สำหรับ calendar-month fitting แต่ลดลงเหลือ 0.328 สำหรับ annual-pooled fitting

Table 3 Validation performance over the independent holdout period (2001-2014) for the two temporal-grouping configurations of QDM, across the 60 evaluation combinations

Group	Metric	Raw	Annual-pooled	n	Calendar-month	n
Bias	PBIAS (%)	+9.45	-0.09	36/60	-0.08	37/60
Distribution	SDII relative bias (%)	-25.70	+8.49	36/60	+9.80	36/60
	Kolmogorov-Smirnov D	0.201	0.105	50/60	0.102	52/60
	Perkins skill score	0.776	0.859	51/60	0.861	51/60
	q95 relative bias (%)	-18.93	+7.08	38/60	+6.82	38/60
	q99 relative bias (%)	-29.25	-11.29	44/60	-4.06	43/60
	Rx1day relative bias (%)	-19.93	-4.72	45/60	+1.46	43/60
Error	RMSE (mm month ⁻¹)	116.20	124.74	22/60	109.33	38/60
	MAE (mm month ⁻¹)	78.15	81.07	25/60	69.98	38/60
	NSE	-0.711	-0.974	22/60	-0.513	38/60
	KGE	0.229	0.203	25/60	0.333	42/60
Timing	Monthly r	0.342	0.328	21/60	0.430	48/60
	Climatological r	0.643	0.629	28/60	0.884	59/60
	Monthly anomaly r	0.011	0.011	32/60	0.003	23/60
	Annual r	0.025	0.038	37/60	-0.028	23/60

อย่างไรก็ตาม เมื่อขจัดอิทธิพลของวัฏจักรฤดูกาลออกแล้ว ความสอดคล้องของความผันแปรรายเดือนไม่ได้ดีขึ้น โดย monthly anomaly r มีค่า 0.011 ก่อนการปรับแก้ คงเดิมที่ 0.011 สำหรับ annual-pooled fitting และลดลงเป็น 0.003 สำหรับ calendar-month fitting เช่นเดียวกับความสัมพันธ์ของปริมาณฝนรายปี ซึ่งมีค่าใกล้เคียงกันทั้งก่อนและหลังการปรับแก้ โดยเปลี่ยนจาก 0.025 เป็น 0.038 และ - 0.028 ตามลำดับ ผลดังกล่าวชี้ว่า calendar-month fitting ช่วยให้รูปแบบตามฤดูกาลของปริมาณฝนสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น แต่ไม่ได้เพิ่มความสอดคล้องของความผันแปรรายเดือนหลังหักอิทธิพลของฤดูกาลหรือความแปรปรวนระหว่างปี กล่าวคือ การปรับปรุงของ monthly correlation เกิดขึ้นพร้อมกับการปรับปรุงของ seasonal cycle เป็นหลัก ไม่ได้บ่งชี้ว่าความสัมพันธ์ของการเปลี่ยนแปลงตามเวลาทั้งหมดดีขึ้น

Table 4 Paired raw-to-QDM changes during the independent holdout period

Config.	Metric	Δ	Lower CL	Upper CL	Better	Worse	No diff.
Annual- pooled	Monthly RMSE (mm mo ⁻¹)	+8.71	+3.35	+17.17	18 (19)	31 (32)	11 (9)
	Monthly PBIAS (%)	-7.82	-19.08	+9.91	5 (10)	0 (3)	55 (47)
Calendar- month	Monthly RMSE (mm mo ⁻¹)	-6.08	-25.26	+9.66	14 (23)	1 (3)	45 (34)
	Monthly PBIAS (%)	-6.34	-20.14	+10.54	5 (9)	0 (1)	55 (50)

Note: Derived from a 2,000-replicate year-block bootstrap. Counts are shown using Benjamini-Yekutieli; Δ is the median across the 60 evaluation combinations

3.5 การแยกองค์ประกอบของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

การแยกองค์ประกอบของ MSE ช่วยอธิบายเหตุผลที่ผลของ QDM แตกต่างกันระหว่างตัวชี้วัดในหัวข้อก่อนหน้า แม้ QDM จะทำให้คุณสมบัติเชิงการแจกแจงของปริมาณฝนใกล้เคียงข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น แต่ขนาดความคลาดเคลื่อนของข้อมูลที่จับคู่กันตามเวลาไม่ได้ลดลงเสมอไป ดังแสดงใน Figure 5(a) ข้อมูลดิบมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์รายเดือนเฉลี่ยเพียง 0.342 ขณะที่อัตราส่วนการกระจายเฉลี่ยเท่ากับ 1.169 และอยู่สูงกว่าระดับที่ให้ค่า MSE ต่ำสุดในทุกคู่การประเมิน หลังการปรับแก้ด้วย QDM อัตราส่วนดังกล่าวเพิ่มเป็น 1.286 โดยยังคงสูงกว่าระดับที่เหมาะสม ความสัมพันธ์นี้ปรากฏชัดใน Figure 5(b) ซึ่งแสดงความสัมพันธ์เชิงบวกอย่างมากระหว่างการเปลี่ยนแปลงของอัตราส่วนการกระจายกับการเปลี่ยนแปลงของ RMSE โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อันดับของสเปียร์แมนเท่ากับ 0.95 และมีค่าอยู่ระหว่าง 0.73–1.00 เมื่อพิจารณาแยกตามแบบจำลอง กล่าวคือ คู่ที่ QDM ทำให้อัตราส่วนการกระจายเพิ่มขึ้นมาก มักมี RMSE เพิ่มขึ้นตามไปด้วย ค่าสหสัมพันธ์เหล่านี้รายงานเพื่ออธิบายรูปแบบของข้อมูล โดยไม่ใช่ทดสอบนัยสำคัญ เนื่องจากคู่การประเมินจำนวนมากไม่ได้เป็นหน่วยอิสระต่อกัน ผลการแยก MSE ตามองค์ประกอบใน Figure 5(c) สนับสนุนข้อสังเกตดังกล่าว องค์ประกอบด้านการกระจายเพิ่มขึ้นเฉลี่ย +2,891 (มม. ต่อเดือน)² ขณะที่องค์ประกอบด้านอคติของค่าเฉลี่ยลดลง - 237 และองค์ประกอบจากการขาดสหสัมพันธ์เพิ่มขึ้นเพียง +77 ส่งผลให้ MSE เปลี่ยนแปลงสุทธิ +2,731 (มม. ต่อเดือน)² นอกจากนี้ องค์ประกอบด้าน

การกระจายมีขนาดการเปลี่ยนแปลงมากที่สุด ใน 56 จาก 60 คู่การประเมิน จึงชี้ว่าการเปลี่ยนแปลงของ RMSE หลังการปรับแก้สัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของการกระจายมากกว่าการเปลี่ยนแปลงของสหสัมพันธ์เชิงเวลา

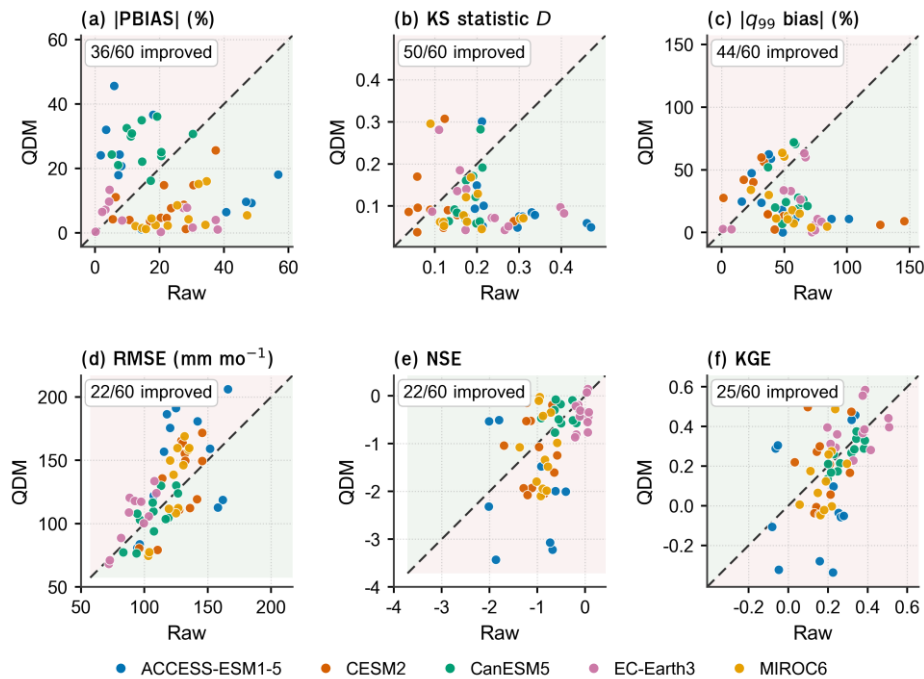


Figure 4 Raw versus QDM-corrected performance over the independent validation period (2001-2014) for the 60 evaluation combinations. Panels (a)-(c) show systematic bias and distributional fidelity; panels (d)-(f) show error-based performance. Points below the 1:1 line in (a)-(d) and above it in (e)-(f) indicate improvement, and the shaded regions mark the improving side

Figure 5(d) อธิบายต่อว่าความแตกต่างระหว่างการประมาณแบบรวมทุกเดือนและแบบแยกตามเดือนปฏิทินเกิดขึ้นจากองค์ประกอบใด การประมาณแยกตามเดือนปฏิทินลดองค์ประกอบของวัฏจักรฤดูกาลลง - 3,202 (มม. ต่อเดือน)² ขณะที่การประมาณแบบรวมทุกเดือนทำให้องค์ประกอบเดียวกันเพิ่มขึ้น +412 ในทางตรงกันข้าม องค์ประกอบของค่าเบี่ยงรายเดือนเพิ่มขึ้นในขนาดใกล้เคียงกัน คือ +2,132 และ +2,319 ตามลำดับ ดังนั้น ผลต่างระหว่างสองรูปแบบการประมาณในส่วนของวัฏจักรฤดูกาลมีขนาด 3,614 (มม. ต่อเดือน)² หรือคิดเป็นร้อยละ 95.1 ของผลต่างรวม ขณะที่ส่วนของค่าเบี่ยงรายเดือนแตกต่างกันเพียง 187 (ร้อยละ 4.9) ผลนี้ชี้ว่าความได้เปรียบของการประมาณแยกตามเดือนปฏิทินในด้าน RMSE, NSE, KGE และสหสัมพันธ์รายเดือน เกิดขึ้นเกือบทั้งหมดจากการลดความคลาดเคลื่อนของวัฏจักรฤดูกาล มิใช่จากการทำให้ความผันแปรรายเดือนสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น ผลดังกล่าวสอดคล้องกับหัวข้อ 3.4 ซึ่งพบว่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงรายเดือนไม่ดีขึ้นอย่างมีสาระหลังการปรับแก้ กล่าวอีกนัยหนึ่ง QDM สามารถปรับคุณสมบัติเชิงการแจกแจงและภายใต้การ

ประมาณแยกตามเดือนปฏิทินสามารถลดความคลาดเคลื่อนของวัฏจักรฤดูกาลได้ แต่ไม่ได้สร้างความสอดคล้องของความผันแปรหรือจังหวะการเกิดฝนตามเวลาที่ไม่อยู่ในแบบจำลองเดิม ข้อค้นพบนี้จึงเป็นแกนสำคัญในการแยกความหมายระหว่าง distributional fidelity, seasonal-cycle agreement และ temporal correspondence ซึ่งเป็นสมรรถนะคนละมิติและไม่ควรตีความแทนกัน

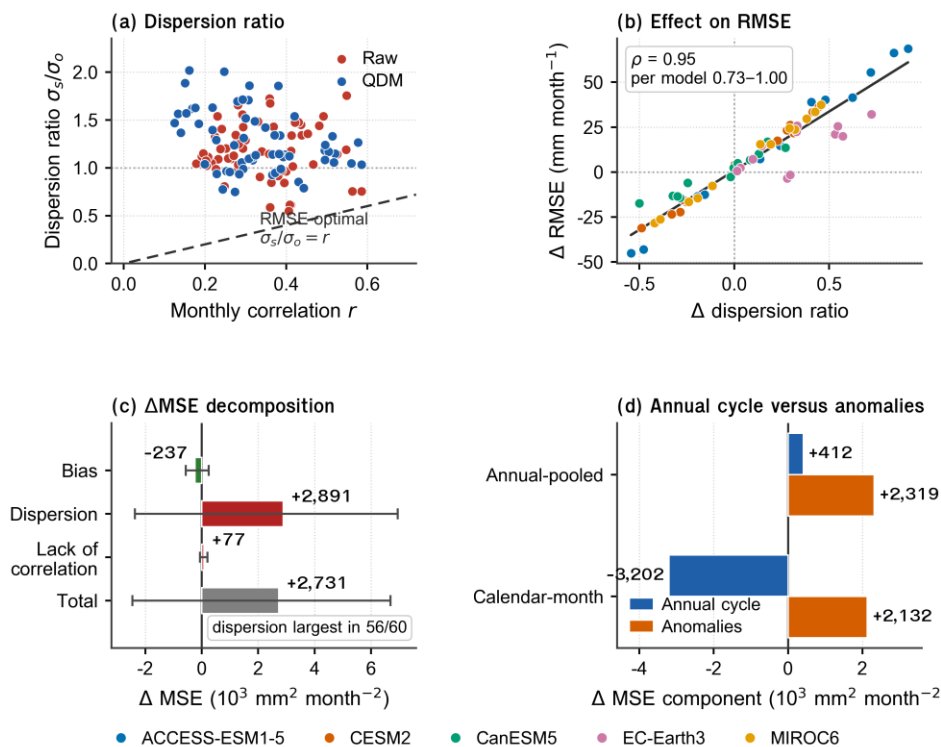


Figure 5 Factors linked to error metric changes after QDM correction during the independent validation

period: (a) dispersion ratio vs. monthly correlation (dashed line = RMSE-optimal); (b) Δ dispersion ratio vs. Δ RMSE (annual-pooled); (c) Δ MSE decomposition into bias, dispersion, and lack-of-correlation components (Eq. 15); and (d) Δ MSE partitioned into annual-cycle and anomaly components across both groupings. Bars in (c)–(d) show 60-combination additive means; whiskers in (c) denote the interquartile range

3.6 ความแตกต่างระหว่างแบบจำลองและสถานี และความคงทนของข้อสรุป

ผลของ QDM แตกต่างกันทั้งระหว่างแบบจำลองและระหว่างสถานี ดังแสดงใน Figure 6 โดยการเปลี่ยนแปลงของ RMSE หลังการปรับแก้มีทั้งเพิ่มขึ้นและลดลงในแต่ละคู่สถานี–แบบจำลอง ACCESS-ESM1-5 มีค่า RMSE เฉลี่ยเพิ่มขึ้นมากที่สุด จาก 129.6 เป็น 147.9 มม. ต่อเดือน ขณะที่ CanESM5 เป็นแบบจำลองเดียวที่ค่าเฉลี่ยลดลงเล็กน้อย จาก 107.5 เป็น

106.4 มม. ต่อเดือน ในทางกลับกัน อดติของควอนไทล์ที่ 99 ลดลงในการประเมินส่วนใหญ่ โดยการปรับปรุงเด่นชัดที่สถานี 500008 และ 500009 ซึ่งแบบจำลองมีอคติของฝนหนักสูง ความแตกต่างนี้สะท้อนว่า QDM สามารถปรับปรุงคุณสมบัติเชิงการแจกแจงได้ แม้ผลต่อขนาดความคลาดเคลื่อนจะไม่ใช่ไปในทิศทางเดียวกันทุกแบบจำลองและทุกสถานี

เมื่อเปรียบเทียบรูปแบบการประมาณฟังก์ชัน การแยกตามเดือนปฏิทินให้ผลดีกว่าการรวมข้อมูลทุกเดือน อย่างชัดเจนในตัวชี้วัดที่ได้รับอิทธิพลจากวัฏจักรฤดูกาล ค่า RMSE เฉลี่ยลดลงจาก 124.7 เป็น 109.3 มม. ต่อเดือน และจำนวนคู่ที่มี RMSE ดีขึ้นเพิ่มจาก 22 เป็น 38 คู่ ขณะที่สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของวัฏจักรฤดูกาลเพิ่มจาก 0.629 เป็น 0.884 อย่างไรก็ตาม ความได้เปรียบดังกล่าวไม่ได้เกิดจากการปรับปรุงความสอดคล้องของความแปรปรวนตามเวลาโดยตรง เนื่องจากค่าสหสัมพันธ์ของ monthly anomaly แทบไม่เปลี่ยนแปลง และความสัมพันธ์ของปริมาณฝนรายปียังคงอยู่ใกล้เคียง ผลจึงสอดคล้องกับการแยกองค์ประกอบของ MSE ที่แสดงว่าความแตกต่างของ RMSE ระหว่างสองรูปแบบมีสาเหตุหลักจากองค์ประกอบที่เกี่ยวข้องกับวัฏจักรฤดูกาล มากกว่าการฟื้นคืนความสอดคล้องของความผันแปรตามเวลา การตรวจสอบความคงทนของผลลัพธ์ให้ข้อสรุปในทิศทางเดียวกัน การจำกัดหางบนของการแจกแจงที่ 1.5 เท่าของค่าสูงสุดในช่วงเปรียบเทียบส่งผลต่อค่า PBIAS เพียง - 0.08 จุดร้อยละ และต่ออคติของ Rx1day เพียง - 0.79 จุดร้อยละ โดยไม่เปลี่ยนข้อสรุปหลักเกี่ยวกับความแตกต่างระหว่างการประมาณแบบรวมทุกเดือนและแบบแยกตามเดือนปฏิทิน ดังนั้น แม้ขนาดของผลลัพธ์จะแปรผันตามทางเลือกเชิงวิเคราะห แต่ข้อค้นพบหลักยังคงเดิม คือ การจัดกลุ่มข้อมูลตามเดือนปฏิทินช่วยลดความคลาดเคลื่อนที่สัมพันธ์กับวัฏจักรฤดูกาล แต่ไม่ได้ทำให้ความสอดคล้องของความผันแปรของฝนตามลำดับเวลาเพิ่มขึ้นอย่างมีสาระ สำหรับการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยกลุ่มแบบจำลองแบบไม่ถ่วงน้ำหนัก ซึ่งแสดงใน Table 5 และ Figure 7 พบว่าการเฉลี่ยข้ามแบบจำลองช่วยลดขนาดความคลาดเคลื่อนเมื่อเทียบกับแบบจำลองเดี่ยว โดยค่า RMSE ของกลุ่มแบบจำลองสำหรับข้อมูลดิบเท่ากับ 91.7 มม. ต่อเดือน ต่ำกว่าค่าเฉลี่ยของแบบจำลองเดี่ยวทุกแบบจำลอง ภายหลังใช้ QDM แบบรวมทุกเดือน ค่า RMSE เพิ่มขึ้นเล็กน้อยเป็น 93.8 มม. ต่อเดือน พร้อมกับค่า NSE ที่ลดลงจาก - 0.038 เป็น - 0.085 และค่าสหสัมพันธ์รายเดือนที่ลดลงจาก 0.440 เป็น 0.436 อย่างไรก็ตาม เมื่อใช้ QDM ที่ประมาณแยกตามเดือนปฏิทิน ค่า RMSE ของกลุ่มแบบจำลองลดลงเหลือ 79.1 มม. ต่อเดือน ค่า MAE ลดลงเหลือ 52.0 มม. ต่อเดือน และ NSE เพิ่มขึ้นเป็น 0.224 ขณะที่ค่าสหสัมพันธ์รายเดือนเพิ่มเป็น 0.565 ผลนี้ชี้ว่า ประโยชน์ของการเฉลี่ยกลุ่มแบบจำลองไม่ได้เกิดขึ้นจากการปรับแก้อคติเพียงอย่างเดียว แต่ขึ้นอยู่กับรูปแบบที่ใช้ประมาณฟังก์ชัน QDM ด้วย โดยการแยกตามเดือนปฏิทินให้ผลสอดคล้องกับข้อค้นพบจากการวิเคราะห์รายแบบจำลอง คือ ช่วยปรับวัฏจักรฤดูกาลและลดความคลาดเคลื่อนโดยรวมได้มากกว่า ขณะที่หลักฐานยังไม่สนับสนุนว่าการปรับแก้ดังกล่าวสามารถฟื้นคืนความสอดคล้องของความผันแปรของฝนตามเวลาได้โดยตรง ผลในระดับแบบจำลอง สถานี ทางเลือกเชิงวิเคราะห และค่าเฉลี่ยกลุ่มแบบจำลองจึงสนับสนุนข้อค้นพบเดียวกัน กล่าวคือ QDM สามารถปรับปรุงคุณสมบัติเชิงการแจกแจงและลดอคติบางประเภทได้ แต่ผลต่อดัชนีที่อาศัยการจับคู่ตามเวลาไม่ใช่ไปในทิศทางเดียวกันทุกกรณี ประเด็นถัดไปจึงพิจารณาการเลือกปริมาณที่อยู่เบื้องหลังความแตกต่างดังกล่าว

Discussion

4.1 การตรวจสอบด้วยช่วงเวลาอิสระเผยให้เห็นการแลกเปลี่ยนเชิงสมรรถนะ

ข้อค้นพบหลักของการศึกษานี้มิใช่การตัดสินว่าการปรับแก้อดีตดีหรือไม่ดี หากแต่อยู่ที่กรอบการตรวจสอบด้วยช่วงเวลาอิสระซึ่งเผยให้เห็นการแลกเปลี่ยนเชิงสมรรถนะที่การประเมินภายในช่วงปรับแก้เดียวกันอาจมองไม่เห็น ฟังก์ชันการแปลงที่ประมาณจากช่วง ค.ศ. 1981–2000 ยังคงลอคคิตเชิงระบบและปรับปรุงคุณสมบัติเชิงการแจกแจงเมื่อนำไปใช้กับช่วง ค.ศ. 2001–2014 โดยตรึงฟังก์ชันเดิมไว้ อย่างไรก็ตาม การปรับปรุงดังกล่าวไม่ได้ถ่ายทอดไปยังตัวชี้วัดทุกมิติในทิศทางเดียวกัน โดยเฉพาะภายใต้การประมาณแบบรวมทุกเดือน ซึ่งทำให้ RMSE ต่ำลงอย่างมีนัยสำคัญใน 31 จาก 60 คู่การประเมิน ผลนี้ชี้ว่าความสัมพันธ์ที่ QDM ประมาณขึ้นมีความสามารถในการถ่ายทอดข้ามช่วงเวลาภายในบันทึกประวัติศาสตร์สำหรับคุณสมบัติบางประการ แต่ไม่ใช่ทั้งหมด ขณะเดียวกัน ผลจากการแยกองค์ประกอบ MSE แสดงว่าความแตกต่างดังกล่าวไม่ได้อธิบายได้ด้วยคุณสมบัติเชิงเวลาเพียงด้านเดียว การเปลี่ยนแปลงของการกระจายและความสามารถในการรักษาวัฏจักรฤดูกาลมีส่วนสำคัญต่อทิศทางของ RMSE ด้วย ดังนั้น การที่การแจกแจงของปริมาณฝนสมจริงขึ้นจึงไม่ได้หมายความว่าขนาดความคลาดเคลื่อนของอนุกรมเวลาจะลดลงโดยอัตโนมัติ

อย่างไรก็ดี การศึกษานี้ใช้การแบ่งช่วงเวลาเพียงรูปแบบเดียว โดยกำหนดช่วงปรับแก้ 20 ปีและช่วงตรวจสอบ 14 ปี จึงควรตีความผลเป็นหลักฐานของความสามารถในการถ่ายทอดข้ามช่วงเวลาในระดับหนึ่งภายใต้การแบ่งช่วงที่กำหนด มิใช่หลักฐานยืนยันความสามารถในการถ่ายทอดอย่างสมบูรณ์หรือความคงที่ของฟังก์ชันการแปลงในทุกสภาวะ ดังที่ Maraun *et al.* (2017) ชี้ให้เห็น ประเด็นเรื่อง stationarity ของความสัมพันธ์ที่ใช้ในการปรับแก้อดีตยังเป็นข้อจำกัดสำคัญเมื่อขยายผลไปยังสภาพภูมิอากาศที่แตกต่างจากช่วงอ้างอิง นอกจากนี้ Maraun & Widmann (2018) ยังชี้ว่าการกันข้อมูลหรือการตรวจสอบไขว้ระหว่างผลการจำลองกับข้อมูลตรวจวัดอาจได้รับอิทธิพลจากความแปรปรวนภายในของระบบภูมิอากาศ จึงไม่ควรตีความผลลัพธ์ดังกล่าวเป็นการทดสอบความถูกต้องเชิงพยากรณ์โดยตรง ข้อสังเกตนี้มีนัยต่อการตีความงานก่อนหน้าในภูมิภาค ตัวอย่างเช่น Humphries *et al.* (2024) รายงานประสิทธิภาพเปรียบเทียบของ delta change และ quantile mapping สำหรับภาคใต้ของประเทศไทยจากการประเมินภายในช่วงเวลาที่ใช้ปรับแก้ ผลดังกล่าวให้ข้อมูลสำคัญเกี่ยวกับสมรรถนะภายใต้กรอบการประเมินนั้น แต่ยังไม่ได้ทดสอบโดยตรงว่าการจัดอันดับของวิธีการจะคงอยู่หรือไม่เมื่อนำฟังก์ชันที่ประมาณจากช่วงหนึ่งไปใช้กับอีกช่วงเวลาหนึ่ง

4.2 กลไกของการแลกเปลี่ยนระหว่างความสมจริงเชิงการแจกแจงและความคลาดเคลื่อนตามเวลา

โครงสร้างของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยตามสมการที่ (15) ซึ่งประกอบด้วยองค์ประกอบจากอดีตของค่าเฉลี่ย $b^2 = (\bar{S} - \bar{O})^2$ องค์ประกอบด้านการกระจายตัวร่วมกับสหสัมพันธ์ $(\sigma_S - r\sigma_O)^2$ และองค์ประกอบจากการขาดสหสัมพันธ์ $\sigma_O^2(1 - r^2)$ ช่วยอธิบายความแตกต่างระหว่างปรับปรุงคุณสมบัติเชิงการแจกแจงกับการเปลี่ยนแปลงของดัชนีความคลาดเคลื่อน ตาม Murphy (1988) ค่า MSE จะต่ำที่สุดเมื่ออัตราส่วนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลจำลองต่อข้อมูลตรวจวัด (σ_S/σ_O) เท่ากับสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) มิใช่เท่ากับหนึ่ง ในการศึกษาี้ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์รายเดือนมีค่าเฉลี่ยเพียง 0.342 ขณะที่ข้อมูลดิบมีอัตราส่วนการกระจายเฉลี่ย 1.169 ซึ่งสูงกว่าค่าที่ทำให้ MSE

ต่ำสุดอยู่แล้วในทุกคู่การประเมิน หลังการปรับแก้ QDM อัตราส่วนดังกล่าวเพิ่มเป็น 1.286 จึงเคลื่อนออกจากจุดที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ผลการแยกองค์ประกอบรายคู่สนับสนุนข้อสังเกตนี้ โดยองค์ประกอบด้านการกระจายมีขนาดใหญ่ที่สุดใน 56 จาก 60 คู่ และมีการเปลี่ยนแปลงเฉลี่ย +2,891 (มิลลิเมตรต่อเดือน)² ขณะที่องค์ประกอบจากความลำเอียงลดลงเฉลี่ย - 237 (มิลลิเมตรต่อเดือน)² ผลดังกล่าวจึงชี้ว่า ในชุดข้อมูลนี้ การปรับคุณสมบัติด้านความเข้มและการกระจายของปริมาณฝนให้ใกล้เคียงข้อมูลตรวจวัดมากขึ้นสัมพันธ์กับการเพิ่มขึ้นของความคลาดเคลื่อนรายเดือน ภายใต้เงื่อนไขที่ความสอดคล้องเชิงเวลาของข้อมูลเดิมอยู่ในระดับต่ำ อย่างไรก็ตาม ความสัมพันธ์นี้เป็นผลเฉพาะของข้อมูลและกรอบการประเมินครั้งนี้ มิได้หมายความว่า การเพิ่มความแปรปรวนจะทำให้ RMSE สูงขึ้นเสมอไป

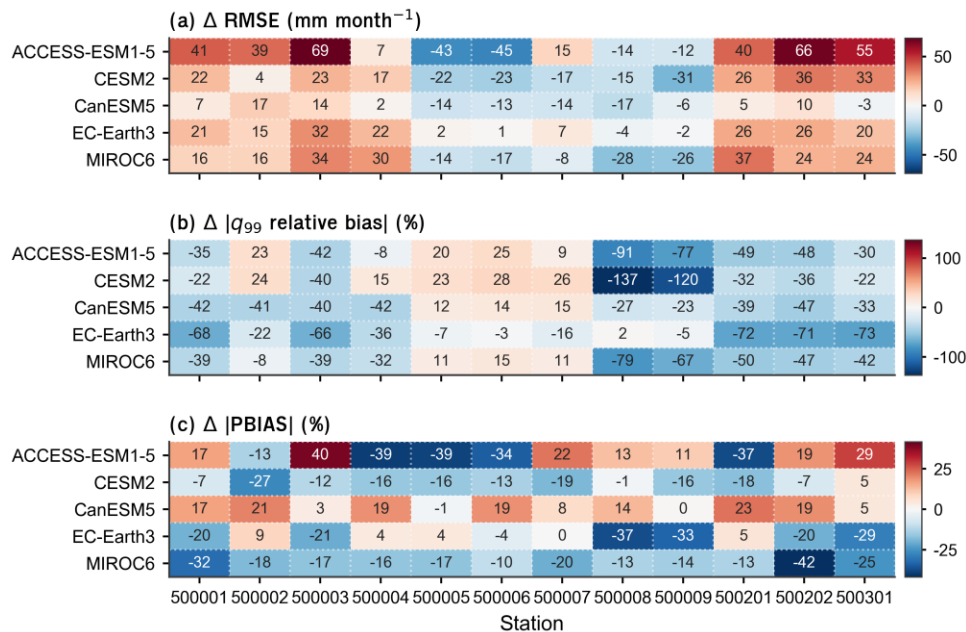


Figure 6 Station-model variation in changes after QDM correction over the independent validation period:

(a) monthly RMSE, (b) absolute q₉₉ relative bias, and (c) absolute PBIAS

ความแตกต่างระหว่างการประมาณแบบรวมทุกเดือนและแบบแยกตามเดือนปฏิทินยังคงอยู่ประเด็นนี้ แม้การประมาณแยกตามเดือนปฏิทินจะทำให้ RMSE, NSE, KGE และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์รายเดือนดีขึ้น แต่การแยกองค์ประกอบแสดงว่าประมาณร้อยละ 95 ของความแตกต่างของ MSE ระหว่างสองรูปแบบเกิดจากองค์ประกอบของวัฏจักรฤดูกาล ขณะที่องค์ประกอบของค่าเบี่ยงรายเดือนด้อยลงในขนาดใกล้เคียงกันทั้งสองกรณี (+2,132 และ +2,319 (มิลลิเมตรต่อเดือน)²) ผลดังกล่าวสอดคล้องกับค่าสหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงรายเดือน ซึ่งไม่ดีขึ้นหลังการปรับแก้ในทั้งสองรูปแบบ

ดังนั้น ผลการศึกษาชี้ว่าการปรับปรุง RMSE, NSE หรือ KGE ไม่ควรถูกตีความโดยตรงว่า QDM ช่วยเพิ่มความสอดคล้องของความแปรปรวนของฝนตามเวลา ในกรณีนี้ การประมาณแยกตามเดือนปฏิทินช่วยให้วัฏจักรฤดูกาลสอดคล้อง

กับข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น แต่ไม่ได้พินิจความสอดคล้องของค่าเบี่ยงรายเดือนที่ไม่มีอยู่ในแบบจำลองเดิม ข้อค้นพบนี้สอดคล้องกับข้อสังเกตของ *Ehret et al.* (2012) ว่าการปรับแก้สถิติสามารถเปลี่ยนคุณสมบัติทางสถิติของผลจำลองได้ โดยไม่ได้เพิ่มสารสนเทศเกี่ยวกับกระบวนการหรือความแปรปรวนเชิงเวลาที่แบบจำลองไม่สามารถจำลองได้แต่เดิม

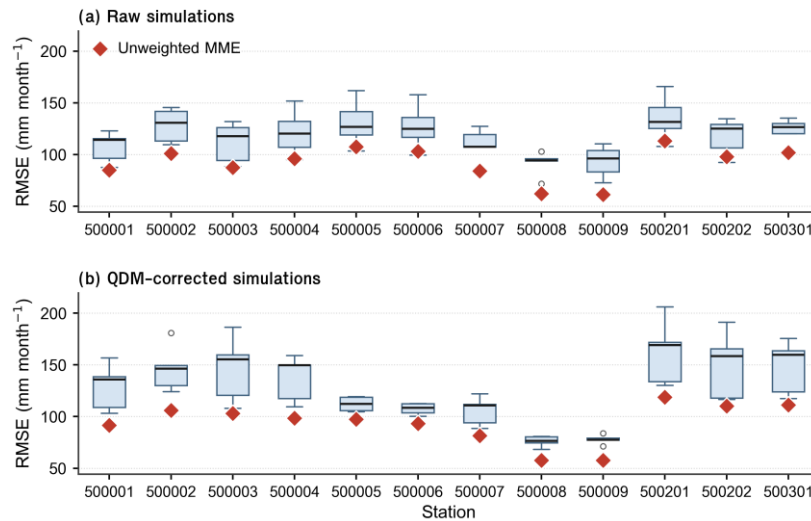


Figure 7 Monthly RMSE of the five individual models (boxes) and of the unweighted multi-model ensemble (diamonds) at each station over the independent validation period. Both panels share the same vertical scale

4.3 ขอบเขตของการปรับแก้สถิติต่อความสอดคล้องเชิงเวลา

ผลจากหัวข้อ 3.4 แสดงว่า QDM แทบไม่เปลี่ยนความสอดคล้องของค่าเบี่ยงรายเดือน และความสอดคล้องของปริมาณฝนรายปียังคงอยู่ในระดับใกล้เคียง ผลดังกล่าวสอดคล้องกับธรรมชาติของแบบจำลองภูมิอากาศโลกแบบดำเนินการอิสระ ซึ่งมีได้มุ่งจำลองให้เหตุการณ์ฝนเกิดขึ้นตรงกับลำดับเวลาที่สังเกตได้จริง แต่เน้นการจำลองลักษณะทางสถิติของภูมิอากาศ (*Ehret et al.*, 2012; *Gudmundsson et al.*, 2012; *Maraun & Widmann*, 2018) ในเชิงกลไก การปรับแก้แบบจับคู่ควอนไทล์เปลี่ยนขนาดและการแจกแจงของค่าฝน แต่ไม่ได้เพิ่มสารสนเทศเกี่ยวกับเวลาที่เหตุการณ์เกิดขึ้น อย่างไรก็ตามไม่ควรสรุปจากความเป็นเอกโทของฟังก์ชันเพียงอย่างเดียวว่าโครงสร้างเชิงเวลาจะไม่เปลี่ยน เพราะการแปลงแบบไม่เชิงเส้นสามารถเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันได้ อีกทั้งการกำหนดค่าต่ำกว่าเกณฑ์วันฝนตกเป็นศูนย์และการใช้ฟังก์ชันแปลงแยกตามเดือนปฏิทินอาจเปลี่ยนความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลในช่วงเวลาต่าง ๆ ได้ ดังนั้น การศึกษานี้จึงประเมินความสอดคล้องเชิงเวลาโดยตรงจากสหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงรายเดือนและปริมาณฝนรายปี แทนการอนุมานจากรูปแบบของฟังก์ชันแปลง

Table 5 Performance of the individual models and of the unweighted multi-model ensemble over the independent holdout period, averaged across the 12 stations, for the raw simulations and for both temporal-grouping configurations

QDM fit	Model	RMSE (mm mo ⁻¹)	MAE (mm mo ⁻¹)	PBIAS (%)	r	NSE	KGE
Raw	ACCESS-ESM1-5	129.6	85.1	+18.75	0.307	-1.105	0.151
	CESM2	128.3	84.4	+19.96	0.344	-1.055	0.171
	CanESM5	107.5	75.2	-0.87	0.329	-0.444	0.288
	EC-Earth3	92.3	62.2	-15.93	0.444	-0.053	0.347
	MIROC6	123.3	83.9	+25.33	0.287	-0.896	0.188
	Unweighted MME	91.7	64.9	+9.45	0.440	-0.038	0.402
Annual- pooled	ACCESS-ESM1-5	147.9	92.9	+20.49	0.314	-1.756	0.033
	CESM2	132.8	83.2	+8.58	0.322	-1.195	0.174
	CanESM5	106.4	72.7	-27.33	0.324	-0.394	0.254
	EC-Earth3	106.2	72.0	-2.87	0.422	-0.391	0.384
	MIROC6	130.5	84.6	+0.70	0.260	-1.132	0.171
	Unweighted MME	93.8	64.9	-0.09	0.436	-0.085	0.417
Calendar- month	ACCESS-ESM1-5	125.2	79.6	+19.08	0.434	-0.963	0.221
	CESM2	124.8	79.3	+11.63	0.390	-0.929	0.235
	CanESM5	102.1	63.7	-24.47	0.405	-0.294	0.330
	EC-Earth3	88.4	60.6	-3.67	0.523	+0.032	0.507
	MIROC6	106.2	66.6	-2.98	0.401	-0.412	0.371
	Unweighted MME	79.1	52.0	-0.08	0.565	+0.224	0.541

ผลการวิเคราะห์ยังช่วยอธิบายความแตกต่างระหว่างการประมาณแบบรวมทุกเดือนกับแบบแยกตามเดือนปฏิทิน การใช้ฟังก์ชันเดียวตลอดปีทำให้ความสอดคล้องของวัฏจักรฤดูกาลลดลงเล็กน้อย ขณะที่การประมาณแยกตามเดือนช่วยให้วัฏจักรฤดูกาลสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดมากขึ้น อย่างไรก็ตาม ผลดังกล่าวไม่ได้เกิดร่วมกับการปรับปรุงของความสอดคล้องในค่าเบี่ยงรายเดือนหรือปริมาณฝนรายปี จึงควรตีความว่าการจัดกลุ่มตามเดือนช่วยปรับโครงสร้างตามฤดูกาลมากกว่าจะสร้างความสอดคล้องของความแปรปรวนตามเวลาที่ไม่มีอยู่ในผลจำลองเดิมข้อสังเกตนี้สอดคล้องกับ Arif Rafhida *et al.* (2025) ซึ่งพบว่าประสิทธิภาพของการประมาณฟังก์ชันการแจกแจงแบบรายเดือนและแบบรวมทุกเดือนขึ้นอยู่กับลักษณะของพื้นที่และข้อมูลที่ศึกษา ดังนั้น ผลของการศึกษานี้จึงนำเสนอทั้งสองรูปแบบอย่างสมมาตร และใช้ความแตกต่างระหว่าง

รูปแบบดังกล่าวเพื่อแสดงว่า แม้ QDM จะปรับคุณสมบัติเชิงสถิติและวัฏจักรฤดูกาลได้ แต่ไม่ได้เพิ่มสารสนเทศเชิงเวลาที่ไม่ปรากฏอยู่ในผลการจำลองเดิม

4.4 นัยต่อการประเมินข้อมูลผ่านการปรับแก้คดี

ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า ไม่ควรประเมินประสิทธิภาพของการปรับแก้คดีจากตัวชี้วัดเพียงตัวเดียว เนื่องจากตัวชี้วัดแต่ละชนิดสะท้อนคุณสมบัติของข้อมูลคนละด้าน ตัวอย่างเช่น RMSE และ NSE ได้รับอิทธิพลทั้งจากความแตกต่างของค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน และความสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลา ดังนั้น หากความสัมพันธ์เชิงเวลาระหว่างข้อมูลจำลองกับข้อมูลตรวจวัดอยู่ในระดับต่ำ การปรับข้อมูลให้มีความแปรปรวนใกล้เคียงความเป็นจริงมากขึ้นอาจทำให้ค่า RMSE หรือ NSE แย่ลงได้ แม้ว่าคุณสมบัติทางสถิติของข้อมูลจะสมจริงขึ้นก็ตาม ในทางกลับกัน การใช้ PBIAS หรือ Kolmogorov–Smirnov statistic เพียงอย่างเดียวก็ไม่เพียงพอ เพราะตัวชี้วัดเหล่านี้สะท้อนความลำเอียงหรือความสอดคล้องของการแจกแจง แต่ไม่ได้บอกว่าการเปลี่ยนแปลงของปริมาณฝนในแบบจำลองสอดคล้องกับข้อมูลตรวจวัดตามเวลาเพียงใด ด้วยเหตุนี้ การประเมินข้อมูลหลังการปรับแก้คดีควรพิจารณาอย่างน้อยสามด้านควบคู่กัน ได้แก่ ความสอดคล้องของการแจกแจง ความลำเอียงเชิงระบบ และคุณสมบัติเชิงเวลา ความสอดคล้องของการแจกแจงอาจประเมินจาก Kolmogorov–Smirnov statistic, Perkins skill score และอคติของควอนไทล์ ขณะที่ PBIAS ใช้สะท้อนความลำเอียงของปริมาณฝนโดยรวม ส่วนคุณสมบัติเชิงเวลาควรพิจารณาทั้งขนาดความคลาดเคลื่อนและตัวชี้วัดที่แยกอิทธิพลของฤดูกาลออก เช่น สหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงรายเดือน แนวคิดนี้สอดคล้องกับ Gupta *et al.* (2009) ที่เสนอให้พิจารณาความสัมพันธ์ ความแปรปรวน และความลำเอียงเป็นองค์ประกอบแยกกัน แทนการตัดสินสมรรถนะจากดัชนีรวมเพียงค่าเดียว

ในเชิงการนำไปใช้ ผลการศึกษานี้ไม่ได้หมายความว่าข้อมูลหลังการปรับแก้คดีสามารถนำไปใช้ได้กับทุกวัตถุประสงค์โดยไม่ต้องตรวจสอบเพิ่มเติม การประเมินครั้งนี้มุ่งตรวจสอบคุณสมบัติของปริมาณฝนและการเปลี่ยนแปลงตามเวลา จึงยังไม่ได้ทดสอบการวิเคราะห์ความถี่ การประมาณค่าฝนนอกแบบ หรือผลต่อแบบจำลองอุทกวิทยา อีกทั้งช่วงตรวจสอบยาว 14 ปี ซึ่งไม่เพียงพอสำหรับประเมินเหตุการณ์รุนแรงที่มีคาบการเกิดซ้ำยาว สำหรับการประยุกต์ใช้กับแบบจำลองอุทกวิทยาแบบต่อเนื่อง ควรแยกประเด็นระหว่างการเกิดเหตุการณ์ให้ตรงกับวันที่สังเกตได้จริง กับคุณสมบัติเชิงเวลาที่ไม่ขึ้นกับจังหวะของเหตุการณ์ แบบจำลองภูมิอากาศแบบดำเนินการอิสระไม่ได้ถูกออกแบบให้จำลองเหตุการณ์ฝนให้เกิดตรงกับข้อมูลตรวจวัดในแต่ละวัน แต่คุณสมบัติอื่น เช่น สหสัมพันธ์ในตัวเอง ความยาวของช่วงฝนตกและฝนทิ้งช่วง หรือความต่อเนื่องของฤดูกาล อาจมีความสำคัญต่อการใช้งานและควรตรวจสอบเพิ่มเติม ดังนั้น ความเหมาะสมของข้อมูลผ่านการปรับแก้คดีควรตัดสินจากวัตถุประสงค์ของการนำไปใช้และคุณสมบัติที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์นั้น ๆ มากกว่าการพิจารณาว่าวิธีใดให้ค่าตัวชี้วัดโดยรวมดีที่สุดเพียงวิธีเดียว

4.5 ข้อจำกัดของการศึกษา

ผลการศึกษาควรตีความภายใต้ข้อจำกัดของการออกแบบการประเมินและข้อมูลที่ใช้

ประการแรก การศึกษานี้ประเมินพฤติกรรมของ QDM จากการถ่ายทอดฟังก์ชันการปรับแก้ระหว่างช่วงเวลาอิสระภายในข้อมูลประวัติศาสตร์โดยใช้ช่วง ค.ศ. 1981–2000 สำหรับประมาณฟังก์ชัน และช่วง ค.ศ. 2001–2014 สำหรับตรวจสอบ

ผลที่ได้จึงสะท้อนความสามารถในการถ่ายทอดข้ามช่วงเวลาภายใต้เงื่อนไขดังกล่าว ไม่ใช่หลักฐานว่าฟังก์ชันการปรับแก้จะคงที่ภายใต้ภูมิอากาศในอนาคต หรือยืนยันความสามารถเชิงพยากรณ์ของ QDM ประเด็นนี้สอดคล้องกับข้อกังวลเกี่ยวกับสมมติฐานความคงที่ของความสัมพันธ์ที่ใช้ในการปรับแก้อดีต (Ehret *et al.*, 2012)

ประการที่สอง การตรวจสอบใช้การแบ่งช่วงเวลาเพียงรูปแบบเดียว และช่วงตรวจสอบมีข้อมูลเพียง 14 ปี การประเมินความไม่แน่นอนด้วยการสุ่มซ้ำจึงควรตีความว่าเป็นความไม่แน่นอนภายใต้บันทึกเวลาที่มีอยู่ ไม่ใช่หลักฐานจากชุดข้อมูลอิสระจำนวนมากพอสำหรับอนุมานผลในระดับทั่วไป

ประการที่สาม คู่มือประเมินทั้ง 60 คู่มือไม่ได้เป็นหน่วยเชิงพื้นที่ที่เป็นอิสระต่อกันทั้งหมด เนื่องจากการจับคู่สถานีกับตำแหน่งจุดกริดที่ใกล้ที่สุดทำให้สถานีบางแห่งใช้ข้อมูลจากกริดเซลล์เดียวกัน ดังนั้น จำนวนคู่มือที่รายงานว่าปรับปรุงขึ้นควรใช้เพื่อแสดงความสม่ำเสมอของผลภายใต้ชุดสถานีและแบบจำลองที่ศึกษา มิใช่ตีความเป็นจำนวนตัวอย่างเชิงพื้นที่อิสระ ด้วยเหตุนี้ การศึกษาจึงหลีกเลี่ยงการทดสอบที่ตั้งอยู่บนสมมติฐานว่าคู่มือประเมินทั้ง 60 คู่มือเป็นอิสระต่อกัน

ประการสุดท้าย แม้สถานีทั้ง 12 แห่งผ่านเกณฑ์ควบคุมคุณภาพด้านความครบถ้วนและความเป็นเนื้อเดียวกัน แต่ลักษณะของอนุกรมฝนแตกต่างกันอย่างชัดเจน สถานีบางแห่งมีความเข้มฝนเฉลี่ยต่อวันฝนตกต่ำ ขณะที่มีความถี่วันฝนตกและค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสูงกว่าสถานีอื่น ความแตกต่างดังกล่าวอาจเกิดจากลักษณะภูมิอากาศเฉพาะพื้นที่ วิธีการตรวจวัดหรือแนวปฏิบัติในการจัดการข้อมูล ซึ่งไม่สามารถแยกสาเหตุได้จากข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้โดยตรง ดังนั้น ผลการประเมินรายสถานี โดยเฉพาะความแตกต่างที่ปรากฏใน Figure 6 ควรตีความควบคู่กับลักษณะเฉพาะของข้อมูลแต่ละสถานี และการตรวจสอบที่มาของข้อมูลในระดับสถานีหรือหน่วยงานเจ้าของข้อมูลยังเป็นประเด็นที่ควรศึกษาต่อไป

Conclusions

การศึกษานี้ประเมินวิธีควอนไทล์เดลตาแมปปิงภายใต้กรอบการตรวจสอบด้วยช่วงเวลาอิสระ โดยประมาณฟังก์ชันการปรับแก้จากข้อมูลช่วง ค.ศ. 1981–2000 ตรึงฟังก์ชันดังกล่าวไว้ แล้วนำไปใช้ประเมินกับข้อมูลช่วง ค.ศ. 2001–2014 ซึ่งไม่เคยใช้ในการปรับแก้ ครอบคลุมสถานีตรวจวัด 12 แห่งในจังหวัดประจวบคีรีขันธ์และแบบจำลอง CMIP6 จำนวน 5 แบบจำลอง ผลการตรวจสอบแสดงว่าการปรับแก้ทั้งสองรูปแบบสามารถลดอคติเชิงระบบและปรับปรุงความสอดคล้องของการแจกแจงได้ในระดับใกล้เคียงกัน โดยค่า Kolmogorov–Smirnov ลดลงจาก 0.201 เหลือประมาณ 0.10 ค่า Perkins skill score เพิ่มขึ้นจาก 0.776 เป็นประมาณ 0.86 และ PBIAS ลดลงจนใกล้ศูนย์ อย่างไรก็ตาม ผลต่อดัชนีที่อาศัยขนาดความคลาดเคลื่อนแตกต่างกันอย่างชัดเจน การประมาณฟังก์ชันแยกตามเดือนปฏิทินทำให้ RMSE รายเดือนลดลงและให้ผลดีขึ้นในคู่มือประเมินส่วนใหญ่ ขณะที่การประมาณแบบรวมทุกเดือนทำให้ RMSE เพิ่มขึ้นและด้อยลงอย่างมีนัยสำคัญในหลายคู่มือ

การแยกส่วน MSE ช่วยอธิบายความแตกต่างดังกล่าว โดยพบว่าความได้เปรียบของการประมาณแยกตามเดือนปฏิทินเกิดจากการลดความคลาดเคลื่อนของวัฏจักรฤดูกาลเป็นหลัก ซึ่งคิดเป็นประมาณร้อยละ 95 ของความแตกต่างระหว่างสองรูปแบบ ในทางตรงกันข้าม ความคลาดเคลื่อนของค่าเบี่ยงรายเดือนภายในฤดูกาลไม่ได้ดีขึ้นอย่างมีสาระ ผลนี้จึงไม่ควรตีความว่าการปรับแก้อดีตสามารถเพิ่มความสอดคล้องเชิงเวลาของเหตุการณ์ฝนได้ ข้อสรุปดังกล่าวสอดคล้องกับผลที่

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าเบี่ยงรายเดือนไม่ดีขึ้นในทั้งสองรูปแบบ สำหรับค่าเฉลี่ยกลุ่มแบบจำลองแบบไม่ถ่วงน้ำหนัก ผลการวิเคราะห์พบว่ามีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าแบบจำลองเดี่ยวทุกตัวในทุกสถานีทั้งก่อนและหลังการปรับแก้ อย่างไรก็ตาม NSE ยังคงติดลบในกรณีที่ใช้การประมาณแบบรวมทุกเดือน และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์รายเดือนไม่ได้สูงกว่าแบบจำลองเดี่ยวที่ให้ผลดีที่สุด ข้อได้เปรียบของค่าเฉลี่ยกลุ่มแบบจำลองจึงปรากฏเด่นในด้านการลดขนาดความคลาดเคลื่อนมากกว่าการเพิ่มความสามารถในการถ่ายทอดความแปรปรวนตามเวลาหรือการจำลองลำดับเหตุการณ์

โดยรวม ผลการศึกษาชี้ว่าฟังก์ชันการปรับแก้สถิติที่ประมาณจากช่วงหนึ่งของบันทึกภูมิอากาศสามารถถ่ายทอดไปยังช่วงเวลาอิสระได้ในระดับหนึ่งสำหรับคุณสมบัติเชิงการแจกแจงและสถิติเชิงระบบ แต่ไม่ได้สร้างความสอดคล้องเชิงเวลาที่ไม่ได้อยู่ในผลการจำลองเดิม ความสมจริงเชิงการแจกแจง ความคลาดเคลื่อนเชิงระบบ และความสอดคล้องตามเวลาจึงควรได้รับการประเมินเป็นคนละมิติ ไม่ควรใช้ RMSE หรือ NSE เพียงค่าเดียวตัดสินคุณภาพของการปรับแก้สถิติ ทำได้ดีที่สุด ข้อสรุปนี้จำกัดอยู่ภายใต้การตรวจสอบข้ามช่วงเวลาภายในบันทึกภูมิอากาศในอดีต จึงยังไม่สามารถยืนยันได้ว่าความสัมพันธ์ที่ใช้ในการปรับแก้จะคงอยู่ภายใต้สภาพภูมิอากาศในอนาคต

Acknowledgments

ขอขอบคุณสถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน) และกรมชลประทานที่ให้การสนับสนุนข้อมูลและเครื่องมือสำหรับการวิจัยในครั้งนี้

References

- Arif Rafhida, S., Nurdianti, S., Budiarti, R., & Khoirun Najib, M. (2025). Bias correction of CMIP6 rainfall projection for the Lake Toba region, Indonesia, using quantile delta mapping with monthly distribution fitting. *Vietnam Journal of Earth Sciences*. <https://doi.org/10.15625/2615-9783/23833>
- Benjamini, Y., & Yekutieli, D. (2001). The control of the false discovery rate in multiple testing under dependency. *The Annals of Statistics*, 29(4), 1165-1188. <https://doi.org/10.1214/aos/1013699998>
- Cannon, A. J., Sobie, S. R., & 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, 6938-6959. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>
- Danabasoglu, G., Lamarque, J.-F., Bacmeister, J., Bailey, D. A., DuVivier, A. K., Edwards, J., & Strand, W. G. (2020). The Community Earth System Model version 2 (CESM2). *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 12(2), e2019MS001916. <https://doi.org/10.1029/2019MS001916>

- Döscher, R., Acosta, M., Alessandri, A., Anthoni, P., Arsouze, T., Bergman, T., & Zhang, Q. (2022). The EC-Earth3 Earth system model for the Coupled Model Intercomparison Project 6. *Geoscientific Model Development*, 15(7), 2973-3020. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-2973-2022>
- Ehret, U., Zehe, E., Wulfmeyer, V., Warrach-Sagi, K., & Liebert, J. (2012). HESS Opinions: Should we apply bias correction to global and regional climate model data? *Hydrology and Earth System Sciences*, 16, 3391-3404. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3391-2012>
- Ge, F., Zhu, S., Luo, H., Zhi, X., & Wang, H. (2021). Future changes in precipitation extremes over Southeast Asia: insights from CMIP6 multi-model ensemble. *Environmental Research Letters*, 16(2), 024013. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abd7ad>
- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., & 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, 3383-3390. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3383-2012>
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377, 80-91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Humphries, U. W., Waqas, M., Hlaing, P. T., Dechpichai, P., & Wangwongchai, A. (2024). Assessment of CMIP6 GCMs for selecting a suitable climate model for precipitation projections in Southern Thailand. *Results in Engineering*, 23, 102417. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102417>
- IPCC. (2021). *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>
- Kuinkel, D., Promchote, P., Upreti, K. R., Wang, S.-Y. S., Dahal, N., & Pokharel, B. (2024). Projected changes in precipitation extremes in Southern Thailand using CMIP6 models. *Theoretical and Applied Climatology*, 155, 8703-8716. <https://doi.org/10.1007/s00704-024-05150-y>
- Maraun, D. (2016). Bias correcting climate change simulations - a critical review. *Current Climate Change Reports*, 2, 211-220. <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0050-x>

- Maraun, D., Shepherd, T. G., Widmann, M., Zappa, G., Walton, D., Gutiérrez, J. M., Hagemann, S., Richter, I., Soares, P. M. M., Hall, A., & Mearns, L. O. (2017). Towards process-informed bias correction of climate change simulations. *Nature Climate Change*, 7, 764-773. <https://doi.org/10.1038/nclimate3418>
- Maraun, D., & Widmann, M. (2018). Cross-validation of bias-corrected climate simulations is misleading. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22, 4867-4873. <https://doi.org/10.5194/hess-22-4867-2018>
- Murphy, A. H. (1988). Skill scores based on the mean square error and their relationships to the correlation coefficient. *Monthly Weather Review*, 116, 2417-2424. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1988\)116<2417:SSBOTM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1988)116<2417:SSBOTM>2.0.CO;2)
- Pettitt, A. N. (1979). A non-parametric approach to the change-point problem. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C*, 28(2), 126-135. <https://doi.org/10.2307/2346729>
- Perkins, S. E., Pitman, A. J., Holbrook, N. J., & McAneney, J. (2007). Evaluation of the AR4 climate models' simulated daily maximum temperature, minimum temperature, and precipitation over Australia using probability density functions. *Journal of Climate*, 20, 4356-4376. <https://doi.org/10.1175/JCLI4253.1>
- Supharatid, S., Nafung, J., & Aribarg, T. (2022). Projected changes in temperature and precipitation over mainland Southeast Asia by CMIP6 models. *Journal of Water and Climate Change*, 13(1), 337-356. <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.015>
- Swart, N. C., Cole, J. N. S., Kharin, V. V., Lazare, M., Scinocca, J. F., Gillett, N. P., & Winter, B. (2019). The Canadian Earth System Model version 5 (CanESM5.0.3). *Geoscientific Model Development*, 12(11), 4823-4873. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-4823-2019>
- Tatebe, H., Ogura, T., Nitta, T., Komuro, Y., Ogochi, K., Takemura, T., & Watanabe, M. (2019). Description and basic evaluation of simulated mean state, internal variability, and climate sensitivity in MIROC6. *Geoscientific Model Development*, 12(7), 2727-2765. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-2727-2019>
- Teutschbein, C., & 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, 12-29. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.052>

Tong, Y., Gao, X., Han, Z., Xu, Y., Xu, Y., & Giorgi, F. (2021). Bias correction of temperature and precipitation over China for RCM simulations using the QM and QDM methods. *Climate Dynamics*, 57(5-6), 1425-1443.
<https://doi.org/10.1007/s00382-020-05447-4>

Ziehn, T., Chamberlain, M. A., Law, R. M., Lenton, A., Bodman, R. W., Dix, M., & Srbínovsky, J. (2020). The Australian Earth System Model: ACCESS-ESM1.5. *Journal of Southern Hemisphere Earth Systems Science*, 70(1), 193-214. <https://doi.org/10.1071/ES19035>