การปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก CMIP6 ด้วยเทคนิคการปรับการกระจายตัวของสเกลฝนเชิงพื้นที่ร่วมกับข้อมูลฝนเชิงพื้นที่ของประเทศไทย

Bias Correction of CMIP6 Global Circulation Model Rainfall Data Using Scale Distribution Mapping Technique with Spatial Rainfall Data over Thailand

วินัย เชาวน์วิวัฒน์[1] ปิยธิดา เรืองรัศมี[2,*] และ ธีรวัฒน์ รามอินทรา[3]

[1] ฝ่ายนวัตกรรมสารสนเทศทรัพยากรน้ำ สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน) จ.กรุงเทพมหานคร
[3] ภาควิชาวิศวกรรมแหล่งน้ำ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย จ.กรุงเทพมหานคร
**Corresponding author; E-mail address: Piyatida.H@chula.ac.th*

บทคัดย่อ

การปรับแก้ข้อมูลฝนเชิงพื้นที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในการศึกษาการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ เนื่องจากข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกมีความเอนเอียงเมื่อเทียบกับข้อมูลตรวจวัด การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแนวทางปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกเชิงพื้นที่ CMIP6 โดยใช้เทคนิคปรับสัดส่วนสเกลร่วมกับการปรับการกระจายตัวของสเกลฝนเชิงพื้นที่ ใช้ข้อมูลจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก 15 แบบจำลอง ข้อมูลจากสถานีตรวจวัดน้ำฝนของกรมอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลฝนผสมผสานรังสีอินฟราเรดของภาพถ่ายดาวเทียมร่วมกับข้อมูลจากสถานีตรวจวัด ผลการปรับแก้ข้อมูลฝนผสมผสานฯ พบว่า ค่าสหสัมพันธ์ (R) เพิ่มขึ้นจาก 0.65 - 0.67 เป็น 0.68 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ลดลงจาก 122-126 มม. เหลือ 84 – 85 มม. และค่าร้อยละความลำเอียง ลดลงจากช่วง -25% ถึง -15% เหลือประมาณ -5% ถึง 4% สำหรับการปรับแก้ข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก ทั้งในช่วงปรับเทียบ และช่วงตรวจสอบ มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน โดยค่าทางสถิติทั้งหมดมีการปรับปรุงที่ดีขึ้น จากการประเมินประสิทธิภาพรวม พบว่า แบบจำลอง BCC-CSM2-MR, CanESM5 และ CESM2 ให้ผลการปรับแก้ดีที่สุดในแง่ของการลดความเอนเอียงของข้อมูล การศึกษานี้มีประโยชน์อย่างยิ่งต่อการวางแผนรับมือกับการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในประเทศไทย โดยข้อมูลที่ได้รับการปรับแก้ความเอนเอียงแล้วสามารถนำไปใช้ในการคาดการณ์สภาพภูมิอากาศในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

คำสำคัญ: เทคนิคปรับสัดส่วนสเกลของข้อมูลฝน, การปรับการกระจายตัวของสเกลฝนเชิงพื้นที่, แบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก, การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ, การคัดเลือกแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก

Abstract

Spatial bias correction of precipitation data is crucial for climate change studies, as rainfall data from Global Climate Models (GCMs) exhibit biases when compared to observational data. This study aims to develop an approach for correcting spatial biases in precipitation data from CMIP6 Global Climate Models, utilizing scale-adjustment techniques combined with spatial distribution corrections. The study employed data from 15 GCMs, rainfall observations from the Thai Meteorological Department, and blended satellite infrared radiation and station observation data. Results from the blended precipitation data correction show that correlation coefficients (R) increased from 0.65-0.67 to 0.68, Root Mean Square Error decreased from 122-126 mm to 84-85 mm, and percentage bias was reduced from -25% to -15% to approximately -5% to 4%. The bias correction of GCM precipitation data demonstrated similar performance in both calibration and validation periods, with all statistical metrics showing improvement. The overall performance evaluation revealed that models BCC-CSM2-MR, CanESM5, and CESM2 provided the best correction results in terms of bias reduction. This study significantly contributes to climate change adaptation planning in Thailand, as the bias-corrected data can be used more effectively for future climate predictions.

Keywords: Rescaling Bias Correction, Scaled Distribution Mapping method, Global Circulation Models, Climate change, GCM selection

1. บทนำ

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศเป็นปัญหาสำคัญระดับโลกที่ส่งผลกระทบต่อระบบนิเวศและสังคมในหลายด้าน โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบฝนและอุณหภูมิ ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อความมั่นคงด้านน้ำและการเกษตร การคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในอนาคตจำเป็นต้องใช้แบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก (Global Circulation Model: GCM) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการจำลองการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรทางภูมิอากาศภายใต้สถานการณ์การปล่อยก๊าซเรือนกระจกต่างๆ อย่างไรก็ตาม ข้อมูลที่ได้จาก GCM มักมีความเอนเอียงเมื่อเทียบกับข้อมูลตรวจวัด เนื่องจากข้อจำกัดด้านความละเอียดเชิงพื้นที่และความซับซ้อนของกระบวนการทางกายภาพในบรรยากาศ

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา การพัฒนาวิธีการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูล GCM ได้รับความสนใจอย่างมาก โดย [1] ได้เสนอการปรับปรุงวิธี Quantile Mapping (QM) ที่คำนึงถึงความแปรปรวนของอุณหภูมิและปริมาณน้ำฝนรายวัน วิธีนี้ได้รับความนิยมในงานอุทกวิทยาเนื่องจากสามารถปรับแก้ค่าสุดขีดได้ดี [2] ได้พัฒนาวิธี Scaled Distribution Mapping (SDM) ซึ่งเป็นการปรับปรุงจากวิธี QM โดยคำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงของความแปรปรวนในอนาคต วิธีนี้มีประสิทธิภาพดีในการรักษาการเปลี่ยนแปลงของค่าสุดขีดในอนาคต นอกจากนี้ [3] ได้นำเสนอวิธี Multivariate Bias Correction (MBC) ที่สามารถปรับแก้ตัวแปรหลายตัวพร้อมกัน โดยรักษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรไว้ได้

สำหรับประเทศไทย ข้อมูลสภาพภูมิอากาศที่มีความถูกต้องและน่าเชื่อถือมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการวางแผนรับมือกับการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลปริมาณฝนซึ่งมีความสำคัญต่อการบริหารจัดการน้ำและการเกษตร นอกจากข้อมูลจาก GCM แล้ว ข้อมูลฝน CHIRPS (Climate Hazards InfraRed Precipitation with Station data) ยังเป็นแหล่งข้อมูลที่สำคัญที่ให้ความละเอียดเชิงพื้นที่สูงกว่า อย่างไรก็ตาม [4] ได้ศึกษาทบทวนผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อทรัพยากรน้ำในประเทศไทย และพบว่าทั้งข้อมูลจาก GCM และข้อมูล CHIRPS ยังมีความเอนเอียงที่ต้องได้รับการปรับแก้ก่อนนำไปใช้งาน

การศึกษาที่ผ่านมาได้มีการประเมินประสิทธิภาพของ GCM ในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้และประเทศไทย โดย [5] พบว่าแบบจำลอง CESM2, CMCC-CM2 และ MRI-ESM2 มีประสิทธิภาพดีในการจำลองปริมาณฝนในภูมิภาคนี้ [6] พบว่า TaiESM1 มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการจำลองปริมาณฝนในประเทศไทย และ [7] พบว่า MRI-ESM2-0 และ EC-Earth3 เหมาะสมสำหรับการคาดการณ์ฝนในภูมิภาคนี้ อย่างไรก็ตาม การศึกษาเหล่านี้ยังไม่ได้ทำการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลอย่างเป็นระบบ

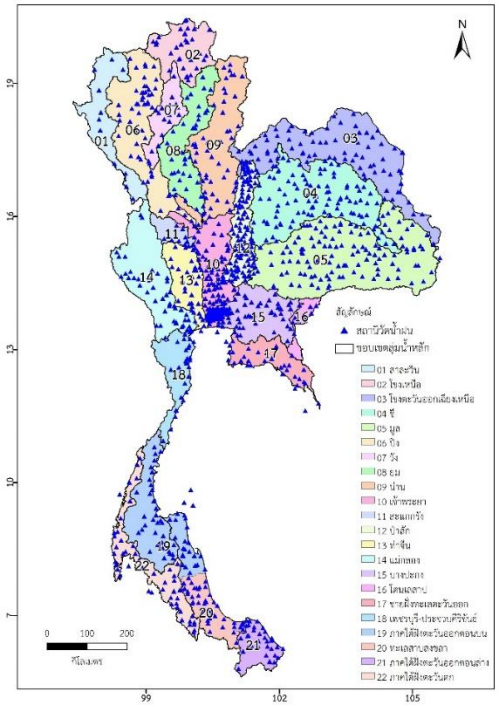
การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลปริมาณฝนจากทั้งแบบจำลอง GCM และข้อมูลฝนเชิงพื้นที่จากโครงการ Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) ของประเทศไทย โดยใช้วิธีการที่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลแต่ละประเภท ได้แก่ เทคนิคปรับสัดส่วนสเกลของฝนสำหรับข้อมูล CHIRPS และวิธี SDM สำหรับข้อมูล GCM นอกจากนี้ยังทำการประเมินและคัดเลือกแบบจำลอง GCM ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับประเทศไทย เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความน่าเชื่อถือสำหรับการศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในอนาคต ผลการศึกษานี้จะเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการวางแผนการบริหารจัดการน้ำและการเกษตรของประเทศไทยในอนาคต

2. พื้นที่ศึกษา

การศึกษานี้ครอบคลุมพื้นที่ประเทศไทยทั้งหมด ซึ่งตั้งอยู่ระหว่างละติจูดที่ 5° 37' ถึง 20° 27' เหนือ และลองจิจูดที่ 97° 22' ถึง 105° 37' ตะวันออก มีพื้นที่รวมประมาณ 513,120 ตารางกิโลเมตร (กรมอุตุนิยมวิทยา, 2023) ลักษณะภูมิประเทศมีความหลากหลาย ประกอบด้วยพื้นที่ราบลุ่มในภาคกลาง ที่ราบสูงในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ พื้นที่ภูเขาในภาคเหนือ และพื้นที่ชายฝั่งในภาคตะวันออกและภาคใต้ ความแตกต่างของภูมิประเทศนี้ส่งผลให้แต่ละพื้นที่มีลักษณะภูมิอากาศที่แตกต่างกัน [8] ลักษณะภูมิอากาศของประเทศไทยได้รับอิทธิพลจากลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้และลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือ [9] ส่งผลให้มีฤดูกาลหลัก 3 ฤดู ได้แก่ ฤดูฝน (กลางเดือนพฤษภาคมถึงกลางเดือนตุลาคม) ฤดูหนาว (กลางเดือนตุลาคมถึงกลางเดือนกุมภาพันธ์) และฤดูร้อน (กลางเดือนกุมภาพันธ์ถึงกลางเดือนพฤษภาคม) โดยปริมาณฝนเฉลี่ยรายปีมีความแตกต่างกันตามภูมิภาค จาก 1,100 มิลลิเมตรในภาคกลาง ถึงมากกว่า 4,000 มิลลิเมตรในพื้นที่ชายฝั่งตะวันออกและภาคใต้ฝั่งตะวันตก [4] แสดงรายละเอียดของกลุ่มลุ่มน้ำและลุ่มน้ำหลักของประเทศไทย ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 รายละเอียดของกลุ่มลุ่มน้ำและลุ่มน้ำหลักของประเทศไทย

GB	กลุ่มลุ่มน้ำ	ลุ่มน้ำหลัก
1	สาขาแม่น้ำโขง	(02) ลุ่มน้ำโขงเหนือ 17,435.28 ตร.กม. (03) โขงตะวันออกเฉียงเหนือ 47,161.97 ตร.กม. (04) ชี 49,273.86 ตร.กม. (05) มูล 70,943.01 ตร.กม. (06) โตนเลสาบ 4,148.12ตร.กม.
2	สาขาแม่น้ำสาละวิน	(01) สาละวิน 19,105.59 ตร.กม.
3	เจ้าพระยา-ท่าจีน	(06) ปิง 34,471.51 ตร.กม. (07) วัง 10,788.86 ตร.กม. (08) ยม 23,995.55 ตร.กม. (09) น่าน 34,837.7 ตร.กม. (10) เจ้าพระยา 20,441.97 ตร.กม. (11) สะแกกรัง 4,911.48 ตร.กม. (12) ป่าสัก 15,603.33 ตร.กม. (13) ท่าจีน 13,446.49 ตร.กม.
4	ชายฝั่งทะเลอ่าวไทยตะวันออก	(17) ชายฝั่งทะเลตะวันออก 13,524.29 ตร.กม.
5	ชายฝั่งทะเลอ่าวไทยตะวันตก	(18) เพชรบุรี - ประจวบคีรีขันธ์ 13,370.96 ตร.กม.
6	แม่กลอง	(14) แม่กลอง 30,228.12 ตร.กม.
7	บางปะกง	(15) บางปะกง 20,303 ตร.กม.
8	ภาคใต้ตะวันออก (ฝั่งอ่าวไทย)	(19) ภาคใต้ฝั่งตะวันออกตอนบน 29,612.96 ตร.กม. (20) ทะเลสาบสงขลา 11,991.59 ตร.กม. (21) ภาคใต้ฝั่งตะวันออกตอนล่าง 10,605.45 ตร.กม.
9	ภาคใต้ตะวันตก (ฝั่งอันดามัน)	(22) ภาคใต้ฝั่งตะวันตก 19,732.99 ตร.กม.



รูปที่ 1 การกระจายตัวของสถานีตรวจวัดน้ำฝนของกรมอุตุนิยมวิทยา

3. วิธีการศึกษาและข้อมูลที่ใช้

3.1 วิธีการศึกษา

3.1.1 การปรับแก้ข้อมูลฝน CHIRPS

การเตรียมข้อมูลเริ่มจากการรวบรวมข้อมูลฝนตรวจวัดจากสถานีวัดน้ำฝนทั้ง 1,181 สถานี และดาวน์โหลดข้อมูล CHIRPS จากเว็บไซต์ UCAR จากนั้นจัดรูปแบบข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลารายวัน การคำนวณค่าพารามิเตอร์สำหรับการปรับแก้ทำโดยคำนวณสัดส่วนของค่าเฉลี่ยฝน CHIRPS ต่อค่าเฉลี่ยฝนตรวจวัดรายวันในแต่ละเดือน จากนั้นจึงนำมาประมาณค่าช่วงเชิงพื้นที่ (Spatial interpolation) การปรับแก้ข้อมูลสามารถดำเนินการโดยนำค่าพารามิเตอร์คูณกับข้อมูลฝนรายวันของ CHIRPS ดังสมการที่

(1)

โดยที่ = ข้อมูลฝนจากแบบจำลอง GCM ปรับแก้ = ค่า Factor ปรับแก้ = ข้อมูลฝนเชิงพื้นที่ CHIRPS

(2)

โดยที่ คือ ค่าเฉลี่ยของฝนจากแบบจำลอง GCM รายวันของแต่ละเดือน คือ ค่าเฉลี่ยของฝนตรวจวัดรายวันของแต่ละเดือน

3.1.2 การปรับแก้ข้อมูล GCM

สำหรับการปรับแก้ข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกในการศึกษาครั้งนี้ ได้ใช้เทคนิคการปรับแก้ด้วยวิธี Scaled Distribution Mapping (SDM) มีรายละเอียดในการดำเนินการ ดังนี้

1) รวบรวมข้อมูลฝน CHIRPS ที่ปรับแก้ความเอนเอียงแล้วในพื้นที่ลุ่มน้ำแม่กลอง และรวบรวมข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก 15 ชุดข้อมูลในช่วงอดีตที่ผ่านมา จำนวน 30 ปี (Historical period, 1985 – 2014)

2) ดึงข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก 15 ชุดข้อมูลมายังสถานีตรวจวัด

3) จัดรูปแบบข้อมูลฝนให้อยู่ในรูปแบบของอนุกรมเวลา

4) หาค่าพารามิเตอร์ของฝนรายวันในแต่ละเดือนของข้อมูลฝนตรวจวัด และข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก

5) ปรับเทียบค่าพารามิเตอร์สำหรับปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกในช่วงอดีตที่ผ่านมา (Calibration period, 1985 – 1999) โดยประยุกต์ใช้ inverse function ของ CDF (Cumulative Density Function) ซึ่งใช้การกระจายตัวของความน่าจะเป็นแบบแกมม่า (Gamma distribution)

6) สอบทานค่าพารามิเตอร์สำหรับปรับแก้ความคลาดเคลื่อนของข้อมูลฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกในช่วงอดีตที่ผ่านมา (Verification period, 2000 – 2014)

3.1.3 การทดสอบความน่าเชื่อถือ

การทดสอบความน่าเชื่อถือในการศึกษานี้ ประกอบด้วย การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RMSE) ค่าเปอร์เซ็นต์ความเอนเอียง (PBIAS) และค่าคะแนนทักษะ (Skill Score, SS) โดยที่สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) เป็นค่าสถิติที่ใช้วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างค่าจริงและค่าปรับแก้ความเอนเอียง ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดย 1 แสดงถึงความสัมพันธ์เชิงบวกที่สมบูรณ์ [10, 11, 12] ซึ่งมีสูตรคำนวณ ดังสมการที่ 1

(3)

โดยที่ และ คือค่าของตัวแปร และ ตามลำดับ และ คือค่าเฉลี่ยของตัวแปร และ ตามลำดับ คือจำนวนคู่ของข้อมูล

รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เป็นมาตรวัดความแม่นยำที่ใช้บ่อยในการประเมินความแตกต่างระหว่างค่าที่ปรับแก้ความเอนเอียงกับค่าที่ตรวจวัด ซึ่งแสดงถึงค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในหน่วยเดียวกับตัวแปรที่วัด ซึ่งมีหน่วยเดียวกับตัวแปรที่วัด และค่า RMSE ที่ต่ำแสดงถึงความแม่นยำสูง [13, 14, 15] ซึ่งมีสูตรคำนวณ ดังสมการที่ 2

(4)

โดยที่ คือค่าที่ทำนายได้ คือค่าที่สังเกตได้จริง และ คือจำนวนของข้อมูล

เปอร์เซ็นต์ความเอนเอียง (PBIAS) เป็นดัชนีที่ใช้วัดแนวโน้มเฉลี่ยของค่าที่ทำนายได้ว่าสูงหรือต่ำกว่าค่าที่สังเกตได้จริง (overestimation) [16, 17, 18, 19, 20]

(5)

โดยที่ = ค่าที่สังเกตได้จริง = ค่าที่ทำนายได้ คือจำนวนของข้อมูล

ค่าคะแนนทักษะ (Skill Score, SS) เป็นดัชนีที่ใช้วัดความสามารถในการทำนายของแบบจำลองเมื่อเทียบกับการทำนายอ้างอิง [21, 22, 23, 24]

(6)

โดยที่: = ความแม่นยำของแบบจำลองที่ต้องการประเมิน = ความแม่นยำของการทำนายอ้างอิง = ความแม่นยำของการทำนายที่สมบูรณ์แบบ

3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

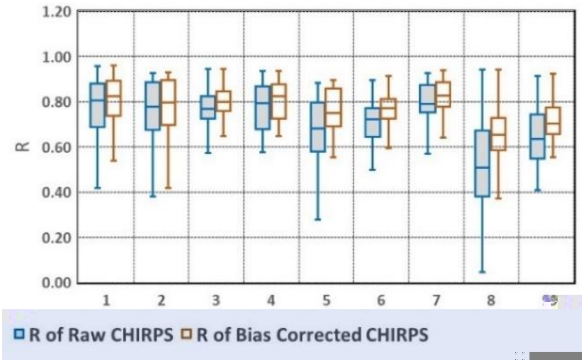
ข้อมูลในการศึกษานี้ ประกอบด้วย ข้อมูลฝนตรวจวัด รายวัน จากกรมอุตุนิยมวิทยา ประกอบด้วยสถานีวัดน้ำฝน 1,181 สถานี โดยมีความถี่ข้อมูลรายวัน ในช่วงปี ค.ศ. 1985-2014 ข้อมูล CHIRPS ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 5 x 5 กิโลเมตร ครอบคลุมประเทศไทยจำนวน 18,513 กริด มีความถี่ข้อมูลรายวัน ในช่วงเวลาเดียวกัน ข้อมูล GCM จำนวน 15 แบบจำลอง จากโครงการ Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) หรือโครงการเปรียบเทียบแบบจำลองคู่ควบระยะที่ 6 แสดงรายละเอียดของแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก ดังตารางที่ 2 ในช่วงเวลาเดียวกัน

ตารางที่ 2 สรุปรายละเอียดของแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลก

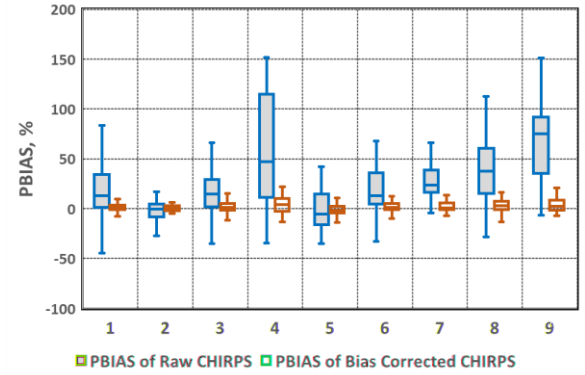
แบบจำลอง	สถาบัน	ความละเอียดเชิงพื้นที่ (Lat x Lon)	เอกสารอ้างอิง
ACCESS-ESM1-5	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation, ออสเตรเลีย	1.25° x 1.875°	[25]
BCC-CSM2-MR	Beijing Climate Center, จีน	1.125° x 1.125°	[26]
CanESM5	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis, แคนาดา	2.8° x 2.8°	[27]
CESM2	National Center for Atmospheric Research, สหรัฐอเมริกา	0.9° x 1.25°	[28]
CMCC-ESM2	Euro-Mediterranean Center on Climate Change, อิตาลี	1° x 1°	[29]
EC-Earth3	EC-Earth consortium, ยุโรป	0.7° x 0.7°	[30]
FGOALS-g3	Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, จีน	2° x 2.25°	[31]
GFDL-ESM4	NOAA Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, สหรัฐอเมริกา	1° x 1.25°	[32]
IPSL-CM6A-LR	Institut Pierre Simon Laplace, ฝรั่งเศส	1.26° x 2.5°	[33]
MIROC6	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Atmosphere and Ocean Research Institute, University of Tokyo, and National Institute for Environmental Studies, ญี่ปุ่น	1.4° x 1.4°	[34]
MPI-ESM1-2-HR	Max Planck Institute for Meteorology, เยอรมนี	0.9375° x 0.9375°	[35]
MPI-ESM1-2-LR	Max Planck Institute for Meteorology, เยอรมนี	1.875° x 1.875°	[36]
MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute, ญี่ปุ่น	1.125° x 1.125°	

ตารางที่ 3 ประสิทธิภาพของการปรับแก้ข้อมูลฝน CHIRPS

ค่าสถิติ	Raw CHIRPS			BC CHIRPS		
	ค่าสูงสุด	ค่าต่ำสุด	ค่าเฉลี่ย	ค่าสูงสุด	ค่าต่ำสุด	ค่าเฉลี่ย
R	0.96	0.04	0.73	0.96	0.06	0.78
PBIAS (%)	210.41	-64.96	23.01	106.70	-31.41	2.03
RMSE	399.44	31.07	93.32	317.55	25.89	70.76
MAE	227.31	20.63	60.44	181.24	18.31	44.97



รูปที่ 2 เปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ก่อน และหลังการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝน CHIRPS ของกลุ่มลุ่มน้ำหลัก



รูปที่ 3 เปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความเอนเอียง (PBIAS) ก่อน และหลังการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝน CHIRPS ของกลุ่มลุ่มน้ำหลัก

4.2 ผลการปรับแก้ข้อมูล GCM

4.2.1 การปรับแก้ข้อมูลฝน

จากการวิเคราะห์ผลการประเมินประสิทธิภาพของข้อมูลฝนจากแบบจำลอง GCM ทั้ง 15 แบบจำลองในช่วงปี ค.ศ. 1985-1999 เปรียบเทียบผลการทดสอบความน่าเชื่อถือในช่วงปรับเทียบดังตารางที่ 4 ดังรูปที่ 4 ถึง 5 พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient: R) มีค่าเฉลี่ย R ก่อนการปรับแก้ 0.67 หลังการปรับแก้ เพิ่มขึ้นเล็กน้อยเป็น 0.68 แบบจำลองที่มีการปรับปรุงมากที่สุด คือ แบบจำลอง BCC-CSM2-MR (เพิ่มจาก 0.56 เป็น 0.71) จากรูปที่ 4 จะเห็นว่าการปรับแก้ช่วยลดการกระจายตัวของค่า R ในหลายแบบจำลอง แสดงถึงความสม่ำเสมอของผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

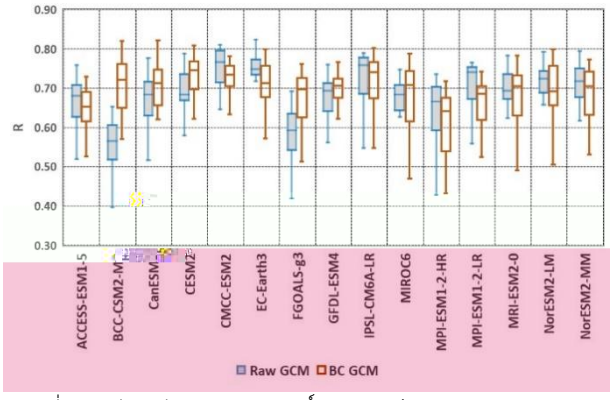
ค่า Root Mean Square Error เฉลี่ย (RMSE) ก่อนการปรับแก้ เท่ากับ 122.31 มม.ลดลงเหลือ 83.57 มม. (ลดลง 31.7%) แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีการปรับปรุงมากที่สุด โดยลดลงจาก 205.35 เป็น 78.88 คิดเป็น 61.6% ทุกแบบจำลองมีค่า RMSE ลดลงหลังการปรับแก้ แสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีขึ้นในการประมาณค่าปริมาณฝน

ค่าเปอร์เซ็นต์ความเอนเอียงเฉลี่ย (PBIAS) ก่อนการปรับแก้ เท่ากับ -25.37% หลังการปรับแก้ ลดลงอย่างมากเหลือเพียง -5.31% (ใกล้เคียงค่าที่ยอมรับได้ ±10%) แบบจำลองที่มีการปรับปรุงมากที่สุด คือ แบบจำลอง BCC-CSM2-MR (จาก -65.17% เป็น -7.65%) จากรูปที่ 5 แสดงให้เห็นว่าการปรับแก้ช่วยลดความเอนเอียงและทำให้ค่า PBIAS ของทุกแบบจำลองเข้าใกล้ศูนย์ โดยเฉพาะในช่วงปี ค.ศ. 1985-1999 ที่กราฟแสดงการลดลงของความเอนเอียงอย่างชัดเจน

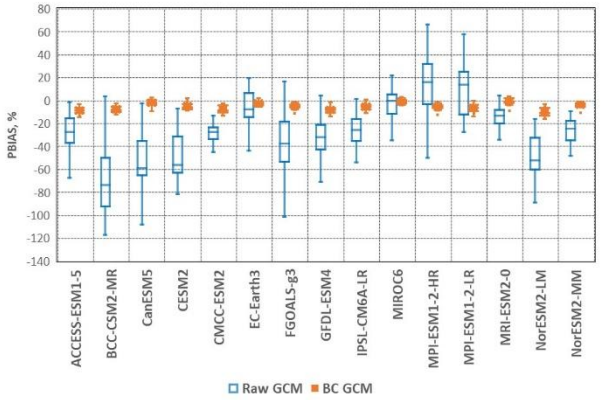
ค่า Skill Score เฉลี่ย เท่ากับ 0.38 แบบจำลองที่มี Skill Score สูงสุด คือ BCC-CSM2-MR (0.81) ส่วนแบบจำลองที่มี Skill Score ต่ำสุด: MPI-ESM1-2-LR (-0.02) ซึ่งเป็นแบบจำลองเดียวที่มีค่าติดลบ การปรับแก้ความเอนเอียงช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง GCM ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในแง่ของการลดความเอนเอียงและความคลาดเคลื่อน แต่ผลลัพธ์มีความแตกต่างกันระหว่างแบบจำลอง โดยแบบจำลอง CESM2, CanESM5 และ BCC-CSM2-MR ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดหลังการปรับแก้

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบผลการทดสอบความน่าเชื่อถือในช่วงปรับเทียบ

GCM	R		RMSE		PBIAS (%)		Skill score
	Raw GCM	BC GCM	Raw GCM	BC GCM	Raw GCM	BC GCM	
ACCESS-	0.66	0.64	119.95	91.05	-25.70	-8.91	0.34
BCC-CSM2-	0.56	0.71	205.35	78.88	-65.17	-7.65	0.81
CanESM5	0.64	0.70	143.12	78.06	-50.09	-1.85	0.65
CESM2	0.69	0.73	147.97	77.82	-48.71	-4.90	0.67
CMCC-ESM2	0.73	0.72	94.18	76.97	-28.44	-7.75	0.28
EC-Earth3	0.74	0.71	94.77	80.30	-6.41	-2.48	0.12
FGOALS-g3	0.59	0.67	155.98	83.99	-33.99	-4.90	0.60
GFDL-ESM4	0.66	0.69	129.88	83.43	-30.69	-8.12	0.52
IPSL-CM6A-	0.71	0.71	94.76	79.28	-24.77	-5.41	0.21
MIROC6	0.66	0.68	93.12	82.35	-2.44	-1.03	0.18
MPI-ESM1-2-	0.61	0.61	112.79	97.58	13.94	-5.61	0.07
MPI-ESM1-2-LR	0.65	0.65	93.45	89.87	9.28	-6.59	-0.02
MRI-ESM2-0	0.69	0.68	105.32	83.12	-12.93	-0.55	0.32
NorESM2-LM	0.71	0.69	137.39	87.53	-48.52	-10.05	0.54
NorESM2-MM	0.70	0.69	106.64	83.30	-25.89	-3.84	0.36
เฉลี่ย	0.67	0.68	122.31	83.57	-25.37	-5.31	0.38



รูปที่ 4 เปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ก่อน และหลังการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝน GCM ในช่วงปีค.ศ. 1985 – 1999



รูปที่ 5 เปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความเอนเอียง (PBIAS) ก่อน และหลังการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝน GCM ในช่วงปีค.ศ. 2000 - 2014

จากการวิเคราะห์ผลการประเมินประสิทธิภาพของข้อมูลฝนจากแบบจำลอง GCM ในช่วงปี ค.ศ. 2000-2014 เปรียบเทียบผลการทดสอบความน่าเชื่อถือในช่วงทดสอบดังตารางที่ 5 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ย (R) ก่อนการปรับแก้ เท่ากับ 0.65 หลังการปรับแก้เพิ่มขึ้นเป็น 0.68 แบบจำลองที่มีการปรับปรุงมากที่สุด คือ BCC-CSM2-MR (เพิ่มจาก 0.57 เป็น 0.75) จากรูปที่ 6 แสดงให้เห็นว่าการปรับแก้ช่วยปรับปรุงค่า R ในหลายแบบจำลอง โดยเฉพาะ BCC-CSM2-MR, FGOALS-g3 และ MPI-ESM1-2-HR ที่มีการปรับปรุงอย่างชัดเจน

ค่า Root Mean Square Error เฉลี่ย (RMSE) ก่อนการปรับแก้ เท่ากับ 125.72 มม. หลังการปรับแก้ ลดลงเหลือ 85.49 มม. (ลดลง 32%) แบบจำลองที่มีการปรับปรุงมากที่สุด คือ BCC-CSM2-MR (ลดลงจาก 208.15 มม. เป็น 71.46 มม. คิดเป็น 65.7%) ทุกแบบจำลองมีค่า RMSE ลดลงหลังการปรับแก้ แสดงถึงความแม่นยำที่ดีขึ้น

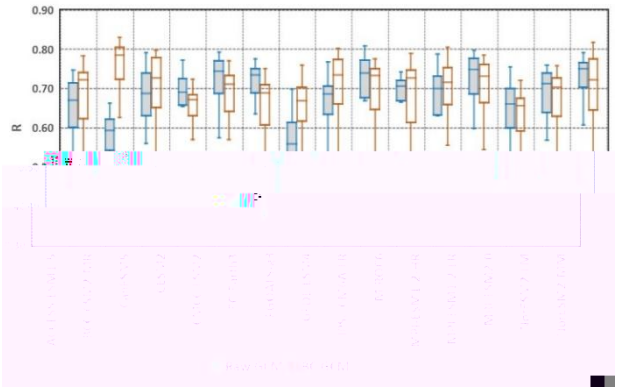
ค่าเปอร์เซ็นต์ความเอนเอียงเฉลี่ย (PBIAS) ก่อนการปรับแก้ เท่ากับ -14.84% หลังการปรับแก้ เปลี่ยนเป็น 4.46% (ใกล้เคียงค่าที่ยอมรับได้ ±10%) แบบจำลองที่มีการปรับปรุงมากที่สุด: BCC-CSM2-MR (จาก -51.23% เป็น 5.48%) จากรูปที่ 7 แสดงให้เห็นว่าการปรับแก้ช่วยลดความเอนเอียงและทำให้ค่า PBIAS ของทุกแบบจำลองเข้าใกล้ศูนย์มากขึ้น ถึงแม้ว่าหลังการปรับแก้ส่วนใหญ่จะมีแนวโน้มเอนเอียงไปในทางบวก (ประมาณค่าสูงกว่าความเป็นจริง) เล็กน้อย

ค่า Skill Score เฉลี่ย เท่ากับ 0.41 แบบจำลองที่มี Skill Score สูงสุด คือ BCC-CSM2-MR (0.85) ส่วนแบบจำลองที่มี Skill Score ต่ำสุด: MIROC6 (0.15) และ MPI-ESM1-2-LR (0.16) ทุกแบบจำลองมีค่า Skill Score เป็นบวก แสดงถึงการปรับปรุงประสิทธิภาพหลังการปรับแก้

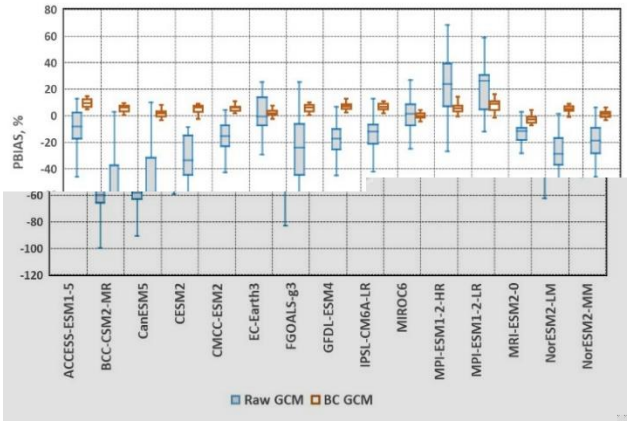
โดยสรุปแล้ว การปรับแก้ข้อมูลในช่วงปี 2000-2014 แสดงให้เห็นถึงการปรับปรุงที่ดีขึ้นในทุกดัชนีประเมิน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการลดค่า RMSE แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุดคือ BCC-CSM2-MR และ CanESM5 ในขณะที่แบบจำลอง MIROC6 และ MPI-ESM1-2-LR แสดงผลการประเมินที่ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ อย่างไรก็ตาม การปรับแก้มีผลต่อการปรับปรุงค่าสหสัมพันธ์ (R) ค่อนข้างน้อยเมื่อเทียบกับการปรับปรุงในดัชนีอื่นๆ

ตารางที่ 5 เปรียบเทียบผลการทดสอบความน่าเชื่อถือในช่วงทดสอบ

GCM	R		RMSE		PBIAS (%)		Skill score
	Raw GCM	BC GCM	Raw GCM	BC GCM	Raw GCM	BC GCM	
ACCESS-	0.64	0.68	125.14	86.35	-9.44	9.60	0.47
BCC-CSM2-	0.57	0.75	208.15	71.46	-51.2	5.48	0.85
CanESM5	0.65	0.70	152.58	82.54	-45.8	2.06	0.65
CESM2	0.66	0.63	138.50	91.39	-31.3	4.96	0.51
CMCC-ESM2	0.70	0.69	98.63	82.76	-15.6	5.70	0.24
EC-Earth3	0.69	0.65	103.10	88.93	0.00	2.41	0.15
FGOALS-g3	0.56	0.65	165.80	90.35	-22.3	5.65	0.60
GFDL-ESM4	0.64	0.69	130.35	81.24	-15.0	7.22	0.57
IPSL-CM6A-	0.69	0.69	97.49	83.07	-13.4	6.76	0.20
MIROC6	0.66	0.67	95.37	85.54	0.42	0.09	0.15
MPI-ESM1-2-	0.64	0.69	114.00	87.35	21.2	5.47	0.31
MPI-ESM1-2-LR	0.65	0.68	94.84	84.87	20.8	7.43	0.16
MRI-ESM2-0	0.64	0.63	122.00	98.00	-12.7	-2.29	0.31
NorESM2-LM	0.68	0.67	130.73	86.18	-28.6	5.11	0.53
NorESM2-MM	0.70	0.69	109.04	82.39	-19.5	1.30	0.40
เฉลี่ย	0.65	0.68	125.72	85.49	-14.8	4.46	0.41



รูปที่ 6 เปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ก่อน และหลังการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝน GCM ในช่วงปีค.ศ. 2000 – 2014



รูปที่ 7 เปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความเอนเอียง (PBIAS) ก่อน และหลังการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลฝน GCM ในช่วงปีค.ศ. 2000 - 2014

4.2.2 การประเมินประสิทธิภาพรวมของแบบจำลอง

จากการประเมินประสิทธิภาพรวมของแบบจำลองด้วยการนอร์มอลไลซ์ค่าทางสถิติและคำนวณค่าเฉลี่ยของดัชนีประเมิน พบว่า ในช่วงปรับเทียบหรือช่วงปี ค.ศ.1985 – 1999 ดังตารางที่ 6 แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยของดัชนีประเมินเท่ากับ 0.72 รองลงมาคือแบบจำลอง CESM2 และ CMCC-ESM2 ที่มีค่าเฉลี่ย 0.68 และ 0.65 ตามลำดับ โดยแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดคือ MPI-ESM1-2-HR ที่มีค่าเฉลี่ยเพียง 0.44

ตารางที่ 6 ค่านอร์มอลไลซ์ค่าสถิติในช่วงปรับเทียบ

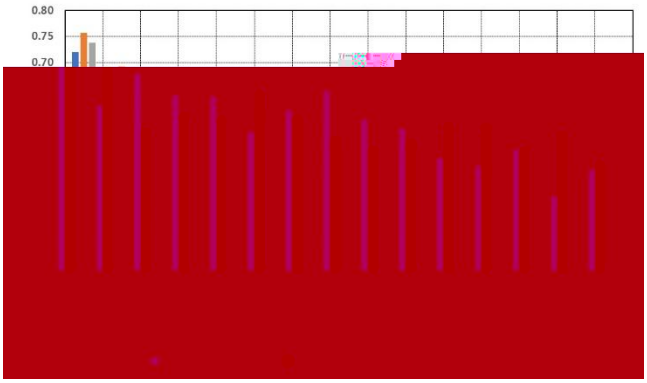
GCM	Normalized R	Normalized RMSE	Normalized PBIAS	Normalized SS	เฉลี่ย
ACCESS-ESM1-5	0.54	0.52	0.63	0.6	0.57
BCC-CSM2-MR	0.71	0.68	0.57	0.92	0.72
CanESM5	0.68	0.69	0.28	0.81	0.62
CESM2	0.76	0.7	0.43	0.82	0.68
CMCC-ESM2	0.74	0.71	0.58	0.56	0.65
EC-Earth3	0.71	0.66	0.31	0.45	0.53
FGOALS-g3	0.61	0.61	0.43	0.78	0.61
GFDL-ESM4	0.65	0.61	0.57	0.72	0.64
IPSL-CM6A-LR	0.72	0.68	0.46	0.52	0.59
MIROC6	0.63	0.64	0.24	0.5	0.5
MPI-ESM1-2-HR	0.45	0.43	0.47	0.42	0.44
MPI-ESM1-2-LR	0.56	0.53	0.52	0.36	0.49
MRI-ESM2-0	0.64	0.63	0.21	0.59	0.52
NorESM2-LM	0.63	0.53	0.68	0.7	0.64
NorESM2-MM	0.65	0.62	0.38	0.61	0.57

ในช่วงปรับเทียบ หรือช่วงปี ค.ศ.2000 – 2014 ดังตารางที่ 7 แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยของดัชนีประเมินเท่ากับ 0.76 รองลงมาคือแบบจำลอง CanESM5 และ NorESM2-MM ที่มีค่าเฉลี่ย 0.69 และ 0.64 ตามลำดับ โดยแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดคือ MPI-ESM1-2-LR ที่มีค่าเฉลี่ยเพียง 0.51

ตารางที่ 7 ค่านอร์มอลไลซ์ค่าสถิติในช่วงทดสอบ

GCM	Normalized R	Normalized RMSE	Normalized PBIAS	Normalized SS	เฉลี่ย
ACCESS-ESM1-5	0.68	0.64	0.29	0.59	0.55
BCC-CSM2-MR	0.84	0.8	0.46	0.92	0.76
CanESM5	0.74	0.68	0.61	0.75	0.69
CESM2	0.59	0.58	0.48	0.63	0.57
CMCC-ESM2	0.71	0.68	0.45	0.39	0.56
EC-Earth3	0.63	0.61	0.59	0.3	0.53
FGOALS-g3	0.63	0.59	0.45	0.7	0.59
GFDL-ESM4	0.7	0.67	0.37	0.66	0.6
IPSL-CM6A-LR	0.71	0.67	0.41	0.34	0.53
MIROC6	0.68	0.65	0.69	0.3	0.58
MPI-ESM1-2-HR	0.72	0.63	0.46	0.45	0.56
MPI-ESM1-2-LR	0.69	0.65	0.38	0.32	0.51
MRI-ESM2-0	0.58	0.51	0.79	0.45	0.58
NorESM2-LM	0.66	0.62	0.46	0.63	0.59
NorESM2-MM	0.72	0.68	0.64	0.53	0.64

สรุปผลจัดอันดับแบบจำลองดังรูปที่ 8 สรุปได้ว่า แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีประสิทธิภาพในการจำลองสภาพภูมิอากาศสูงสุด รองลงมาคือ แบบจำลอง CanESM5 และแบบจำลอง CESM2 ตามลำดับ

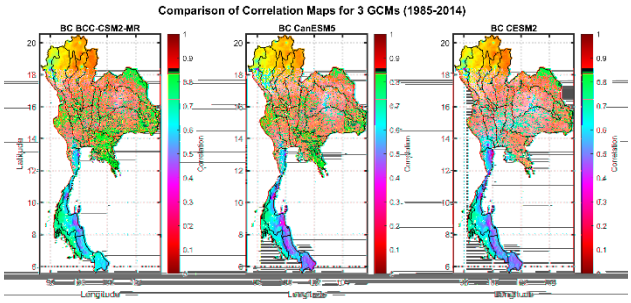


รูปที่ 8 เปรียบเทียบค่านอลมอไลซ์ในช่วงปรับเทียบ และช่วงทดสอบและเฉลี่ยทั้ง 2 ช่วง

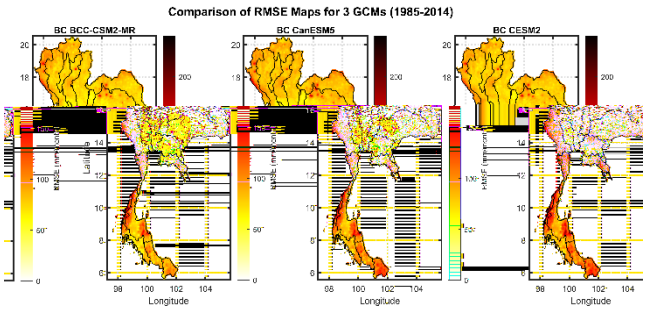
จากการเปรียบเทียบแผนที่สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของแบบจำลอง 3 อันดับแรก ในรูปที่ 9 จะเห็นว่า แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีค่าสหสัมพันธ์สูงที่สุดในพื้นที่ส่วนใหญ่ของประเทศไทย โดยเฉพาะในภาคเหนือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และภาคกลาง ซึ่งมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.7-0.9 แสดงถึงความสามารถในการจำลองรูปแบบการกระจายตัวของฝนได้ดี ในขณะที่ภาคใต้ของประเทศ ค่าสหสัมพันธ์มีค่าต่ำลงเล็กน้อย (0.5-0.6) และจากการเปรียบเทียบแผนที่ RMSE ของทั้ง 3 แบบจำลองในรูปที่ 10 พบว่า ทั้งสามแบบจำลองมีค่า RMSE ต่ำในพื้นที่ส่วนใหญ่ของประเทศไทย โดยเฉพาะในภาคกลางและภาคตะวันออกเฉียงเหนือ (ค่า RMSE 0-50 มม./เดือน) แต่มีค่า RMSE สูงขึ้นในบางพื้นที่ของภาคเหนือและภาคใต้ (50-150 มม./เดือน) โดยเฉพาะบริเวณชายฝั่ง เมื่อเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลอง จะเห็นว่า BCC-CSM2-MR มีค่า RMSE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นในหลายพื้นที่

การตรวจสอบความถูกต้องของการปรับแก้ทำโดยการวิเคราะห์ลักษณะทางสถิติของข้อมูลที่ปรับแก้แล้ว รวมถึงการตรวจสอบความต่อเนื่องและความสมเหตุสมผลของข้อมูล ผลการตรวจสอบพบว่า ข้อมูลที่ผ่านการปรับแก้มีการกระจายตัวที่สมเหตุสมผลและสอดคล้องกับลักษณะภูมิอากาศของประเทศไทย

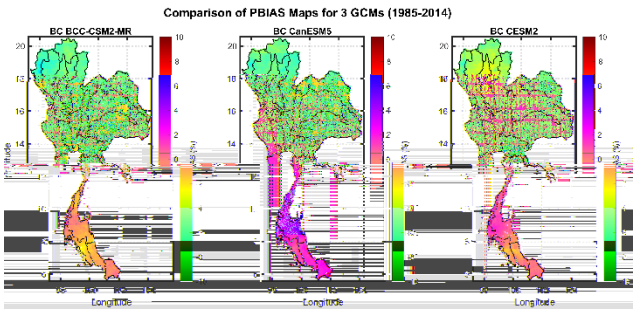
นอกจากนี้การเปรียบเทียบแผนที่ PBIAS ของทั้ง 3 แบบจำลองในรูปที่ 11 จะเห็นว่า แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีค่า PBIAS ใกล้ศูนย์ในหลายพื้นที่ของประเทศไทย แสดงถึงความสามารถในการจำลองปริมาณน้ำฝนได้ใกล้เคียงกับข้อมูลตรวจวัด โดยมีค่า PBIAS อยู่ในช่วง -2% ถึง +2% ในพื้นที่ส่วนใหญ่ ในขณะที่แบบจำลอง CanESM5 มีแนวโน้มที่จะประมาณค่าสูงเกินไปในบางพื้นที่ทางภาคใต้ (PBIAS 4-6%) และแบบจำลอง CESM2 มีค่า PBIAS เป็นบวกเล็กน้อยในพื้นที่ทางภาคเหนือ (2-4%)



รูปที่ 9 เปรียบเทียบแผนที่สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของแบบจำลอง BCC-CSM2-MR CanESM5 และ CESM2 ในช่วงปี ค.ศ. 1985 – 2014



รูปที่ 10 เปรียบเทียบแผนที่ RMSE ของแบบจำลอง BCC-CSM2-MR CanESM5 และ CESM2 ในช่วงปี ค.ศ. 1985 – 2014



รูปที่ 11 เปรียบเทียบแผนที่ PBIAS ของแบบจำลอง BCC-CSM2-MR CanESM5 และ CESM2 ในช่วงปี ค.ศ. 1985 – 2014

จากการวิเคราะห์ดัชนีประเมินทั้งสามค่า (Correlation, RMSE และ PBIAS) สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลอง BCC-CSM2-MR มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการจำลองปริมาณน้ำฝนในประเทศไทย ช่วงปี 1985-2014 โดยมีค่าเฉลี่ยของค่าสหสัมพันธ์เท่ากับ 0.72 รองลงมาคือแบบจำลอง CESM2 และ CMCC-ESM2 ที่มีค่าเฉลี่ย 0.68 และ 0.65 ตามลำดับ นอกจากนี้ แบบจำลอง BCC-CSM2-MR ยังมีค่า RMSE ต่ำกว่าและค่า PBIAS ใกล้ศูนย์มากกว่าแบบจำลองอื่นในหลายพื้นที่ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองนี้สามารถจำลองทั้งรูปแบบการกระจายตัวและปริมาณน้ำฝนได้แม่นยำกว่า

ผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นว่า วิธีการปรับแก้ที่เลือกใช้มีประสิทธิภาพในการปรับปรุงคุณภาพข้อมูลทั้งจาก CHIRPS และ GCM สำหรับประเทศไทย แม้ว่าประสิทธิภาพจะแตกต่างกันตามพื้นที่และฤดูกาล แต่โดยรวมแล้วสามารถลดความเอนเอียงและความคลาดเคลื่อนของข้อมูลได้อย่างมีนัยสำคัญ ทำให้ข้อมูลที่ผ่านการปรับแก้มีความเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อไป

5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

การศึกษาการปรับแก้ความเอนเอียงของข้อมูลจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศโลกด้วยข้อมูลฝน CHIRPS ในประเทศไทย สามารถสรุปได้ดังนี้

การใช้เทคนิคปรับสัดส่วนสเกลของฝนสามารถปรับปรุงคุณภาพข้อมูล CHIRPS ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) เพิ่มขึ้นจาก 0.04 - 0.96 เป็น 0.06 - 0.96 ค่า RMSE ลดลงจาก 31- 399 มม. เหลือประมาณ 26 - 318 มม. และค่า PBIAS ลดลงจากช่วง -65% ถึง +210% เหลือเพียงประมาณ -31% ถึง 107 ประสิทธิภาพของการปรับแก้มีความแตกต่างกันตามภูมิภาค โดยพื้นที่ราบภาคกลางและภาคตะวันออกเฉียงเหนือมีผลการปรับแก้ที่ดีกว่าพื้นที่ชายฝั่งและพื้นที่ภูเขา

วิธี Scaled Distribution Mapping (SDM) สามารถปรับปรุงคุณภาพข้อมูลจาก GCM ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยในช่วงปรับเทียบ (ค.ศ. 1985-1999) ค่า RMSE ลดลงจาก 122.31 มม. เป็น 83.57 มม. ค่า PBIAS ปรับปรุงจาก -25.37% เป็น -5.31% และผลการปรับแก้ในช่วงตรวจสอบ (ค.ศ. 2000-2014) มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน โดยที่ค่า RMSE ลดลงจาก 125.72 มม. เป็น 85.49 มม. ค่า PBIAS ปรับปรุงจาก -14.84% เป็น 4.46% แสดงให้เห็นความเสถียรของวิธีการปรับแก้

จากการประเมินประสิทธิภาพรวมของแบบจำลอง GCM ทั้ง 15 แบบจำลอง พบว่าแบบจำลอง BCC-CSM2-MR, CanESM5 และ CESM2 มีประสิทธิภาพดีที่สุดสามอันดับแรก โดยมีค่าเฉลี่ยของดัชนีประเมินเท่ากับ 0.74, 0.65 และ 0.62 ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม ทั้งสามแบบจำลองยังมีข้อจำกัดในการจำลองปริมาณน้ำฝนในพื้นที่ชายฝั่งทะเล โดยเฉพาะในภาคใต้ ซึ่งเป็นพื้นที่ที่มีความผันแปรของปริมาณน้ำฝนสูงเนื่องจากอิทธิพลของลมมรสุมและลักษณะภูมิประเทศ แบบจำลองเหล่านี้มีความเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในประเทศไทย

5.2 ข้อเสนอแนะ

การปรับปรุงวิธีการศึกษาควรให้ความสำคัญกับการพัฒนาวิธีการปรับแก้ที่เหมาะสมสำหรับพื้นที่ภูเขาและชายฝั่ง โดยคำนึงถึงอิทธิพลของความสูงและทิศทางลมมรสุม รวมถึงการเพิ่มความหนาแน่นของสถานีตรวจวัดในพื้นที่ที่มีภูมิประเทศซับซ้อน และการพิจารณาใช้ข้อมูลจากเรดาร์ตรวจอากาศเพื่อเพิ่มความละเอียดเชิงพื้นที่ นอกจากนี้ ควรมีการพัฒนาวิธี SDM ให้สามารถปรับแก้แบบหลายตัวแปรเพื่อรักษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ และปรับปรุงวิธีการให้เหมาะสมกับการปรับแก้ค่าสุดขีดในฤดูฝน ตลอดจนพัฒนาวิธีการที่คำนึงถึงความไม่คงที่ของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในอนาคต สำหรับการคัดเลือกแบบจำลองควรพิจารณาเกณฑ์ที่เฉพาะเจาะจงสำหรับแต่ละภูมิภาค และวิเคราะห์ความไม่แน่นอนของแบบจำลองแต่ละตัวอย่างละเอียด

การนำข้อมูลที่ปรับแก้แล้วไปใช้ในการศึกษาผลกระทบควรใช้ข้อมูลจากหลายแบบจำลองเพื่อประเมินช่วงความไม่แน่นอน และพิจารณาข้อจำกัดของข้อมูลในแต่ละพื้นที่และฤดูกาล รวมถึงตรวจสอบความสมเหตุสมผลของผลลัพธ์ก่อนนำไปใช้งาน ในด้านการพัฒนาฐานข้อมูล ควรจัดทำฐานข้อมูลที่ปรับแก้แล้วให้สามารถเข้าถึงได้ง่าย พัฒนาระบบการปรับปรุงข้อมูลอัตโนมัติเมื่อมีข้อมูลใหม่ และจัดทำคู่มือการใช้งานที่ชัดเจน นอกจากนี้ ควรมีการติดตามประสิทธิภาพของการปรับแก้อย่างต่อเนื่อง ประเมินความเหมาะสมของวิธีการเมื่อมีแบบจำลอง GCM รุ่นใหม่ และรวบรวมผลตอบรับจากผู้ใช้งานเพื่อการปรับปรุงในอนาคต

การศึกษาในอนาคตควรขยายขอบเขตให้ครอบคลุมตัวแปรอื่นๆ เช่น ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม และรังสีดวงอาทิตย์ รวมถึงศึกษาผลของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อความถี่และความรุนแรงของเหตุการณ์สุดขีด การพัฒนาวิธีการปรับแก้ควรคำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบภูมิอากาศในอนาคต และศึกษาความไม่แน่นอนที่เกิดจากวิธีการปรับแก้และแบบจำลองต่างๆ อย่างเป็นระบบ นอกจากนี้ ควรพัฒนาวิธีการประเมินประสิทธิภาพการปรับแก้ที่ครอบคลุมมิติต่างๆ มากขึ้น เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่น่าเชื่อถือและเป็นประโยชน์ต่อการศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในประเทศไทย

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณสำนักงานการวิจัยแห่งชาติ (วช.) กระทรวงการอุดมศึกษา วิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรมที่สนับสนุนทุนสำหรับการวิจัยการศึกษาภายใต้โครงการประเมินผลกระทบด้านอุทกวิทยาจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อการจัดการน้ำในลุ่มน้ำแม่กลอง รหัสโครงการ 467037-ODU-06 และกรมอุตุนิยมวิทยาที่ให้การอนุเคราะห์ข้อมูลฝนประกอบการวิจัยในครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

[1] Chen, J., Brissette, F. P., & Lucas Picher, P. (2015). Assessing the limits of bias correcting climate model outputs for climate change impact studies. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 120(3), 1123-1136.

[2] Switanek, M. B., Troch, P. A., Castro, C. L., et al. (2017). Scaled distribution mapping: a bias correction method that preserves raw climate model projected changes. Hydrology and Earth System Sciences, 21(6), 2649-2666.

[3] 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(17), 6938-6959.

[4] Kiguchi, M., Takata, K., Hanasaki, N., et al. (2021). A review of climate change impacts on water resources in Thailand. Environmental Research Letters, 16(2), 023004.

[5] Pimonsree, S., Ratnamhin, T., Kongsomjit, P., & Sereenonchai, S. (2022). Assessment of CMIP6 precipitation bias over mainland Southeast Asia. Environmental Research, 212, 113346.

[6] Sittichok, K., & Thepprasit, K. (2022). The performance of dynamical downscaling of CMIP6 precipitation over western Thailand. Meteorology and Atmospheric Physics, 134(4), 57.

[7] Iqbal, Z., Shahid, S., Ahmed, K., Ismail, T., & Nawaz, N. (2021). Evaluation of CMIP6 GCM rainfall in mainland Southeast Asia. Atmospheric Research, 254, 105525.

[8] Limjirakan, S., Limsakul, A., & Sriburi, T. (2017). Trends in temperature and rainfall extremes in Bangkok Metropolitan Area. Chiang Mai Journal of Science, 44(3), 1103-1118.

[9] Singhratina, N., Rajagopalan, B., Kumar, K. K., & Clark, M. (2015). A linearized approach to assessing changes in seasonal precipitation extremes over Thailand. Climate Dynamics, 45(5), 1479-1493.

[10] Pearson, K. (1895). Notes on regression and inheritance in the case of two parents. Proceedings of the Royal Society of London, 58, 240-242.

[11] Rodgers, J. L., & Nicewander, W. A. (1988). Thirteen ways to look at the correlation coefficient. The American Statistician, 42(1), 59-66.

[12] Asuero, A. G., Sayago, A., & González, A. G. (2006). The correlation coefficient: An overview. Critical Reviews in Analytical Chemistry, 36(1), 41-59.

[13] Willmott, C. J., Matsuura, K., & Robeson, S. M. (2009). Ambiguities inherent in sums-of-squares-based error statistics. Atmospheric Environment, 43(3), 749-752.

[14] Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. International Journal of Forecasting, 22(4), 679-688.

[15] Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature. Geoscientific Model Development, 7(3), 1247-1250.

[16] Gupta, H. V., Sorooshian, S., & Yapo, P. O. (1999). Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. Journal of Hydrologic Engineering, 4(2), 135-143.

[17] Legates, D. R., & McCabe Jr, G. J. (1999). Evaluating the use of "goodness of fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. Water Resources Research, 35(1), 233-241.

[18] Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. Transactions of the ASABE, 50(3), 885-900.

[19] Bennett, N. D., Croke, B. F., Guariso, G., Guillaume, J. H., Hamilton, S. H., Jakeman, A. J., Marsili-Libelli, S., Newham, L. T., Norton, J. P., Perrin, C., Pierce, S. A., Robson, B., Seppelt, R., Voinov, A. A., Fath, B. D., & Andreassian, V. (2013). Characterising performance of environmental models. Environmental Modelling & Software, 40, 1-20.

[20] 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, 12-29.

[21] Murphy, A. H. (1988). Skill scores based on the mean square error and their relationships to the correlation coefficient. Monthly Weather Review, 116(12), 2417-2424.

[22] 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(17), 4356-4376.

[23] Wilks, D. S. (2011). Statistical Methods in the Atmospheric Sciences (3rd ed.). Academic Press.

[24] Jolliffe, I. T., & Stephenson, D. B. (Eds.). (2012). Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science (2nd ed.). John Wiley & Sons.

[25] Ziehn, T., Chamberlain, M. A., Law, R. M., Lenton, A., Bodman, R. W., Dix, M., Stevens, L., Wang, Y.-P., & Srbinovsky, 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

[26] Wu, T., Lu, Y., Fang, Y., Xin, X., Li, L., Li, W., Jie, W., Zhang, J., Liu, Y., Zhang, L., Zhang, F., Wu, F., Wan, H., Cui, X., Cong, Z., Feng, G., & Liu, X. (2019). The Beijing Climate Center Climate System Model (BCC-CSM): The main progress from CMIP5 to CMIP6. Geoscientific Model Development, 12(4), 1573-1600. https://doi.org/10.5194/gmd-12-1573-2019

[27] Swart, N. C., Cole, J. N. S., Kharin, V. V., Lazare, M., Scinocca, J. F., Gillett, N. P., Anstey, J., Arora, V., Christian, J. R., Hanna, S., Jiao, Y., Lee, W. G., Majaess, F., Saenko, O. A., Seiler, C., Seinen, C., Shao, A., Sigmond, M., Solheim, L., von Salzen, K., Yang, D., & 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

[28] Danabasoglu, G., Lamarque, J.-F., Bacmeister, J., Bailey, D. A., DuVivier, A. K., Edwards, J., Emmons, L. K., Fasullo, J., Garcia, R., Gettelman, A., Hannay, C., Holland, M. M., Large, W. G., Lauritzen, P. H., Lawrence, D. M., Lenaerts, J. T. M., Lindsay, K., Lipscomb, W. H., Mills, M. 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

[29] Cherchi, A., Fogli, P. G., Lovato, T., Peano, D., Iovino, D., Gualdi, S., Masina, S., Scoccimarro, E., Materia, S., Bellucci, A., & Navarra, A. (2019). Global mean climate and main patterns of variability in the CMCC-CM2 coupled model. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 11(1), 185-209. https://doi.org/10.1029/2018MS001369

[30] Döscher, R., Acosta, M., Alessandri, A., Anthoni, P., Arsouze, T., Bergman, T., Bernardello, R., Boussetta, S., Caron, L.-P., Carver, G., Castrillo, M., Catalano, F., Cvijanovic, I., Davini, P., Dekker, E., Doblas-Reyes, F. J., Docquier, D., Echevarria, P., Fladrich, U., & Wyser, K. (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

[31] Li, L., Yu, Y., Tang, Y., Lin, P., Xie, J., Song, M., Dong, L., Zhou, T., Liu, L., Wang, L., Pu, Y., Chen, X., Chen, L., Xie, Z., Liu, H., Zhang, L., Huang, X., Feng, T., Zheng, W., & Zhang, G. (2020). The Flexible Global Ocean-Atmosphere-Land System Model Grid-Point Version 3 (FGOALS-g3): Description and Evaluation. Journal

of Advances in Modeling Earth Systems, 12(9), e2019MS002012. https://doi.org/10.1029/2019MS002012

[32] Dunne, J. P., Horowitz, L. W., Adcroft, A. J., Ginoux, P., Held, I. M., John, J. G., Krasting, J. P., Malyshev, S., Naik, V., Paulot, F., Shevliakova, E., Stock, C. A., Zadeh, N., Balaji, V., Blanton, C., Dunne, K. A., Dupuis, C., Durachta, J., Dussin, R., & Zhao, M. (2020). The GFDL Earth System Model version 4.1 (GFDL-ESM 4.1): Overall coupled model description and simulation characteristics. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 12(11), e2019MS002015. https://doi.org/10.1029/2019MS002015

[33] Boucher, O., Servonnat, J., Albright, A. L., Aumont, O., Balkanski, Y., Bastrikov, V., Bekki, S., Bonnet, R., Bony, S., Bopp, L., Braconnot, P., Brockmann, P., Cadule, P., Caubel, A., Cheruy, F., Codron, F., Cozic, A., Cugnet, D., D'Andrea, F., & Vuichard, N. (2020). Presentation and Evaluation of the IPSL CM6A LR Climate Model. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 12(7), e2019MS002010. https://doi.org/10.1029/2019MS002010

[34] Tatebe, H., Ogura, T., Nitta, T., Komuro, Y., Ogochi, K., Takemura, T., Sudo, K., Sekiguchi, M., Abe, M., Saito, F., Chikira, M., Watanabe, S., Mori, M., Hirota, N., Kawatani, Y., Mochizuki, T., Yoshimura, K., Takata, K., O'ishi, R., & Kimoto, 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

[35] Müller, W. A., Jungclaus, J. H., Mauritsen, T., Baehr, J., Bittner, M., Budich, R., Bunzel, F., Esch, M., Ghosh, R., Haak, H., Ilyina, T., Kleine, T., Kornblueh, L., Li, H., Modali, K., Notz, D., Pohlmann, H., Roeckner, E., Stemmler, I., & Marotzke, J. (2018). A Higher-resolution Version of the Max Planck Institute Earth System Model (MPI-ESM1.2-HR). Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 10(7), 1383-1413. https://doi.org/10.1029/2017MS001217

[36] Mauritsen, T., Bader, J., Becker, T., Behrens, J., Bittner, M., Brokopf, R., Brovkin, V., Claussen, M., Crueger, T., Esch, M., Fast, I., Fiedler, S., Fläschner, D., Gayler, V., Giorgetta, M., Goll, D. S., Haak, H., Hagemann, S., Hedemann, C., & Roeckner, E. (2019). Developments in the MPI M Earth System Model version 1.2 (MPI ESM1.2) and Its Response to Increasing CO2. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 11(4), 998-1038. https://doi.org/10.1029/2018MS001400

[37] Yukimoto, S., Kawai, H., Koshiro, T., Oshima, N., Yoshida, K., Urakawa, S., Tsujino, H., Deushi, M., Tanaka, T., Hosaka, M., Yabu, S., Yoshimura, H., Shindo, E., Mizuta, R., Obata, A., Adachi, Y., & Ishii, M. (2019). The Meteorological Research Institute Earth System Model Version 2.0, MRI-ESM2.0: Description and Basic Evaluation of the Physical Component. Journal of the Meteorological Society of Japan, 97(5), 931-965. https://doi.org/10.2151/jmsj.2019-051

[38] Seland, Ø., Bentsen, M., Olivié, D., Toniazzo, T., Gjermundsen, A., Graff, L. S., Debernard, J. B., Gupta, A. K., He, Y.-C., Kirkevåg, A., Schwinger, J., Tjiputra, J., Aas, K. S., Bethke, I., Fan, Y., Griesfeller, J., Grini, A., Guo, C., Ilicak, M., & Schulz, M. (2020). Overview of the Norwegian Earth System Model (NorESM2) and key climate response of CMIP6 DECK, historical, and scenario simulations. Geoscientific Model Development, 13(12), 6165-6200. https://doi.org/10.5194/gmd-13-6165-2020

Bentsen, M., Olivié, D. J. L., Seland, Ø., Toniazzo, T., Gjermundsen, A., Graff, L. S., Debernard, J. B., Gupta, A. K., He, Y., Kirkevåg, A., Schwinger, J., Tjiputra, J., Aas, K. S., Bethke, I., Fan, Y., Gao, S., Griesfeller, J., Grini, A., Guo, C., & Schulz, M. (2019). NorESM2 in CMIP6: a Norwegian Earth System Model with focus on high northern latitudes. Geoscientific Model Development Discussion. https://doi.org/10.5194/gmd-2019-378