Journal of Natural Environment Hazards
University of Sistan and Baluchestan
Print ISSN: 2676 - 4377 Online ISSN: 2676 - 4385
Homepage: https://jneh.usb.ac.ir

Journal of Natural Environmental Hazards, Vol.10, Issue 30, Winter 2022

Projected Changes in Temperature and Precipitation over Kashafrood Basin Based on Statistical and Dynamical Downscaling Methods

Hooshmand Ataei[1*], Mansoureh Kouhi[2], Rahele Modirian[3], Bahare Bazrafshan[4]

1. *Corresponding Author,* Associate Prof. Payam Noor University, Iran.
2. Assistant Prof., Natural Disasters and Climate Change Research Group, Climatological Research Institute, Iran.
3. M.Sc. in Physics, Member of Modeling Research Group, Climatological Research Institute, Iran.
4. M.Sc. in Climatology, Climatological Research Institute, Iran.

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 02 March 2021
Revised: 20 July 2021
Accepted: 13 Sept. 2021

Keywords:
Climate Change,
KhasafRood Basin,
dynamical downscaling,
statistical downscaling.

ABSTRACT

It is well-known that climate is changing continuously under the intricate influences of natural and artificial factors at global and regional scales. The global Coupled Model Intercomparison Project (CMIP) already provides multi model data resources in order to improve the scientific research for investigating the vulnerability of climate change and future climate risk at regional or local scales and then developing the corresponding adaptation strategies. Global climate models (GCMs) have proven to be unable to resolve the details of regional climate change features because of the limitation of their coarse resolution. To bridge these gaps, downscaling methods, that is, statistical and dynamical downscaling, are multi method ways to get fine resolution projections of GCMs.Since the provision of robust climate information with a multimodel, multimethod, and multiscale (M5S) method can assist decision-making responding to climate change in agriculutral and water sectors, this study aims to provide the climate change scenarios of temperature and precipitation over Kashafrood Basin (KB) using three downsclaing methods. In this study the CanESM model outputs have been downscaled using two statistical downscaling methods (BCSD and SDSM) and one regional climate model (RegCM) during the period of 1984-2005 and the near future period (2021-2050) under RCP4.5. Results show that the mean temperature is projected to increase in the Kashafrood basin throughout all seasons. Precipitation changes exhibit a larger variability. By the end of the near future, an annual precipitation decrease by 4% and 9% are projected under RCP4.5 based on SDSM and RegCM model respectively in Mashad station, while an increase of over 24% is projected using BCSD downscaling method which is statistically significant.

Cite this article: Ataei, H., Kouhi, M., Modirian, R., Bazrafshan, B. (2022). Projected Changes in Temperature and Precipitation over Kashafrood Basin Based on Statistical and Dynamical Downscaling Methods. Journal of Natural Environmental Hazards, 10(30), 183-202. DOI: 10.22111/jneh.2021.37827.1777

© Hooshmand Ataei. Publisher: University of Sistan and Baluchestan
DOI: 10.22111/jneh.2021.37827.1777

* Corresponding Author Email: Hoo_ataei@pnu.ac.ir

مخاطرات محیط طبیعی
شاپا چاپی: ۲۶۷۶-۴۳۷۷ شاپا الکترونیکی: ۲۶۷۶-۴۳۸۵
Homepage: https://jneh.usb.ac.ir

مجله علمی پژوهشی مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۰، شماره ۳۰، زمستان ۱۴۰۰

تغییرات پیش‌نگری شده در دما و بارش حوضه کشف‌رود بر مبنای روش‌های مقیاس–کاهی دینامیکی و آماری

هوشمند عطایی[1*]، منصوره کوهی[2]، راهله مدیریان[3]، بهاره بذرافشان[4]

۱. دانشیارگروه جغرافیا، دانشگاه پیام نور (نویسنده مسئول)
۲. استادیار، گروه مخاطرات و تغییرات اقلیمی، پژوهشکده اقلیم شناسی و تغییر اقلیم
۳. کارشناس پژوهشی، عضو گروه پژوهشی مدلسازی اقلیمی، پژوهشکده اقلیم شناسی و تغییر اقلیم
۴. کارشناسی ارشد، پژوهشکده اقلیم شناسی و تغییر اقلیم

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۱۲

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۰/۰۴/۲۹

تاریخ پذیرش : ۱۴۰۰/۰۶/۲۲

واژه‌های کلیدی:
تغییر اقلیم،
حوضه آبریز کشف‌رود،
مقیاس‌کاهی دینامیکی،
مقیاس‌کاهی آماری.

چکیده

اقلیم تحت تاثیر عوامل طبیعی و انسان‌ساز در سطح جهانی و منطقه‌ای در حال تغییر است. امروزه، مدل‌های سری CMIP، منابع داده‌ای چند مدلی را به منظور بهبود پژوهش‌های علمی در راستای شناخت تغییر اقلیم و خطرپذیری اقلیم آینده در مقیاس منطقه‌ای یا محلی و توسعه رهیافت‌هایی برای سازگاری با اقلیم ارایه می‌دهند. با این وجود، ثابت شده است که این مدل‌ها قادر به حل جزئیات ویژگی‌های تغییر اقلیم در مقیاس‌های مذکور نیستند. به منظور پرکردن این خلا، روش‌های مقیاس‌کاهی (دینامیکی و آماری)، به عنوان راه‌های چند روشی به منظور بدست آوردن پیش‌نگری‌های با قدرت تفکیک مناسب از مدل‌های جهانی اقلیمی بکار می‌روند. ارائه اطلاعات مطمئن‌تر اقلیمی به صورت چند مدل، چند روش و چند مقیاس (M5S) می‌تواند به تصمیم‌گیران بخش-های مختلف همچون آب و کشاورزی در پاسخ به تغییرات اقلیم کمک نماید. در این راستا، در این پژوهش با هدف ارایه سناریوهای آتی اقلیمی دما و بارش در حوضه کشف رود (دشت مشهد) از دو روش مقیاس‌کاهی آماری (SDSM و BCSD) و یک مدل منطقه‌ای اقلیم (RegCM) استفاده شده است. برونداد مدل اقلیمی CanESM2 برای دوره حاضر (۲۰۰۵-۱۹۸۴) و دوره آینده نزدیک (۲۰۵۰-۲۰۲۱) با سه روش مذکور، مقیاس‌کاهی شد. نتایج نشان داد میانگین دما در حوضه کشف‌رود در تمام فصل‌ها افزایش می‌یابد (با سه روش). تغییرات بارش دارای نوسانات زیادی است. در دوره آتی، بارش تا ۴ و ۹ درصد تحت این سناریوی با دو روش SDSM و RegCM کاهش می‌یابد که از لحاظ آماری معنی‌دار نیست در حالیکه با استفاده از روش مقیاس‌کاهی BCSD، بارش به طور معنی‌داری تا ۲۴ درصد در ایستگاه مشهد افزایش خواهد یافت.

استناد: عطایی, هوشمند, کوهی, منصوره, مدیریان, راهله, بذرافشان, بهاره. (۱۴۰۰). تغییرات پیش‌نگری شده در دما و بارش حوضه کشف‌رود بر مبنای روش‌های مقیاس-کاهی دینامیکی و آماری. مخاطرات محیط طبیعی, ۱۰(۳۰)، ۲۰۲-۱۸۳. DOI: 10.22111/jneh.2021.37827.1777

ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان

© هوشمند عطایی*، منصوره کوهی، راهله مدیریان، بهاره بذرافشان.

*- هوشمند عطایی (نویسنده مسئول) Email: Hoo_ataei@pnu.ac.ir

مقدمه

اقلیم جهانی به طور مداوم تحت تأثیر عوامل پیچیده طبیعی و انسان‌ساز در مقیاس جهانی و منطقه‌ای در حال تغییر است. همانطور که در گزارش ارزیابی پنجم هیات بین الدول تغییر اقلیم (IPCC)[1] تأکید شده، میانگین دما در سطح جهانی به طور متوسط به میزان ^{o}C ۰/۸۵ طی دوره ۲۰۱۲-۱۸۸۰ افزایش داشته و احتمالاً تا پایان قرن بیست و یکم بین ۰/۳ تا ۴/۸ درجه سلسیوس افزایش یابد (IPCC 2013). از آنجا که متغیر دما با سایر مؤلفه‌های اقلیمی در اندرکنش متقابل قرار دارد، انتظار می‌رود که تغییرات قابل ملاحظه‌ای در اقلیم جهان رخ دهد (IPCC, 2007). گرم شدن کره زمین منجر به تغییر بیلان تابش از سطح زمین، گردش جو، تغییر فراوانی، توزیع مکانی- زمانی و شدت رویدادهای حدی همچون سیل، خشکسالی و ... خواهد شد و به چرخش بخار آب سرعت خواهد بخشید.

دشت مشهد واقع در حوضه کشف‌رود، یکی از بزرگ‌ترین و مهم‌ترین دشت‌های استان خراسان رضوی محسوب می-شود. این دشت علاوه بر تامین آب مورد نیاز کشاورزی به مقدار بیش از ۱/۵ میلیاد متر مکعب در سال، تامین کننده آب شرب شهرهای مشهد، چناران، شاندیز و طرقبه نیز می‌باشد. با این حال، این دشت یکی از پیچیده‌ترین دشت‌های کشور از لحاظ بیلان آب به شمار می‌رود. جمعیت مصرف‌کنندگان حوضه کشف‌رود در مدت کوتاه چند برابر شده و از ۵۰۰ هزار نفر در سال ۱۳۵۷ به حدود چهار میلیون نفر افزایش یافته است. اگرچه این حوضه، کمتر از یک درصد مساحت استان خراسان رضوی را در شامل می‌شود اما ۷۰ درصد صنایع در این دشت مستقر هستند. با توجه به افزایش رخداد و مدت خشکسالی طی دهه‌های اخیر در مناطق مختلف ایران، تامین آب شرب شهرهای بزرگی مانند مشهد از اهمیت بسیار ویژه‌ای برخوردار شده است. این مساله زمانی اهمیت می‌یابد که با توجه به تغییر اقلیم، الگوی دما و بارش مناطق مختلف در آینده روند متفاوتی را در پیش خواهند گرفت. لذا بررسی اثرات تغییر اقلیم بر متغیرهایی چون دما و بارش و ارایه سناریوهای اقلیمی این متغیرها بر مبنای پیش‌نگری مدل‌های اقلیمی می‌تواند نقش موثری در مدیریت خطرپذیری رویدادهایی چون خشکسالی و سیل در این حوضه داشته باشد.

مدل‌های گردش عمومی جو-اقیانوس (AOGCM)[2]، مدل‌های استانداردی هستند که در ارزیابی گزارش چهارم هیات بین الدول تغییر اقلیم (AR4)[3] بکار رفته‌اند. تابع اصلی این مدل‌ها، شناخت مولفه‌های فیزیکی و دینامیکی سامانه اقلیم (جو، اقیانوس، سطح زمین و یخ دریا) است و پیش‌بینی‌های این مدل‌ها بر اساس واداشت گازهای گلخانه‌ای و آئروسل‌ها می‌باشد. این مدل‌ها، جامع‌ترین ابزار موجود برای شبیه‌سازی پاسخ گذشته و آینده سامانه اقلیم به واداشت‌های خارجی محسوب می‌شوند (IPCC,2013). اطمینان زیادی وجود دارد که مدل‌های گردش عمومی جو-اقیانوس از نظر کمی، برآوردها قابل اطمینانی از تغییر اقلیم آتی بویژه در مقیاس‌های بزرگ و قاره‌ای فراهم آوردند (IPCC, 2007).

از سال ۱۹۹۵، کارگروه مدل سازی جفت شده (WGCM)[4]، تحت حمایت برنامه پژوهش اقلیم جهان (WCRP)[5]، پروژه هم‌سنج مدل جفت شده (CMIP)[6] را به عنوان یک دستورالعمل استاندارد به منظور دسترسی پژوهشگران به

[1] Intergovernmental Panel on Climate Change
[2] Atmosphere-Ocean General Circulation Model
[3] Forth Assessment Report
[4] Working Group on Coupled Modeling
[5] World Climate Research Program
[6] The Coupled Model Intercomparison Project

برونداد مدل‌های اقلیمی برای استفاده در مطالعات و پژوهش‌ها، پایه‌گذاری کرد. طی سال ۲۰۱۳-۲۰۱۲، فاز پنجم CMIP، تحت سناریوهای جدید به نام "نماینده خط سیر غلظت گازهای گلخانه ای" (RCP)[1] در اختیار جامعه علمی قرار گرفت (IPCC, 2013، تیلور[2] و همکاران، ۲۰۱۲). سناریوی واداشت تابشی RCP8.5 نشان دهنده‌ی روند فعلی انتشار گازهای گلخانه‌ای است و RCP2.6 بیشترین حد محدودیت است که زمین می‌تواند هنوز تاب‌آوری داشته باشد. دو سناریوی دیگر(RCP6.5 و RCP4.5) شرایطی را نشان می‌دهند که کاهش گازهای گلخانه‌ای تا حدی تحقق می‌یابد (IPCC, 2014). مزیت CMIP5 نسبت به نسخه قبلی، قدرت تفکیک بالاتر و تعداد بیشتر مدل‌ها و مجموعه غنی‌تری از میدان‌های خروجی است که بر اساس نتایج حاصل از برخی فراسنج های اجتماعی- اقتصادی، فناورانه و همچنین میزان غلظت برخی گازها برای دهه‌های آینده طراحی شده‌اند (IPCC, 2013) .

در مطالعه اثرات تغییر اقلیم، به ندرت از برونداد مدل‌های اقلیمی (GCMs)[3] به طور مستقیم استفاده می‌شود زیرا این مدل‌ها به علت محدود بودن قدرت تفکیک مکانی، ساده سازی‌های انجام شده در فرایندهای ترمودینامیکی و فیزیکی و روش‌های عددی یا عدم شناخت کامل از فرآیندهای سامانه اقلیم دارای خطاهای سیستماتیک (اریبی‌ها) می‌باشند. خطاها در شبیه‌سازی این مدل‌ها نسبت به مشاهدات دوره تاریخی بزرگ هستند. بدین منظور از روش‌های مقیاس‌کاهی[4] استفاده می‌شود.

روش‌های متفاوت مقیاس‌کاهی، برای مطالعات زیربنایی تغییر اقلیم در مقیاس محلی و منطقه‌ای در دو دسته مقیاس‌کاهی دینامیکی[5] و مقیاس‌کاهی آماری[6] تقسیم می‌شوند. در مقیاس‌کاهی دینامیکی خروجی‌های GCMs به عنوان شرایط مرزی برای به دست آوردن یک مدل اقلیمی منطقه‌ای[7] یا مدل برای نواحی محدود و تولید اطلاعات در مقیاس منطقه‌ای استفاده می‌شود. در عوض در روش‌های مقیاس‌کاهی آماری، سری‌های زمانی هواشناسی در مقیاس ایستگاهی یا محلی با استفاده از روابط تجربی یا آماری مناسب بین متغیرهای جوّی مربوط به سطح یا تروپوسفر ارایه می‌شوند. مدل‌های مقیاس‌کاهی دینامیکی، با استفاده از مدل‌های اقلیمی منطقه‌ای نظیر PRECIS (ویلسون[8] و همکاران، ۲۰۰۵) یا RegCM (جورجی[9]، ۱۹۹۳) انجام شده است. مقیاس‌کاهی آماری با استفاده از مدل‌هایی چون ASD (حسامی و همکاران، ۲۰۰۸) و SDSM (ویلبی[10] و همکاران، ۱۹۹۹ و ویلبی و همکاران، ۲۰۰۳) و مدل-های تولید کننده تصادفی آب و هوا[11] مانند LARS-WG (زمنف و بروکز[12]، ۱۹۹۹) و مقیاس‌کاهی با روش تصحیح اریبی[13] (BCSD) (وود[14] و همکاران، ۲۰۰۴) صورت می‌پذیرد. روش‌های مقیاس‌کاهی آماری نسبت به روش های دینامیکی ارزان‌تر و با توانمندی مشابه با این روش‌ها می‌باشند لذا در ارزیابی اثرات تغییر اقلیم به وفور مورد استفاده

[1] Representative Concentration Pathways
[2] Taylor
[3] Global Climate Models
[4] Downscaling
[5]. Dynamical Downscaling
[6]. Statistical (Empirical) Downscaling
[7] Regional Climate Model
[8] Wilson
[9] Giorgi
[10] Wilby
[11] Weather Generator
[12] Semenov & Brooks
[13] Bias Correction Statistical Downscaling
[14] Wood

قرار می گیرند. اگرچه این روش‌ها نیاز به سری‌های زمانی طولانی‌مدت جهت ساختن روابط آماری مناسب دارند. به عنوان مثال برای SDSM طول دوره آماری ۳۰ سال در نظر گرفته شده است. غالب پژوهشگران، مقیاس‌کاهی آماری را با توجه به نیازهای کم نرم افزاری و محاسباتی و سرعت بالا در انجام آن ترجیح می‌دهند در حالیکه دلیل انتخاب و ترجیح مدل‌های مقیاس‌کاهی دینامیکی، در برداشتن ویژگی‌های سیستماتیکی مرتبط با پستی و بلندی، فرآیندهای دینامیکی اقلیمی و غیره می‌باشد. برونداد مقیاس‌کاهی شده‌ی دینامیکی و آماری به طور گسترده‌ای در زمینه‌های تغییر اقلیم، بلایای طبیعی، کشاورزی و هیدرولوژی در ایران استفاده شده‌اند که در این زمینه می‌توان به مقاله مروری رحیمی و همکاران (۲۰۱۹) مراجعه کرد.

در زمینه استفاده از روش‌های مختلف آماری و دینامیکی در پیش‌نگری‌های بارش و دما برای دوره‌های آتی تا کنون مطالعاتی انجام شده است. هارفام[1] و ویلبی (۲۰۰۵) روش‌های مختلف مقیاس‌کاهی چون SDSM[2]، مدل شبکه عصبی و شبکه عصبی چند لایه را برای پیش‌بینی بارش مناطق مختلف انگلستان مورد استفاده قرار داده‌اند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که هر سه روش (بویژه SDSM) از توانایی مطلوبی برای پیش‌بینی بارش برخوردارند اما توانمندی آن‌ها در پیش‌بینی بارش در مناطق مختلف متفاوت است. خان[3] و همکاران (۲۰۰۶) سه مدل SDSM، مدل مولد آب و هوایی LARS-WG[4] و مدل شبکه عصبی مصنوعی را جهت دستیابی به عدم قطعیت نتایج مقیاس-کاهی، مقایسه کردند و نتیجه گرفتند که از آنجایی که در مدل SDSM ساخت داده‌های هواشناسی با استفاده از ترکیب دو روش احتمالاتی و رگرسیونی صورت می‌گیرد، لذا این مدل جزو بهترین ها روش‌ها محسوب می‌شود. دی بایک[5] و همکاران (۲۰۰۶) از این مدل به عنوان یک مدل محک جهت ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در مقیاس‌کاهی خروجی‌های GCMs استفاده کردند. وترهال[6] و همکاران (۲۰۰۹) چهار مدل مقیاس‌کاهی آماری را با هدف ارزیابی توانایی آن‌ها در نمایش ویژگی‌های آماری بارش روزانه در فصل‌های مختلف مورد بررسی قرار دادند. کارآموز و همکاران (۲۰۰۹) نشان دادند که SDSM از مدل شبکه عصبی عملکرد بهتری در پیش بینی بارش ۵ ماهه در جنوب سیستان و بلوچستان داشته است. ژانگ[7] و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهش خود اقدام به مقایسه سیستماتیک عملکرد مدل‌های آماری و دینامیکی در مقیاس‌کاهی دما در اقلیم‌های مختلف چین در سه سطح مقایسه برونداد دینامیکی با برونداد مدل، برونداد خام مدل و مقادیر مقیاس کاهی تصحیح اریبی و مقایسه برونداد مقیاس‌کاهی شده با مقادیر مشاهداتی نمودند. تیواری[8] و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهش خود دو روش آماری تحلیل آماری کانونی (CCA)[9] و دینامیکی (RegCM)[10] را برای یک دوره ۲۸ ساله مقایسه کردند. نتایج نشان داد داده‌های اصلاح اریبی شده RegCM از مهارت بیشتری در پیش‌بینی بارش زمستانی نسبت به روش آماری برخوردارند. اختر[11] و همکاران (۲۰۱۹) از دو مدل مقیاس‌کاهی آماری (SDSM) و دینامیکی (RCM) به منظور مقیاس‌کاهی ۱۲ مدل

[1] Harpham
[2] Statistical DownScaling Model
[3] Khan
[4] Long Ashton Research Station Weather Generator
[5] Dibike
[6] Wetterhall
[7] Zhang
[8] Tiwari
[9] Canonical Correlation Analysis
[10] Regional Climate Model
[11] Akhter

GCM استفاده کردند. نتایج نشان داد هر دو روش از توانمندی و مهارت خوبی در مقیاس‌کاهی متغیرها در دوره پایه برخوردار هستند. پهلوان و زهرایی (۱۳۹۳) نیز در پژوهش خود که برای ایستگاه سد لتیان انجام شد نتیجه گرفتند که بین دو مدل SDSM و LARS-WG، مدل دوم از مهارت بیشتری در شبیه‌سازی بارش‌های حدی برخوردار است. سبحانی و همکاران (۱۳۹۶) در پژوهش خود نتایج سه مدل مقیاس کاهی SDSM، شبکهٔ عصبیANN ، و مدل مولد آب وهوایی LARS-WG را در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی بارش روزانه، کمینه و بیشینهٔ دمای روزانه در منطقهٔ شمال غرب ایران مقایسه نمودند. تحلیل مکانی نشان داد عملکرد مدل‌ها بستگی به نوع اقلیم منطقه دارد به طوری که این مدل‌ها برای منطقهٔ جنوب غرب آذربایجان شرقی و کردستان، به سبب وجود ناپایداری‌های بیشتر، عملکرد پایین‌تری دارند.

همانطور که برنامه تحقیقاتی اقلیم جهانی و چارچوب جهانی خدمات اقلیمی تاکید و تایید شده است، ارائه اطلاعات قوی در مورد اقلیم به صورت چند مدل، چند روش و چند مقیاس (M^5S) می‌تواند به تصمیم‌گیری در پاسخ به تغییرات اقلیم کمک کند (هیوت[1] و همکاران، ۲۰۱۲). در این راستا، هدف از انجام این مطالعه، ارایه سناریوهای اقلیمی آتی دما و بارش حوضه کشف رود طی دوره آینده نزدیک (۲۰۵۰-۲۰۲۱) بر اساس برونداد مدل CanESM2 [2] تحت سناریوی RCP4.5 که مقیاس‌کاهی شده با دو روش آماری و یک مدل دینامیکی مقیاس‌کاهی می‌باشد.

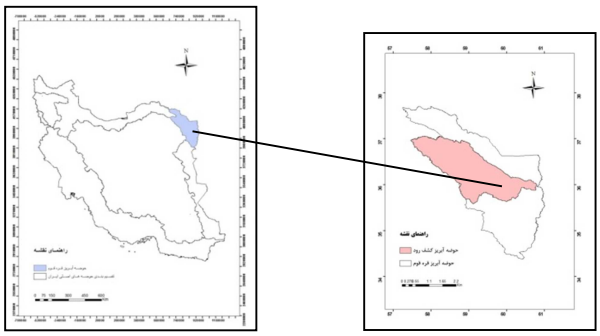
داده ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

حوضه کشف‌رود بخشی از حوضه آبریز قره‌قوم (جنوب غرب قره‌قوم) است که شامل محدوده‌های مطالعاتی مشهد – چناران، سنگ بست، نریمانی و آق دربند می‌شود (شکل ۱). این حوضه یکی از مهمترین حوضه‌های آبریز در شمال شرق کشور است که بین ۵۸ درجه و ۲ دقیقه تا ۶۰ درجه و ۸ دقیقه طول جغرافیایی و ۳۵ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۳ دقیقه عرض جغرافیایی در ارتفاع متوسط ۱۳۳۵متر در شمال خراسان رضوی قرار دارد. وسعت کل این حوضه در حدود ۱۶۵۰۰ کیلومتر مربع است که ۵۰۰۰ کیلومتر مربع آن را دشت و بقیه آن را ارتفاعات تشکیل می-دهد. محدوده مطالعاتی دشت مشهد-چناران با مساحت ۳۳۱۹ کیلومترمربع اصلی‌ترین و بزرگترین محدوده مطالعاتی حوضه کشف رود می‌باشد که در شمال غرب آن واقع شده است (سیاری و همکاران، ۱۳۸۹).

در این پژوهش به منظور ارزیابی توانمندی مدل اقلیمی و روش‌های مقیاس‌کاهی در شبیه سازی دما و بارش، از داده‌های ماهانه میانگین دمای روزانه (درجه سلسیوس) و مقادیر ماهانه بارش (میلیمتر) دو ایستگاه مشهد در بالادست حوضه (عرض جغرافیایی ۳۶/۲۳۶ درجه، طول جغرافیایی ۵۹/۶۳۱ درجه و ارتفاع ۹۹۹/۲ متر) و گلمکان (عرض جغرافیایی ۳۶/۴۸۳ درجه، طول جغرافیایی ۵۹/۲۸۳ درجه و ارتفاع ۱۱۷۶ متر از سطح دریا) که تقریبا در پایین دست حوضه قرار دارد، استفاده شده است.

[1] Hewitt
[2] The Canadian Earth System Model



شکل ۱: موقعیت حوضه آبریز کشف‌رود، *منبع: (نویسندگان)*

ارزیابی اثرات تغییر اقلیم

در این پژوهش، مقیاس‌کاهی برونداد مدل CanESM2 (به دلیل محدودیت موجود در نرم افزار SDSM) با استفاده از دو روش آماری و یک مدل منطقه‌ای اقلیمی (RegCM) انجام شده و سناریوهای آتی متغیرهای دما و بارش تحت سناریوی RCP4.5 (سناریوی حدواسط) برای دوره آینده نزدیک (۲۰۵۰-۲۰۲۱) ارایه خواهد شد. معرفی مدل اقلیمی منتخب و روش‌های مقیاس‌کاهی در ادامه آمده است.

مدل CanESM2

این مدل چهارمین نسل از مدل‌های اقلیمی است که در مرکز مدل‌سازی و تحلیل اقلیمی کانادا (ECCma)[1] (زیر نظر سازمان محیط زیست کانادا) توسعه یافته است. در این مدل کل کره زمین به صورت ۱۲۸*۶۴ یاخته شبکه‌بندی شده است. داده‌های تاریخی مدل تا سال ۲۰۰۵ با بکارگیری داده‌های بازتحلیل[2] NCEP[3] به منظور واسنجی مدل و تدوین مدل و روابط مقیاس‌کاهی در مدل SDSM مورد استفاده قرار می‌گیرد و داده‌های ۲۰۰۶ تا ۲۱۰۰ نیز جهت پیش‌نگری متغیرهای اقلیمی برای دوره‌های آتی بکار می‌رود.

SDSM

ویلبی و همکاران (۲۰۰۱) مدل مقیاس‌کاهی آماری را به منظور مقیاس‌کاهی اطلاعات بارش و دما با استفاده از روش‌های آماری توسعه دادند. این مدل با هدف تولید اطلاعات اقلیمی با قدرت تفکیک بالا (روزانه) از داده‌های شبیه‌سازی درشت مقیاس GCMs طراحی شده است. طبق پژوهش‌های انجام شده، این مدل، به عنوان بهترین ترکیب حاصل از مولد تصادفی آب و هوا و روش‌های رگرسیون چندگانه خطی شناخته شده است (خان و همکاران، ۲۰۰۶). مبنای این مدل بر این ایده استوار است که الگوهای بزرگ مقیاس جّو و متغیرهای رطوبت جّو (مانند مقادیر مشاهده شده تاوایی یا رطوبت نسبی) در تعیین پارامترهای مولدهای آب و هوایی (شدت و وقوع بارش) در مقیاس محلی قابل استفاده هستند. فرض دیگر لحاظ شده در این مدل این است که روابط به دست آمده تحت شرایط تغییر

[1] Environment and Climate Change Canada
[2] Reanalysis
[3] National Centers for Environmental Prediction

اقلیم ثابت مانده که این امر امکان تولید سناریوهای اقلیمی آینده در مقیاس محلی به وجود خواهد آورد (سویوجنت[1] و هنریک[2]، ۲۰۱۰).

در مدل SDSM، برای هر ماه از سال یک مدل رگرسیون خطی چند متغیره بین متغیرهای پیش‌گوی بزرگ مقیاس منتخب (متغیرهای مستقل) و متغیر پیش‌بینی شونده به عنوان مثال بارش (متغیر وابسته) تدوین می‌گردد. پیش-گوهای بزرگ مقیاس مناسب، با استفاده از تحلیل‌های همبستگی بین ۲۶ متغیر پیش‌گو (با بکارگیری داده‌های بازتحلیل NCEP)، همبستگی جزئی بین پیش‌گوها و پیش‌بینی شونده‌ها و همچنین با توجه به حساسیت فیزیکی میان پیش‌گوها و پیش‌بینی شونده‌ها در محدوده حوضه مطالعاتی انتخاب می‌شوند (ویلبی، ۲۰۰۱). از آنجایی که نمی‌توان مقادیر منفی را به بارش نسبت داد لذا این مقادیر به صورت یک فرآیند شرطی مدل‌سازی می‌شوند که در آن مقادیر بارش محلی با وقوع روزهای تر مرتبط است که این امر نیز با پیش‌گوها در مقیاس منطقه‌ای مرتبط می-باشد. یک روز تر به صورت «روزی که بارش بیش از ۰/۳ میلی متر است» تعریف می‌شود. توسعه و تدوین مدل بارش ماهانه شامل دو گام متمایز است. در اولین گام وقوع یا عدم وقوع بارش در هر روز تعیین می‌شود (رابطه ۱).

$$\omega_i = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{i} \alpha_j u_i^j + \alpha_{i-1}\omega_{i-1} \quad (۱)$$

که در آن، i نشان دهنده زمان (روز)، ω_i احتمال شرطی وقوع یا عدم وقوع بارش در روز i، u_i^j عبارت است از پیش-گوی نرمال شده در روز i و α_j ضریب رگرسیونی برآورد شده برای هر ماه با استفاده از رگرسیون حداقل مربعات و ω_{i-1} و α_{i-1} به ترتیب احتمالات شرطی وقوع بارش در روز i-1 و ضرایب رگرسیونی روز قبل می‌باشند. این دو پارامتر انتخابی هستند که بسته به منطقه مورد مطالعه و متغیرهای پیش‌بینی شونده برآورد می‌شوند. اگر $\omega_i \leq r_i$ ، بارش در روز i رخ می‌دهد که در آن r_i عدد تصادفی توزیع شده به صورت یکنواخت است $(r_i = 0 \leq r_i \leq 1)$ (خروجی تصادفی حاصل از مولد خطی عددی- تصادفی) (کارآموز و همکاران، ۲۰۰۹). j نشان دهنده متغیرهای رطوبت جّو و الگوهای چرخش روزانه بزرگ مقیاس است (j=1,2,3,…n). مقدار بارش در هر روز بارانی در گام بعدی با استفاده از رتبه ی z از رابطه (۲) به دست می‌آید:

$$Z_i = \beta_o + \sum_{j=1}^{n} \beta_j u_i^j + \beta_{i-1} + \varepsilon \quad (۲)$$

$$y_i = F^{-1}[\emptyset(Z_i)] \quad (۳)$$

در این معادله Z_i رتبه z محاسبه شده از ضرایب رگرسیونی برآورد شده (β_j) برای هر روز با استفاده از رگرسیون مربعات خطا و ε عبارت خطای تصادفی توزیع نرمال $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ و β_{j-1} ضریب رگرسیون در روز قبل می‌باشد. در ادامه مقدار بارش yi در روز i به صورت رابطه (۳) نوشته می‌شود. $\emptyset$ تابع توزیع تجمعی نرمال و F تابع توزیع تجربی yi می‌باشد. پیش گوی ($\hat{u}_i$) با کسر از میانگین اقلیمی ($\bar{u}$) و تقسیم آن بر انحراف معیار (σ_u) طی دوره واسنجی با

[1] Souvignet
[2] Heinrich

استفاده از رابطه (۴) نسبت به دوره ۱۹۹۰-۱۹۶۱ میلادی استاندارد می‌شود (بجز سرعت باد) (چو[1] و همکاران، ۲۰۱۰؛ ویلبی و همکاران، ۲۰۰۳).

$$\hat{u}_i = \frac{u_i - \bar{u}}{\sigma_u} \quad (۴)$$

برای دما و سایر متغیرهای نیازی به رابطه (۲) نیست و فقط مقدار تصادفی آن طبق روابط (۱) و (۳) بدست می‌آید (چو و همکاران، ۲۰۱۰). در بین متغیرهای بزرگ مقیاس، متغیرهای سرعت جریان هوای ژئوستروفیک، واگرایی، مولفه سرعت مداری، نصف النهاری، تاوایی و سرعت باد با تقریب ژئوستروفیک به دست آمده و استاندارد شده‌اند. در انتخاب متغیر پیش‌گو باید به چند نکته توجه کرد. متغیرهای انتخاب شده باید از نظر فیزیکی با متغیر پیش‌بینی شونده مرتبط باشند، از نظر آماری همبستگی بالایی با متغیر پیش‌بینی شونده داشته باشند، در دوره زمانی مورد مطالعه در دسترس بوده و در نهایت با دقت خوبی مدل شده باشند. به علت اینکه تاثیر متغیرهای پیش‌گو بر متغیر پیش‌بینی شونده در زمان‌های مختلف متفاوت است، لذا تصمیم‌گیری در رابطه با انتخاب متغیر پیش‌بینی کننده فرآیندی بسیار پیچیده محسوب می‌گردد. متغیرهای پیش‌گو را می‌توان با استفاده از تجربه و دانش محلی و یا روش-های آماری و تحلیلی انتخاب کرد. در صورت استفاده از روش‌های تجربی توصیه می‌شود که انتخاب، شامل متغیرهایی باشد که گردش جوّ (مانند سرعت مداری)، ضخامت جوّ (مانند ارتفاع ژئوپتانسیل)، پایداری (فشار در تراز صفر) و میزان رطوبت (رطوبت ویژه) را توضیح دهند (ویلبی و همکاران، ۲۰۰۲).

روش تصحیح اریبی و تفکیک مکانی (BCSD) [2]

این روش در آغاز برای پیش‌بینی‌های فصلی تا میان‌سالی بکار رفته است (وود و همکاران، ۲۰۰۴) و شامل دو مرحله می‌باشد:

گام اول: تصحیح اریبی

داده‌های مشاهداتی ماهانه (شبکه‌بندی شده) و خروجی‌های مدل‌های اقلیمی با عمل شبکه‌بندی مجدد با قدرت تفکیک ۲ درجه (مقیاس مکانی مدل GCM) تهیه می‌شوند. شیوه نگاشت چندک با تولید یک نگاشت یک به یک بین دو تابع توزیع تجمعی، یکی بر مبنای برونداد GCM و دیگری بر مبنای داده‌های مشاهداتی، عمل می‌کند. این فرآیند نگاشت بر اساس شیوه جستجوی ناپارامتری انجام می‌شود. اگر مقدار شبیه‌سازی شده‌ی GCM (برونداد مدل) برای متغیر دما یا بارش برای یک ماه خاص، چندک Xام تخمین زده شده در تابع توزیع تجمعی GCM طی یک دوره خاص را نشان دهد این چندک، در تابع توزیع تجمعی مشاهداتی همان متغیر برای همان زمان جستجو می‌شود و این مقدار جدید مقدار تصحیح شده‌ی GCM برای آن ماه می‌باشد. با انجام این عمل، مقادیر شبیه‌سازی GCM دارای همان CDF داده‌های مشاهداتی برای دوره آموزش خواهند شد. لازم به ذکر است فرض خاصی درباره طبیعت دو توزیع مورد نیاز نیست و این فرایند به طور کامل، طبیعت حدی‌های موجود در CDF مشاهداتی را حفظ می‌کند. در واقع این روش آماره‌های مرتبه بالاتر را حفظ می‌کند (وود و همکاران، ۲۰۰۴).

گام دوم: مقیاس‌کاهی مکانی

[1] Chu
[2] Bias Correction and Statistical Downscaling

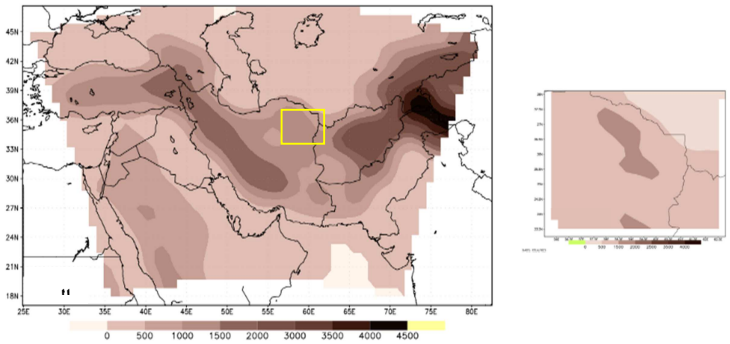
بعد از انجام تصحیح اریبی در مقیاس بزرگ (GCM)، قدرت تفکیک مکانی مقادیر ماهانه دما و بارش در مقیاس مدل اقلیمی جهانی با انجام عمل درون‌یابی، بهبود می‌یابد. در عمل درون‌یابی از روش وزن‌دهی عکس مجذور فاصله (روش نزدیکترین همسایه) با تعداد ۴ نقطه استفاده می‌شود. در ادامه فاکتورهایی برای هر ماه بر حسب تفاوت (دما) یا نسبت (بارش) بین مقادیر داده‌های مشاهداتی و GCM برای دوره پایه بدست می‌آید. بر این اساس، نابهنجاری‌های بزرگ مقیاس با اصلاح اریبی، برای برآورد سری‌های زمانی مقادیر ماهانه با قدرت تفکیک مکانی بالاتر بکار می‌رود. داده‌های ماهانه مربوط به این روش از تارنمای مربوط به مرکز اقیانوس شناسی آمریکا برای مدل مورد نظر در فرمت NCDF[1] بارگذاری و در استفاده از بسته های نرم افزاری در R تغییر فرمت و استخراج داده‌های نقطه شبکه انجام شده است (https://gdo-dcp.ucllnl.org/downscaled_cmip_projections/dcpInterface.html).

مدل اقلیم منطقه‌ای RegCM4

در این مطالعه برای پیش‌نگری اقلیم حوضه کشف‌رود و دشت مشهد از مدل دینامیکی RegCM4.7 استفاده شده است که توسط جورجی و همکاران (۱۹۹۳) توسعه یافته و سپس توسط جورجی و شلدز[2] (۱۹۹۹) و پال [3](۲۰۰۰) تکامل یافته است. هسته دینامیکی RegCM نشات گرفته از معادلات هیدروستاتیکی با سیستم مختصات سیگما است. این مدل از طرحواره بیوسفر- اتمسفر (BATS) برای مدل‌سازی فرایندهای سطحی استفاده می‌کند و طرحواره لایه مرزی آن بر اساس مفهوم پخش غیرمحلی توسط هولسلاگ[4] (۱۹۹۰) ارائه شده است. برای بارش‌های همرفتی از طرحواره‌های همرفتی گرل[5]، امانوئل[6] ، کو[7]، کیان[8] و تیکه[9] برای مدل‌سازی تشکیل ابر استفاده می‌کند که در این مقاله از طرحواره تیکه برای خشکی و طرحواره امانوئل برای دریاهای آزاد استفاده شده است.

در این مدل، دامنه اول با قدرت تفکیک ۱۰۰ کیلومتر از عرض جغرافیایی ۱۸ تا ۴۸ درجه شمالی-جنوبی و طول جغرافیایی ۳۰ تا ۷۵ درجه شرقی- غربی در نظر گرفته شد. در این منطقه، به لحاظ اهمیت سیستم‌های بارشی که از غرب کشور وارد می‌شوند بخش اعظم دریای مدیترانه و بخش‌هایی از دریای سرخ و سیاه و همچنین بخش‌هایی از اقیانوس هند در نظر گرفته شده است و دامنه دوم با قدرت تفکیک ۲۰ کیلومتر شامل استان خراسان رضوی می‌باشد (شکل ۲).

[1] Network Common Data Form
[2] Shields
[3] Pal
[4] Holtslag
[5] Grell,
[6] Emanuel
[7] Kuo
[8] Kain-F
[9] Tiedtke Convective parameterization Scheme



شکل۲: دامنه مدل‌سازی الف. دامنه اول با تفکیک افقی ۱۰۰ کیلومتر، ب. دامنه دوم با تفکیک ۲۰ کیلومتر، *منبع: (نویسندگان)*

برای داده‌های شرایط اولیه و مرزی مورد نیاز مدل RegCM4.7، به منظور همخوانی با مدل SDSM از داده‌های مدل CanESM2 موجود در سری CMIP5 استفاده شد. این داده‌ها دارای تفکیک افقی ۲/۷۹۰۶×۲/۸۱۲۵ درجه طول در عرض جغرافیایی می‌باشد. داده‌های شرایط مرزی مدل CanESM2 شامل متغیرهای رطوبت نسبی، فشار، دما و باد در دو راستای افقی و تحت سناریوی واداشت تابشی RCP4.5 از پایگاه مرکز یاد شده اخذ شدند. داده‌های مذکور در دوره ۲۱۰۰-۱۹۵۰ به دو صورت داده‌های مرجع (۲۰۰۵-۱۹۵۰) برای واسنجی و راستی آزمایی و پیش‌نگری (۲۱۰۰-۲۰۰۶) در اختیار کاربران قرار دارد. ابتدا مدل برای سال‌های ۱۹۸۴ تا ۲۰۰۵ با دقت افقی ۱۰۰ کیلومتر اجرا گردید. سپس با روش آشیانه سازی مدل با دقت ۲۰ کیلومتر و برای یک دامنه کوچک‌تر اجرا شد که برای مقایسه مدل با مقادیر مشاهداتی از خروجی‌های با قدرت تفکیک ۲۰ کیلومتر استفاده شده است (مدیریان و همکاران، ۱۳۹۸).

یافته‌های تحقیق

نتایج مقیاس‌کاهی آماری به روش SDSM

واسنجی و صحت‌سنجی داده‌های مقیاس‌کاهی دما و بارش با استفاده از برونداد مدل NCEP

دوره آماری موجود برای بارش ایستگاه همدیدی مشهد شامل سال‌های ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵ میلادی می‌باشد. متغیرهای پیش‌گوی بزرگ مقیاس بازتحلیل مشاهداتی (NCEP) طی این سال‌ها انتخاب و وارد مدل شد. از بین ۲۶ متغیر پیش‌گوی موجود، سه متغیر که در ترکیب با یکدیگر مقدار بارش را طی چهار فصل توجیه می‌کردند با استفاده از نمودار پراکندگی، ضریب همبستگی جزئی و با بررسی و شناسایی متغیرهای پیش‌گوی مورد استفاده در پیش‌بینی بارش در مرکز پیش بینی خراسان رضوی (در مرحله غربالگری) و بر اساس ضریب تبیین به دست آمده طی دوره واسنجی، انتخاب شدند که این متغیرها برای بارش در ایستگاه مشهد شامل مولفه سرعت مداری در ارتفاع ۸۵۰ هکتوپاسکالی (p8_u)، ارتفاع ژئوپتانسیل سطح۵۰۰ هکتوپاسکال (p500) و واگرایی در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکالی (p5zh) و در ایستگاه گلمکان با دوره آماری ۱۹۸۷ تا ۲۰۰۵ میلادی، متغیرهای پیش‌گوی بزرگ مقیاس بازتحلیل مشاهداتی (NCEP) شامل p_f (سرعت باد زمینگرد در نزدیک سطح)، p5u (مولفه سرعت مداری در ارتفاع ۵۰۰ هکتوپاسکالی)، p500، p8_z (تاوایی در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال) و shum (رطوبت ویژه در نزدیک سطح) می‌باشد.

با هدف بهبود نتایج شبیه‌سازی مدل، میانگین و واریانس بارش مقیاس‌کاهی شده با مقدارهای متفاوت عامل تصحیح اریبی و تورم واریانس طی چندین بار اجرای مدل (بیش از ۱۰ بار) مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت و در نهایت مدل‌های بارش و دمای ماهانه به دست آمد (جدول ۱). برای نمونه، متغیرهای منتخب برای میانگین دمای بیشینه روزانه مشهد در جدول ۲ آورده شده است. مقایسه میانگین ماهانه مقادیر شبیه‌سازی شده و مشاهداتی این متغیر طی دوره آماری نشان داد بیشترین تفاوت به میزان ۰/۳ درجه سلسیوس برای ماه می (کم برآورد) بدست آمد. دمای کمینه با استفاده از متغیرهای بزرگ مقیاس شامل فشار سطح دریا (mslp)، مولفه سرعت نصف النهاری نزدیک سطح زمین (p_v)، جهت باد در سطح ۵۰۰ (p5th) و سرعت جریان ژئوستروفیک در سطح ۸۵۰ (p8_v) و فشار سطح ۸۵۰ (p850) شبیه‌سازی شد. نتایج نشان داد بیشترین تفاوت در ماه‌های مارس، می، آگوست و اکتبر که به میزان ۰/۱ درجه سلسیوس کم‌برآورد و برای ماه نوامبر به همین میزان، بیش برآورد شده است. تفاوت در مقادیر انحراف ماهانه این متغیر بسیار ناچیز می‌باشد (شکل‌ها آورده نشده است).

جدول ۱ : مقدار عرض از مبدا و ضریب‌های رگرسیونی برآورد شده برای هر متغیر پیش گوی منتخب در مدل‌های بارش فصلی برای ایستگاه مشهد

فصل	عرض از مبدا	p500	p5zh	p8_u	R^2
زمستان	۱/۱۱	-۰/۰۶	-۰/۰۸	-۰/۰۳	۰/۰۷
بهار	۱/۰۸	-۰/۱۲	-۰/۱۲	-۰/۰۷	۰/۰۷
تابستان	۱/۲	-۰/۱۱۷	-۰/۰۳	۰/۰۱	۰/۰۲
پاییز	۱/۱	-۰/۱۵۹	-۰/۱۳	-۰/۲	۰/۱۰

جدول ۲ : مقدار عرض از مبدا و ضریب‌های رگرسیونی برآورد شده برای هر متغیر پیش‌گوی منتخب در مدل‌های ماهانه دمای بیشینه روزانه (مشهد)

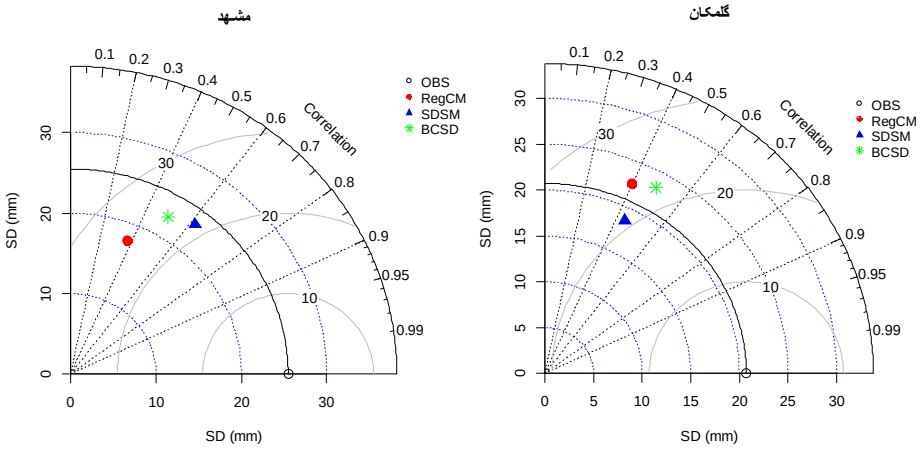
ماه	عرض از مبدا	mslp	p5f	P500	8v	R^2
ژانویه	۱۹/۳	-۴/۶	-۰/۵۹	-۶/۴	-۰/۹۵	۰/۶۷
فوریه	۲۰/۱	-۴/۸	-۰/۵۰	-۶/۶	-۰/۷۲	۰/۶۹
مارس	۲۰	-۴/۷	-۰/۸۶	-۶/۱	-۰/۲۱	۰/۶۷
آوریل	۲۰/۱	-۴/۵	-۰/۷۶	۷/۱	۰/۰۰۵	۰/۷۰
می	۲۰/۸	-۳/۶	-۰/۹۸	۶/۷	-۰/۰۸	۰/۷۱
جون	۲۳/۷	-۳/۰۳	-۱	۵/۳	۰/۲۵	۰/۶۰
جولای	۲۴/۶	-۴/۲	-۰/۴۳	۴/۸	-۰/۴۷	۰/۴۵
آگوست	۲۳/۲	-۴/۳	-۰/۵۳	۴/۶	-۰/۵۵	۰/۶۲
سپتامبر	۲۱/۳	-۵/۲	-۰/۷۹	۵/۱	-۰/۱۹	۰/۷۳
اکتبر	۲۰/۳	-۵/۲	-۱/۴	۶/۳	-۰/۶۹	۰/۷۳
نوامبر	۲۰/۵	-۴/۹	-۰/۸۵	۵/۹	-۰/۸۱	۰/۷۵
دسامبر	۱۹/۳	-۴/۷	-۰/۷۴	۶/۱	-۰/۸۸	۰/۶۹

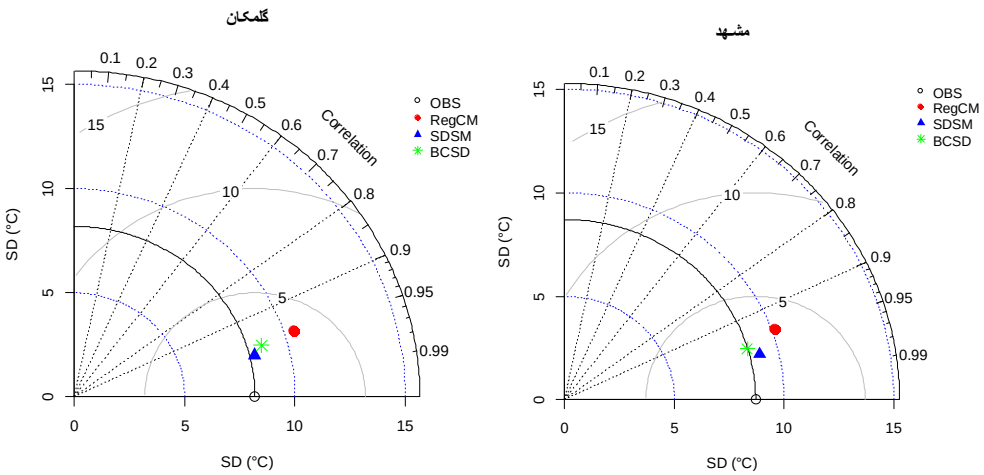
مدل RegCM4.7

بارش

نتایج نشان داد مدل RegCM شبیه‌سازی مدل CanESM را بسیار بهبود بخشیده است اما باز هم در ماه‌های سرد و پربارش، مدل RegCM دارای بایاس خشکی است و بارش‌ها را در منطقه از جمله دو ایستگاه مورد بررسی، کم‌برآورد کرده است.

برای مقایسه سری زمانی داده‌های ماهانه دما و بارش مشاهداتی و مقیاس‌کاهی شده توسط سه روش طی دوره پایه، از نمودار تیلور (تیلور، ۲۰۰۱) استفاده شد. این نمودار به‌صورت ترسیمی میزان نزدیکی و همخوانی یک یا چند الگو را با داده‌های مشاهداتی نشان می‌دهد. شباهت بین دو الگو، برحسب مقدار ضریب همبستگی آن‌ها و تفاوت جذر میانگین مربعات خطا و دامنه‌ی نوسانات (مقادیر انحراف معیار داده‌ها) به‌صورت کمی برآورد می‌شود. متغیر مشاهداتی با دایره توخالی روی محور x و مقدار مدل با دایره توپر (RegCM4.7) ، مثلث (SDSM) و ستاره (BCSD) نشان داده شده است. در این نمودار، تفاوت میانگین مربعات خطا بین الگوی ایستگاهی و مدل متناسب با فاصله نقطه تا دایره توخالی بر روی محور x می‌باشد. همانطور که در شکل ۳ (بالا) مشاهده می‌شود، در ایستگاه مشهد، هر سه مدل مقدار انحراف معیار مقادیر ماهانه بارش برای دوره ۲۰۰۵-۱۹۸۴را کم برآورد کرده‌اند که تفاوت انحراف معیار در مدل RegCM از دو مدل دیگر بیشتر است. ضرایب همبستگی RegCM4.7، SDSM و BCDS به ترتیب ۰/۴ ، ۰/۵و۰/۶۰ بدست آمد. مقدار RMSE در سه مدل به ترتیب ۲۵، ۲۱ و ۲۳ میلی‌متر برآورد شده است.





شکل ۳: مقایسه توانمندی سه روش مقیاس‌کاهی در مقایسه سری زمانی داده‌های مشاهداتی بارش (بالا) و میانگین دمای ماهانه (پایین) در دو ایستگاه مشهد و گلمکان طی دوره ۲۰۰۵-۱۹۸۵

در شکل ۳ (پایین) مقایسه بین سری دمای میانگین ماهانه مشاهداتی با سه روش نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود دو مدل مقیاس‌کاهی آماری، مقادیر انحراف معیار را بهتر از مدل دینامیکی شبیه سازی کرده‌اند. میزان ضریب همبستگی در سه روش بیش از ۹۵ درصد در هر دو ایستگاه بدست آمده است.

سناریوی‌های اقلیمی آتی بارش و دما برای ایستگاه مشهد تحت سناریوی RCP4.5

پس از شناسایی متغیرهای بزرگ‌مقیاس مشاهداتی و اطمینان از قابلیت مدل SDSM در مقیاس‌کاهی بارش (با توجه به نتایج به دست آمده طی دوره صحت‌سنجی) در ایستگاه مشهد، متغیرهای بزرگ مقیاس منتخب مدل CanESM2 تحت سناریوی RCP4.5 به مدل SDSM خورانده شد و داده‌های بارش روزانه برای دوره ۲۱۰۰-۲۰۰۶ شبیه‌سازی گردید. در ادامه، مقادیر ماهانه بارش برای دوره آینده نزدیک از سری فوق استخراج شد. برای مدل RegCM هم با اجرای این مدل تحت سناریوی مذکور برای دوره ۲۰۵۰-۲۰۲۱، مقادیر آتی بارش و دما برای دو ایستگاه استخراج گردید. میزان تغییرات بارش طی دوره ۲۰۵۰-۲۰۲۱ (آینده نزدیک) نسبت به دوره مورد پایه بر اساس رابطه زیر محاسبه شد که در آن V_{base} میانگین متغیر طی دوره پایه و V_{2020} به عنوان مثال مقدار متغیر طی دوره ۲۰۳۹-۲۰۱۱ می‌باشد.

$$\Delta 2020s = \frac{(V_{2020s} - V_{base}) \times 100}{V_{base}} \quad (۵)$$

برای متغیر دما از تفاوت مطلق دو دوره استفاده می شود.

در جدول ۳، تفاوت دما دوره آینده نزدیک (۲۰۵۰-۲۰۲۱) تحت سناریوی RCP4.5 در سه روش مقیاس‌کاهی با دوره پایه آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود بیشترین مقدار پیش‌نگری شده تفاوت دما در مقیاس سالانه به میزان ۲/۲ درجه سلسیوس در روش مقیاس‌کاهی دینامیکی بدست آمده است. بیشترین افزایش دما در دو روش مقیاس‌کاهی آماری، برای فصل پاییز بدست آمده است. در مدل دینامیکی، فصل بهار بیشترین افزایش پیش‌نگری شده را به میزان ^{o}C ۲/۷، تجربه خواهد کرد. همانطور که ملاحظه می‌شود برای ایستگاه گلمکان نیز بیشترین افزایش

دمای سالانه در روش مقیاس‌کاهی دینامیکی بدست آمده است. دو مدلBCSD و RegCM بیشترین افزایش دما را برای فصل پاییز پیش بینی کرده‌اند. در حالیکه مدل SDSM، بیشترین مقدار افزایش در مقیاس فصلی، برای بهار محاسبه کرده است.

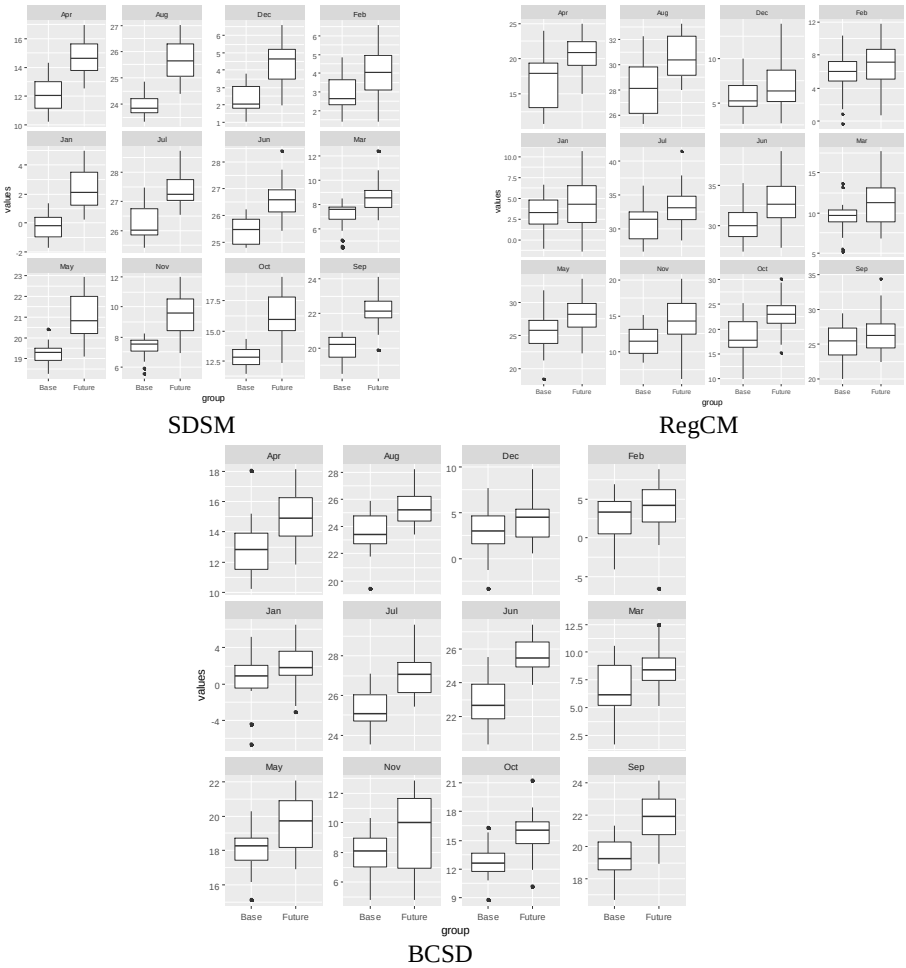
در شکل ۴، نمودار جعبه‌ای میانگین ماهانه دما در دوره آتی و مقادیر آن طی دوره پایه برای ایستگاه مشهد نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود افزایش پیش‌نگری شده در دمای سالانه در روش SDSM ، ناشی از افزایش این متغیر در هر ۱۲ ماه می‌باشد (تفاوت معنی‌دار). از آنجایی که مقدار $\frac{\mathbf{DBM}}{\mathbf{OVS}}$ (نسبت تفاوت بین میانه و دامنه‌ی داده ها) در روش RegCM در ماه‌های زمستان و سپتامبر کمتر از ۳۳٪ می باشد، می‌توان نتیجه گرفت در این ماه‌ها، تفاوت قابل ملاحظه‌ای در میزان دما با دوره پایه در این ایستگاه وجود ندارد. عدم وجود تفاوت در دمای میانگین ماهانه نیز در روش BCSD در فصل زمستان بدست آمد.

جدول ۳: میانگین و درصد تفاوت میانگین دما دوره آتی نسبت به دوره پایه تحت سناریوی RCP4.5 در سه روش مقیاس‌کاهی

	متغیر		دما (°C)		
	روش مقیاس‌کاهی		BCSD	SDSM	RegCM
میانگین سالانه	۲۰۵۰-۲۰۲۱	مشهد	۱۴/۸	۱۵/۲	۱۹/۸
		گلمکان	۱۴/۴	۱۴/۱	۱۹/۷
	۲۰۰۵-۱۹۸۴	مشهد	۱۲/۹	۱۳/۳	۱۷/۶
	۲۰۰۵-۱۹۸۷	گلمکان	۱۲/۷	۱۲/۵	۱۷/۵
تفاوت مطلق با دوره پایه	سالانه	مشهد	۲	۲	۲/۵
		گلمکان	۱/۹	۱/۸	۲/۲
	زمستان	مشهد	۱/۴	۱/۹	۱
		گلمکان	۱/۵	۱/۵	۱
	بهار	مشهد	۱/۸	۲	۲/۷
		گلمکان	۱/۸	۲/۱	۲/۸
	تابستان	مشهد	۲/۲	۱/۴	۲/۴
		گلمکان	۲	۱/۷	۲/۱
	پاییز	مشهد	۲/۵	۲/۵	۲/۶
		گلمکان	۲/۱	۱/۷	۲/۸

در جدول ۴ درصد تفاوت بارش یا نرخ آن طبق رابطه ۵، محاسبه شده است. نتایج نشان داد بارش سالانه مشهد طی دوره ۲۰۵۰-۲۰۲۱ تحت سناریویRCP4.5 نسبت به دوره پایه، در روش‌های مقیاس‌کاهی SDSM و RegCM کاهش و در روش BCSD افزایش خواهد یافت که البته میزان کاهش در دو روش SDSM و RegCM در مقیاس سالانه از نظر آماری معنی‌دار نمی‌باشد. با توجه به مقدار p آزمون t برای ایستگاه مشهد و گلمکان (۰/۰۳ و ۰/۰۶) ، مقدار افزایش در مقادیر بارش در روش BCSD از نظر آماری در این ایستگاه معنی‌دار می‌باشد. در ایستگاه گلمکان

نتایج مربوط به سه روش نشان داد به رغم کاهش و افزایش بدست آمده در مقدار بارش سالانه، تفاوت معنی‌داری در این متغیر بین دو دوره پایه (۲۰۰۵-۱۹۸۷) و آتی (۲۰۵۰-۲۰۲۱) وجود نخواهد داشت.



SDSM RegCM

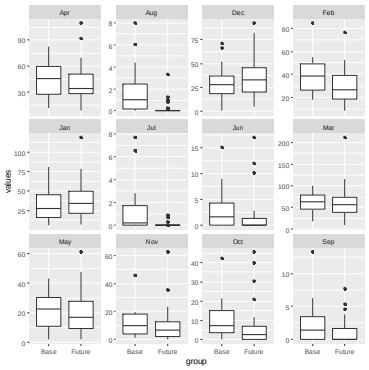
BCSD

شکل ۴: مقایسه مقادیر ماهانه دما دوره پایه با دوره آینده نزدیک تحت سناریوی RCP4.5 (مشهد)

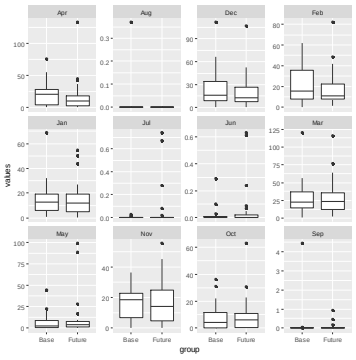
در شکل ۵، نمودار جعبه‌ای مقایسه داده‌های ماهانه بارش دوره پایه و پیش‌نگری شده با سه روش آورده شده است. مقایسه مقادیر بر اساس این نمودار نشان می‌دهد در مدل RegCM تفاوت معنی‌داری بین بارش دو دوره وجود ندارد اگرچه داده‌های پرت در نمودار (نقاط سیاه) نشان‌دهنده افزایش فراوانی و شدت بارش‌های حدی بیش از دوره پایه در ماه‌های فوریه، می، اکتبر و نوامبر می‌باشد. در روش BCSD افزایش سالانه پیش‌نگری شده ناشی از افزایش این متغیر، در ماه‌های دسامبر، آوریل، نوامبر و می خواهد بود و بارش‌های حدی در ماه‌هاس جونری، جون و سپتامبر و اکتبر نیز افزایش نشان می‌دهد.

جدول ۴: درصد تفاوت بارش دوره آتی نسبت به دوره پایه تحت سناریوی RCP4.5 در سه روش مقیاس کاهی

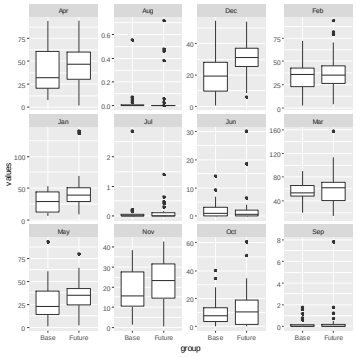
متغیر		بارش (mm)			
		روش مقیاس کاهی	BCSD	SDSM	RegCM
درصد تفاوت با دوره پایه	سالانه	مشهد	۲۳/۶	-۴/۱	-۹/۵
		گلمکان	۲۶/۳	-۵/۱	-۷/۷
	زمستان	مشهد	۳۰/۸	۰	-۱۷/۵
		گلمکان	۳۳/۴	۱۷/۶	-۱۶/۶
	بهار	مشهد	۱۲	-۲/۲	۰/۷
		گلمکان	۱۱/۸	-۱۴/۳	-۱/۶
	پاییز	مشهد	۲۶/۹	-۲۰/۹	۱/۸
		گلمکان	۳۲/۲	-۳۶/۸	-۸/۳



SDSM



RegCM



BCSD

شکل ۵: مقایسه مقادیر ماهانه بارش دوره آینده نزدیک با دوره پایه تحت سناریوی RCP4.5 (مشهد)

نتایج و بحث

در این پژوهش سناریوهای آتی تغییر اقلیم دو متغیر بارش و دمای میانگین بر اساس دو روش مقیاس‌کاهی آماری و یک روش مقیاس‌کاهی دینامیکی برای حوضه کشف‌رود ارایه شده است. در مدل SDSM، داده‌ها در مقیاس نقطه‌ای،

در مدل RegCM با قدرت تفکیک ۲۰ کیلومتر در ۲۰ کیلومتر و در مدل BCSD برونداد مدل با قدرت تفکیک ۰/۵×۰/۵ درجه در دسترس قرار دارد. نتایج نشان داد مدل SDSM مقدار بارش هر دو ایستگاه با ضریب هبستگی بالاتر و مقدار RMSE کمتر، بهتر برآورد می‌کند. در رابطه با دما، مدل RegCM در هر دو ایستگاه این متغیر را بیش‌برآورد کرده است. از برونداد مدل CanESM2 تحت یک سناریوی حد متوسط RCP4.5 که با سه روش فوق مقیاس‌کاهی شد به منظور پیش‌نگری مقادیر ماهانه و فصلی دما و بارش طی دوره آینده نزدیک (۲۰۵۰-۲۰۲۱) برای دو ایستگاه استفاده شد. نتایج نشان داد دو روش SDSM و RegCM همخوانی بیشتری در برآورد تفاوت بارش (کاهش) در مقیاس‌های مختلف زمانی در هر دو ایستگاه داشتند در حالیکه روش BCSD نتایج متفاوتی (افزایش) را برای دوره آتی برای ایستگاه مشهد نشان داد.

همانطور که انتظار می‌رود طی دوره آتی متغیر دما تحت این سناریوی حد واسط، در هر دو ایستگاه افزایش خواهد یافت اما میزان افزایش در مقادیر بدست آمده با مقیاس‌کاهی دینامیکی بیش از دو روش دیگر بدست آمد. که این موضوع در دو ایستگاه صادق می‌باشد. کوهی و همکاران (۱۳۹۹) نیز در پژوهش خود نتیجه گرفتند که در استان خراسان رضوی افزایش معنی‌داری در دو متغیر دمای کمینه (تا ۱/۷+ درجه ی سلسیوس) و بیشینه (تا ۱/۴+ درجه سلسیوس) تحت سناریوی RCP4.5 برای دوره آینده نزدیک رخ خواهد داد.

نتیجه گیری

عدم قطعیت‌هایی در نتایج پژوهش‌های مرتبط با پیش‌نگری‌های اقلیمی وجود دارد که به ساختار مدل‌های اقلیمی، ساده‌سازی های انجام شده، روش‌های مقیاس‌کاهی، کیفیت داده‌های ایستگاهی و ... برمی‌گردد. یکی از روش‌های کاهش عدم قطعیت در نتایج چنین پیش‌نگری‌هایی، استفاده از چند مدل یا چند روش مقیاس‌کاهی در ارایه نتایج است که منجر به افزایش اعتماد به آن می‌گردد. بدین منظور در این پژوهش از چند روش مقیاس‌کاهی دینامیکی و آماری استفاده شد تا تاثیر این روش‌ها در نتایج نهایی مشخص گردد و پیش‌نگری با عدم قطعیت کمتری همراه باشد.

نتایج نشان داد افزایش دما، خشکی حوضه کشف‌رود و دشت مشهد را تشدید خواهد کرد و تبخیر از سطح را افزایش خواهد داد. از طرف دیگر افزایش دما، باعث تغییر شکل بارش از برف به باران خواهد شد که این موضوع در سال‌های اخیر ملموس بوده است. تغییر شکل بارش در حوضه مورد مطالعه، ذخایر منابع آب سطحی و زیرزمینی را متأثر می‌سازد و بیش از پیش باعث بحرانی شدن این دشت و شرایط منابع آبی آن خواهد شد. پیشنهاد می‌گردد در بررسی‌های بعدی از چندین مدل اقلیمی به منظور ارایه سناریوهای آتی تغییر اقلیم استفاده شود.

منابع

سبحانی، بهروز، اصلاحی، مهدی، بابائیان، ایمان، (۱۳۹۶)، مقایسه روش های ریزمقیاس نمایی آماری مدل‌های تغییر اقلیم در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی در منطقه شمال غرب ایران، پژوهش های جغرافیایی طبیعی، (۲)۴۹.صص ۳۰۱-۳۲۵.

مدیریان، راهله، کریمیان، مریم، بذرافشان، جواد، بابائیان، ایمان، حلبیان، امیرحسین، فلامرزی، یاشار، (۱۳۹۸)، پس پردازش دینامیکی تغییرات اقلیم در خراسان رضوی، ششمین کنفرانس تغییر اقلیم، تهران، آبان ۱۳۹۸. https://civilica.com/doc/1002841.

کوهی، منصوره، شیرمحمدی، زهرا، محمدیان، آزاده، حبیبی ، مجید، (۱۳۹۹)، توزیع مکانی- زمانی دما و تبخیر- تعرق مرجع با استفاده از داده‌های CRU در خراسان رضوی و پیش‌نگری تغییرات آتی برمبنای مدل‌های اقلیمی CMIP5 ، سنجش از دور و GIS ایران، شماره ۱۲، بهار ۱۳۹۹، صص ۵۵-۷۲.

Akhter, M. S., Shamseldin, A. Y., & Melville, B. W. (2019). Comparison of dynamical and statistical rainfall downscaling of CMIP5 ensembles at a small urban catchment scale. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 33(4), pp 989-1012.

Chu, J. T., Xia, J., Xu, C. Y., Singh, V. P. (2010). Statistical downscaling of daily mean temperature, pan evaporation and precipitation for climate change scenarios in Haihe River. China. Theoretical and Applied Climatology, 99, pp 149–161.

Dibike, Y. B., Coulibaly, P. (2006). Temporal neural networks for downscaling climate variability and extremes. Neural Networks, 19, pp 135–144.

Giorgi F, Marinucci MR, Bates G. (1993). Development of a second generation regional climate model (RegCM2). I.Boundary layer and radiative transfer processes. Mon Weather Rev, 121, pp 2794–2813.

Harpham, C., & Wilby, R. L. (2005). Multi-site downscaling of heavy daily precipitation occurrence and amounts. Journal of Hydrology, 312(1-4), pp 235-255.

Hessami, M., Gachon, P., Ouarda, T.B.M.J., St-Hilaire A. (2008). Automated regression-based statistical downscaling tool, Environmental Modelling and Software, 23, pp 813–834.

Hewitt, C., S. Mason, and D. Walland, (2012). The Global Framework for Climate Services. Nat. Climate Change, 2, pp 831–832.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2007). Summary for policymakers. In Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden, and C.E. Hanson, Eds. Cambridge University Press, pp 7-22. https:// pubs.giss.nasa.gov/ docs/ 2007/ 2007_IPCC_ip01000b.pdf.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2010). Meeting Report, IPCC Expert Meeting on Assessing and Combining Multi Model Climate Projections, National Center for Atmospheric Research, Boulder, Colorado. USA. https:// www.ipcc.ch / publication/ ipcc expert meeting on assessing and combining multi model climate projections/.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2013). Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge Univ. Press, Cambridge. . http://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/.

Karamouz, M., Fallahi, M., Nazif, S., Rahimi Farahani, M. (2009). Long lead rainfall prediction using statistical downscaling and artificial neural network modeling. Scientia Iranica, 16(2), pp 165-172.

Khan, M. S., Coulibaly, P., Dibike, Y. (2006). Uncertainty analysis of statistical downscaling methods. Journal of Hydrology, 319, pp 357-382.

Motovilov, Y.G., Gottschalk, L., Engeland, K., and Rodhe, A. (1999). Validation of a distributed hydrological model against spatial observations. Agricultural and Forest Meteorology. 98-99,pp 257-277.

Ning, L., Bradley, R. S. (2015). NAO and PNA influences on winter temperature and precipitation over the eastern United States in CMIP5 GCMs. Climate Dyn., 46, pp 1257–1276.

Pal, J., Small, E. & Eltahir, E. (2000): Simulation of regional-scale water and energy budgets: Representation of subgrid cloud and precipitation processes within regcm, Journal of Geophysical Research-Atmospheres 105, pp 29579-29594.

Rahimi, J., Malekian, A., & Khalili, A. (2019). Climate change impacts in Iran: assessing our current knowledge. Theoretical and Applied Climatology, 135(1-2), pp 545-564.

Semenov, M. (2008). Simulation of extreme weather events by a stochastic weather generator. Climate Research, 35, pp 203–212.

Semenov, M. A., Brooks, R. J. 1999. Spatial interpolation of the LARS-WG stochastic weather generator in Great Britain. Climate Research, 11, 137-148.

Souvignet, M., Heinrich, J. (2010). Statistical downscaling in the arid central Andes: uncertainty analysis of multi-model simulated temperature and precipitation. Theoretical and Applied Climatology, 106, pp 229–244.

Taylor, K.E., Stouffer, R.J., Meehl, G.A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. Bulletin of the American Meteorological Society. 93,pp 485–498.

Tiwari, P. R., Kar, S. C., Mohanty, U. C., Dey, S., Sinha, P., Shekhar, M. S., & Sokhi, R. S. (2019). Comparison of statistical and dynamical downscaling methods for seasonal-scale winter precipitation predictions over north India. International Journal of Climatology, 39(3), pp 1504-1516.

Werner, A. T., Cannon, A. J. (2016). Hydrologic extremes—An intercomparison of multiple gridded statistical downscaling methods. Hydrol. Earth Syst. Sci., 20, pp 1483–1508.

Wetterhall, F., Halldin, S., Xu, C. Y. (2009). Seasonality properties of four statistical downscaling methods in central Sweden. Theoretical and Applied Climatology, 87, pp 123-137.

Wilby, R. L., Dawson, C. W., Barrow, E. M. (2001). A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. Journal of Environmental Modeling and Software, 17, pp 147-159.

Wilby, R. L., Hay, L.E, Leavesley, G. H. (1999). A comparison of downscaled and raw GCM output: implications for climate change scenarios in the San Juan River Basin, Colorado. Journal of Hydrology, 225, pp 67–91.
Wilby, R. L., Tomlinson, O. J., Dawson, C. W. (2003). Multi-site simulation of precipitation by conditional resampling. Climate Research, 23, pp 183–194.
Wilson, S., Hassell, D., Hein, D., Morrell, C., Tucker, S., Jones, R., Taylor, R. (2011). Installing and Using the Hadley Centre Regional Climate Modelling System, PRECIS (Version 1.9.3). Met Office Hadley Centre: Exeter, UK. https://www.metoffice.gov.uk/research/applied/international/precis.
Wood, A.W., Leung, L.R., Sridhar, V., Lettenmaier, D.P. (2004). Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. Climatic Change 62 (1), pp189–216.
Zhang, L., Xu, Y., Meng, C., Li, X., Liu, H., & Wang, C. (2020). Comparison of Statistical and Dynamic Downscaling Techniques in Generating High-Resolution Temperatures in China from CMIP5 GCMs. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 59(2), pp 207-235.

University of Sistan and Baluchestan
Journal of Natural Environment Hazards
Print ISSN: 2676 - 4377 Online ISSN: 2676 - 4385
Homepage: https://jneh.usb.ac.ir

References

References (in Persian)

Kouhi, M., Shirmohammadi Aliakbarkhani, Z., Mohamadian , A., Habibi Nokhandan, M. (2020). Study of Spatial and Temporal Characteristics of ETo and Temperature in Khorasan Razavi Province Using CRU TS Dataset and Their Future Projections Based on CMIP5 Climate Models, Iranian Journal of Remote Sencing & GIS, 12(45), pp 55-72. [In Persian[

Modirian, R., Karimian, M., Bazrafshan, B., Babaeian, I., Halabian, A., Falamarzi, Y. (2020). Climate Change Over Khorasan Razavi using Dynamic Postprocessing Method, 6th International Climate Change Conference, Tehran, Iran, https://civilica.com/doc/1002841. [In Persian[

Sobhani, B., Eslahi, M., Babeian, I. (2017). Comparison of statistical downscaling in climate change models to simulate climate elements in Northwest Iran, Physical Geography Research Quarterly, 49(2), pp 301-325.[In Persian]

References (in English)

Akhter, M. S., Shamseldin, A. Y., & Melville, B. W. (2019). Comparison of dynamical and statistical rainfall downscaling of CMIP5 ensembles at a small urban catchment scale. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 33(4), pp 989-1012.

Chu, J. T., Xia, J., Xu, C. Y., Singh, V. P. (2010). Statistical downscaling of daily mean temperature, pan evaporation and precipitation for climate change scenarios in Haihe River. China. Theoretical and Applied Climatology, 99, pp 149–161.

Dibike, Y. B., Coulibaly, P. (2006). Temporal neural networks for downscaling climate variability and extremes. Neural Networks, 19, pp 135–144.

Giorgi F, Marinucci MR, Bates G. (1993). Development of a second generation regional climate model (RegCM2). I.Boundary layer and radiative transfer processes. Mon Weather Rev, 121, pp 2794–2813.

Harpham, C., & Wilby, R. L. (2005). Multi-site downscaling of heavy daily precipitation occurrence and amounts. Journal of Hydrology, 312(1-4), pp 235-255.

Hessami, M., Gachon, P., Ouarda, T.B.M.J., St-Hilaire A. (2008). Automated regression-based statistical downscaling tool, Environmental Modelling and Software, 23, pp 813–834.

Hewitt, C., S. Mason, and D. Walland, (2012). The Global Framework for Climate Services. Nat. Climate Change, 2, pp 831–832.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2007). Summary for policymakers. In Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden, and C.E. Hanson, Eds. Cambridge University Press, pp 7-22. https:// pubs.giss.nasa.gov/ docs/ 2007/ 2007_IPCC_ip01000b.pdf.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2010). Meeting Report, IPCC Expert Meeting on Assessing and Combining Multi Model Climate Projections, National Center for Atmospheric Research, Boulder, Colorado. USA. https:// www.ipcc.ch / publication/ ipcc expert meeting on assessing and combining multi model climate projections/.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2013). Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge Univ. Press, Cambridge. . http://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/.

Karamouz, M., Fallahi, M., Nazif, S., Rahimi Farahani, M. (2009). Long lead rainfall prediction using statistical downscaling and artificial neural network modeling. Scientia Iranica, 16(2), pp 165-172.

Khan, M. S., Coulibaly, P., Dibike, Y. (2006). Uncertainty analysis of statistical downscaling methods. Journal of Hydrology, 319, pp 357-382.

Motovilov, Y.G., Gottschalk, L., Engeland, K., and Rodhe, A. (1999). Validation of a distributed hydrological model against spatial observations. Agricultural and Forest Meteorology. 98-99,pp 257-277.

Ning, L., Bradley, R. S. (2015). NAO and PNA influences on winter temperature and precipitation over the eastern United States in CMIP5 GCMs. Climate Dyn., 46, pp 1257–1276.

Pal, J., Small, E. & Eltahir, E. (2000): Simulation of regional-scale water and energy budgets: Representation of subgrid cloud and precipitation processes within regcm, Journal of Geophysical Research-Atmospheres 105, pp 29579-29594.

Rahimi, J., Malekian, A., & Khalili, A. (2019). Climate change impacts in Iran: assessing our current knowledge. Theoretical and Applied Climatology, 135(1-2), pp 545-564.

Semenov, M. (2008). Simulation of extreme weather events by a stochastic weather generator. Climate Research, 35, pp 203–212.

Semenov, M. A., Brooks, R. J. 1999. Spatial interpolation of the LARS-WG stochastic weather generator in Great Britain. Climate Research, 11, 137-148.

Souvignet, M., Heinrich, J. (2010). Statistical downscaling in the arid central Andes: uncertainty analysis of multi-model simulated temperature and precipitation. Theoretical and Applied Climatology, 106, pp 229–244.

Taylor, K.E., Stouffer, R.J., Meehl, G.A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. Bulletin of the American Meteorological Society. 93,pp 485–498.

Tiwari, P. R., Kar, S. C., Mohanty, U. C., Dey, S., Sinha, P., Shekhar, M. S., & Sokhi, R. S. (2019). Comparison of statistical and dynamical downscaling methods for seasonal-scale winter precipitation predictions over north India. International Journal of Climatology, 39(3), pp 1504-1516.

Werner, A. T., Cannon, A. J. (2016). Hydrologic extremes—An intercomparison of multiple gridded statistical downscaling methods. Hydrol. Earth Syst. Sci., 20, pp 1483–1508.

Wetterhall, F., Halldin, S., Xu, C. Y. (2009). Seasonality properties of four statistical downscaling methods in central Sweden. Theoretical and Applied Climatology, 87, pp 123-137.

Wilby, R. L., Dawson, C. W., Barrow, E. M. (2001). A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. Journal of Environmental Modeling and Software, 17, pp 147-159.

Wilby, R. L., Hay, L.E, Leavesley, G. H. (1999). A comparison of downscaled and raw GCM output: implications for climate change scenarios in the San Juan River Basin, Colorado. Journal of Hydrology, 225, pp 67–91.

Wilby, R. L., Tomlinson, O. J., Dawson, C. W. (2003). Multi-site simulation of precipitation by conditional resampling. Climate Research, 23, pp 183–194.

Wilson, S., Hassell, D., Hein, D., Morrell, C., Tucker, S., Jones, R., Taylor, R. (2011). Installing and Using the Hadley Centre Regional Climate Modelling System, PRECIS (Version 1.9.3). Met Office Hadley Centre: Exeter, UK. https://www.metoffice.gov.uk/research/applied/international/precis.

Wood, A.W., Leung, L.R., Sridhar, V., Lettenmaier, D.P. (2004). Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. Climatic Change 62 (1), pp189–216.

Zhang, L., Xu, Y., Meng, C., Li, X., Liu, H., & Wang, C. (2020). Comparison of Statistical and Dynamic Downscaling Techniques in Generating High-Resolution Temperatures in China from CMIP5 GCMs. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 59(2), pp 207-235.