

بررسی عملکرد چهار روش کوچک‌مقیاس سازی بارش و دما تحت سناریوهای RCP مطالعه موردی: ایستگاه کرج

- آیسن یوسف دوست^۱، عباس خاشعی سیوکی^{۲*}، حسین طبری^۳، ام‌البنی محمدرضاپور^۴
- ۱- دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب؛ بخش مهندسی آب؛ دانشکده کشاورزی؛ دانشگاه بیرجند
- ۲- دانشیار بخش مهندسی آب؛ دانشکده کشاورزی؛ دانشگاه بیرجند؛ بیرجند
- ۳- استادیار گروه عمران و هیدرولیک، دانشگاه کی. یو. لئون، بلژیک
- ۴- دانشیار بخش مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، زابل، ایران

چکیده

در این مطالعه ضمن بررسی عدم قطعیت ناشی از ۲۰ مدل AOGCM تحت تأثیر دو سناریوی انتشار RCP2.6 و RCP8.6 در دو دوره آماری (۲۰۰۶-۱۹۶۱) و (۲۰۱۸-۲۰۰۶) تغییرات پارامترهای حداقل دما، حداکثر دما و بارندگی ماهانه در بازه زمانی (۲۰۲۰-۲۰۴۰) در حوضه آبریز کرج مورد مطالعه قرار گرفت. از مدل‌های ANN, SDSM, LARS-WG و Change Factor به منظور ریزمقیاس‌نمایی استفاده گردید. ارزیابی عملکرد مدل‌ها با روش فاصله اطمینان بوت استرپ، معیارهای آماری PRS , $PBIAS$, NS , R^2 و روش وزن دهی MOTP صورت گرفت. در بازه زمانی (۲۰۰۶-۱۹۶۱)، از بین ۲۰ مدل اقلیمی AOGCM گزارش پنجم، ۹ مدل به‌عنوان مدل بهینه انتخاب گردید. نتایج بررسی‌ها روی این مدل‌ها در بازه زمانی (۲۰۰۶-۲۰۱۸) تحت سناریوهای انتشار RCP2.6 و RCP8.5 نشان داد که مدل اقلیمی MPI-ESM-LR پارامتر حداکثر دما را در هر دو سناریو و بارندگی را در سناریوی RCP8.5، مدل GISS-E2-R2 پارامتر حداقل دما را در RC8.5 و مدل EC-ERTH بارندگی را در RCP2.6 با کمترین میزان عدم قطعیت شبیه‌سازی می‌کند. همچنین نتایج نشان داد LARS-WG نسبت به سایر مدل‌های ریزمقیاس‌سازی دارای عملکرد بهتری است. جهت انتخاب مدل برتر، سه مدل انتخابی با استفاده از رویکرد MOTP، وزن دهی شدند. نتایج این بخش عملکرد مطلوب MPI-ESM-LR را به اثبات رساند. در نهایت جهت اطمینان از کارایی مدل انتخابی، باند عدم قطعیت بوت استرپ محاسبه شد. نتایج این بخش نشان داد که در اکثر ماه‌ها و ایستگاه‌ها داده‌ها، در محدوده اطمینان قرار می‌گیرند. نهایتاً با کمک مدل نهایی انتخابی پارامترها در بازه زمانی (۲۰۲۰-۲۰۴۰) شبیه‌سازی شدند. نتایج نشان داد، تغییرات میانگین کلی سالانه بارش فاقد روند افزایشی و کاهش‌ی بوده و میانگین حداکثر و حداقل دما نیز به ترتیب دارای روند کاهش‌ی و افزایش‌ی خواهد بود.

کلید واژه‌ها: تغییر اقلیم، عدم قطعیت، ریزمقیاس‌نمایی، حداقل و حداکثر دما، بارندگی.

مقدمه

سنجی، این معادله‌ها می‌توانند در ریزمقیاس‌نمایی پیش‌بینی‌های آینده با استفاده از سناریوهای انتشار مورد استفاده قرار گیرند (Zhou and Guo 2013). معمولاً خروجی مدل‌های گردش عمومی همراه با عدم قطعیت است و یکی از مشکلات مدل‌هایی ریزمقیاس‌سازی و سناریوهای AOGCM، عدم قطعیت موجود در داده‌های خروجی این مدل‌هاست. نادیده گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در فرایند شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی، سبب می‌شود تا از میزان قطعیت خروجی نهایی سیستم کاسته شود و همچنین می‌تواند نتایج غیرواقعی و غیرکاربردی را به تصمیم‌گیرندگان تحمیل کند. (Ahmed et al. 2013). این عدم قطعیت ناشی از خودکارکرد مدل‌های گردش عمومی، سناریوهای مختلف انتشار و فرایند ریزمقیاس‌نمایی است (Ebrahim et al. 2013). از این‌رو، مطالعات زیادی در زمینه کاربرد مدل‌های ریزمقیاس‌سازی مختلف و تحلیل عدم قطعیت خروجی مدل‌های گردش عمومی باهدف بررسی عدم قطعیت این مدل‌ها و روش‌های ریزمقیاس‌گردانی انجام گرفته از جمله از آن‌ها می‌توان به مطالعات زیر اشاره کرد:

در پژوهشی که در پهنه کوئیک شمالی در کانادا برای خرد مقیاس نمودن خروجی مدل‌های GCM انجام شد، از شبکه‌های عصبی زمانی بهره گرفته شد. در این پژوهش عملکرد خرد مقیاس TNN با مدل رگرسیونی بر پایه خرد مقیاس نمودن آماری مقایسه شد. بررسی‌ها نشان داد که TNN نسبت به روش‌های آماری در خرد مقیاس نمودن روش کارآمدتری می‌باشد (Dibike and Coulibaly 2005). در پژوهشی دیگر مدل‌های شبکه عصبی پیش‌خور با تأخیر زمانی با مدل SDSM برای خرد مقیاس‌نمایی در منطقه ای در جنوب کوئیبیک واقع در کانادا مقایسه شد. نتایج در این پهنه نشان از کارایی بهتر مدل خرد مقیاس TLFN نسبت به SDSM داشت (Coulibaly et al. 2005). در مطالعه‌ای دیگر روش ANN برای پیش‌بینی بارش به کار گرفته شد. نتایج نشان داد که عملکرد پیش‌بینی ANN نسبت به مدل رگرسیون خطی در پهنه مورد مطالعه بهتر می‌باشد (Valverde Ramírez, De Campos Velho, and Ferreira 2005). همچنین در مطالعه‌ای که در حوزه آبریز ساگوینای-لاک سنت ژان در شمال کبک واقع در کانادا انجام شد، برای ریزمقیاس‌کردن متغیرهایی مانند بارندگی و

به‌طورکلی تغییر اقلیم به تغییر بلندمدت در توزیع آماری الگوهای آب و هوایی در طی دوره‌ها (از دهه تا میلیون سال) اشاره دارد. رشد صنایع و کارخانه‌ها از آغاز انقلاب صنعتی و به‌تبع آن افزایش مصرف سوخت‌های فسیلی، تخریب جنگل‌ها و تغییر کاربری اراضی کشاورزی همگی منجر به افزایش گازهای گلخانه‌ای مخصوصاً گاز دی‌اکسید کربن (CO₂) در چند دهه اخیر شده است، به‌گونه‌ای که غلظت این گازها از ۲۸۰ قسمت در میلیون (ppm) در سال ۱۷۵۰ به ۳۷۹ ppm در سال ۲۰۰۵، ۳۸۵ ppm در سال ۲۰۰۹، ۳۸۸ ppm در سال ۲۰۱۰ و ۳۹۰ ppm در سال ۲۰۱۱ بر مبنای گزارش پنجم (AR5) تغییر اقلیم به میزان حداکثر ۱۹۶۰ ppm در سال ۲۱۰۰ خواهند رسید (Ahmadzadeh Araji et al. 2018). در سال‌های اخیر افزایش گازهای گلخانه‌ای باعث افزایش میانگین دمای جو کره زمین و در نتیجه ایجاد پدیده گرمایش جهانی شده است. هم‌چنین افزایش گازهای گلخانه‌ای تغییراتی را نیز در دیگر متغیرهای اقلیمی نظیر بارندگی به وجود آورده است. می‌توان تغییر اقلیم را تمام تغییرات به وجود آمده در متغیرهای اقلیمی تعریف کرد که ناشی از افزایش یافتن گازهای گلخانه‌ای هستند. لذا اهمیت موضوع تغییر اقلیم به دلیل پدیده گرمایش جهانی و افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای در دهه‌های اخیر چند برابر شده است (P. S. Ashofteh, Bozorg Haddad, and Mariño 2013). از این‌رو هیئت بین‌دول تغییر اقلیم (IPCC) پس از انتشار گزارش چهارم (AR4) خود اقدام به تعریف چهار سناریوی جدید تحت عنوان سناریوهای واداشت تابشی نمود. مجموعه این سناریوها که گزارش آن در سال ۲۰۱۳-۱۴ منتشر شد، به گزارش پنجم (AR5) معروف است. مدل‌های گردش عمومی هیچ‌گاه نمی‌توانند مستقیماً برای پیش‌بینی‌های منطقه‌ای یا نقطه‌ای استفاده شوند، آن‌ها نیازمند ریزمقیاس‌نمایی هستند تا با اعمال رفتارهای محلی در آن‌ها پیش‌بینی‌هایشان در مقیاس‌های محلی بهبود یابند. ریزمقیاس‌نمایی به دو صورت دینامیکی و آماری انجام می‌شود. در روش آماری یک ارتباط آماری با استفاده از نگاشت ساده، چند متغیره، شبکه عصبی و ... بین رفتار واقعی ایستگاه و برونداد مدل گردش عمومی ایجاد می‌شود. بعد از صحت

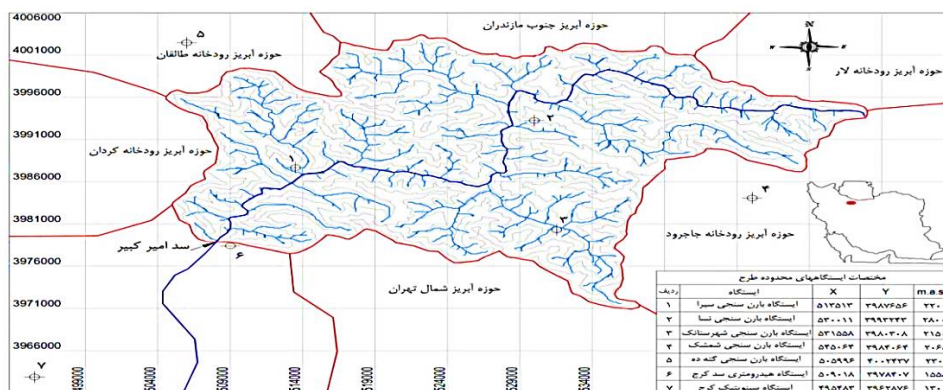
پژوهش نشان داد تفاوت چندانی بین مدل‌های دینامیکی و تجربی مشاهده نشد، ولی مدل‌های دینامیکی، به مقدار جزئی عدم قطعیت بیشتری نشان دادند (Chen et al. 2013). در تحقیقی دیگر که در ایران در شهر تبریز انجام شد دو روش ریزمقیاس سازی آماری (SDSM, LARS-WG) برای ارزیابی نوسانات پیش‌بینی دما مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد که اگرچه هر دو مدل عملکرد تقریباً یکسانی را در پیش‌بینی داده‌های حداقل و حداکثر نشان می‌دهند، اما همبستگی ماهانه مشاهده شده و شبیه‌سازی شده در دوره پایه در مدل LARS-WG کمی بالاتر از مدل SDSM است (Baghanam et al. 2019).

بررسی نتایج پژوهش‌های پیشین نشان داد که تاکنون تحقیقی مبنی بر بررسی عدم قطعیت مدل‌های ریزمقیاس سازی ANN، LARS-WG، SDSM، Change Factor و مدل‌های مختلف AOGCM بر اساس داده‌های گزارش پنج‌گانه تغییر اقلیم در جهان و در این منطقه انجام نشده است. لذا پژوهش حاضر برای نخستین بار باهدف بررسی عدم قطعیت ناشی از ۲۰ مدل AOGCM تحت تأثیر دو سناریوی انتشار RCP8.5، RCP2.6 در دو دوره آماری تاریخی (۲۰۰۶-۱۹۶۱)، (۲۰۱۸-۲۰۰۶) و بررسی تغییرات پارامترهای حداقل دما، حداکثر دما و بارندگی در بازه دوره آماری آینده (۲۰۲۰-۲۰۴۰) در حوضه آبریز کرج انجام شد.

مواد و روش‌ها

رودخانه کرج، رودخانه‌ای در بخش البرز مرکزی و شمال غربی استان تهران است. این رودخانه مساحت تقریبی ۸۹۴/۸۴ هکتار را در برمی‌گیرد. ارتفاع آن بین ۱۸۴۳ تا ۳۹۳۰ متر است. بیشتر منطقه نیمه‌خشک است. متوسط بارندگی و دمای سالانه به ترتیب برابر ۳۸۵ میلی‌متر و ۱۴.۹ درجه سانتی‌گراد است. مقدار متوسط دمای حداکثر ۳۲.۵ درجه سانتی‌گراد و در ماه‌های جولای و اوت و کمترین مقدار متوسط دمای حداقل سالانه آن ۱.۷- درجه سانتی‌گراد در ماه‌های ژانویه و فوریه است. موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی و هیدرومتری و سینوپتیک مورد استفاده در این پژوهش واقع در محدوده طرح در شکل (۱) نشان داده شده است.

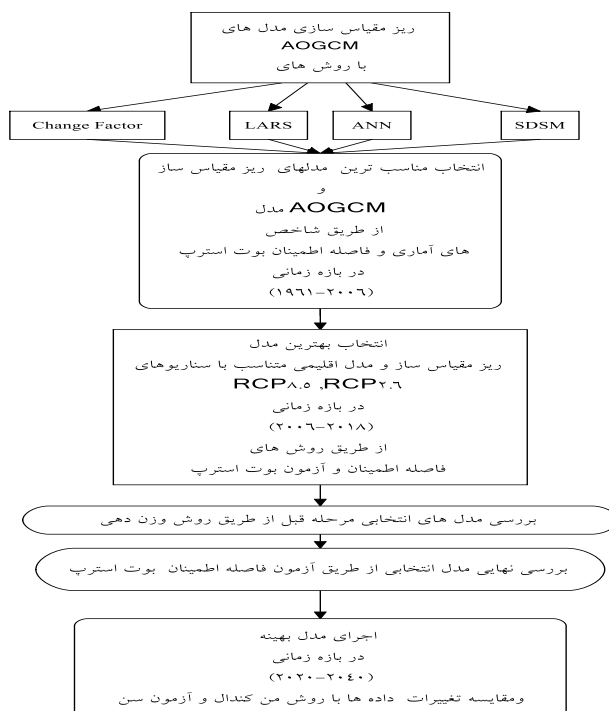
دما شبیه‌سازهایی مانند LARS-WG، SDSM و شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد آزمون قرار گرفتند. نتایج حاکی از برتری نتایج مدل SDSM نسبت به دیگر مدل‌های به کار رفته در پژوهش بود (Khan, Coulibaly, and Dibike 2006). در پژوهشی دیگر از شبکه‌ی عصبی مصنوعی و مدل SDSM جهت پیش‌بینی مقدار بارندگی در انگلستان استفاده شد. نتایج حاکی از عملکرد بهتر شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی نسبت به مدل SDSM در شبیه‌سازی داده‌های بارندگی بود (Harpham and Wilby 2005). در مطالعه‌ای که در حوضه نوردیک کانادا انجام شد، جهت بررسی عدم قطعیت تأثیر تغییر اقلیم بر رواناب حوضه ۵ مدل AOGCM و ۲ سناریو انتشار با کمک مدل HSAMI ریزمقیاس شدند. نتایج افزایش ۱ تا ۱۴ درجه‌ای دما و تغییر ۹- تا ۵۵ درصدی بارش فصلی را نشان داد. همچنین بررسی‌ها نشان داد میزان رواناب حوضه تحت تأثیر تغییر اقلیم در سال‌های آینده تغییر خواهد نمود (Minville, Brissette, and Leconte 2008). در منطقه‌ای واقع در اردن، در مطالعه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش وایزی چند متغیره بارش ماهانه پیش‌بینی شد و نتایج این دو مدل با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفت. بررسی‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نتایج بهتری را نسبت به وایزی چند متغیره ارائه می‌کنند. (Aksoy and Dahamsheh 2009). در پژوهش دیگر در منطقه شهرکرد فاصله اطمینان دوره‌های ترسالی و خشک‌سالی ارزیابی شد. به‌منظور نیل به هدف یادشده خروجی پنج مدل گردش عمومی تحت سناریوهای A1، A2، B1 و B2 استفاده شد. باند عدم قطعیت توسط فرمان بوت استرپ تعیین شد. نتایج مطالعه نشان داد با افزایش تعداد روش‌های ریزمقیاس‌نمایی، باند عدم قطعیت در تخمین بارندگی آینده افزایش می‌یابد (Fakhri et al. 2013). همچنین در پژوهشی که در دو حوضه آبریز در شمال آمریکا انجام شد، عدم قطعیت شش روش تجربی ریزمقیاس‌نمایی که شامل دو روش تناسبی و چهار روش مبتنی بر اصلاح انحراف بود مورد بررسی قرار گرفت. برای تحلیل بیشتر با استفاده از چهار مدل منطقه‌ای گردش عمومی، عدم قطعیت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی نیز ارزیابی شد. نتایج این



شکل ۱- موقعیت حوضه آبریز منطقه مطالعاتی

نش ساتلکلیف (NS)، درصد ضریب اریبی (PBIAS) جذر مجموع مربعات خطا (PRS) استفاده شد. در نهایت با کمک مدل AOGCM و مدل ریزمقیاس سازی برتر پارامترهای حداقل دما، حداکثر دما و بارش در بازه زمانی (۲۰۲۰-۲۰۴۰) شبیه‌سازی شده و با داده‌های سال پایه مورد مقایسه قرار گرفتند. برای بررسی تغییرات پارامترهای اقلیمی مورد مطالعه از روش‌های ناپارامتری من-کندال و برآورد کننده شیب سن استفاده شد. روند نمای انجام این پژوهش در شکل (۲) نمایش داده است.

در این پژوهش ابتدا با کمک دو دوره آماری تاریخی (۱۹۶۱-۲۰۰۶)، (۲۰۰۶-۲۰۱۶) و متغیرهای بزرگ‌مقیاس NCEP به‌عنوان ورودی‌های مدل‌های (شبکه عصبی لارس، اس دی اس ام، روش عامل تغییر)، کوچک‌مقیاس سازی پارامترهای حداقل دما، حداکثر دما و بارش به‌منظور تعیین خطای و بررسی عملکرد مدل‌ها صورت گرفت. بدین منظور از امکانات و توابع موجود در محیط برنامه‌نویسی MATLAB، LARS-WG -WG 6 و SDSM5.5.2 بهره گرفته شد. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از روش فاصله اطمینان بوت استرپ و معیارهای آماری، (R^2) ، ضریب



شکل ۲- فلوجارت الگوریتم روند انجام پژوهش

مدل‌های CMIP5

در سپتامبر سال ۲۰۰۸، IPCC با عضویت مراکز بین‌المللی فعال در زمینه مدل‌سازی اقلیمی، سری جدید مدل‌های جفت شده اقلیمی را تحت عنوان CMIP5 باهدف ایجاد مجموعه‌ای استاندارد از مدل‌های اقلیمی و ارزیابی موارد زیر ایجاد کرد:

الف- ارزیابی برخی از مکانیسم‌های مؤثر در شبیه‌سازی‌های ضعیف مانند تعدادی از بازخوردهای کلیدی مثل چرخه کربن و ابرناکی (IPCC's Fifth Assessment Report (AR5). 2013). ب- ارزیابی توانایی مدل‌ها در شبیه‌سازی اقلیم در بازه زمانی کوتاه‌مدت (تا سال ۲۰۳۵) و بلندمدت (تا ۲۱۰۰) و فراتر از آن. ج- از همه مهم‌تر پاسخ به این سؤال که چرا مدل‌هایی با ساختار فیزیکی، دینامیکی، عددی و شرایط اولیه یکسان، دامنه مختلفی از شبیه‌سازی‌ها را ارائه می‌دهند. (IPCC's Fifth Assessment Report (AR5). 2013)

ریز‌مقیاس‌سازی

مدل‌های AOGCM هیچ‌گاه نمی‌توانند مستقیماً برای شبیه‌سازی‌های منطقه‌ای استفاده شوند. آن‌ها نیازمند ریزمقیاس‌سازی هستند تا با اعمال رفتارهای محلی پیش‌بینی‌هایشان در مقیاس‌های محلی بهبود یابند. روش‌های مختلفی جهت تولید سناریوهای اقلیمی منطقه‌ای از سناریوهای اقلیمی مدل‌های AOGCM وجود دارد که به این روش‌ها کوچک‌مقیاس کردن گفته می‌شود. روش‌های آماری مشهورترین روش‌های ریزمقیاس‌سازی است. به‌طور خلاصه می‌توان گفت که روش‌های آماری به دلیل اقتصادی بودن، سادگی و سرعت بالا در ریزمقیاس‌سازی بیش‌تر مورد استفاده هستند (Robert L. Wilby and Dettinger 2000). در این پژوهش از مدل‌های آماری: شبکه عصبی لارس، اس دی اس ام، روش عامل تغییر جهت ریزمقیاس‌نمایی داده‌ها استفاده شد. در روش در روش عامل تغییر (CF) از فرمول‌های (۱) تا (۴) جهت برآورد سری‌های زمانی سناریوهای اقلیمی در آینده استفاده می‌شود. (Diaz-Nieto and Wilby 2005)

$$\Delta T_i = \bar{T}_{GCM,fut,i} - \bar{T}_{GCM,fut,i} \quad (1)$$

$$\Delta P_i = \frac{\bar{P}_{GCM,fut,i}}{\bar{P}_{GCM,base,i}} \quad (2)$$

$$T_i = T_{obs,i} + \Delta T_i \quad (3)$$

$$P_i = P_{obs,i} + \Delta P_i \quad (4)$$

در روابط (۱) و (۲) فوق ΔT_i و ΔP_i به ترتیب بیان‌گر سناریوی اقلیمی مربوط به دما و بارندگی برای میانگین درازمدت برای هر ماه ($1 \leq i \leq 12$)، $\bar{T}_{GCM,fut,i}$ و $\bar{T}_{GCM,base,i}$ به ترتیب بیان‌گر میانگین دما و بارندگی شبیه‌سازی‌شده توسط GCMs در دوره آتی برای هر ماه، $\bar{P}_{GCM,fut,i}$ و $\bar{P}_{GCM,base,i}$ بیان‌گر میانگین دما و بارندگی شبیه‌سازی‌شده توسط GCMs در دوره مشابه با دوره مشاهداتی برای هر ماه می‌باشند. در روابط (۳) و (۴) نیز $T_{obs,i}$ و $P_{obs,i}$ به ترتیب بیان‌گر سری زمانی دما و بارندگی مشاهده شده در دوره پایه برای هر ماه است و T_i و P_i نیز به ترتیب بیان‌گر سری زمانی دما و بارندگی حاصل از پدیده تغییر اقلیم در بازه آتی برای هر ماه هستند (Anandhi et al. 2011).

مدل SDSM یک مدل رگرسیونی چند متغیره برای تولید داده‌های آب و هوایی به‌وسیله تکنیک‌های ریزمقیاس‌سازی آماری است (Wilks and Wilby, 1999) مدل LARS-WG با بهره‌گیری از توزیع نیمه تجربی (SED) قادر به شبیه‌سازی داده‌های اقلیمی می‌باشد. این مدل توانایی مدل‌سازی دوره گذشته و آینده را دارد، اما برای هرگونه مدل‌سازی نیازمند یک سناریوی اقلیمی ویژه می‌باشد، حتی برای مدل‌سازی دوره گذشته (Semenov and Barrow 1997). در صورتی که اطلاعات تعداد ساعت آفتابی وجود داشته باشد، مدل با استفاده از رابطه رایت ولد (۱۹۷۸) آن را به‌شدت تابش تبدیل می‌کند. شبکه عصبی مصنوعی یک مکانیسم محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن‌ها یک سری اطلاعات جدید را ارائه دهد (Do Hoai, Udo, and Mano 2011).

جهت کسب اطلاعات بیشتر در مورد مدل‌های ریزمقیاس‌ساز آماری استفاده شده در این مطالعه به پژوهش‌های (R. L. Wilby, Dawson, and Barrow 2002)، (Semenov and Barrow 1997)، (Semenov

در رابطه (۵)، X داده موردنظر، \bar{X} میانگین داده‌ها، X_{max} حداکثر داده‌ها، X_{min} حداقل داده‌ها و y داده نرمال شده می‌باشد.

ارزیابی عملکرد و عدم قطعیت مدل‌های ریزمقیاس سازی یکی از عمده‌ترین منابع عدم قطعیت در مباحث تغییر اقلیم ناشی از به‌کارگیری مدل‌های مختلف AOGCM است که خروجی‌های متفاوتی را برای متغیرهای اقلیمی تولید می‌کنند. برای دخالت عدم قطعیت مدل‌های AOGCM، عدم قطعیت ایجاد شده ناشی از روش‌های ریزمقیاس سازی مختلف و همچنین جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های گوناگون به کار رفته در این پژوهش از پارامترهای آماری از قبیل، درصد ضریب اریبی (PBIAS)، ضریب نش ساتلکیف ((Nash-Sutcliffe coefficient (NS)، ضریب تبیین (R^2)، جذر نسبت استاندارد شده جذر مجموع مربعات خطا (RS) و روش‌های فاصله اطمینان بوت استرپ (Tibshirani and statistics, 1993) و وزن دهی MOTP کمک گرفته شد.

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - Q_{pre})}{\sum_{i=1}^N Q_{obs}} \times 100 \quad (6)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - Q_{pre})^2}{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - \bar{Q})^2} \quad (7)$$

$$R^2 = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - \bar{Q}) * (Q_{pre} - \bar{Q}_{pre})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - \bar{Q})^2 * \sum_{i=1}^N (Q_{pre} - \bar{Q}_{pre})^2}} \right\}^2 \quad (8)$$

$$PSR = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - Q_{pre})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_{obs} - \bar{Q})^2}} \quad (9)$$

که در روابط (۶)، (۷)، (۸) و (۹)، پارامترها عبارت‌اند از: n تعداد داده‌ها، Q_{OPS} داده‌های مشاهداتی، Q_{PRE} داده‌های محاسباتی، \bar{Q} میانگین داده‌های مشاهداتی، \bar{Q}_{pre} میانگین داده‌های محاسباتی است. همچنین محدوده مناسب هر یک از ضرایب ارزیابی فوق در جدول (۲) ارائه شده است.

روش فاصله اطمینان بوت استرپ (Efron and Tibshirani 1994) یک روش نمونه‌گیری با جایگذاری محسوب شده، جزء زیرمجموعه روش مونت‌کارلو (Dehghani et al. 2014) در نظر گرفته می‌شود. با این تفاوت که در روش مونت‌کارلو، برای داده‌های ورودی، ابتدا یک توزیع مناسب برازش شده، سپس نمونه‌های زیادی به

(Coulibaly et al. 2005) and Barrow 2002) مراجعه شود.

ورودی‌های این مدل‌ها، حداقل دما، حداکثر دما و بارندگی به‌صورت روزانه و ماهانه است که از سازمان آب منطقه‌ای و سازمان هواشناسی کشور دریافت شد. بازسازی داده‌ها با استفاده از روش همبستگی و مدل رگرسیونی انجام شد. پس از بررسی همگنی داده توسط آزمون ران تست در محیط متلب، در ادامه با کمک بسته (Hesari CircOutlier) (2016) در نرم‌افزار R به روش رگرسیون دایره‌ای - دایره‌ای داده‌های پرت مشخص شده و با استفاده از روش هیوبر، اصلاح گردید. بعد از آن پس از نرمال‌سازی داده‌ها برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های اقلیمی از امکانات و توابع موجود در محیط برنامه‌نویسی LARS-WG - WG 6.MATLAB و SDSM5.5.2 بهره گرفته شد. در آموزش شبکه عصبی، تعداد لایه‌های پنهان تا حد امکان باید کم باشد. ابتدا شبکه با یک لایه پنهان آموزش داده می‌شود که در صورت عملکرد نامناسب، تعداد لایه‌های پنهان افزایش خواهد یافت. در این تحقیق بر اساس پژوهش (Hashmi MZU, AY, and BW 2018) در مدل شبکه عصبی در مرحله سعی و خطا، از یک تا حداکثر ۵ لایه پنهان و در لایه‌های پنهان از یک تا ۱۲ نرون، تابع محرک ورودی تانسینگ یا تانژانت سیگموئیدی و تابع محرک خروجی پیورلین یا خطی در نظر گرفته شد. الگوریتم مارکوارت - لوبنرگ از سال ۱۹۹۳ تا به امروز به‌عنوان سریع‌ترین روش آموزش شبکه‌های عصبی شناخته شده است. در این پژوهش نیز از این الگوریتم استفاده شد. همچنین از آموزش الگو به الگو (اپاک) استفاده شد و برای هر شبکه ۳۰۰ دور یا سیکل در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است در این پژوهش، به علت اینکه وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت مدل‌ها می‌شود. از روش استانداردسازی (نرمال-سازی) داده‌ها استفاده شده است. با روش استانداردسازی هر عدد تبدیل به عددی بین صفر تا یک می‌شود. برای نرمال‌سازی داده‌ها بر اساس به پیشنهاد (Solgi et al. 2017) رابطه زیر استفاده شده است.

$$Y = 0.5 + \left(0.5 \times \left(\frac{X - \bar{X}}{X_{max} - X_{min}} \right) \right) \quad (5)$$

محاسبه شد. جهت تحلیل دقت مدل از معیار ایستگاه-ماه استفاده شد (قهرمان زاده، ۱۳۹۱). به‌طوری‌که در شش ایستگاه و ۱۲ ماه سال، ۷۲ حالت ممکن رخ داده و از این تعداد هرچند مورد که در فاصله اطمینان واقع شود، بیانگر دقت مدل می‌باشد. هرگاه مقادیر برآوردی مدل‌ها در محدوده اطمینان داده‌های مشاهده‌ای قرار گیرد، بیانگر اطمینان در سطح اعتماد مورد نظر هست و در صورتی‌که خارج از محدوده باشد، بیانگر عدم اطمینان به مقدار برآوردی است (Effron and Tibshirani 1994).

صورت تصادفی با احتمالات مختلف انتخاب و بر اساس توزیع به‌دست آمده مقادیر واقعی متغیر محاسبه می‌شود. ولی در این روش، نمونه‌گیری از داده‌ها و به تعداد داده‌های هر سری، انجام می‌شود. در این پژوهش، برای محاسبه فاصله اطمینان با روش بوت استرپ، از نرم‌افزار متلب استفاده شد. برای این منظور ابتدا سری زمانی متغیرهای اقلیمی (بارش، دمای کمینه و بیشینه) در هر ماه تهیه شد. سپس کد نویسی در محیط نرم‌افزار متلب صورت گرفت و برای هر ایستگاه در هر ماه متغیر فاصله اطمینان و واریانس

جدول ۲- ضرایب ارزیابی مدل و حدود تشخیص ضرایب (D. N. Moriasi et al. 2007)

ضرایب ارزیابی				ارزیابی
جذر نسبت استاندارد (RSR)	ضریب تعیین (R2)	درصد اریبی (PBIAS)	نش- ساتکلیف (NS)	
$0 \leq RSR \leq 0.5$	$0.86 \leq R2 < 1$	$PBIAS \leq \pm 10$	$0.75 < NS \leq 1$	خیلی خوب
$0.5 < RSR \leq 0.6$	$0.73 \leq R2 < 0.86$	$\pm 10 \leq PBIAS \leq \pm 15$	$0.65 < NS \leq 0.75$	خوب
$0.6 < RSR \leq 0.7$	$0.6 \leq R2 < 0.73$	$\pm 15 \leq PBIAS \leq \pm 25$	$0.5 < NS \leq 0.65$	قابل قبول
$RSR > 0.7$	$R2 < 0.6$	$PBIAS \geq \pm 25$	$NS < 0.5$	عدم قبول

بلندمدت دمای مشاهداتی در ماه i و m تفاضل میانگین ماهانه بلندمدت بارندگی شبیه‌سازی شده توسط مدل Z ام AOGCM در بازه پایه و میانگین ماهانه بلندمدت بارندگی مشاهداتی در ماه i ام هستند (P. S. Ashofteh, Haddad, and Mariño 2015).

بررسی تغییرات پارامترهای اقلیمی در دوره آماری (۱۹۹۸-۲۰۴۰)

برای بررسی روند تغییرات پارامترهای اقلیمی و دستیابی به یک الگوی مناسب، ابتدا بازسازی داده‌ها با استفاده از روش همبستگی و مدل رگرسیونی و همگن بودن داده‌ها نیز با استفاده از آزمون ران تست و تشخیص و اصلاح داده‌های پرت نیز به ترتیب با دو روش رگرسیون دایره‌ای - دایره‌ای و روش هیوبر، صورت گرفت. در ادامه بررسی تصادفی بودن یا معنی‌دار بودن روند تغییرات داده‌ها با روش من-کندال و محاسبه شیب و معادله خط روند با روش سنس انجام شد. جهت کسب اطلاعات بیشتر در مورد این روش به مطالعه (Salmi et al. 2002) مراجعه شود.

در روش MOTP (Massahbavani and Morid 2005) میانگین ماهانه متغیرهای شبیه‌سازی شده توسط مدل در شبکه‌ای که ایستگاه هواشناسی در آن قرار دارد با میانگین مشاهداتی دما- بارش طی دوره پایه، مقایسه و بر اساس میزان توانمندی مدل در شبیه‌سازی مقادیر ماهانه متغیرهای هواشناسی وزن هر یک از مدل‌ها مطابق معادله‌های (۱۰) و (۱۱) محاسبه می‌شود (P.-S. Ashofteh, Haddad, and Mariño 2015).

$$WT_{i,j} = \frac{1/dT_{i,j}}{\sum_{j=1}^N 1/dT_{i,j}} \quad (10)$$

$$WP_{i,j} = \frac{1/dP_{i,j}}{\sum_{j=1}^N 1/dP_{i,j}} \quad (11)$$

که در این روابط، $WT_{i,j}$ وزن اختصاص یافته برای مدل Z ام و در ماه i ام مربوط به شبیه‌سازی پارامتر دما، $WP_{i,j}$ وزن اختصاص یافته برای مدل Z ام و در ماه i ام مربوط به شبیه‌سازی پارامتر بارندگی، N تعداد مدل‌های AOGCM، $dT_{i,j}$ تفاضل میانگین ماهانه بلندمدت دمای شبیه‌سازی شده توسط مدل Z ام AOGCM در بازه پایه و میانگین ماهانه

عملکرد مدل‌های AOGCM در شبیه‌سازی متغیرهای

اقلیمی در بازه ۱۹۶۱-۲۰۰۶ و ۲۰۰۶-۲۰۱۸

همان‌گونه که پیش‌تر توضیح داده شد، متغیرهای اقلیمی دما و بارندگی مدل‌های AOGCM مدل گزارش پنجم ارزیابی IPCC برای سه مدل لارس، شبکه عصبی و ریزمقیاس سازی تناسبی و یک مدل canESM2 برای مدل SDSM، از سایت IPCC در دو بازه پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۶)، (۲۰۰۶-۲۰۱۸) و بازه آینده (۲۰۲۰-۲۰۴۰) استخراج شدند. در گام نخست مقدار میانگین بلندمدت متغیرهای شبیه‌سازی شده توسط AOGCM با مقدار میانگین بلندمدت مشاهداتی در دوره (۱۹۶۱-۲۰۰۶) مورد مقایسه قرار گرفت. این مقایسه از طریق معیارهای عملکردی نظیر ضریب تعیین (R2)، ضریب نش ساتلکیف (Nash-Sutcliffe coefficient) (NS) و درصد ضریب اریبی (PBIAS)، جذر نسبت استاندارد شده جذر مجموع مربعات خطا (PRS) و فاصله اطمینان بوت استرپ انجام شد. نتایج مربوط به آنالیز ضرایب آماری در جدول (۳) و همچنین در شکل (۳) نیز نتیجه مربوط به بررسی فاصله اطمینان مدل‌های مختلف ریزمقیاس شده با مدل LARS-WG را نمایش داده شده است. با توجه به محدوده مناسب هر یک از ضرایب ارزیابی آماری مدل‌ها جدول (۲) و قرارگیری در فاصله اطمینان تعریف شده توسط روش بوت استرپ، از بین ۲۰ مدل اقلیمی گزارش پنجم، ۹ مدل MIROC-ESM، CESM1، GISS-EC-EARTH، CSIROC-MK3-6-0، WACCM، MPI، MIROC-ESM-CHEM، GISS-E2-R، E2-H، ESM-LR و MPI-ESM-MR به عنوان مدل مناسب اقلیمی در حوضه آبریز کرج انتخاب گردید. در گام بعدی، پس از انتخاب مدل‌های مناسب برای منطقه مطالعاتی، جهت انتخاب مناسب‌ترین مدل در دو سناریوی اقلیمی RCP8.5 و RCP2.6، مقدارهای میانگین بلندمدت متغیرهای شبیه‌سازی شده توسط AOGCM با مقدارهای میانگین بلندمدت مشاهداتی در دوره (۲۰۰۶-۲۰۱۸) مقایسه شدند. همان‌گونه که در جدول (۴) نشان داده شده است، مدل MPI-ESM-LR دارای بهترین عملکرد در شبیه‌سازی متغیر اقلیمی حداقل دما و حداکثر در سناریوی RCP2.6 است. در این مدل داده‌های حداکثر دما با مدل ریزمقیاس

ساز LARS-WG با حداکثر R2 و NS به ترتیب برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۸ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۱۴ و ۴/۳۱ و داده‌های حداقل دما حداکثر R2 و NS به ترتیب برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۸ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۱۱ و ۲/۶۸ شبیه‌سازی شد. همچنین با توجه به نتایج بیان شده در جدول (۴) می‌توان بیان کرد، مدل GISS-E2-R2 در سناریوی RCP8.5، دارای بهترین عملکرد در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی حداکثر دما است. این مدل توانسته داده‌های حداکثر دما را با ریزمقیاس ساز LARS-WG با حداکثر R2 و NS به ترتیب برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۸ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۱۴ و ۵/۴۶، شبیه‌سازی کند. در همین سناریو مدل MPI-ESM-LR نیز پارامتر حداقل دما را با کمک مدل ریزمقیاس ساز ANN با حداکثر R² و NS به ترتیب برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۹ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۱۱ و ۴/۱۲ شبیه‌سازی می‌کند. در خصوص پارامتر بارندگی همان‌طور که در جدول (۴) نشان داده شده است، مدل لارس در هر دو سناریوی RCP8.5 و RCP4.5 عملکرد مطلوبی نسبت به سایر مدل‌ها در ریزمقیاس سازی دارد. همچنین از بین مدل‌های شبیه‌سازی متغیر اقلیمی به کار رفته در این پژوهش مدل‌های EC-ERTH و MPI-ESM-LR به ترتیب در سناریوهای اقلیمی RCP2.6 و RCP8.5 دارای بهترین عملکرد در شبیه‌سازی پارامتر بارش هستند. این مدل‌ها پارامتر بارش را در سناریوی RCP2.6 با حداکثر R2 و NS به ترتیب برابر ۰/۹۸ و ۰/۹۲ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۲۳ و ۱۷/۳۹ و در سناریوی RCP8.5 با حداکثر R2 و NS به ترتیب برابر ۰/۹۵ و ۰/۸۹ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۳۳ و ۱۸/۱۳ شبیه‌سازی می‌کنند. نزدیک بودن R2 و NS به مقدار عددی یک به ترتیب نشان از بالا بودن ارتباط خطی بین سری داده‌های مشاهداتی و سری داده‌های شبیه‌سازی شده توسط این مدل در همین بازه زمانی است. از سوی دیگر پایین بودن مقدار PRS و PBIAS مدل در شبیه‌سازی هر دو پارامتر حداقل دما و حداکثر هم می‌تواند عملکرد خوب این مدل را نسبت به مدل‌های دیگر نشان دهد. همان‌طور که در جدول (۶) مشاهده می‌شود، مدل ریز

رویکرد MOTP، وزن دهی شدند. نتایج حاصل از این وزن دهی‌ها در جدول‌های (۷) و (۸) ارائه شده‌اند. هر یک از این وزن‌ها بیان‌گر توانایی هر مدل در شبیه‌سازی متغیر حداقل دما، حداکثر دما یا بارندگی متناظر با ماه موردنظر می‌باشد که در هر دو سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 انجام گرفته است. این وزن‌ها برحسب درصد هستند و بیش‌ترین وزن برابر ۱۰۰ است که به‌نوعی بالاترین امتیاز هم برای هر مدل محسوب می‌گردد. همان‌گونه که از جدول‌های (۷) و (۸) نیز مشخص است، مدل MPI-ESM-LR در بیش‌تر ماه‌ها بالاترین درصد وزنی در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی حوضه مورد مطالعه را دارد. این مدل در هر دو سناریوی RCP8.5 و RCP2.6، دارای توانایی بهتری نسبت به سایر مدل‌ها، در شبیه‌سازی بارندگی و دما است؛ بنابراین در صورتی که تحقیقی مبنی بر استفاده از یکی از مدل‌های AOGCM در شبیه‌سازی متغیرهای بارندگی و دما در این منطقه باشد، پیشنهاد می‌شود که از مدل MPI-ESM-LR استفاده گردد.

مقیاس ساز SDSM و مدل شبیه‌سازی اقلیمی canESM2 نسب به سایر مدل‌های به کار رفته در این پژوهش عملکرد چندان مطلوبی در برآورد داده‌های اقلیمی نداشته است. لازم به ذکر است علت انتخاب مدل CMESM2 برای مدل ریزمقیاس ساز SDSM این است که تا زمان انجام این مطالعه تنها داده‌های این مدل در دسترس بود. بهترین عملکرد این مدل در برآورد پارامتر حداکثر دما در RCP8.5 با مقدار حداکثر R2 و NS به ترتیب برابر ۰/۹۱ و ۰/۹۵ درصد و حداقل PRS و PBIAS به ترتیب برابر ۰/۲۸ و ۳۸/۳۲ شبیه‌سازی می‌کند.

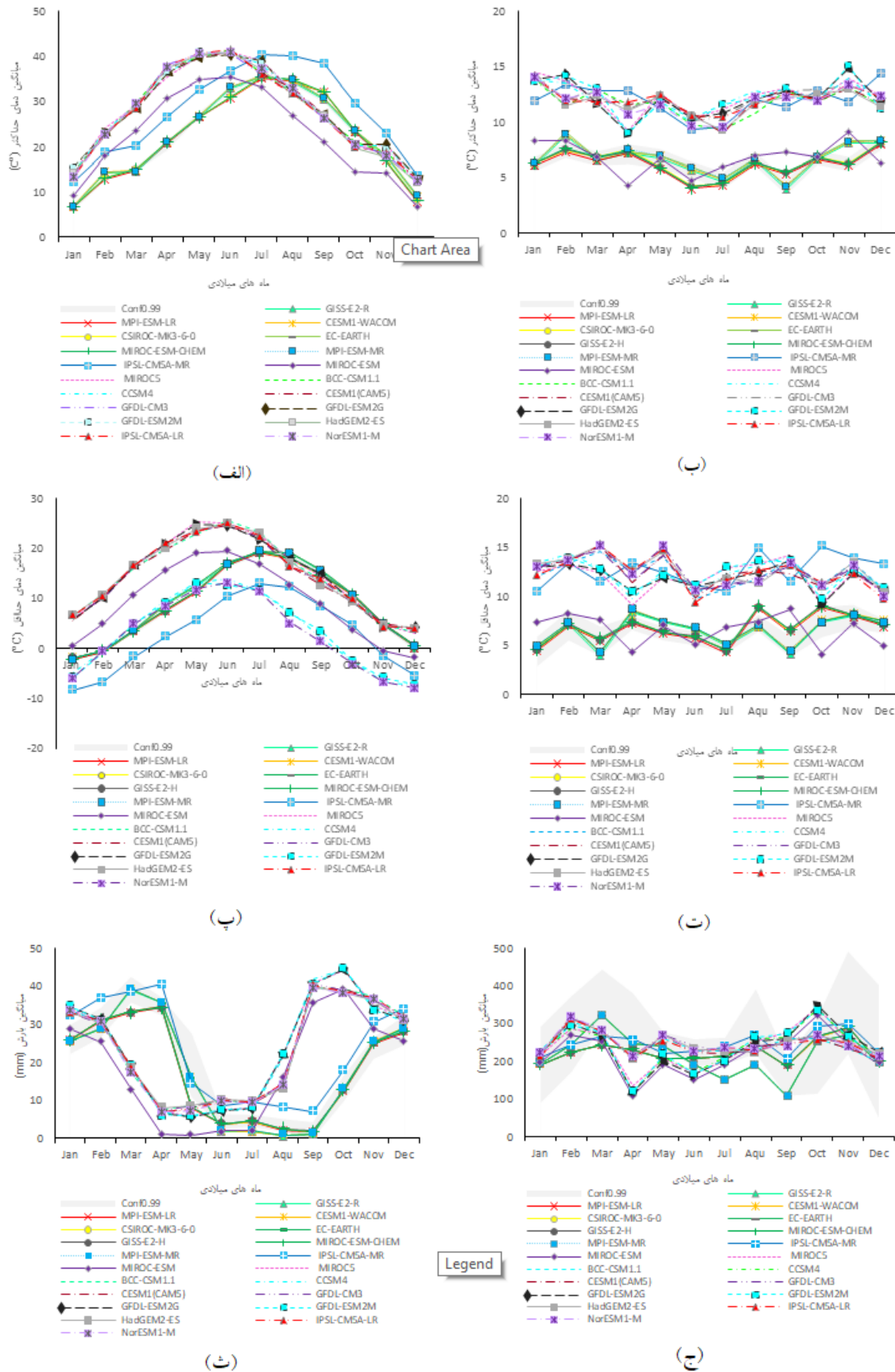
با توجه به نتایج به‌دست آمده، مدل ریزمقیاس – LARS WG6 و سه مدل AOGCM، GISS-E2-R2، MPI-ESM-LR، EC-ERTH در شبیه‌سازی داده‌های دمای حداقل، حداکثر دما و بارش در هر دو سناریوی اقلیمی نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد کلی مطلوب‌تری دارند، جهت بررسی نهایی و انتخاب مدل برتر داده‌ها با استفاده از

جدول ۳- نتایج عملکرد معیارهای ارزیابی برای ۲۱ مدل گزارش پنجم در مؤلفه دمای حداقل، حداکثر دما و بارش نسبت به داده‌های مشاهداتی در بازه

(۱۹۶۱-۲۰۰۶)

دمای حداقل															
	Change Factor	ANN					LARS-WG								
		R2	PRS	NS	PBIAS		R2	PRS	NS	PBIAS					
IPSL-CM5A-MR		۰.۵۵	۰.۵۷	۰.۴۴	۳۳.۲۷		۰.۶۲	۰.۵۷	۰.۴۷	۳۵.۲۱		۰.۴۴	۰.۵۶	۰.۳۸	۳۵.۵۹
MIROC5		۰.۳۴	۰.۸	۰.۱۷	۴۳.۱۸		۰.۲۶	۰.۷۹	۰.۱۲	۴۴.۶۸		۰.۳	۰.۷۸	۰.۱۵	۴۸.۱۹
MIROC-ESM-CHEM		۰.۲۲	۰.۷۸	۰.۳۱	۲۸.۹۹		۰.۲۸	۰.۷۷	۰.۳	۲۶.۸۷		۰.۳۳	۰.۷۶	۰.۴۶	۳۷.۳۵
BCC-CSM1.1		۰.۴۱	۰.۷۸	۰.۳۱	۲۲.۶۷		۰.۴۵	۰.۷۸	۰.۴۱	۳۰.۶۳		۰.۵۳	۰.۷۸	۰.۲۱	۲۱.۹۵
CCSM4		۰.۰۷	۰.۹۱	۰.۰۲	۴۰.۸۲		۰.۱۶	۰.۸۹	۰.۰۳	۳۸.۶۸		۰.۰۷	۰.۹	۰.۱۴	۴۰.۰۹
CESM1(CAM5)		۰.۳۴	۰.۷۸	۰.۱	۴۳.۳۷		۰.۳۵	۰.۸	۰.۱	۴۸.۰۷		۰.۴	۰.۷۹	۰.۲۸	۴۲.۲۱
CESM1-WACCM		۰.۸۶	۰.۶۱	۰.۴۴	۲۰.۳۱		۰.۹۲	۰.۳	۰.۷۹	۱۲.۲۳		۰.۹۲	۰.۱۹	۰.۸۳	۷.۱۹
CSIROC-MK3-6-0		۰.۹۱	۰.۴۴	۰.۶۹	۱۵.۰۶		۰.۹	۰.۳۴	۰.۷۴	۱۵.۹۲		۰.۸۹	۰.۱۵	۰.۸۵	۶.۶۹
EC-EARTH		۰.۹	۰.۵	۰.۶۳	۱۴.۹۸		۰.۹۷	۰.۲۶	۰.۸	۱۳.۶۳		۰.۹۱	۰.۲۵	۰.۸۵	۹.۱۹
GFDL-CM3		۰.۱۱	۰.۸۵	۰.۲۲	۳۹.۲		۰.۰۶	۰.۸۶	۰.۲۴	۴۸.۱۸		۰.۱۹	۰.۸۵	۰.۰۲	۴۶.۰۱
GFDL-ESM2G		۰.۶۲	۰.۴۸	۰.۶۵	۳۴		۰.۵۵	۰.۴۸	۰.۷۱	۲۸.۷۶		۰.۷	۰.۴۷	۰.۶۶	۲۹.۰۹
GFDL-ESM2M		۰.۴۲	۰.۷۶	۰.۳۱	۲۰.۴۹		۰.۴۳	۰.۷۵	۰.۳۳	۳۰.۲		۰.۵۶	۰.۷۵	۰.۴۳	۲۲.۶۵
GISS-E2-H		۰.۹۴	۰.۳	۰.۷۹	۱۴.۲۴		۰.۸۸	۰.۳۲	۰.۷۶	۱۳.۸۱		۰.۹۱	۰.۲۸	۰.۸۱	۹.۹۹
GISS-E2-R		۰.۸۳	۰.۱۹	۰.۸	۹.۶۵		۰.۹	۰.۲۷	۰.۸۹	۹.۹۱		۰.۹۳	۰.۱	۰.۹	۶.۵۶
HadGEM2-ES		۰.۳۸	۰.۸۴	۰.۱۳	۲۹.۲۸		۰.۳۳	۰.۸۳	۰.۲۶	۲۸.۱۴		۰.۴۸	۰.۸۵	۰.۳۱	۳۰.۰۸
IPSL-CM5A-LR		۰.۵۱	۰.۷۲	۰.۲۴	۲۷.۷۶		۰.۳۸	۰.۷۲	۰.۲۳	۳۰.۶۸		۰.۴۷	۰.۷۲	۰.۳	۳۵.۰۳
MIROC-ESM		۰.۹۴	۰.۲۱	۰.۸۱	۸.۸۵		۰.۹۱	۰.۲۲	۰.۷۸	۱۲.۱۵		۰.۸۹	۰.۱۵	۰.۸۸	۷.۳۲
MPI-ESM-LR		۰.۹	۰.۰۹	۰.۹	۸.۴۲		۰.۹۴	۰.۱۷	۰.۸۳	۹.۳۱		۰.۹۲	۰.۱۱	۰.۹۱	۳.۹۳
MPI-ESM-MR		۰.۸۵	۰.۲۶	۰.۵۵	۱۰.۵۳		۰.۸۵	۰.۳۵	۰.۷۳	۱۴.۷۱		۰.۹۲	۰.۲۹	۰.۷۲	۱۰.۵۳
NorESM1-M		۰.۶۸	۰.۶۲	۰.۳۹	۳۲.۹۸		۰.۷۱	۰.۶۳	۰.۵۴	۳۵.۳۲		۰.۶۹	۰.۶۱	۰.۴۵	۲۹.۵۹

دمای حداکثر														
	R ²	PRS	NS	PBIAS		R2	PRS	NS	PBIAS		R2	PRS	NS	PBIAS
IPSL-CM5A-MR	۰.۵۷	۰.۵۶	۰.۴۵	۳۱.۵۵		۰.۳۹	۰.۵۷	۰.۵۴	۲۵.۳۴		۰.۳۸	۰.۵۷	۰.۵	۲۸.۱۷
MIROC5	۰.۳۲	۰.۷۹	۰.۱۳	۴۲.۳		۰.۵	۰.۷۹	۰.۲۹	۴۵.۹۷		۰.۴	۰.۷۹	۰.۳۹	۴۵.۸۵
MIROC-ESM-CHEM	۰.۳۱	۰.۷۷	۰.۴۶	۳۱.۹۹		۰.۲۶	۰.۷۸	۰.۳	۳۴.۶۵		۰.۲۵	۰.۷۸	۰.۳۳	۳۲.۵۹
BCC-CSM1.1	۰.۲۷	۰.۷۷	۰.۳	۲۱.۴		۰.۳۵	۰.۷۷	۰.۴۱	۳۱.۷۷		۰.۴۷	۰.۷۸	۰.۳۱	۲۸.۲۴
CCSM4	۰.۱۶	۰.۹۱	۰.۱۶	۴۱.۲۸		۰.۰۳	۰.۹	۰.۲	۵۰.۲۱		۰.۰۷	۰.۹	۰.۱۸	۴۴.۱۶
CESM1(CAM5)	۰.۳۴	۰.۷۹	۰.۰۹	۴۳.۹۲		۰.۳	۰.۷۹	۰.۱۸	۴۵.۹۶		۰.۳۳	۰.۷۸	۰.۰۸	۴۵.۰۴
CESM1-WACCM	۰.۸۹	۰.۳۲	۰.۷۹	۶.۲۸		۰.۹۳	۰.۳۷	۰.۷۳	۸.۹۱		۰.۹	۰.۰۹	۰.۷۶	۱۰.۴۴
CSIROC-MK3-6-0	۰.۹۱	۰.۲۲	۰.۸۳	۴.۵۱		۰.۹۵	۰.۲۸	۰.۸۲	۵.۸۸		۰.۸۹	۰.۳۲	۰.۴۴	۶.۳۱
EC-EARTH	۰.۹	۰.۵	۰.۶۲	۱۳.۱۸		۰.۸۷	۰.۳۶	۰.۶۹	۸.۸		۰.۸۳	۰.۲۷	۰.۶۸	۸.۶۳
GFDL-CM3	۰.۲۷	۰.۸۶	۰.۱۷	۴۱.۹۷		۰.۳۳	۰.۸۵	۰.۱	۳۶.۷۹		۰.۱۴	۰.۸۵	۰.۰۸	۳۷.۹۱
GFDL-ESM2G	۰.۶۶	۰.۴۸	۰.۶	۲۳.۶۴		۰.۶۸	۰.۴۸	۰.۵۸	۲۸.۴۴		۰.۵۵	۰.۴۸	۰.۶۶	۳۰
GFDL-ESM2M	۰.۴۶	۰.۷۵	۰.۳۸	۲۹.۷۶		۰.۳۸	۰.۷۶	۰.۲۳	۲۳.۳۴		۰.۵	۰.۷۴	۰.۴۴	۲۱.۳۶
GISS-E2-H	۰.۹۳	۰.۲۳	۰.۸۴	۳.۹۸		۰.۹۱	۰.۳۱	۰.۷۶	۸.۳۶		۰.۹۳	۰.۲۳	۰.۴۴	۱۴.۵۲
GISS-E2-R	۰.۹۲	۰.۲۲	۰.۸۳	۶.۴۴		۰.۹۳	۰.۲۱	۰.۸۴	۳.۸۷		۰.۸۴	۰.۳	۰.۵	۱۴.۹۱
HadGEM2-ES	۰.۲۸	۰.۸۵	۰.۱۵	۳۱.۲		۰.۴۷	۰.۸۴	۰.۱۷	۳۸.۵۹		۰.۴۸	۰.۸۵	۰.۲۱	۳۵.۵۴
IPSL-CM5A-LR	۰.۴۷	۰.۷۳	۰.۴	۲۶.۲۵		۰.۳۶	۰.۷۲	۰.۲۷	۲۸.۸۲		۰.۵۳	۰.۷۱	۰.۳۱	۳۱.۵
MIROC-ESM	۰.۹۱	۰.۲	۰.۸۶	۵.۳۶		۰.۹۴	۰.۲۳	۰.۸۵	۴.۷		۰.۸۶	۰.۳۹	۰.۷	۹.۰۴
MPI-ESM-LR	۰.۹۲	۰.۱۲	۰.۸۷	۴.۲۱		۰.۸۸	۰.۰۳	۰.۸۹	۱.۷۲		۰.۹	۰.۱۶	۰.۸۵	۳.۸۱
MPI-ESM-MR	۰.۹۱	۰.۱۴	۰.۸۶	۳.۴۸		۰.۸۹	۰.۱	۰.۸۳	۴.۴۶		۰.۹۳	۰.۳۱	۰.۷۶	۷.۰۸
NorESM1-M	۰.۵۵	۰.۶۲	۰.۵۸	۳۷.۰۲		۰.۶۲	۰.۶۲	۰.۵۳	۲۵.۲		۰.۷۱	۰.۶۱	۰.۶۱	۲۸.۴۷
بارش														
	R2	PRS	NS	PBIAS		R2	PRS	NS	PBIAS		R2	PRS	NS	PBIAS
IPSL-CM5A-MR	۰.۴۲	۰.۵۸	۰.۵۴	۳۷.۰۵		۰.۳۷	۰.۵۸	۰.۴۹	۲۵.۸۸		۰.۴۳	۰.۵۶	۰.۶	۳۷.۰۹
MIROC5	۰.۳	۰.۷۹	۰.۳۶	۴۶.۴۵		۰.۳۶	۰.۷۸	۰.۳۷	۴۵.۱۵		۰.۳۲	۰.۷۹	۰.۲۴	۳۸.۹۵
MIROC-ESM-CHEM	۰.۳۶	۰.۷۷	۰.۴۸	۲۹.۲		۰.۴۳	۰.۷۷	۰.۳۹	۳۰.۵۴		۰.۳۲	۰.۷۶	۰.۳۱	۲۵.۳۷
BCC-CSM1.1	۰.۲۵	۰.۷۹	۰.۳۹	۲۴.۰۴		۰.۵	۰.۷۸	۰.۱۴	۲۸.۴۱		۰.۴۶	۰.۷۷	۰.۲۹	۲۳.۸
CCSM4	۰.۲۲	۰.۹۱	۰.۱۱	۳۹.۲۸		۰.۱۹	۰.۹	۰.۲۱	۴۹.۶۲		۰.۲	۰.۹	۰.۱۵	۳۸.۳
CESM1(CAM5)	۰.۲	۰.۷۹	۰.۲۱	۴۰.۸		۰.۱۸	۰.۷۹	۰.۲۳	۳۹.۵۶		۰.۳۹	۰.۷۹	۰.۰۸	۳۶.۴۵
CESM1-WACCM	۰.۸۱	۰.۵	۰.۶	۲۲.۹۳		۰.۷۶	۰.۵۹	۰.۴۷	۲۲.۶۲		۰.۸۶	۰.۳۹	۰.۶۷	۲۸.۳۳
CSIROC-MK3-6-0	۰.۸۱	۰.۴۶	۰.۶۳	۲۰.۵		۰.۵۱	۰.۴۸	۰.۲۴	۲۴.۶۴		۰.۸۱	۰.۳۱	۰.۷۷	۱۸.۲۸
EC-EARTH	۰.۸۱	۰.۴۲	۰.۶۴	۳۹.۶۳		۰.۶۹	۰.۶	۰.۴۷	۲۲.۲۲		۰.۸۷	۰.۳	۰.۷۴	۱۸.۲۵
GFDL-CM3	۰.۳	۰.۸۴	۰.۰۱	۲۰.۰۶		۰.۳۲	۰.۸۶	۰.۲۴	۳۹.۷۲		۰.۱۴	۰.۸۵	۰.۲۳	۴۶.۴۸
GFDL-ESM2G	۰.۵	۰.۴۷	۰.۴۵	۴۴.۱		۰.۵۵	۰.۴۷	۰.۶۸	۳۵.۵۷		۰.۵۳	۰.۴۹	۰.۷۲	۳۵.۰۲
GFDL-ESM2M	۰.۵۳	۰.۷۶	۰.۳۴	۲۹.۸۷		۰.۳	۰.۷۵	۰.۱۹	۲۷.۷۴		۰.۳۶	۰.۷۴	۰.۳۳	۲۳.۰۸
GISS-E2-H	۰.۸	۰.۵۲	۰.۵۶	۲۵.۷۲		۰.۷۱	۰.۵۶	۰.۳۵	۲۳.۳۴		۰.۷۸	۰.۳۵	۰.۷۵	۱۷.۴۴
GISS-E2-R	۰.۷۷	۰.۴۵	۰.۶۱	۲۰.۰۵		۰.۶۹	۰.۵۷	۰.۵۲	۲۲.۷۵		۰.۸۵	۰.۳۶	۰.۷۶	۲۰.۲۶
HadGEM2-ES	۰.۲۹	۰.۸۴	۰.۱۴	۱۹.۴۶		۰.۳۳	۰.۸۵	۰.۱	۳۴.۲۷		۰.۴۹	۰.۸۵	۰.۲۸	۲۷.۸۳
IPSL-CM5A-LR	۰.۴۷	۰.۷۳	۰.۵	۲۲.۶۲		۰.۵۲	۰.۷۱	۰.۴	۳۴.۷۶		۰.۵۹	۰.۷۲	۰.۲۹	۲۸.۶۷
MIROC-ESM	۰.۸۲	۰.۴۷	۰.۶۵	۲۸.۳۶		۰.۶۸	۰.۵۶	۰.۴۹	۲۴.۱		۰.۸۵	۰.۳۵	۰.۹۸	۱۹.۱۲
MPI-ESM-LR	۰.۸۲	۰.۴۷	۰.۶۴	۳۰.۰۳		۰.۷۴	۰.۶۱	۰.۴۲	۲۳.۴۹		۰.۸۸	۰.۳۷	۰.۷۲	۱۹.۷
MPI-ESM-MR	۰.۷۹	۰.۴۹	۰.۶۱	۲۲.۵۸		۰.۵۸	۰.۶	۰.۶۶	۲۱.۳		۰.۸۷	۰.۳۹	۰.۷۱	۲۲.۵۹
NorESM1-M	۰.۶۹	۰.۶۲	۰.۴۲	۲۲.۹۱		۰.۷	۰.۶۱	۰.۴۸	۳۶.۸۹		۰.۵۷	۰.۶۳	۰.۴۹	۳۵.۲۸



شکل ۳- فاصله اطمینان ۹۹ درصد میانگین و واریانس دمای پیشینه مشاهداتی با روش بوت استرپ و مقادیر برآوردی LARS-WG در ایستگاه کرج

(۲۰۰۶-۱۹۶۱)

جدول ۴- عملکرد مدل‌های AOGCM در شبیه‌سازی متغیرهای حداقل دما و حداکثر دما نسبت به داده‌های مشاهداتی در بازه (۲۰۰۶-۲۰۱۸)

مدل	حداقل دما								دمای حداکثر								
	RCP								RCP								
	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵			
	R2		PRS		NS		PBIAS		R2		PRS		NS		PBIAS		
LARS-WG	MIROC-ESM	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۱۶	۰.۳	۰.۹۸	۰.۹۱	۶.۱۶	۱۲.۰۶	۰.۹۳	۰.۹۱	۰.۵۶	۰.۳۹	۰.۶۹	۰.۸۵	۱۱.۵۶	۱۰.۰۴
	CESM1-WACCM	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۱۹	۰.۳۳	۰.۹۷	۰.۸۹	۴.۴۴	۱۲.۷۷	۰.۹۱	۰.۹۹	۰.۱۸	۰.۱۲	۰.۹۷	۰.۷۳	۱۰.۶۳	۱۲.۹۱
	CSIROC-MK3-6-0	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۱۹	۰.۳	۰.۹۶	۰.۹۱	۷.۸	۱۱.۲۸	۰.۹۹	۰.۸۶	۰.۳۸	۰.۵۴	۰.۲۸	۰.۷۱	۷.۲۸	۹.۹۵
	EC-EARTH	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۳۱	۰.۳۴	۰.۹۱	۰.۸۹	۷.۳۵	۱۴.۲	۰.۸۶	۰.۹۹	۰.۵۶	۰.۱۶	۰.۶۹	۰.۷۹	۱۳.۶۸	۹.۱۲
	GISS-E2-H	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۳۳	۰.۳۴	۰.۸۹	۰.۸۸	۱۲.۰۹	۱۳.۸۷	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۴۶	۰.۱۸	۰.۷۹	۰.۲۲	۱۰.۷۴	۲۲.۳۳
	GISS-E2-R	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۲۶	۰.۱۴	۰.۹۳	۰.۹۸	۱۱.۱	۵.۴۶	۰.۹۵	۰.۹۳	۰.۵۸	۰.۱۶	۰.۸۹	۰.۲۷	۱۳	۲۱.۵۲
	MIROC-ESM-CHEM	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۳	۰.۵۷	۰.۹۱	۰.۶۸	۱۱.۳۴	۲۳.۲۳	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۲۷	۰.۶۱	۰.۹۳	۰.۶۳	۶.۳۲	۱۶.۸۲
	MPI-ESM-LR	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۱۴	۰.۲۱	۰.۹۸	۰.۹۶	۴.۳۱	۹.۱۹	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۱۱	۰.۳۸	۰.۹۸	۰.۸۶	۲.۶۸	۱۰.۳۷
	MPI-ESM-MR	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۳۷	۰.۳۴	۰.۸۶	۰.۷۴	۱۰.۵۱	۱۵.۰۶	۰.۹۴	۰.۹۸	۰.۳۶	۰.۴۴	۰.۸۷	۰.۸۱	۷.۷۴	۱۲.۲۹
ANN	MIROC-ESM	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۱۸	۰.۴۶	۰.۹۷	۰.۷۹	۷.۲۹	۲۰.۶۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۳۸	۰.۱۹	۰.۸۶	۰.۹۶	۹.۴۴	۴.۶۸
	CESM1-WACCM	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۲۹	۰.۴۷	۰.۹۲	۰.۷۸	۷.۵	۲۰.۳	۰.۹۸	۰.۹۳	۰.۴۹	۰.۳۶	۰.۷۶	۰.۸۷	۱۲.۸	۷.۷۴
	CSIROC-MK3-6-0	۰.۹۹	۰.۹۸	۰.۳۹	۰.۴۴	۰.۸۴	۰.۸	۱۶.۰۷	۱۸.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۳۲	۰.۳۸	۰.۹	۰.۸۶	۷.۱۶	۹.۴۴
	EC-EARTH	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۲۱	۰.۴۵	۰.۹۵	۰.۸	۸.۸۲	۲۰.۶۵	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۴۲	۰.۴۹	۰.۸۲	۰.۷۶	۸.۵۲	۱۲.۸
	GISS-E2-H	۰.۹۳	۰.۹۹	۰.۳۵	۰.۴۳	۰.۸۷	۰.۸۲	۱۴.۱۸	۱۶.۱۸	۰.۹۳	۰.۹۶	۰.۴۹	۰.۳۲	۰.۷۶	۰.۹	۱۳.۶۹	۷.۱
	GISS-E2-R	۰.۹۹	۰.۹۳	۰.۳۹	۰.۲۷	۰.۹۸	۰.۹۳	۱۲.۹	۱۰.۸۶	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۱۹	۰.۴۲	۰.۹۶	۰.۸۲	۴.۷۲	۸.۵۲
	MIROC-ESM-CHEM	۰.۹۹	۰.۹۳	۰.۱۵	۰.۷۳	۰.۹۸	۰.۴۷	۵.۶۸	۲۲.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۳	۰.۱۸	۰.۴۹	۰.۹۷	۰.۷۶	۴.۵۸	۱۳.۶۹
	MPI-ESM-LR	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۱۵	۰.۳۷	۰.۹۸	۰.۸۶	۴.۳	۱۶.۹۲	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۱۱	۰.۱۱	۰.۹۸	۰.۹۹	۳.۶۶	۴.۱۲
	MPI-ESM-MR	۰.۹۹	۰.۹۴	۰.۳۷	۰.۵	۰.۸۶	۰.۷۵	۱۰.۵۱	۲۲.۸	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۱۹	۰.۱۸	۰.۸۷	۰.۹۷	۷.۷۴	۴.۵۸
Change factor	MIROC-ESM	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۱۴	۰.۴۱	۰.۹۸	۰.۸۳	۴.۳۱	۱۶.۳۵	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۱۸	۰.۳۸	۰.۹۷	۰.۸۵	۴.۶۲	۸.۲۶
	CESM1-WACCM	۰.۸۹	۰.۹۹	۰.۶۹	۰.۶۹	۰.۵۲	۰.۵۲	۲۳.۳۴	۲۲.۳۴	۰.۹۳	۰.۹۳	۰.۳۸	۰.۳۸	۰.۸۶	۰.۸۶	۸.۲۵	۸.۲۵
	CSIROC-MK3-6-0	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۵	۰.۵	۰.۷۵	۰.۷۵	۱۲.۱۸	۲۲.۱۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۳۱	۰.۳۱	۰.۹۱	۰.۹۱	۷.۲۶	۷.۲۶
	EC-EARTH	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۵۶	۰.۵۶	۰.۶۹	۰.۶۹	۱۰.۶۹	۲۳.۳۲	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۵۷	۰.۵۷	۰.۶۸	۰.۶۸	۱۵.۰۳	۱۵.۰۳
	GISS-E2-H	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۳۹	۰.۳۹	۰.۸۷	۰.۸۴	۱۶.۰۷	۱۶.۰۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۹۱	۰.۹۱	۶.۳۶	۶.۳۶
	GISS-E2-R	۰.۹۹	۰.۹۸	۰.۴۱	۰.۱۵	۰.۸۳	۰.۹۶	۱۶.۴۵	۷.۳۱	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۳۸	۰.۱۸	۰.۸۵	۰.۹۷	۱۰.۵۲	۴.۸۴
	MIROC-ESM-CHEM	۰.۷۹	۰.۷۹	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۸۷	۰.۸۷	۱۴.۱۸	۱۴.۱۸	۰.۹۳	۰.۹۳	۰.۵۷	۰.۵۷	۰.۶۸	۰.۶۸	۱۵.۹۲	۱۵.۹۲
	MPI-ESM-LR	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۱۴	۰.۲۳	۰.۹۸	۰.۹۵	۱۰.۸۲	۸.۸۲	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۹۷	۰.۹۷	۴.۸۲	۹.۵۲
	MPI-ESM-MR	۰.۹۹	۰.۹۸	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۸۸	۰.۳۵	۱۰.۸۱	۱۳.۸۱	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۲	۰.۲	۰.۹۵	۰.۹۶	۴.۹۶	۴.۹۶

جدول ۵- عمل کرد مدل‌های AOGCM در شبیه‌سازی متغیر بارش نسبت به داده‌های مشاهداتی در بازه (۲۰۱۸-۲۰۰۶)

مدل	بارش								
	RCP2.6				RCP8.5				
	R2	PRS	NS	PBIAS	R2	PRS	NS	PBIAS	
MIROC-ESM	LARS-WG	۰.۹۱	۰.۴۴	۰.۸۱	۲۲.۸۰	۰.۹۱	۰.۴۰	۰.۸۴	۱۸.۵۰
CESM1-WACCM		۰.۹۰	۰.۴۳	۰.۸۱	۳۲.۷۸	۰.۹۸	۰.۵۳	۰.۷۲	۲۸.۰۰
CSIROC-MK3-6-0		۰.۹۱	۰.۳۲	۰.۹۰	۱۷.۹۲	۰.۹۱	۰.۴۱	۰.۸۳	۲۲.۶۳
EC-EARTH		۰.۹۸	۰.۲۳	۰.۹۲	۱۷.۳۹	۰.۹۶	۰.۵۷	۰.۶۷	۲۱.۵۷
GISS-E2-H		۰.۸۶	۰.۳۶	۰.۸۷	۱۷.۸۴	۰.۹۰	۰.۴۴	۰.۸۱	۱۹.۴۱
GISS-E2-R		۰.۹۵	۰.۳۹	۰.۸۵	۱۹.۷۲	۰.۹۱	۰.۴۵	۰.۸۰	۲۳.۴۱
MIROC-ESM-CHEM		۰.۹۳	۰.۵۳	۰.۷۲	۲۵.۴۸	۰.۸۶	۰.۳۶	۰.۸۷	۱۸.۴۵
MPI-ESM-LR		۰.۹۶	۰.۵۷	۰.۶۸	۲۴.۵۷	۰.۹۵	۰.۳۳	۰.۸۹	۱۸.۱۳
MPI-ESM-MR		۰.۹۱	۰.۴۱	۰.۸۳	۲۳.۲۲	۰.۹۳	۰.۵۴	۰.۷۱	۲۴.۲۹
MIROC-ESM	ANN	۰.۷۶	۰.۶۸	۰.۵۴	۲۳.۵۸	۰.۶۵	۰.۶۲	۰.۶۲	۲۸.۸۶
CESM1-WACCM		۰.۷۶	۰.۶۸	۰.۵۲	۲۵.۶۰	۰.۸۰	۰.۶۷	۰.۵۵	۲۵.۲۶
CSIROC-MK3-6-0		۰.۶۵	۰.۶۲	۰.۶۲	۲۵.۸۵	۰.۵۶	۰.۴۹	۰.۰۱	۲۶.۳۳
EC-EARTH		۰.۸۰	۰.۶۷	۰.۶۵	۲۴.۲۶	۰.۷۶	۰.۶۶	۰.۴۲	۲۴.۷۱
GISS-E2-H		۰.۷۷	۰.۶۶	۰.۵۶	۲۵.۷۳	۰.۷۶	۰.۶۶	۰.۲۵	۲۵.۶۰
GISS-E2-R		۰.۷۸	۰.۶۳	۰.۶۰	۲۵.۶۳	۰.۷۶	۰.۶۸	۰.۵۴	۲۵.۵۸
MIROC-ESM-CHEM		۰.۷۰	۰.۷۱	۰.۵۰	۲۴.۶۲	۰.۷۷	۰.۶۶	۰.۵۶	۲۴.۷۳
MPI-ESM-LR		۰.۷۶	۰.۷۶	۰.۴۲	۲۴.۷۱	۰.۷۸	۰.۶۳	۰.۶۰	۲۵.۶۴
MPI-ESM-MR		۰.۵۶	۰.۶۹	۰.۹۲	۲۴.۳۳	۰.۷۹	۰.۷۱	۰.۵۰	۲۳.۶۲
MIROC-ESM	Change Factor	۰.۸۷	۰.۵۶	۰.۶۹	۲۳.۱۶	۰.۹۳	۰.۴۹	۰.۷۶	۲۶.۴۳
CESM1-WACCM		۰.۸۸	۰.۶۶	۰.۵۷	۲۵.۹۵	۰.۹۲	۰.۴۹	۰.۷۶	۲۲.۱۹
CSIROC-MK3-6-0		۰.۹۲	۰.۴۹	۰.۷۶	۲۱.۱۱	۰.۸۷	۰.۵۵	۰.۷۰	۲۳.۳۸
EC-EARTH		۰.۹۳	۰.۴۸	۰.۷۷	۲۲.۳۸	۰.۸۶	۰.۵۶	۰.۶۸	۲۳.۶۶
GISS-E2-H		۰.۹۱	۰.۴۹	۰.۷۵	۲۲.۱۰	۰.۸۸	۰.۶۷	۰.۵۶	۲۳.۹۳
GISS-E2-R		۰.۸۶	۰.۵۳	۰.۷۲	۲۳.۰۷	۰.۸۷	۰.۵۷	۰.۶۸	۲۱.۷۹
MIROC-ESM-CHEM		۰.۸۷	۰.۵۹	۰.۶۵	۲۴.۴۷	۰.۹۱	۰.۴۹	۰.۷۶	۲۴.۵۹
MPI-ESM-LR		۰.۸۶	۰.۵۶	۰.۶۹	۲۴.۰۱	۰.۹۱	۰.۴۸	۰.۷۸	۲۵.۲۳
MPI-ESM-MR		۰.۸۷	۰.۵۵	۰.۷۰	۲۴.۹۹	۰.۸۷	۰.۵۹	۰.۶۵	۲۲.۲۸

جدول ۶- عمل کرد مدل‌های AOGCM در شبیه‌سازی متغیر بارش و حداقل دما و حداکثر دما در بازه (۲۰۱۸-۲۰۰۶)

مدل	RCP2.6				RCP8.5			
	R2	PRS	NS	PBIA	R2	PRS	NS	PBIAS
	بارش				بارش			
canESM2	۰.۴۹	۰.۶۶	۰.۵۵	۳۳.۵۹	۰.۴۵	۰.۸۹	۰.۲۳	۱۴.۳۵
	حداکثر دما				حداکثر دما			
canESM2	۰.۸۶	۰.۳۲	۰.۹۰	۳۹.۹۲	۰.۸۹	۰.۲۸	۰.۹۲	۳۸.۴۴
	حداقل دما				حداقل دما			
canESM2	۸۸.۰۰	۰.۲۹	۰.۹۳	۳۹.۳۴	۰.۹۱	۰.۲۸	۰.۹۵	۳۸.۳۲

جدول ۷- وزن‌دهی AOGCM برای شبیه‌سازی دما در بازه (۲۰۰۶-۲۰۱۸)

Month	دمای حداکثر						دمای حداقل					
	RCP											
	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵
	MPI-ESM-LR		EC-EARTH		GISS-E2-R2		MPI-ESM-LR		EC-EARTH		GISS-E2-R2	
ژانویه	۸۸.۱	۶۰.۶	۵۹	۱۱.۶	۱۷.۳	۱۳.۷	۴۸.۴	۶۰.۳	۱۰.۷	۱۴.۵	۱۷.۷	۲۸.۳
فوریه	۴۹.۷	۵۰.۹	۳۵	۱۱.۵	۲۸.۴	۳۹.۵	۲۶.۱	۵۰.۹	۸۱.۳	۷۴.۳	۳۸.۳	۷۳.۹
مارس	۸۲.۲	۶۵	۲۶.۱	۲۲.۲	۶۷.۴	۱۳.۷	۶۸.۷	۵۵.۲	۳۱.۳	۱۳.۸	۶۷.۳	۲۴.۲
آوریل	۵۸.۲	۵۹.۱	۱۶.۶	۲۹.۷	۳۵.۳	۱۷.۹	۲۶.۲	۷۹.۱	۲.۵۴	۶۲.۸	۲۵.۳	۱.۹۹
می	۹۰.۸	۹۲.۲	۰.۶۷	۶.۴۴	۴۳.۱	۰.۰۹	۴۵.۸	۹۳.۷	۳.۳۶	۰.۵۲	۴۳.۱	۸۱.۱
جون	۷۶.۹	۵۷.۴	۷.۳۵	۲۷.۲	۳۹.۳	۷.۶۴	۳۶.۵	۵۷.۱	۴.۲۲	۷۷	۳۹.۵	۴۳.۵
جولای	۵۳.۳	۶۱.۳	۳۰	۱۲.۵	۳۶.۵	۲۹	۵۲.۱	۴۶	۲۶.۴	۱۹.۹	۳۶.۹	۶۳.۲
اوت	۴۲	۵۲.۵	۱۱.۴	۲.۷۴	۳۵.۲	۹۰	۶۸.۳	۶۲.۴	۱.۰۹	۴۶.۳	۷۵.۴	۶۷.۵
سپتامبر	۸۱.۷	۳۳.۷	۵.۴۸	۴.۹۶	۳۵.۸	۳۲.۷	۳۰.۶	۵۳.۲	۳.۵۱	۲۵.۷	۱۶.۵	۴۵.۶
اکتبر	۴۳.۳	۲۹.۶	۵.۷۳	۱۲.۸	۳۲	۵.۸۵	۲۰.۸	۶۹.۱	۲۹.۵	۹۶.۳	۱۲	۵۸
نوامبر	۵۴.۱	۵۲.۹	۱۷.۳	۲۳.۱	۴۴.۴	۱۶.۱	۲۷.۵	۳۴.۴	۱.۲۴	۶۸	۴۸.۸	۸۷.۲
دسامبر	۶۸.۱	۴۰.۳	۹.۰۶	۱۷.۴	۳۰.۸	۱۲.۲	۱۳.۹	۵۰.۹	۱۹.۶	۶۵.۵	۱۰.۳	۲.۴۵

جدول ۸- وزن دهی AOGCM برای شبیه‌سازی بارندگی در بازه (۲۰۰۶-۲۰۱۸)

Month	RCP					
	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶	۸.۵	۲.۶
	EC-EARTH		GISS-E2-R2		MPI-ESM-LR	
ژانویه	۵۵	۴۴.۳	۵۱.۲	۷۲.۱	۹۶.۷	۹۴
فوریه	۳۱.۴	۱۷.۹	۲۹.۷	۱۶.۵	۸۶.۸	۶۱.۱
مارس	۲۴.۷	۲۶.۷	۱۰.۷	۱۲.۳	۴۱.۲	۲۶.۱
آوریل	۷۷.۱	۷۰.۹	۵۴	۵.۷۳	۹۲.۵	۳۷.۶
می	۲.۷۱	۸۲.۳	۱.۸۷	۱.۶۴	۸۲.۶	۸۷
جون	۸.۵۵	۱۲.۷	۸۲.۲	۷۳.۶	۸۲.۵	۷۶.۱
جولای	۷۵.۵	۲.۵۳	۱۸.۹	۱۲.۴	۳۵.۲	۹.۳۵
اوت	۱۳.۱	۶۴.۲	۸۵.۵	۱۳.۹	۸۳.۱	۲۰.۸
سپتامبر	۴۰.۶	۳۴.۱	۱۹.۹	۱۵.۴	۷۰.۷	۴۰.۴
اکتبر	۹۷.۸	۱۰.۲	۱۳.۱	۱۵.۳	۹۲.۶	۲۱.۸
نوامبر	۸۷.۹	۹۱.۸	۸.۴۳	۹۱.۹	۲۳.۲	۱۴.۷
دسامبر	۲۹.۷	۲۴.۲	۲۰.۳	۲۲.۲	۳۱.۳	۲۵.۳

کمتر از ۲ درجه سانتی‌گراد، ولی فاصله دامنه اطمینان واریانس بارش در برخی از ماه‌ها ممکن است به ۳۵۰ هم میلی‌متر برسد. بر این اساس، میانگین و واریانس دمای بیشینه این منطقه در دو سناریوی RCP2.6، RCP8.5 در اکثر ماه‌های سال به جز ماه سپتامبر در RCP8.5 و ماه جولای در RCP2.6 و در محدوده اطمینان قرار گرفته است و عدم قطعیت پایینی دارد. همچنین این نکته ضروری است که در ماه‌های جولای و سپتامبر، اگرچه داده‌ها خارج از محدوده فاصله اطمینان هستند، اما فاصله اطمینان واریانس و

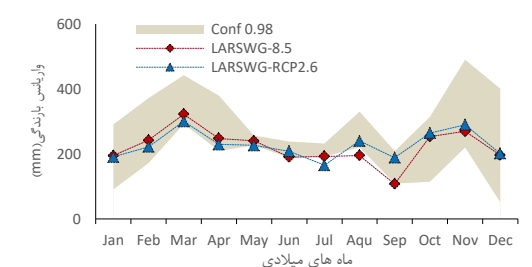
در این بخش جهت اطمینان از کارایی مدل انتخابی، فاصله اطمینان مدل (MPI-ESM-LR) ریزمقیاس سازی شده با مدل (LARS-WG) با روش بوت استرپ محاسبه شد. شکل (۴) نتیجه مربوط به بررسی فاصله اطمینان مدل انتخابی را نمایش می‌دهد. از آنجایی که متغیر دما، جزء کم نوسان‌ترین داده اقلیمی محسوب می‌شود و به همین دلیل محدوده اطمینان آن کم می‌باشد؛ هرچه محدوده اطمینان یک متغیر بالاتر باشد، نوسانات آن بیشتر می‌باشد. به‌طور مثال، دامنه اطمینان واریانس دمای بیشینه در ایستگاه کرج

نسبت به فصول دیگر کمتر می‌باشد. به همین دلیل، با وجود خطای کمتر برآورد دما در تابستان، دو ماه جولای و سپتامبر کمتر در محدوده اطمینان واقع شدند. دقت مدل در برآورد دمای کمینه در ۶۱ مورد در محدوده اطمینان قرار گرفت. در این خصوص نیز در تابستان برآورد دمای کمینه در ماه‌های اوت و جولای دارای عدم قطعیت در اغلب ایستگاه‌ها بود. به طوری که در جدول (۱۰) آمده است، در این ماه‌ها در کم‌تر از نیمی از ایستگاه‌ها، برآورد به دست آمده در محدوده اطمینان قرار گرفته است.

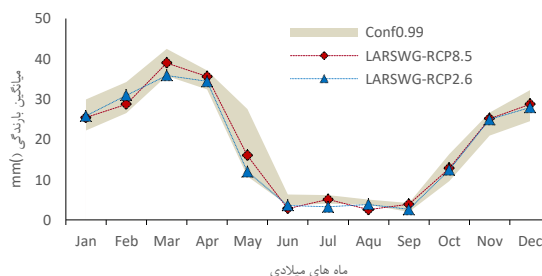
برآوردهای (Samadi, Wilson, and Moradkhani 2013) نیز نشان داد که داده‌ها در تابستان از عدم قطعیت بیشتری نسبت به بقیه فصول برخوردار هستند که با نتایج این تحقیق همخوانی دارد.

محدوده اطمینان بارش به دلیل ماهیت تغییرات زیاد آن نسبت به دما بسیار بالا بوده و ممکن است تا بیش از ۲۵ درصد بارش متوسط هر ماه نیز برسد که در شکل (۴-الف و ب) به خوبی قابل مشاهده است. به همین دلیل، امکان قرار گرفتن بارش برآوردی در محدوده اطمینان بیشتر می‌شود. به طوری که در مجموع ۵۸ مورد ایستگاه-ماه بارش برآوردی در محدوده اطمینان قرار گرفتند جدول (۱۰). در نهایت می‌توان با بررسی نتایج به دست آمده بیان کرد که مدل LARS-WG دارای دقت قابل قبولی در برآورد دمای کمینه و بیشینه و بارندگی در منطقه مورد مطالعه است.

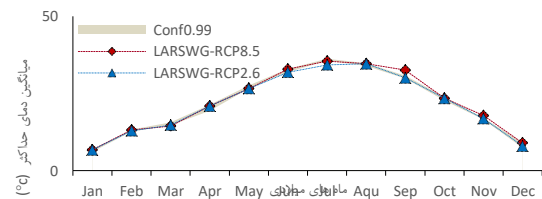
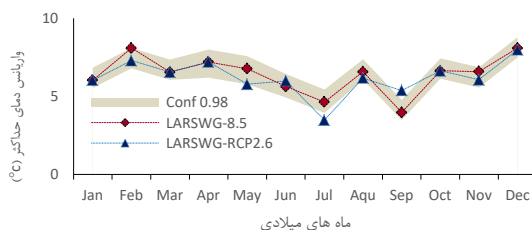
میانگین داده‌ها اختلاف زیادی با مقادیر برآوردی مدل نشان نداده است. دمای کمینه همانند دمای بیشینه دقت خوبی را در تمام ماه‌ها به جز دو ماه اوت، جولای در RCP8.5 و اوت در RCP2.6 نشان داد (شکل ۴-ج و ث). میانگین و واریانس داده‌های مشاهده‌ای دمای کمینه نیز در تمام ماه‌ها به جز اوت و جولای در هر دو سناریوی اقلیمی در محدوده اطمینان واقع شده اند، همچنین در این دو ماه (اوت و جولای) نیز فاصله از محدوده اطمینان بسیار کم بوده که این خود نشان گر عدم قطعیت مطلوب در این ماه هاست. میانگین و واریانس بارش مدل در اغلب ماه‌ها در محدوده فاصله اطمینان مقادیر مشاهده‌ای قرار گرفته و در دو سناریوی RCP8.5 RCP2.6 به ترتیب در ماه‌های اوت و جولای، مدل کم برآورد و خارج از محدوده اطمینان واقع شده است (شکل ۴-الف و ب). در بقیه ایستگاه‌ها نیز تقریباً نتایج مشابه به دست آمد. برای تحلیل دقت مدل LARS-WG در ریزمقیاس گردانی عناصر اقلیمی، تعداد ایستگاه-ماه‌هایی که در محدوده اطمینان واقع شده بودند، ملاک عمل قرار گرفت نتایج در جدول (۱۰) بیان شده است. از ۷۲ مورد ایستگاه-ماه، میانگین دمای بیشینه در مجموع ۶۲ مورد در محدوده اطمینان واقع شدند. تحلیل ماهانه آن نیز نشان داد که در اکثر ماه‌ها، عدم قطعیت مدل تمام شش ایستگاه، در محدوده اطمینان واقع شده است. لازم به ذکر است که در تابستان نوسانات دمایی کمتر از فصول دیگر بوده، در نتیجه محدوده اطمینان آن



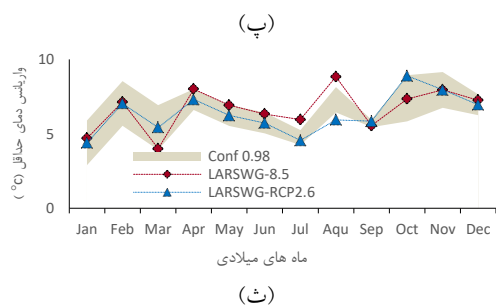
(الف)



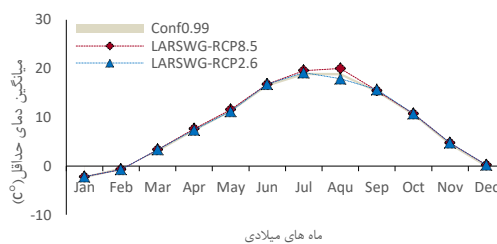
(ب)



(ت)



(ب)



ماه های میلادی

(ج)

شکل ۴- فاصله اطمینان ۹۹ درصد میانگین و واریانس دمای بیشینه مشاهداتی با روش بوت استرپ و مقادیر برآوردی LARS-WG در ایستگاه کرج (۲۰۰۶-۲۰۱۸)

جدول (۱۰)- تعداد ایستگاه‌های هر ماه واقع در محدوده اطمینان ۹۹ درصد به روش بوت استرپ

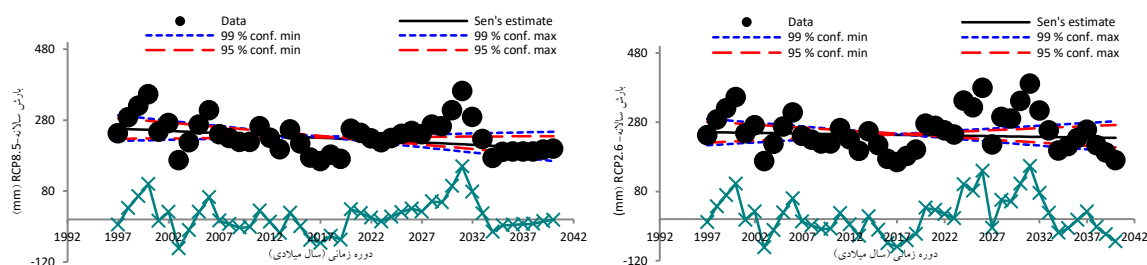
واریانس			میانگین			ماه میلادی	واریانس			میانگین			ماه میلادی
بارش	دمای کمینه	دمای بیشینه	بارش	دمای کمینه	دمای بیشینه		بارش	دمای کمینه	دمای بیشینه	بارش	دمای کمینه	دمای بیشینه	
۲	۱	۲	۲	۲	۴	اوت	۶	۵	۶	۶	۶	۶	ژانویه
۵	۲	۲	۳	۴	۳	سپتامبر	۴	۶	۶	۶	۶	۶	فوریه
۳	۶	۵	۶	۶	۶	اکتبر	۶	۶	۶	۶	۶	۶	مارس
۶	۶	۶	۶	۶	۶	نوامبر	۴	۵	۶	۶	۶	۶	آوریل
۶	۶	۶	۶	۶	۶	دسامبر	۶	۶	۶	۶	۶	۶	می
۵۲	۵۳	۵۶	۵۸	۶۱	۶۲	مجموع سالانه	۲	۲	۳	۳	۴	۵	جون
							۲	۲	۲	۲	۳	۲	جولای

خارج از محدوده‌های اطمینان مورد مطالعه قرار گرفته است؛ بنابراین روند نه خطی است و نه یکنواخت. این نتیجه‌گیری را می‌توان از روی بررسی نمودار باقی‌مانده نیز به‌وضوح مشاهده کرد. در چنین حالتی می‌توان برای بررسی بیشتر دوره‌های زمانی مطالعاتی را کوچک‌تر کرد و از روش‌های آماری به‌طور جداگانه برای قسمت‌های کاهش و افزایش سری زمانی استفاده کرد، اما پس‌از آن کاهش تعداد داده‌ها اهمیت آماری نتایج را تا حدود زیادی کاهش خواهد داد. (Salmi, T., Maatta, A., Anttila, P., Ruoho-
Airola, T., Amnell 2002). بنابراین جهت حفظ ارزش آماری تحلیل‌ها در این پژوهش از این امر اجتناب شد. علیرغم عدم وجود روند در میانگین بارش در سناریوی RCP2.6، آماره‌های آزمون سن در سطوح اطمینان مورد بررسی نشان دادند که میانگین بارش به‌طور متوسط در هر سال چیزی در حدود ۰.۳۸- میلی‌متر

در ادامه برای سری زمانی میانگین بارش، حداکثر دما و حداقل دمای سالانه ایران در دوره زمانی (۱۹۹۸-۲۰۴۰) آماره‌های آزمون‌های من-کندال و سن محاسبه گردید. معنی‌داری این آماره‌ها در سطوح اطمینان (۰.۰۰۱، ۰.۰۱، ۰.۰۵، ۰.۱) درصد بررسی شد. نتایج حاصل از این بررسی در شکل‌های (۵) تا (۷) و جداول (۱۱) تا (۱۳) ارائه شده است. با توجه به نتایج ارائه شده در شکل (۵)، میانگین سالانه بارش در سناریوی اقلیمی RCP2.6 نمونه‌ای از سری زمانی است که در آن هیچ‌یک از روش‌های مورد استفاده از نظر آماری مناسب نیستند. محاسبات آماری هم‌معنی‌داری در هیچ‌یک از سطوح اطمینان مورد بررسی‌ها نشان نداد. در این نمودار داده‌ها در سال‌های (۱۹۹۸-۲۰۱۸) به‌صورت کاهشی هستند و در بازه (۲۰۱۸-۲۰۲۳) به‌صورت افزایشی و در انتها مجدد کاهش می‌یابد. این افزایش و کاهش‌ها اغلب در

۰۰۵۸+ میلی‌متر افزایش و در ماه‌های فوریه، مارس، می، جون، اوت و دسامبر به ترتیب به میزان ۰۱۸-، ۰۵۲-، ۰۰۱-، ۰۱۲-، ۰۱۲- و ۰۱۳- میلی‌متر کاهش می‌یابد. اگرچه در این سناریو بارش سالانه به میزان ۰۳۷- کاهش می‌یابد اما این کاهش فاقد روند معنی‌دار در سطوح اطمینان مورد مطالعه است. در سری زمانی مربوط به سناریوی RCP 8.5 داده‌های بیشتری در بازه اطمینان مربوط به سطوح معنی‌داری قرار گرفته‌اند. به طوری‌که میانگین سالانه دارای روند نزولی معنی‌دار در سطح اطمینان پایین ($\alpha=0.1$) است جدول (۱۱). بررسی تغییرات ماهانه سناریوی RCP8.5 در جدول (۱۱) کاهش مقدار این پارامتر در ماه‌های مارس تا جون و سپتامبر تا اکتبر و افزایش آن در ماه‌های نوامبر، دسامبر، فوریه و جولای را نشان می‌دهد. که در این میان ماه‌های مارس، آوریل و اکتبر دارای روند کاهشی معنی‌دار به ترتیب در سطوح اطمینان $(\alpha=0.05, \alpha=0.05, \alpha=0.01)$ به میزان ۰۱۹-، ۰۶۳- و ۰۱۰- میلی‌متر و ماه‌های جولای و فوریه هر دو در سطح اطمینان $(\alpha=0.1)$ افزایشی به میزان ۰۴۴+ میلی‌متر را نشان می‌دهند. بیشترین میزان افزایش بارش در این سناریو به میزان ۰۴۴+ در ماه‌های فوریه و جولای و بیشترین میزان کاهش در ماه آوریل به میزان ۰۶۳- اتفاق می‌افتد. مشابه این نتایج را (Yousefi Malekshah, Ghazavi, & Keteklahijani, 2019) و (Sadatinejad, 2019) و (Alimohammadi, & Fattahi, 2019) به صورت کاهش کلی بارندگی، در دوره‌های زمانی ((۲۰۵۰-۲۰۲۰)، (۲۰۸۰-۲۰۵۰)) و ((۲۰۴۵-۲۰۱۳) را در این منطقه گزارش کردند.

کاهش داشته است؛ ضمن این‌که کمینه و بیشینه کاهش بارش در سطح اطمینان ۹۹ درصد به ترتیب برابر با ۲۱۱- و ۱۶۲ میلی‌متر و کمینه و بیشینه کاهش بارش سالانه در سطح اطمینان ۹۵ درصد به ترتیب ۱۷۳- و ۱۱۹ میلی‌متر برآورد شده است جدول (۱۱). بررسی تغییرات ماهانه میانگین بارش در سناریوی RCP8.5 کاهش مقدار این پارامتر در ماه‌های مارس تا جون و اوت تا اکتبر و افزایش آن در ماه‌های نوامبر تا فوریه را نشان می‌دهد. که در این میان ماه‌های مارس، آوریل و اکتبر دارای روند کاهشی معنی‌دار به ترتیب در سطوح اطمینان $(\alpha=0.05, \alpha=0.05, \alpha=0.01)$ به میزان ۰۱۹-، ۰۶۳- و ۰۱۰- میلی‌متر و ماه‌های جولای و فوریه هر دو در سطح اطمینان $(\alpha=0.1)$ افزایشی به میزان ۰۴۴+ میلی‌متر را نشان می‌دهند. بیشترین میزان افزایش و کاهش بارش در سناریوی RCP2.6 به ترتیب به میزان ۰۵۸+ و ۰۵۲- در ماه‌های نوامبر و مارس اتفاق می‌افتد. این پارامتر در ماه‌های آوریل و نوامبر در سطح معنی‌داری $(\alpha=0.05)$ دارای روند افزایشی با مقدار (شیب Q) به ترتیب برابر ۰۵۴+ و ۰۵۸+ میلی‌متر، در ماه‌های مارس، اوت نیز به ترتیب در سطوح اطمینان $(\alpha=0.1, \alpha=0.05)$ دارای روند کاهشی معنی‌دار به میزان ۰۵۲- و ۰۱۲- میلی‌متر است. تغییرات ماهانه بارش در اکثر ماه‌های سال اگرچه در مقیاس سالانه فاقد روند است اما بررسی آماره‌های آزمون سن در سطوح اطمینان مورد بررسی نشان دادند که میانگین بارش ماهانه در ماه‌های ژانویه، آوریل، جولای، اکتبر و نوامبر به ترتیب به میزان ۰۰۷+، ۰۵۴+، ۰۰۷+ و ۰۰۸+ و



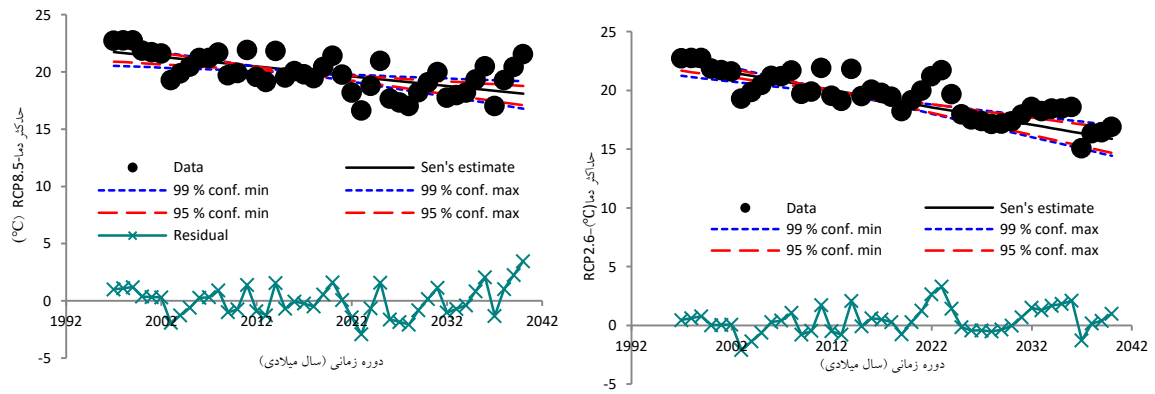
شکل ۵- برآزش نمودار خط سن بر سری زمانی داده‌های میانگین سالانه بارش دوره زمانی (۱۹۹۷-۲۰۴۰)

جدول ۱۱- مقادیر آماره های آزمون من-کندال و سن در تحلیل روند میانگین ماهانه و سالانه بارش در دوره (۲۰۴۰-۱۹۹۷)

عرض از مبدأ معادله خط روند - سن					شیب خط روند- سن					بررسی روند من کندال		
Bmax95	Bmin95	Bmax99	Bmin99	B	Qmax95	Qmin95	Qmax99	Qmin99	Q	معنی داری	آزمون	ماه میلادی
۱۲.۹۰	۲۹.۲۳	۸.۸۷	۳۲.۸۳	۲۱.۲۶	۰.۴۴	-۰.۲۶	۰.۶۱	-۰.۴۲	۰.۰۷		۰.۳۷	ژانویه
۱۹.۷۲	۳۷.۸۶	۱۷.۵۶	۴۰.۳۸	۲۷.۹۴	۰.۱۸	-۰.۵۷	۰.۲۸	-۰.۶۹	-۰.۱۸		-۱.۰۸	فوریه
۳۶.۳۷	۶۴.۳۶	۳۱.۵۲	۶۸.۴۳	۴۹.۰۵	۰.۰۱	-۱.۱۲	۰.۱۷	-۱.۳۲	-۰.۵۲	+	-۱.۹۱	مارس
۱۲.۶۷	۳۴.۹۴	۸.۵۰	۳۸.۴۷	۲۵.۷۲	۱.۰۶	۰.۰۳	۱.۲۶	-۰.۱۵	۰.۵۴	*	۲.۰۷	آوریل
۱۰.۸۰	۲۱.۷۲	۹.۷۰	۲۴.۸۲	۱۵.۴۴	۰.۱۹	-۰.۲۳	۰.۲۴	-۰.۳۳	-۰.۰۱		-۰.۰۵	می
۹.۷۵	۱۸.۱۲	۶.۹۹	۲۰.۴۰	۱۲.۴۴	۰.۰۱	-۰.۳۶	۰.۱۰	-۰.۴۵	-۰.۱۲		-۱.۴۲	جون
۱.۸۶	۷.۹۵	۰.۴۸	۸.۹۴	۶.۰۵	۰.۲۶	-۰.۰۱	۰.۳۴	-۰.۰۹	۰.۰۷		۱.۰۶	جولای
۲.۸۹	۱۰.۲۹	۲.۸۹	۱۱.۱۱	۵.۰۹	۰.۰۰	-۰.۲۷	۰.۰۰	-۰.۳۰	-۰.۱۲	*	-۲.۵۵	اوت
۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰		-۰.۱۶	سپتامبر
۶.۶۳	۱۵.۹۸	۵.۸۹	۱۷.۰۵	۱۰.۸۹	۰.۳۱	-۰.۱۴	۰.۴۰	-۰.۲۱	۰.۰۸		۰.۶۳	اکتبر
۴.۴۵	۲۵.۶۱	۲.۶۴	۲۸.۲۴	۱۳.۰۲	۰.۹۹	۰.۰۶	۱.۰۸	-۰.۰۶	۰.۵۸	*	۲.۳۲	نوامبر
۲۲.۸۳	۳۶.۳۲	۲۰.۳۷	۳۹.۱۲	۳۱.۱۰	۰.۲۴	-۰.۴۷	۰.۳۶	-۰.۵۹	-۰.۱۳		-۰.۷۰	دسامبر
۲۲.۹۴	۲۸۱.۲۴	۲۱۳.۲۱	۲۸۹.۷۵	۲۵۰.۸۷	۱.۱۹	-۱.۷۳	۱.۶۲	-۲.۲۱	-۰.۳۷۸۵		-۰.۵۸	سالانه
۲.۱۷	۸.۳۱	۱.۴۰	۹.۲۴	۵.۹۶	۰.۱۷	-۰.۱۰	۰.۲۴	-۰.۱۵	۰.۰۰		۰.۳۵	ژانویه
۵.۴۶	۲۵.۸۲	۳.۲۵	۲۸.۶۱	۱۵.۴۵	۰.۸۸	-۰.۰۲	۰.۹۸	-۰.۱۵	۰.۴۴	+	۱.۷۵	فوریه
۸.۳۳	۱۷.۳۶	۸.۰۶	۱۹.۰۱	۱۱.۹۵	۰.۰۰	-۰.۴۰	۰.۰۱	-۰.۴۸	-۰.۱۹	*	-۲.۰۶	مارس
۳۷.۵۴	۶۴.۲۷	۳۲.۳۳	۶۹.۵۹	۴۹.۵۴	-۰.۱۰	-۱.۲۳	۰.۰۷	-۱.۴۶	-۰.۶۳	*	-۲.۳۲	آوریل
۲۳.۶۵	۳۷.۱۱	۲۰.۴۳	۳۹.۰۰	۳۲.۳۲	۰.۱۶	-۰.۵۶	۰.۳۱	-۰.۶۴	-۰.۲۱		-۱.۱۲	می
۲۱.۰۰	۳۸.۷۲	۱۷.۸۵	۴۱.۴۹	۲۸.۴۷	۰.۰۷	-۰.۶۵	۰.۲۲	-۰.۷۹	-۰.۲۷		-۱.۵۹	جون
۱۴.۶۲	۳۴.۸۴	۹.۲۱	۳۹.۷۸	۲۶.۷۴	۰.۹۶	-۰.۰۶	۱.۱۷	-۰.۲۵	۰.۴۴	+	۱.۸۱	جولای
۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۲.۵۹	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	-۰.۰۶	۰.۰۰		-۰.۵۷	اوت
۱۱.۹۷	۲۲.۵۰	۱۰.۴۲	۲۴.۵۱	۱۷.۱۱	۰.۰۹	-۰.۳۳	۰.۱۵	-۰.۴۰	-۰.۱۱		-۱.۱۲	سپتامبر
۱.۱۴	۹.۰۸	۱.۱۴	۱۰.۱۳	۴.۱۱	۰.۰۰	-۰.۲۶	۰.۰۰	-۰.۳۰	-۰.۱۰	**	-۳.۰۹	اکتبر
۱۴.۱۹	۳۰.۶۹	۱۰.۵۸	۳۳.۶۲	۲۱.۵۸	۰.۳۴	-۰.۳۷	۰.۴۸	-۰.۵۰	۰.۰۱		۰.۰۵	نوامبر
۷.۱۴	۱۶.۶۴	۶.۶۳	۱۷.۶۶	۱۱.۳۱	۰.۲۳	-۰.۲۶	۰.۳۱	-۰.۳۳	۰.۰۱		۰.۰۱	دسامبر
۲۲۷.۵۴	۲۸۵.۱۲	۲۲۱.۳۸	۲۹۳.۶۰	۲۵۶.۱۵	۰.۱۷	-۲.۴۷	۰.۶۰	-۳.۰۰	-۱.۳۱	+	-۱.۷۹	سالانه

اطمینان ۹۹ درصد به ترتیب برابر (۰.۲۰- و ۰.۱۰-) و (۰.۱۳- و ۰.۰۳-) درجه سانتی گراد با و در سطح اطمینان ۹۵ درصد به ترتیب برابر (۰.۱۹- و ۰.۱۱-) و (۰.۱۲- و ۰.۰۵-) درجه سانتی گراد برآورد شده است. نتایج حاصل از بررسی روند میانگین تغییرات ماهانه میانگین حداکثر دما در دوره مطالعه تحت دو سناریوی مورد بررسی در جدول (۱۲) ارائه شده است. بر اساس این نتایج این پارامتر اقلیمی در هر دو سناریوی مورد بررسی در اکثر ماهها دارای روند کاهشی معنی دار در سطوح اطمینان مورد مطالعه است و بیشترین مقدار کاهش آن در سناریوهایی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب در ماههای مارس و جون و به میزان ۰.۲۰- و ۰.۱۴- درجه سانتی گراد است.

شکل (۶) و جدول (۱۲) تغییرات پارامتر میانگین حداکثر دما در دو مقیاس سالانه و ماهانه را دوره‌ی زمانی مورد مطالعه تحت هر دو سناریوی RCP نشان می‌دهد. با توجه به نتایج آزمون من‌کندال ارائه شده در جدول (۱۲) تغییرات میانگین حداکثر دمای سالانه در دوره‌ی مطالعاتی در هر دو سناریو دارای روند کاهشی در سطح معنی‌داری بسیار بالای ($\alpha=0.001$) است. آماره‌های آزمون سن در سطوح اطمینان مورد بررسی نشان دادند که میانگین حداکثر دمای سالانه در سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب به میزان ۰.۱۵- و ۰.۰۸- درجه سانتی‌گراد کاهش خواهد یافت. ضمن این‌که کمینه و بیشینه کاهش این پارامتر در سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 در سطح



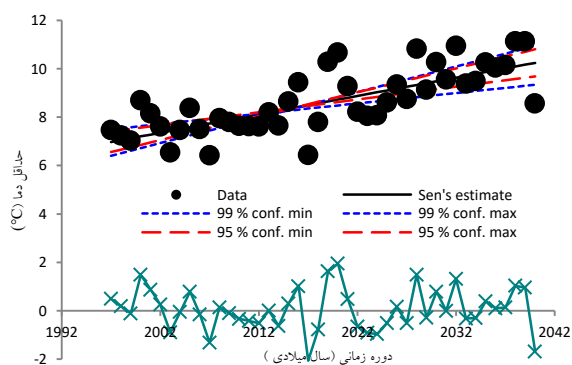
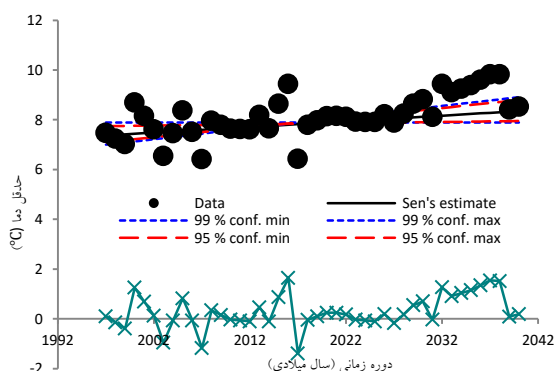
شکل ۶- برازش نمودار خط سن بر سری زمانی داده‌های میانگین سالانه حداکثر دما دوره زمانی (۱۹۹۷-۲۰۴۰)

جدول ۱۲- مقادیر آماره‌های آزمون من-کنندال و سن در تحلیل روند میانگین حداکثر دما در دوره (۱۹۹۷-۲۰۴۰)

عرض از مبدأ معادله خط روند - سن					شیب خط روند - سن					بررسی روند من-کنندال		ماه میلادی
Bmax95	Bmin95	Bmax99	Bmin99	B	Qmax95	Qmin95	Qmax99	Qmin99	Q	محداری	آزمون Z	
۶.۱۱	۹.۳۹	۵.۳۶	۹.۹۱	۸.۲۲	-۰.۰۷	-۰.۲۳	-۰.۰۴	-۰.۲۵	-۰.۱۴	***	-۳.۳۹	ژانویه
۸.۶۹	۱۲.۷۰	۸.۰۹	۱۳.۱۶	۱۰.۴۲	-۰.۰۹	-۰.۲۵	-۰.۰۶	-۰.۲۸	-۰.۱۶	***	-۳.۶۹	فوریه
۱۶.۱۳	۱۹.۰۵	۱۵.۴۹	۱۹.۵۳	۱۷.۷۸	-۰.۱۳	-۰.۲۷	-۰.۱۱	-۰.۳۰	-۰.۲۰	***	-۴.۸۰	مارس
۲۱.۱۷	۲۳.۳۴	۲۰.۲۷	۲۳.۶۹	۲۲.۴۱	-۰.۰۷	-۰.۲۱	-۰.۰۴	-۰.۲۵	-۰.۱۲	***	-۳.۶۱	آوریل
۲۷.۶۳	۲۹.۱۵	۲۷.۳۷	۲۹.۳۷	۲۸.۲۴	-۰.۰۸	-۰.۱۸	-۰.۰۷	-۰.۲۰	-۰.۱۳	***	-۴.۵۲	می
۳۳.۴۹	۳۵.۱۹	۳۳.۱۱	۳۵.۴۱	۳۴.۲۳	-۰.۰۷	-۰.۱۵	-۰.۰۵	-۰.۱۶	-۰.۱۱	***	-۴.۵۸	جون
۳۶.۴۰	۳۷.۰۷	۳۶.۲۵	۳۷.۲۳	۳۶.۷۴	-۰.۰۸	-۰.۱۲	-۰.۰۷	-۰.۱۳	-۰.۱۰	***	-۵.۶۵	جولای
۳۵.۳۰	۳۶.۴۱	۳۴.۹۳	۳۶.۵۵	۳۵.۹۹	-۰.۰۸	-۰.۱۳	-۰.۰۷	-۰.۱۴	-۰.۱۰	***	-۵.۱۳	اوت
۲۷.۸۶	۳۱.۷۵	۲۷.۲۱	۳۳.۰۶	۳۰.۳۰	-۰.۰۳	-۰.۲۹	-۰.۰۱	-۰.۴۱	-۰.۱۳	**	-۲.۷۹	سپتامبر
۲۳.۶۵	۲۵.۹۱	۲۳.۴۰	۲۶.۳۳	۲۴.۴۳	-۰.۰۵	-۰.۱۴	-۰.۰۳	-۰.۱۶	-۰.۰۹	***	-۳.۵۱	اکتبر
۱۳.۴۱	۱۵.۵۸	۱۲.۹۹	۱۶.۱۷	۱۴.۵۲	۰.۰۳	-۰.۰۶	۰.۰۴	-۰.۰۸	-۰.۰۲		-۰.۶۲	نوامبر
۸.۶۴	۱۱.۲۶	۷.۹۲	۱۱.۷۴	۹.۷۳	-۰.۰۶	-۰.۱۹	-۰.۰۳	-۰.۲۲	-۰.۱۱	***	-۳.۴۷	دسامبر
۲۱.۶۸	۲۲.۸۳	۲۱.۲۴	۲۲.۹۸	۲۲.۲۸	-۰.۱۱	-۰.۱۹	-۰.۱۰	-۰.۲۰	-۰.۱۵	***	-۵.۵۵	سالانه
۶.۱۸	۸.۷۹	۵.۵۱	۹.۳۴	۷.۸۲	۰.۰۰	-۰.۱۵	۰.۰۲	-۰.۱۷	-۰.۰۸	*	-۲.۱۱	ژانویه
۸.۷۸	۱۲.۲۷	۸.۱۴	۱۲.۷۱	۱۰.۱۴	-۰.۰۳	-۰.۱۸	۰.۰۰	-۰.۲۰	-۰.۱۰	**	-۲.۶۲	فوریه
۳۳.۳۹	۳۴.۵۳	۳۳.۱۲	۳۴.۷۶	۳۳.۹۳	-۰.۰۱	-۰.۰۷	۰.۰۰	-۰.۰۹	-۰.۰۴	**	-۲.۸۸	مارس
۲۱.۵۲	۲۲.۷۷	۲۱.۰۰	۲۳.۴۹	۲۱.۹۹	-۰.۰۲	-۰.۱۳	۰.۰۰	-۰.۱۷	-۰.۰۶	**	-۲.۷۶	آوریل
۲۷.۰۷	۲۸.۵۸	۲۶.۶۱	۲۸.۸۸	۲۷.۶۸	-۰.۰۲	-۰.۱۰	-۰.۰۱	-۰.۱۲	-۰.۰۶	**	-۲.۸۲	می
۱۵.۵۸	۱۸.۴۱	۱۵.۲۹	۱۸.۷۵	۱۷.۲۰	-۰.۰۷	-۰.۲۱	-۰.۰۵	-۰.۲۳	-۰.۱۴	***	-۳.۸۳	جون
۳۶.۰۷	۳۶.۷۵	۳۵.۸۹	۳۶.۸۷	۳۶.۴۸	-۰.۰۲	-۰.۰۶	-۰.۰۱	-۰.۰۶	-۰.۰۴	***	-۳.۷۷	جولای
۳۵.۲۵	۳۵.۸۷	۳۴.۹۹	۳۵.۹۶	۳۵.۶۲	-۰.۰۲	-۰.۰۷	-۰.۰۱	-۰.۰۸	-۰.۰۵	***	-۳.۴۷	اوت
۲۸.۷۶	۳۱.۵۹	۲۸.۶۶	۳۲.۰۸	۳۰.۱۳	۰.۰۰	-۰.۲۱	۰.۰۲	-۰.۳۴	-۰.۰۵	+	-۱.۹۲	سپتامبر
۲۳.۴۸	۲۵.۰۴	۲۳.۱۶	۲۵.۲۸	۲۳.۹۸	۰.۰۱	-۰.۰۷	۰.۰۲	-۰.۰۸	-۰.۰۳		-۱.۵۱	اکتبر
۱۳.۰۲	۱۵.۶۰	۱۲.۶۷	۱۵.۹۶	۱۴.۴۰	۰.۰۹	-۰.۰۱	۰.۱۰	-۰.۰۳	۰.۰۴	+	۱.۶۵	نوامبر
۸.۲۱	۱۰.۴۷	۷.۷۱	۱۰.۸۶	۹.۲۷	۰.۰۱	-۰.۱۲	۰.۰۳	-۰.۱۴	-۰.۰۵		-۱.۵۹	دسامبر
۲۰.۹۱	۲۲.۲۶	۲۰.۵۴	۲۲.۴۱	۲۱.۷۴	-۰.۰۵	-۰.۱۲	-۰.۰۳	-۰.۱۳	-۰.۰۸	***	-۴.۰۴	سالانه

دو سناریوی مورد بررسی در جدول (۱۳) ارائه شده است. بر اساس این نتایج تغییرات میانگین حداقل دما در هر دو سناریوی اقلیمی در اکثر ماه‌ها دارای روند افزایشی معنی‌دار در سطوح اطمینان مورد مطالعه است. بیشترین مقدار افزایش میانگین حداقل دما در سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب در ماه‌های سپتامبر و مارس و به میزان $+0.08$ و $+0.16$ درجه سانتی‌گراد است. مشابه این نتایج را (Yousefi Malekshah, Ghazavi, and Sadatinejad (Keteklahijani, Alimohammadi, and (2019) و Fattahi (2019) به صورت، کاهش دمای کلی متوسط، در دوره‌های زمانی ((2020-2020)، ((2020-2020)) و ((2013-2020)) در این منطقه گزارش کردند.

شکل (۷) و جدول (۱۳) تغییرات پارامتر میانگین حداقل دما در دو مقیاس سالانه و ماهانه را دوره‌ی زمانی مورد مطالعه تحت هر دو سناریوی RCP نشان می‌دهد. با توجه به نتایج آزمون من کندال ارائه شده در جدول (۱۳) تغییرات میانگین حداقل دمای سالانه در دوره‌ی مطالعاتی در هر دو سناریو دارای روند افزایشی معنی‌دار، در سطوح معنی‌داری ($\alpha=0.01$ و $\alpha=0.05$) است. آماره‌های آزمون سن در سطوح اطمینان مورد بررسی نشان دادند که میانگین حداقل دمای سالانه در سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب به میزان 0.02 و 0.08 درجه سانتی‌گراد افزایش خواهد یافت. نتایج حاصل از بررسی روند میانگین تغییرات ماهانه میانگین حداقل دما در دوره‌ی مطالعه تحت



شکل ۷- برازش نمودار خط سن بر سری زمانی داده های میانگین سالانه حداقل دما دوره زمانی (۱۹۹۷-۲۰۴۰)

جدول ۱۳- مقادیر آماره های آزمون من-کندال و سن در تحلیل روند میانگین حداقل دما در دوره (۱۹۹۷-۲۰۴۰)

عرض از مبدأ معادله خط روند - سن					شیب خط روند- سن					بررسی روند من کندال		ماه میلادی	آزمون Z	معنی‌داری
Bmax95	Bmin95	Bmax99	Bmin99	B	Qmax95	Qmin95	Qmax99	Qmin99	Q					
۴.۴۸	۵.۳۴	۴.۳۱	۵.۵۳	۴.۵۶	۰.۰۲	-۰.۰۳	۰.۰۳	-۰.۰۴	-۰.۰۱			زائویه	-۰.۶۶	
۱۸.۳۱	۲۰.۰۶	۱۸.۲۲	۲۱.۱۳	۱۹.۰۷	۰.۰۱	-۰.۱۲	۰.۰۱	-۰.۲۳	-۰.۰۳			فوریه	-۱.۵۳	
۱۶.۴۱	۱۸.۰۶	۱۶.۱۳	۱۸.۳۲	۱۷.۴۳	۰.۰۷	-۰.۰۱	۰.۰۹	-۰.۰۴	۰.۰۳			مارس	۱.۵۹	
۷.۶۶	۱۰.۶۳	۷.۱۹	۱۱.۳۶	۹.۴۳	۰.۰۸	-۰.۰۹	۰.۱۲	-۰.۱۳	۰			آوریل	-۰.۰۷	
۱۵.۰۹	۱۶.۱۵	۱۴.۹۵	۱۶.۴۱	۱۵.۶۴	۰.۰۸	۰.۰۳	۰.۰۹	۰.۰۳	۰.۰۶	***		می	۴.۱۴	
-۴.۷۹	-۲.۵۳	-۵.۳۱	-۲.۱	-۳.۴۲	۰.۱۲	۰.۰۳	۰.۱۴	۰	۰.۰۷	**		جون	۲.۸۶	
۱۰.۷۴	۱۱.۷۶	۱۰.۵۷	۱۱.۹۱	۱۱.۱۲	۰.۰۸	۰.۰۴	۰.۰۹	۰.۰۳	۰.۰۷	***		جولای	۴.۶۴	
-۳.۰۷	-۱.۱۹	-۳.۳۲	-۰.۷۲	-۱.۷۵	۰.۱۱	۰.۰۲	۰.۱۳	۰	۰.۰۶	*		اوت	۲.۵۶	
۰.۹	۲.۶۴	۰.۷۱	۳.۰۴	۱.۹۱	۰.۱۲	۰.۰۵	۰.۱۴	۰.۰۴	۰.۰۸	***		سپتامبر	۴.۰۲	
۷.۰۸	۸.۲۳	۶.۷۶	۸.۳۶	۷.۵۸	۰.۰۷	۰.۰۲	۰.۰۸	۰.۰۱	۰.۰۴	**		اکتبر	۲.۹۶	
۱۴.۱۵	۱۵.۰۵	۱۳.۹	۱۵.۳	۱۴.۵۷	۰.۰۶	۰.۰۲	۰.۰۷	۰.۰۱	۰.۰۴	***		نوامبر	۳.۸۵	
-۰.۵۶	۰.۸۴	-۰.۷۱	۱.۰۱	-۰.۰۸	۰.۰۵	-۰.۰۴	۰.۰۶	-۰.۰۵	۰.۰۱			دسامبر	۰.۲۴	
۷.۱۱	۷.۷۴	۷	۷.۹	۷.۳۷	۰.۰۴	۰	۰.۰۴	۰	۰.۰۲	*		سالانه	۲.۵۴	

ژانویه	۳.۵۴	***	۰.۱۱	۰.۰۴	۰.۱۸	۰.۰۵	۰.۱۵	-۳.۶۴	-۲.۲۳	-۵.۲۵	-۲.۶۳	-۴.۵۹
فوریه	۳.۸۲	***	۰.۱۱	۰.۰۴	۰.۱۸	۰.۰۵	۰.۱۶	-۲.۰۱	-۰.۷۶	-۳.۹۳	-۰.۹۲	-۳.۷۲
مارس	۵.۳۲	***	۰.۱۶	۰.۰۹	۰.۲۲	۰.۱۱	۰.۲	.۱	۲.۳۷	-۰.۲۷	۲.۰۳	۰
آوریل	۳.۰۷	**	۰.۰۷	۰.۰۲	۰.۱۲	۰.۰۳	۰.۱	۷.۴۴	۸.۶۶	۶.۸۱	۸.۴۶	۷.۰۵
می	۵.۸۳	***	۰.۱۱	۰.۰۷	۰.۱۶	۰.۰۸	۰.۱۴	۱۰.۷۲	۱۱.۴۶	۹.۹	۱۱.۲۳	۱۰.۱۴
جون	۴.۹۳	***	۰.۱	۰.۰۵	۰.۱۴	۰.۰۷	۰.۱۳	۱۵.۲۲	۱۶.۰۷	۱۴.۴۵	۱۵.۸۷	۱۴.۷۲
جولای	۰.۶۷		۰.۰۲	-۰.۱۴	۰.۰۷	-۰.۰۶	۰.۰۵	۱۸.۵۳	۲۰.۴۱	۱۷.۶۹	۱۹.۶۹	۱۸.۰۹
اوت	۳.۳۸	***	۰.۱	۰.۰۴	۰.۱۶	۰.۰۶	۰.۱۵	۱۶.۷۲	۱۷.۸۷	۱۵.۵۹	۱۷.۵۳	۱۶.۱۵
سپتامبر	۶.۳۵	***	۰.۱	۰.۰۷	۰.۱۳	۰.۰۸	۰.۱۲	۱۴.۱	۱۴.۷۷	۱۳.۵۳	۱۴.۵۶	۱۳.۶
اکتبر	۱.۹۸	*	۰.۰۹	-۰.۰۳	۰.۲	۰	۰.۱۷	۸.۳۲	۱۰.۲۱	۵.۵۱	۹.۹۳	۶.۵۹
نوامبر	۳.۰۳	**	۰.۰۶	۰.۰۱	۰.۱	۰.۰۲	۰.۰۹	۴.۴۳	۵.۱۴	۳.۳۶	۴.۸	۳.۵۷
دسامبر	۲.۴۴	*	۰.۰۷	۰	۰.۱۲	۰.۰۲	۰.۱۱	-۰.۴۴	۰.۷۴	-۱.۳۹	۰.۵۳	-۱.۱۲
سالانه	۵.۵	***	۰.۰۸	۰.۰۴	۰.۱۱	۰.۰۵	۰.۱	۶.۹۸	۷.۵	۶.۴	۷.۴۱	۶.۵۶

RCP8.5-مدل

جمع بندی

داده‌های دمای حداقل، حداکثر دما و بارش در بازه زمانی (۲۰۱۹-۲۰۴۰) استفاده شد. بررسی نتایج این بخش نشان داد، حداقل دما تا سال ۲۰۴۰ روند افزایشی خواهند داشت. میزان شیب افزایشی میانگین حداقل دما در دو سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب به میزان $+۰.۰۲$ و $+۰.۰۸$ درجه خواهد بود. بیشترین مقدار شیب نمودار روند میانگین حداقل دما در سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب در ماه‌های سپتامبر و مارس و به میزان $+۰.۸$ و $+۰.۱۶$ درجه سانتی‌گراد برآورد شد. بارش در سناریوی RCP2.6 فاقد روند کاهشی یا افزایشی است. آماره‌های آزمون سن در سطوح اطمینان موردبررسی نشان دادند که میانگین بارش به‌طور متوسط در هر سال چیزی در حدود -۰.۳۸ میلی‌متر کاهش داشته است. در سناریوی RCP8.5 میانگین سالانه دارای روند نزولی معنی‌دار با میزان شیب -۱.۳۱ میلی‌متر در سطح اطمینان ($\alpha=۰.۱$) است. بیشترین میزان افزایش شیب منحنی روند بارش در این سناریو به میزان $+۰.۴۴$ در ماه‌های جولای و فوریه بیشترین میزان کاهش در حداکثر دما نیز، این پارامتر در هر دو سناریو دارای روند کاهشی در سطح معنی‌داری بسیار بالای ($\alpha=۰.۰۰۱$) است. بر اساس این نتایج این پارامتر اقلیمی در هر دو سناریوی مورد بررسی در اکثر ماه‌ها دارای روند کاهشی معنی‌دار در سطوح اطمینان مورد مطالعه است و بیشترین مقدار کاهش آن در سناریوهای RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب در

به‌طور کلی در پژوهش حاضر، عدم قطعیت‌های مربوط به مدل‌های AOGCM، سناریوهای انتشار و مدل‌های ریزمقیاس بررسی شد. در این مطالعه ابتدا در دوره پایه بازه (۲۰۰۶-۱۹۶۱) بررسی عملکرد بیست مدل AOGCM انجام شد، پس از انتخاب مدل‌های با عملکرد مناسب (بر اساس معیارهای ارزیابی آماری و آزمون بوت استرپ)، متغیرهای اقلیمی در بازه (۲۰۱۸-۲۰۰۶) توسط نه مدل AOGM برتر، تحت سناریوهای انتشار RCP8.5 و RCP2.6 شبیه‌سازی شدند. بررسی‌های آماری مربوط به مدل‌های AOGCM در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی در این بازه زمانی نشان داد که مدل ریزمقیاس ساز LARS-WG و سه مدل AOGCM، GISS-E2-R2، MPI-ESM-LR؛ و MPI-ESM-LR دارای بهترین عملکرد در شبیه‌سازی داده‌های دمای حداقل، حداکثر و بارش در هر دو سناریوی اقلیمی استفاده شده در این پژوهش هستند. در مجموع مدل‌های GCM در شبیه‌سازی متغیر دما موفق‌تر از متغیر بارندگی عمل می‌کنند. در ادامه جهت بررسی دقیق‌تر و کاهش عدم قطعیت مدل نهایی انتخابی از روش وزن دهی MOPT و روش فاصله اطمینان بوت استرپ استفاده شد. نتایج این بخش نشان داد مدل ریزمقیاس ساز LARS-WG و AOGCM، MPI-ESM-LR عملکرد بسیار مطلوبی در شبیه‌سازی و ریزمقیاس سازی داده‌های اقلیمی در منطقه مطالعاتی دارند. در نهایت از این مدل‌ها برای شبیه‌سازی

“Scenario Assessment of Streamflow Simulation and Its Transition Probability in Future Periods Under Climate Change.” *Water Resources Management* 27(1): 255–74.

7. Ashofteh, Parisa Sadat, Omid Bozorg Haddad, and Miguel A. Mariño. 2015. “Risk Analysis of Water Demand for Agricultural Crops under Climate Change.” *Journal of Hydrologic Engineering* 20(4).
8. Baghanam, Aida Hosseini, Vahid Nourani, Ali Sheikhabaei, and Arshia Jedary Seifi. 2019. Statistical Downscaling and Projection of Future Temperature Change for Tabriz City, Iran.
9. Chen, Jie, François P. Brissette, Diane Chaumont, and Marco Braun. 2013. “Performance and Uncertainty Evaluation of Empirical Downscaling Methods in Quantifying the Climate Change Impacts on Hydrology over Two North American River Basins.” *Journal of Hydrology* 479: 200–214.
10. Coulibaly, Paulin et al. 2005. “Downscaling Precipitation and Temperature with Temporal Neural Networks.” *Journal of Hydrometeorology* 6(4): 483–96. <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JHM409.1> (September 12, 2019).
11. D. N. Moriasi et al. 2007. “Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations.” *Transactions of the ASABE* 50(3): 885–900. <http://elibrary.asabe.org/abstract.asp??JID=3&AID=23153&CID=t2007&v=50&i=3&T=1> (January 26, 2020).
12. Dehghani, Majid et al. 2014. “Uncertainty Analysis of Streamflow Drought Forecast Using Artificial Neural Networks and Monte-Carlo Simulation.” *International*

ماهای مارس و جون و به میزان ۰.۲۰- و ۰.۱۴- درجه سانتی‌گراد است.

منابع

1. Ahmadzadeh Araji, Hamidreza et al. 2018. “Impacts of Climate Change on Soybean Production under Different Treatments of Field Experiments Considering the Uncertainty of General Circulation Models.” *Agricultural Water Management* 205(May): 63–71. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.04.02>.
2. Ahmed, Kazi Farzan et al. 2013. “Statistical Downscaling and Bias Correction of Climate Model Outputs for Climate Change Impact Assessment in the U.S. Northeast.” *Global and Planetary Change* 100: 320–32.
3. Aksoy, Hafzullah, and Ahmad Dahamsheh. 2009. “Artificial Neural Network Models for Forecasting Monthly Precipitation in Jordan.” *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 23(7): 917–31.
4. Anandhi, Aavudai et al. 2011. “Examination of Change Factor Methodologies for Climate Change Impact Assessment.” *Water Resources Research* 47(3). <http://doi.wiley.com/10.1029/2010WR009104> (February 1, 2020).
5. Ashofteh, Parisa-Sadat, Omid Bozorg Haddad, and Miguel A. Mariño. 2015. “Risk Analysis of Water Demand for Agricultural Crops under Climate Change.” *Journal of Hydrologic Engineering* 20(4): 04014060. <http://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASC E%29HE.1943-5584.0001053>.
6. Ashofteh, Parisa Sadat, Omid Bozorg Haddad, and Miguel A. Mariño. 2013.

- Change 09(06).
20. Hesari, Azade Ghazanfari. 2016. "Introduction Package CircOutlier For Detection of Outliers in Circular-Circular Regression." *Andishe-ye Amari* 20(2): 11–16.
21. Do Hoai, Nam, Keiko Udo, and Akira Mano. 2011. "Downscaling Global Weather Forecast Outputs Using ANN for Flood Prediction." *Journal of Applied Mathematics* 2011.
22. IPCC's Fifth Assessment Report (AR5). 2013. *IPCC Fifth Assessment Report - Climate Change* 2013. <http://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/> (June 17, 2015).
23. Keteklahijani, Vahid Kimiagar, Saeed Alimohammadi, and Ebrahim Fattahi. 2019. "Predicting Changes in Monthly Streamflow to Karaj Dam Reservoir, Iran, in Climate Change Condition and Assessing Its Uncertainty." *Ain Shams Engineering Journal* 10(4): 669–79. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2018.11.004>.
24. Khan, Mohammad Sajjad, Paulin Coulibaly, and Yonas Dibike. 2006. "Uncertainty Analysis of Statistical Downscaling Methods Using Canadian Global Climate Model Predictors." *Hydrological Processes* 20(14): 3085–3104.
25. Massahbavani, AR, and S Morid. 2005. "Impacts of Climate Change on Water Resources and Food Production: A Case Study of Zayandeh-Rud Basin, Esfahan, Iran." <https://www.sid.ir/en/Journal/ViewPaper.aspx?ID=49692> (February 1, 2020).
26. Minville, Marie, François Brissette, and Robert Leconte. 2008. "Uncertainty of the Impact of Climate Change on the Hydrology of a Nordic Watershed." *Journal of Climatology* 34(4): 1169–80.
13. Diaz-Nieto, Jacqueline, and Robert L. Wilby. 2005. "A Comparison of Statistical Downscaling and Climate Change Factor Methods: Impacts on Low Flows in the River Thames, United Kingdom." *Climatic Change* 69(2–3): 245–68.
14. Dibike, Yonas B., and Paulin Coulibaly. 2005. "Hydrologic Impact of Climate Change in the Saguenay Watershed: Comparison of Downscaling Methods and Hydrologic Models." *Journal of Hydrology* 307(1–4): 145–63.
15. Ebrahim, Girma Yimer, Andreja Jonoski, Ann Van Griensven, and Giuliano Di Baldassarre. 2013. "Downscaling Technique Uncertainty in Assessing Hydrological Impact of Climate Change in the Upper Beles River Basin, Ethiopia." *Hydrology Research* 44(2): 377–98.
16. Effron, B, and RJ Tibshirani. 1994. "An Introduction to the Bootstrap (Monographs on Statistics and Applied Probability)."
17. Fakhri, Masoomeh, Mohammad Reza Farzaneh, Saeid Eslamian, and Mohammad Javad Khordadi. 2013. "Confidence Interval Assessment to Estimate Dry and Wet Spells under Climate Change in Shahrekord Station, Iran." *Journal of Hydrologic Engineering* 18(7): 911–18.
18. Harpham, Colin, and Robert L. Wilby. 2005. "Multi-Site Downscaling of Heavy Daily Precipitation Occurrence and Amounts." *Journal of Hydrology* 312(1–4): 235–55.
19. Hashmi MZU, Rahman, Shamseldin AY, and Melville BW. 2018. "Comparison of MLP-ANN Scheme and SDSM as Tools for Providing Downscaled Precipitation for Impact Studies at Daily Time Scale." *Journal of Earth Science & Climatic*

- e_efron_93.pdf (January 25, 2020).
34. Valverde Ramírez, Maria Cleofé, Haroldo Fraga De Campos Velho, and Nelson Jesus Ferreira. 2005. "Artificial Neural Network Technique for Rainfall Forecasting Applied to the São Paulo Region." *Journal of Hydrology* 301(1-4): 146-62.
 35. Wilby, R. L., C. W. Dawson, and E. M. Barrow. 2002. "SDSM - A Decision Support Tool for the Assessment of Regional Climate Change Impacts." *Environmental Modelling and Software* 17(2): 145-57.
 36. Wilby, Robert L., and Michael D. Dettinger. 2000. "Streamflow Changes in the Sierra Nevada, California, Simulated Using a Statistically Downscaled General Circulation Model Scenario of Climate Change." In, 99-121. http://link.springer.com/10.1007/0-306-48086-7_6 (April 19, 2018).
 37. Yousefi Malekshah, M, R Ghazavi, and S.J Sadatinejad. 2019. "Evaluating the Effect of Climate Changes on Runoff and Maximum Flood Discharge in the Dry Area (Case Study : Tehran-Karaj Basin)." *ECOPERSIA* 7(4): 211-21.
 38. Zhou, Yanlai, and Shenglian Guo. 2013. "Incorporating Ecological Requirement into Multipurpose Reservoir Operating Rule Curves for Adaptation to Climate Change." *Journal of Hydrology* 498: 153-64. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002216941300471X> (September 12, 2019).
 27. Salmi, T., Maatta, A., Anttila, P., Ruoho-Airola, T., Amnell, T. 2002. "Detecting Trends of Annual Values of Atmospheric Pollutants by the Mann-Kendall Test and Sen's Slope Estimates." *Publications on Air Quality* 31: 1-35.
 28. Salmi, T. et al. 2002. "Detecting Trends of Annual Values of Atmospheric Pollutants by the Mann-Kendall Test and Sen's Slope Estimates: The Excel Template Application MAKESENS."
 29. Samadi, S., Catherine A.M.E. Wilson, and Hamid Moradkhani. 2013. "Uncertainty Analysis of Statistical Downscaling Models Using Hadley Centre Coupled Model." *Theoretical and Applied Climatology* 114(3-4): 673-90.
 30. Semenov, Mikhail A., and Elaine M. Barrow. 1997. "Use of a Stochastic Weather Generator in the Development of Climate Change Scenarios." *Climatic Change* 35(4): 397-414.
 31. Semenov, Mikhail A, and Elaine M Barrow. 2002. LARS-WG A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies Developed by Mikhail A. Semenov Version 3.0 User Manual. <http://www.iacr.bbsrc.ac.uk/mas-models/larswg.html>. (February 1, 2020).
 32. Solgi, Abazar, Heidar Zarei, Vahid Nourani, and Ramin Bahmani. 2017. "A New Approach to Flow Simulation Using Hybrid Models." *Applied Water Science* 7(7): 3691-3706.
 33. Tibshirani, RJ, B Efron - Monographs on statistics, and undefined 1993. "An Introduction to the Bootstrap." cindy.informatik.uni-bremen.de. http://cindy.informatik.uni-bremen.de/cosy/teaching/CM_2011/Eval3/p