Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

مطالعات جغرافیایی مناطق خشک

دوره دهم، شماره چهلم، تابستان ۱۳۹۹

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۲/۳۰ تأیید نهایی: ۱۳۹۹/۰۹/۱۷

صص ۵۲-۳۹

مقایسه‌ی مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی LARS-WG و SDSM در پیش‌بینی تغییرات دما و بارش تحت سناریوهای RCP

زهره زهیری، دانشجوی دکتری آبخیزداری-دانشگاه کاشان

رضا قضاوی*، دانشیار آبخیزداری-دانشگاه کاشان

ابراهیم امیدوار، استادیار آبخیزداری-دانشگاه کاشان

علی‌اکبر داودی‌راد، استادیار آبخیزداری-مرکز تحقیقات آموزش کشاورزی و منابع طبیعی اراک

چکیده

روش‌های مختلفی برای تبدیل داده‌های بزرگ‌مقیاس به داده‌های اقلیمی منطقه‌ای گسترش یافته‌اند که در کم‌تر مطالعه‌ای نتایج این روش‌ها از لحاظ آماری مورد مقایسه قرار گرفته است. هدف از این مطالعه، مقایسه‌ی نتایج مدل‌های SDSM و LARS-WG در ریزمقیاس‌نمایی داده‌های خروجی مدل‌های گردش عمومی CANE-SM2 و HADGEM2-ES تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 وRCP8.5 است. جهت انجام این مطالعه، دمای حداقل، دمای حداکثر و بارش در دوره‌ی پایه (۲۰۰۵-۱۹۸۰) ایستگاه سینوپتیک اراک مورداستفاده قرار گرفت و نتایج حاصل از پیش‌بینی‌های دو مدلSDSM و LARS-WG برای سه دوره‌ی ۲۰۴۰-۲۰۲۱، ۲۰۶۰-۲۰۴۱ و ۲۰۸۰-۲۰۶۱ مقایسه شد. به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها شاخص‌های RMSE، R^2، MAE و NSE استفاده شد. بر اساس نتایج شاخص‌های ارزیابی، هر دو مدل کارآیی مناسبی در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی دارد. نتایج ریزمقیاس‌نمایی دو مدل نشان داد که به‌طورکلی در هر سه سناریو و هر سه دوره از ماه ژانویه تا ژوئن مقادیر پیش‌بینی دمای حداقل و دمای حداکثر نسبت به دوره‌ی پایه افزایش می‌یابد و مدل LARS-WG در مقایسه با مدل SDSM مقدار دمای حداقل و حداکثر را نسبت به دوره‌ی پایه بیش‌تر برآورد نموده است. تغییرات بارش پیش‌بینی‌شده به وسیله‌ی دو مدل SDSM و LARS-WG دارای روند مشخصی نبوده است. بررسی درصد تغییرات داده‌های دما و بارش نشان داد که خروجی مدل SDSM تغییرات بیش‌تری را در بارش و خروجی مدل LARS-WG تغییرات بیش‌تری را در دمای حداقل و دمای حداکثر نسبت به دوره‌ی پایه نشان می‌دهد. بر اساس نتایج این مطالعه نمی‌توان برتری دقیقی برای هر یک از مدل‌های موردمطالعه بیان کرد، ولی به‌طورکلی می‌توان گفت که نتایج پیش‌بینی دو مدل در اکثر موارد از نظر آماری اختلاف معنی‌دار ($P<۰/۰۱$) دارند.

واژگان کلیدی: تغییر اقلیم، مدل‌های گردش عمومی، ریز مقیاس‌نمایی، گرمایش جهانی، اراک.

نویسنده‌ی مسئول: *Email: ghazavi@kashanu.ac.ir

مقاله‌ی حاضر مستخرج از پایان‌نامه‌ی دکتری زهره زهیری تحت عنوان«ارزیابی تاثیر عوامل اقلیمی، تغییر کاربری اراضی و اجرای برنامه‌های اصلاحی آبخیزداری بر میزان رواناب سطحی (مطالعه‌ی موردی: حوضه‌ی آبخیز قره‌کهریز)» است.

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

۱- مقدمه

طی چند دهه‌ی اخیر مسئله‌ی تغییر اقلیم همواره یکی از مسائل اصلی سران کشورهای صنعتی جهان بوده است(Mohamadlu et al., 2016: 151-168). در حال حاضر مهم‌ترین ابزار برای بررسی اثرات تغییر اقلیم بر سیستم‌های مختلف، استفاده از متغیرهای اقلیمی شبیه‌سازی‌شده توسط مدل‌های گردش عمومی جفت‌شده‌ی جوی-اقیانوسی (AOGCM) است. با شروع دهه‌ی ۲۰۱۰، CMIP5 سناریوهای جدید RCP را در چهار حالت 2.6، 4.5، 6 و 8.5 پیشنهاد داد. مدل‌های گردش عمومی جو متغیرهای جوی و اقیانوسی را با استفاده از سناریوهای تأییدشده‌ی IPCC برای کل جهان مدل‌سازی می‌نمایند؛ اما ضعف عمده‌ی آن‌ها، قدرت تفکیک مکانی کم آن‌هاست(شاه نوریان و همکاران، ۱۳۹۱). همچنین این مدل‌ها نمی‌توانند اثر شرایط محلی نظیر توپوگرافی، پوشش گیاهی و... را روی متغیرهای اتمسفری نظیر دما و بارش دخالت دهند(Prudhomme et al., 2002: 1137-1150). لذا باید خروجی این مدل‌ها قبل از استفاده در مطالعات ارزیابی اثرات تغییر اقلیم، ریزمقیاس شوند.

روش‌های کلی ریزمقیاس‌نمایی به دو روش آماری و دینامیکی تقسیم‌بندی می‌شوند. در بیش‌تر مطالعات در سطح جهان به منظور ریزمقیاس نمایی از روش‌های آماری استفاده می‌شود(Shamsipoor, 2013:294). مدل‌های آماری SDSM و LARS-WG از متعارف‌ترین مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی هستند که در بسیاری از مطالعات به‌عنوان ابزار ریزمقیاس‌نمایی مورداستفاده قرار گرفته است(دهقان و همکاران، ۱۳۹۴: ۱۳۹۰-۱۳۷۶؛ عجم‌زاده و ملائی‌نیا، ۱۳۹۵: ۱۰۹-۹۵؛ گودرزی و همکاران، ۱۳۹۷: ۶۰-۴۱؛ King et al., 2012: 253-274؛ Hassan et al., 2014: 243-257؛ Khadka & Pathak, 2016: 15). در مدل SDSM داده‌های هواشناسی با توجه به سیگنال‌های بزرگ‌مقیاس اقلیمی و با ترکیب دو روش احتمالاتی و رگرسیونی تولید می‌شود(Wilby et al., 2007). مدل LARS-WG در عین سادگی به داده‌های ورودی کم‌تری نیاز دارد و به منظور تولید داده‌های روزانه به صورت مصنوعی و داده‌سازی در ایستگاه‌های فاقد آمار به کار می‌رود(Aghashahi et al., 2012: 10)؛ بنابراین لازم است پیش‌بینی‌ها با هر دو مدل انجام گیرد و نتایج این دو مدل با یکدیگر مقایسه شود.

تاتسومی[1] و همکاران (۲۰۱۳) داده‌های دما منطقه شیکوکو ژاپن را با استفاده از مدل SDSM ریزمقیاس‌نمایی نمودند. نتایج مطالعه‌ی آن‌ها نشان داد بر اساس بیش‌تر سناریوها، دمای منطقه نسبت به دوره‌ی پایه افزایش خواهد داشت. در مطالعه‌ی دیگری زمانی نوری و همکاران (۲۰۱۴) به بررسی عدم قطعیت متغیرهای دما و بارش شبیه‌سازی‌شده توسط دو مدل LARS-WG و SDSM پرداختند. نتایج نشان داد که مدل LARS-WG در شبیه‌سازی بارش دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل SDSM است و مدل SDSM در شبیه‌سازی دما دارای عملکرد بهتری بوده است. والام[2] و کین[3] (۲۰۱۸) به پیش‌بینی دما و بارش با استفاده از سه روش ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG، BCD و SDSM پرداختند و به این نتیجه رسیدند که در مناطق با بارش شدید پیش‌بینی‌های مدل‌ها متفاوت است. بقانام[4] و همکاران (۲۰۱۹) نیز با استفاده از دو مدل SDSM و LARS-WG به پیش‌بینی دمای شهر تبریز پرداختند. نتایج مطالعه‌ی آن‌ها نشان داد دمای حداقل و حداکثر روند افزایشی داشته و هر دو مدل عملکرد یکسانی را برای پیش‌بینی دمای حداقل و حداکثر نشان می‌دهند.

استفاده از یک روش ریزمقیاس‌نمایی دارای عدم قطعیت زیادی است؛ به همین دلیل در اکثر مطالعات از چند روش ریزمقیاس‌نمایی استفاده می‌شود و عملکرد آن‌ها با یکدیگر مورد مقایسه قرار می‌گیرد. مدل‌های SDSM و LARS-WG از پرکاربردترین مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری در ایران و جهان هستند، عملکرد این روش‌های ریزمقیاس‌نمایی

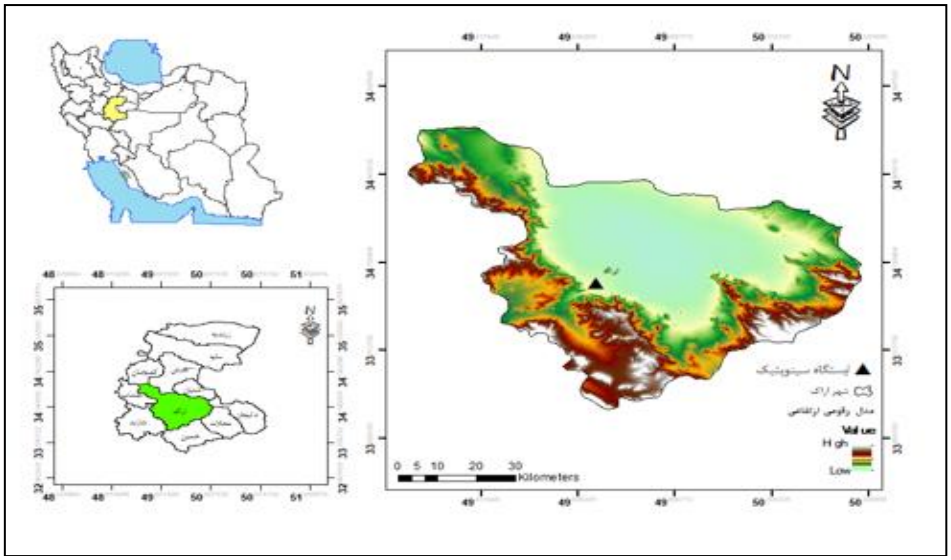
1- Tatsumi
2- Vallam
3- Qin
4- Baghanam

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

در مناطق مختلف جهان نتایج متفاوتی را ارائه داده است، در کم‌تر مطالعه‌ای این نتایج از لحاظ آماری مورد مقایسه قرار گرفته است. انتخاب یکی از این مدل‌ها به‌عنوان مدل مناسب برای پیش‌بینی تغییرات اقلیمی آینده همواره موردبحث محققان بوده است. از طرفی بارش و دما مهم‌ترین متغیرهای اقلیمی هستند و با توجه به اثرات گسترده‌ی این تغییرات در زندگی بشر، پیش‌بینی این پارامترها می‌تواند برای برنامه‌ریزی‌های آینده در راستای کاهش خسارات و افزایش بهره‌وری مفید باشد؛ بنابراین ضروری است ضمن مقایسه‌ی نتایج این دو مدل در پیش‌بینی متغیرهای بارش و دما، نقاط قوت و ضعف آن‌ها نیز موردبررسی قرار گیرد. به‌طورکلی اصلی‌ترین محدودیت در مطالعات پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی عدم امکان راستی آزمایی نتایج است؛ زیرا اطلاعات آینده در دسترس قرار ندارد. دیگر محدودیت مطالعه‌ی حاضر، آمار باکیفیت و طولانی‌مدت تنها محدود به ایستگاه سینوپتیک اراک بوده، لذا این محدودیت امکان یک تحلیل جامع در مورد ارزیابی نقاط ضعف و قوت مدل‌ها را فراهم نمی‌نماید. هدف از این مطالعه، شبیه‌سازی و ریزمقیاس‌نمایی داده‌های دما و بارش ایستگاه سینوپتیک اراک توسط دو مدل SDSM و LARS-WG و مقایسه‌ی آماری نتایج این دو مدل تحت سناریوهای RCP است.

۲- معرفی منطقه‌ی موردمطالعه

شهرستان اراک با ارتفاع متوسط حدود ۱۷۰۰ متر از سطح دریا در استان مرکزی قرار گرفته است. متوسط بارندگی سالانه ۸/۳ میلی‌متر و متوسط دمای سالانه۰/۱۴ درجه سانتی‌گراد است. از نظر اقلیمی به دلیل نزدیکی به کویر میقان و وجود ارتفاعات دارای نوسانات اقلیمی است. اقلیم این شهر بر اساس طبقه‌بندی دومارتن نیمه‌خشک و بر اساس طبقه‌بندی آمبرژه خشک و سرد است(پناهی و میرهاشمی، ۱۳۹۴: ۵۸-۵۳). ایستگاه سینوپتیک اراک در طول ۴۹/۷۰ درجه‌ی شرقی و عرض ۳۴/۰۹ درجه‌ی شمالی واقع شده است (شکل ۱).



شکل۱: موقعیت ایستگاه سینوپتیک اراک

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- شبیه‌سازی داده‌های اقلیمی در دوره‌ی پایه

جهت شبیه‌سازی داده‌های اقلیمی در ابتدا داده‌های مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک اراک شامل دمای حداقل، دمای حداکثر، بارش و ساعات آفتابی روزانه در دوره‌ی آماری ۲۰۰۵-۱۹۸۰ از سازمان هواشناسی کشور تهیه شد. همچنین داده‌های مدل جهانی CanESM2 تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 همراه با داده‌های مشاهداتی

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

مربوط به مرکز ملی پیش‌بینی متغیرهای محیطی (NCEP) از سایت این مرکز[5] دانلود شد. به منظور ریزمقیاس‌نمایی داده‌های خروجی مدل‌های CanESM2 و HadGEM2-ES به ترتیب از مدل‌های SDSM و LARS-WG استفاده شد.

مدل SDSM ترکیبی از روش‌های تولید تصادفی داده‌های آب و هوایی و توابع انتقالی است. در این تحقیق از نسخه‌ی ۴.۲.۹ این مدل برای ریزمقیاس نمودن خروجی مدل گردش عمومی جو CanESM2 استفاده شد. این مدل به منظور تولید داده‌های اقلیمی از یک رابطه‌ی رگرسیونی با بالاترین درجه‌ی همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و متغیرهای پیش‌بینی‌کننده‌ی NCEP استفاده می‌کند(Wilby et al., 2007). مدل LARS-WG نیز از جمله مدل-های ریزمقیاس نمایی آماری است. این مدل یکی از معروف‌ترین مدل‌های تولید داده‌های هواشناسی است که برای تولید داده‌های روزانه دمای حداکثر و حداقل، بارش و ساعات آفتابی در یک ایستگاه تحت شرایط اقلیم حاضر و آینده به کار می‌رود(علیزاده و همکاران، ۱۳۹۳). در این پژوهش از نسخه‌ی ۶ این مدل جهت ریزمقیاس‌نمایی خروجی مدل HadGEM2-ES استفاده شد.

برای مدل SDSM پس از آماده‌سازی داده‌ها (دمای حداقل، دمای حداکثر و بارش)، متغیرهای NCEP که بیش‌ترین همبستگی با داده‌های مشاهداتی داشتند، انتخاب شدند. در ادامه دوره‌ی پایه به دو دوره‌ی واسنجی (۱۹۸۰-۱۹۹۵) و صحت‌سنجی (۲۰۰۵-۱۹۹۶) تقسیم شد. به منظور واسنجی مدل از داده‌های مشاهداتی و داده‌های NCEP استفاده شد. در مدل LARS-WG پس از دریافت داده‌های مشاهداتی روزانه (دمای حداقل، دمای حداکثر، بارش و ساعات آفتابی)، مشخصه‌های آماری داده‌ها استخراج شدند. سپس به منظور اطمینان از توانایی مدل، یک سری داده مصنوعی در دوره‌ی پایه (۲۰۰۵-۱۹۸۰) تولید و با داده‌های مشاهداتی مقایسه شد.

۳-۲- ارزیابی عملکرد مدل‌های مورداستفاده

جهت بررسی عملکرد مدل‌های SDSMو LARS-WG در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی از شاخص‌های ضریب تبیین (R2) ، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مطلق خطا (MAE) و نش-ساتکلیف (E_{NS}) استفاده شد.

ضریب تبیین معیاری بدون بعد است که بین صفر تا یک تغییر می‌کند و مقدار بهینه آن یک است (رابطه‌ی ۱).

رابطه‌ی ۱
$$R^2=\frac{[\sum_{i=1}^{n}(O_i-\bar{O})(S_i-\bar{S})]^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i-\bar{O})^2\sum_{i=1}^{n}(S_i-\bar{S})^2}$$

مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین مطلق خطا بیانگر میزان خطای مدل است که هر چه به صفر نزدیک‌تر باشد، عملکرد مدل بهتر است (روابط ۲ و ۳).

رابطه‌ی ۲
$$RMSE=\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(S_i-O_i)^2\right]^{1/2}$$

رابطه‌ی ۳
$$MAE=\frac{\sum_{i=1}^{n}|O_i-S_i|}{n}$$

ضریب نش-ساتکلیف بیان‌گر این است که خط رگرسیون بین داده‌های برآوردشده و داده‌های مشاهداتی تا چه مقدار به خط رگرسیون با شیب ۱ نزدیک است (رابطه‌ی ۴). چنانچه مقدار این ضریب معادل یک گردد، برازش کاملی را نشان می‌دهد (آبابائی و سهرابی، ۱۳۸۸: ۵۸-۴۱).

5- https://www.climate-scenarios.canada.ca

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

رابطه‌ی ۴

$$E_{NS}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-S_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}[O_i-\bar{O}]^2}$$

که در روابط فوق O_i داده‌های مشاهداتی، S_i داده‌های برآورد شده، $\bar{O}$ میانگین داده‌های مشاهداتی، $\bar{S}$ میانگین داده‌های برآوردشده و n تعداد داده‌هاست.

۳-۳- مقایسه‌ی پیش‌بینی مدل‌ها

پس از آماده‌سازی دو مدل SDSM و LARS-WG، داده‌های اقلیمی دوره‌های آینده تحت سه سناریوی RCP2.6، RCP4.5و RCP8.5 شبیه‌سازی شدند. سپس میانگین ماهانه‌ی داده‌های بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر در سال‌های آینده محاسبه شد. در ادامه به منظور مقایسه‌ی دو مدل از نظر پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی در مقیاس‌های روزانه و ماهانه، از آزمون t جفتی استفاده شد. به منظور مقایسه‌ی پیش‌بینی‌های سالانه‌ی بارش توسط مدل‌ها طی دوره‌های آینده با دوره‌ی پایه (۲۰۰۵-۱۹۸۰) از معیار درصد تغییرات استفاده شد. درصد تغییرات بارش (ΔP) با استفاده از رابطه‌ی ۵ محاسبه گردید(Hassan et al., 2014: 57-243).

رابطه‌ی ۵

$$\Delta P=\frac{P_{sim}-P_{obs}}{P_{obs}}\times 100$$

همچنین برای مقایسه‌ی پیش‌بینی‌های سالانه دمای حداقل و حداکثر توسط مدل‌ها طی دوره‌های آینده با دوره‌ی پایه نیز از معیار تغییرات دما طبق رابطه‌ی ۶ استفاده شد.

رابطه‌ی ۶

$$\Delta T=T_{sim}-T_{obs}$$

در روابط فوق P_{sim} بارش شبیه‌سازی‌شده، P_{obs} بارش مشاهداتی، T_{sim} دمای شبیه‌سازی‌شده و T_{obs} دمای مشاهداتی است.

۴- بحث و نتایج

۴-۱- انتخاب متغیرهای NCEP

از بین۲۶ متغیرNCEP متغیرهایی که همبستگی بیش‌تری با داده‌های مشاهداتی داشتند، انتخاب و در جدول ۱ ارائه شده است. نتایج نشان داد که داده‌های دما همبستگی بهتری با داده‌های مشاهداتی دارند که این به علت تغییرپذیری کم‌تر دما نسبت به بارندگی است، درحالی‌که بارندگی تحت تأثیر عوامل مختلفی قرار می‌گیرد. داده‌های مشاهداتی دمای حداقل و دمای حداکثر با متغیر میانگین دما در ارتفاع ۲ متری بیش‌ترین هم‌بستگی (R=۰/۸) و بارش با متغیر متوسط فشار سطح دریا بیش‌ترین هم‌بستگی (R=۰/۰۶) دارد.

جدول ۱: پیش‌بینی‌کننده‌های منتخب جهت ریزمقیاس‌نمایی آماری دما و بارش

متغیر اقلیمی	متغیر NCEP		R
	عنوان	شرح	
دمای حداقل	ncepp500gl.dat	ژئوپتانسیل در ارتفاع معادل ۵۰۰ هکتوپاسکال	۰/۷۹۷
	ncepmslpgl.dat	متوسط فشار سطح دریا	-۰/۶۷۲
	ncepshumgl.dat	رطوبت ویژه‌ی سطحی	۰/۶۰۳
	nceptempgl.dat	میانگین دما در ارتفاع ۲ متری	۰/۸۶۶
دمای حداکثر	ncepp500gl.dat	ژئوپتانسیل در ارتفاع معادل ۵۰۰ هکتوپاسکال	۰/۸۲۳
	ncepmslpgl.dat	متوسط فشار سطح دریا	-۰/۶۸۳
	ncepshumgl.dat	رطوبت ویژه‌ی سطحی	۰/۶۰۱

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

	nceptempgl.dat	میانگین دما در ارتفاع ۲ متری	۰/۸۹۰
بارش	ncepp500gl.dat	ژئوپتانسی لدر ارتفاع معادل ۵۰۰ هکتوپاسکال	-۰/۰۵۸
	ncepmslpgl.dat	متوسط فشار سطح دریا	۰/۰۶۴
	ncepp850gl.dat	ژئوپتانسیل در ارتفاع معادل ۸۵۰ هکتوپاسکال	۰/۰۴۰

۴-۲- واسنجی و صحت‌سنجی مدل‌ها

به منظور واسنجی و اطمینان از صحت مدل‌هایSDSM و LARS-WG، متغیرهای شبیه‌سازی‌شده و داده‌های واقعی مورد ارزیابی قرار گرفتند (جدول ۲). در عمل نمی‌توان عملکرد دو مدل طی دوره‌ی پایه را با یکدیگر مقایسه‌ی یکسانی نمود؛ زیرا مدل SDSM دوره‌ی پایه را به دو دوره‌ی واسنجی و صحت‌سنجی تقسیم می‌نماید؛ درحالی‌که مدل LARS-WG کل دوره‌ی پایه را به صورت یک دوره‌ی واحد برای مدل‌سازی (واسنجی) در نظر گرفته است. به‌عبارت‌دیگر مدل LARS-WG برخلاف مدل SDSM به کاربر اجازه انتخاب دوره‌ی واسنجی و صحت‌سنجی جداگانه را نمی‌دهد، ازاین‌رو، مقایسه‌ی معیارهای ارزیابی این دو مدل مقایسه‌ای مناسب و عادلانه نیست. نتایج بیان‌گر آن است که مدل SDSM در شبیه‌سازی دمای حداکثر و بارش به ترتیب با مقادیر نش-ساتکلیف۰/۹۹ و۰/۹۸ عملکرد بهتری نسبت به دمای حداقل دارد. همچنین مدل LARS-WG در شبیه‌سازی دمای حداقل و حداکثر از دقت مناسب‌تری (R2=۰/۹۹) نسبت به شبیه‌سازی بارش (R2=۰/۹۸) برخوردار است که این امر می‌تواند به دلیل ماهیت شرطی بودن و تغییرپذیری زیاد متغیر بارش باشد؛ که در مطالعات هاجرپور و همکاران (۲۰۱۴) و رسولی و همکاران (۲۰۱۴) نیز به این نتیجه اشاره شده است.

جدول ۲: عملکرد دو مدل SDSM و LARS-WG طی دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی

مدل	متغیر اقلیمی		R^2	E_{NS}	RMSE	MAE
SDSM	دمای حداقل	واسنجی	۰/۹۹	-۱/۷۶	۱۴/۱۷	۱۳/۹۳
		صحت‌سنجی	۰/۹۸	۰/۹۶	۱/۵۵	۱/۳۴
	دمای حداکثر	واسنجی	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۰۳	۰/۰۲
		صحت‌سنجی	۰/۹۸	۰/۹۷	۱/۷۱	۱/۲۸
	بارش	واسنجی	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۰۶	۰/۰۴
		صحت‌سنجی	۰/۸۶	۰/۸۶	۰/۲۳	۰/۱۶
LASR-WG*	دمای حداقل	واسنجی	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۲۰	۰/۱۷
	دمای حداکثر	واسنجی	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۱۸	۰/۱۴
	بارش	واسنجی	۰/۹۸	۰/۹۸	۲/۴۱	۱/۶۸

*مدل LARS-WG v. 6 قابلیت تفکیک داده‌های دوره‌ی پایه به دو دوره‌ی واسنجی و صحت‌سنجی را نداشته و ارزیابی‌ها را برای کل دوره‌ی پایه انجام می‌دهد.

۴-۳- مقایسه‌ی میانگین متغیرهای پیش‌بینی‌شده دو مدل در مقیاس روزانه

در جدول۳ نتایج مقایسه میانگین داده‌های روزانه دو مدل SDSM و LARS-WG با استفاده از آزمون t-test جفتی ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که دمای حداقل و دمای حداکثر شبیه‌سازی‌شده توسط دو مدل SDSMو LARS-WG تحت سه سناریوی RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در سه دوره‌ی ۲۰۴۰-۲۰۲۱، ۲۰۶۰- ۲۰۴۱ و ۲۰۸۰-۲۰۶۱ از نظر آماری اختلاف معنی‌دار دارند (P<۰/۰۱). مقادیر بارش شبیه‌سازی‌شده دو مدل نیز در دوره‌ی

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

۲۰۶۰-۲۰۴۱ تحت سناریوی RCP2.6 و دوره‌ی ۲۰۴۰-۲۰۲۱ تحت دو سناریوی RCP4.5 و RCP8.5 اختلاف معنی‌دار داشتند (P<۰/۰۱). درحالی‌که برای متغیر بارش در سایر دوره‌ها و سناریوها بین دو مدل اختلاف معنی‌داری مشاهده نگردید (۰/۰۵<P).

جدول ۳: مقایسه‌ی میانگین داده‌های روزانه‌ی دو مدل SDSM و LARS-WG

سناریو	مدل	دمای حداقل			دمای حداکثر			بارش		
		۲۰۲۱-۲۰۴۰	۲۰۴۱-۲۰۶۰	۲۰۶۱-۲۰۸۰	۲۰۲۱-۲۰۴۰	۲۰۴۱-۲۰۶۰	۲۰۶۱-۲۰۸۰	۲۰۲۱-۲۰۴۰	۲۰۴۱-۲۰۶۰	۲۰۶۱-۲۰۸۰
RCP 2.6	LARS-WG	۸/۶۳	۸/۸۰	۸/۷۲	۲۲/۸۲	۲۳/۴۸	۲۳/۰۴	۲۹۴/۵۵	۲۷۱/۱۹	۳۰۵/۵۰
	SDSM	۶/۵	۶/۵۶	۶/۵۷	۲۰/۴۹	۲۰/۵۶	۲۰/۵۹	۳۰۲/۵۸	۳۰۶/۲۳	۳۱۱/۳۴
	معنی‌داری	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۵۵	۰/۰۰۷	۰/۶۸
RCP 4.5	LARS-WG	۸/۲۴	۹/۱۷	۹/۸۲	۲۲/۸۰	۲۳/۵۹	۲۴/۷۱	۲۷۵/۲۱	۳۱۱/۳۴	۳۰۲/۹۵
	SDSM	۶/۵	۶/۶۳	۶/۶۸	۲۰/۴۳	۲۰/۶۸	۲۰/۷۸	۳۲۱/۹۳	۳۱۲/۰۷	۲۸۱/۷۸
	معنی‌داری	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۹۴	۰/۱۴
RCP 8.5	LARS-WG	۸/۷۱۱	۹/۹۶	۱۱/۶۰	۲۳/۱۲	۲۴/۴۴	۲۶/۵۱	۲۵۳/۳۱	۲۷۸/۸۶	۲۷۳/۷۵
	SDSM	۶/۴۹	۶/۷۵	۷/۰۴	۲۰/۴۷	۲۰/۸۰	۲۱/۲۴	۳۱۰/۲۵	۲۹۱/۲۷	۲۷۳/۷۵
	معنی‌داری	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۳۴	۰/۹۷

۴-۴- مقایسه‌ی میانگین متغیرهای پیش‌بینی‌شده دو مدل در مقیاس ماهانه

۴-۴-۱- دمای حداقل

مقایسه‌ی میانگین ماهانه دمای حداقل شبیه‌سازی‌شده توسط دو مدل SDSM و LARS-WG برای دوره‌های پایه و آینده با استفاده آزمون t جفتی انجام و نتایج آن در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان داد که مدل SDSM و LARS-WG مقادیر این متغیر را طی سه دوره‌ی و تحت هر سه سناریو در ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس، آوریل، می و ژوئن بیش‌تر از دوره‌ی پایه پیش‌بینی نموده و در ماه‌های جولای تا دسامبر پیش‌بینی دمای حداقل نسبت به دوره‌ی پایه توسط مدل SDSM کم‌برآورد بوده و مدلLARS-WG نیز دارای پیش‌بینی بیش‌برآورد بوده است. نتایج حاصل از پیش‌بینی دو مدل در هر سه سناریو و هر سه دوره در همه‌ی ماه‌ها به‌جز فوریه، مارس، آوریل، می و ژوئن دارای تفاوت معنی‌داری است (P<۰/۰۱).

جدول ۴: مقایسه‌ی میانگین ماهانه‌ی دمای حداقل مدل‌های SDSM و LARS-WG

سناریو	دوره	مدل	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	جولای	آگوست	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
_	پایه	_	-۶/۲۷	-۴/۴۵	۰/۸۷	۶/۸۳	۱۰/۶۶	۱۵/۳۱	۱۸/۹۹	۱۸/۱۸	۱۲/۸۲	۷/۳۳	۱/۹۴	-۲/۸۲
RCP 2.6	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	-۵/۸۸	-۴/۳۶	۱/۵۴	۷/۸۱	۱۱/۸۲	۱۶/۶۳	۱۸/۶۴	۱۷/۸۶	۱۲/۲۲	۵/۵۴	-۰/۰۷	-۴/۵۱
		LARS-WG	-۳/۸۰	-۲/۴۳	۲/۶۴	۸/۳۰	۱۲/۳۸	۱۶/۸۹	۲۰/۷۳	۲۰/۰۹	۱۵/۲۶	۹/۱۲	۴/۱۳	-۰/۴۱
		Sig.	۰	۰	۰	۰/۰۰۳	۰/۰۰۴	۰/۰۲۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	-۵/۸۳	-۲/۷۵	۲/۹۰	۸/۴۵	۱۲/۶۹	۱۷/۰۶	۱۸/۷۲	۱۷/۳۳	۱۱/۲۹	۴/۳۹	-۱/۲۵	-۴/۸۶
		LARS-WG	-۳/۹۷	-۲/۴۸	۲/۸۲	۸/۴۹	۱۲/۴۸	۱۷/۰۷	۲۱/۰۱	۲۰/۴۶	۱۵/۷۱	۹/۵۳	۴/۲۸	-۰/۴۸
		Sig.	۰	۰/۴۰	۰/۷۴	۰/۷۷	۰/۰۹	۰/۸۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	-۵/۹۵	-۱/۸۸	۴/۰۶	۹/۰۷	۱۳/۵۱	۱۷/۵۵	۱۸/۷۶	۱۶/۶۸	۹/۸۵	۳/۶۰	-۱/۹۹	-۵/۰۱
		LARS-WG	-۳/۹۶	-۲/۴۳	۲/۸۷	۸/۶۷	۱۲/۶۵	۱۷/۰۷	۲۰/۸۱	۲۰/۱۴	۱۵/۴۰	۹/۲۵	۴/۰۷	-۰/۶۲
		Sig.	۰	۰/۱۰۷	۰	۰/۰۰۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
RCP 4.5	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	-۵/۹۲	-۳/۶۶	۱/۶۷	۷/۸۵	۱۱/۶۳	۱۶/۶۰	۱۸/۶۷	۱۷/۷۵	۱۲/۱۸	۵/۴۰	-۰/۲۱	-۴/۶۶
		LARS-	-۴/۴۴	-۲/۸۲	۲/۳۶	۷/۹۱	۱۱/۹۶	۱۶/۵۶	۲۰/۴۷	۱۹/۹۴	۱۵/۱۱	۸/۸۳	۳/۵۶	-۱/۱۵

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

		WG Sig.	۰	۰/۰۱۸	۰/۰۰۳	۰/۷۳۷	۰/۰۵۲	۰/۶۷۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	-۵/۶۹	-۲/۹۴	۲/۵۸	۸/۵۱	۱۲/۷۱	۱۷/۲۲	۱۸/۷۷	۱۷/۶۲	۱۱/۳۲	۴/۶۸	-۱/۰۳	-۴/۷۵
		LARS-WG	-۳/۶۵	-۲/۱۷	۳/۰۳	۸/۶۱	۱۲/۸۴	۱۷/۶۲	۲۱/۶۷	۲۰/۹۶	۱۶/۰۱	۹/۸۳	۴/۷۰	-۰/۰۷
		Sig.	۰	۰/۰۳	۰/۰۴۲	۰/۲۵۷	۰/۳۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	-۵/۶۷	-۲/۳۷	۳/۸۴	۹/۱۷	۱۳/۶۶	۱۷/۶۶	۱۸/۹۰	۱۶/۹۰	۱۰/۳۹	۳/۶۹	-۱/۷۶	-۴/۸۰
		LARS-WG	-۳	-۱/۶۰	۳/۴۸	۹/۲۳	۱۳/۲۹	۱۷/۹۴	۲۲/۰۸	۲۱/۷۸	۱۷/۱۵	۱۰/۹۳	۵/۴۳	۰/۴۴
		Sig.	۰	۰/۰۴۲	۰/۱۴۱	۰/۶۰۵	۰/۰۲۴	۰/۰۳۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	-۶/۰۷	-۴/۲۲	۱/۶۹	۷/۹۳	۱۱/۶۹	۱۶/۵۳	۱۸/۷۲	۱۸/۰۳	۱۲/۴۷	۵/۵۰	-۰/۳۶	-۴/۶۳
		LARS-WG	-۴/۲۳	-۲/۸۲	۲/۶۰	۸/۵۰	۱۲/۴۳	۱۷/۰۲	۲۱/۱۱	۲۰/۵۱	۱۵/۵۵	۹/۴۲	۴/۳۱	-۰/۵۸
		Sig.	۰	۰/۰۰۱	۰	۰/۰۰۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
RCP 8.5	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	-۵/۵۵	-۳/۳۵	۲/۸۰	۸/۶۴	۱۲/۸۷	۱۷/۳۸	۱۸/۹۰	۱۷/۸۵	۱۱/۹۶	۴/۷۲	-۱/۰۸	-۴/۷۹
		LARS-WG	-۳/۰۵	-۱/۸۰	۳/۳۸	۹/۱۱	۱۳/۴۹	۱۸/۵۰	۲۲/۷۷	۲۲/۱۱	۱۷/۱۰	۱۰/۸۴	۵/۶۲	۰/۷۳
		Sig.	۰	۰	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	-۵/۸۴	-۲/۲۲	۴/۰۹	۹/۴۶	۱۴/۲۰	۱۷/۹۹	۱۸/۲۹	۱۸/۰۳	۱۱/۱۸	۴/۱۴	-۱/۷۱	-۴/۶۵
		LARS-WG	-۱/۸۵	-۰/۶۷	۴/۸۱	۱۰/۸۹	۱۵/۱۴	۲۰/۰۲	۲۴/۳۷	۲۳/۹۴	۱۹/۱۶	۱۲/۹۶	۷/۵۰	۲/۲۰
		Sig.	۰	۰/۰۰۱	۰/۰۱۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰

۴-۴-۲- دمای حداکثر

نتایج حاصل از بررسی دمای حداکثر ماهانه پیش‌بینی‌شده به وسیله‌ی دو مدل SDSM و LARS-WG در جدول ۵ نشان داد که در سه دوره‌ی موردنظر تحت هر سه سناریو از ماه ژانویه تا جولای دمای حداکثر افزایش داشته است. همچنین از ماه آگوست تا دسامبر مدل SDSM کاهش دمای حداکثر و نتایج مدل LARS-WG افزایش دما را نشان داده است. نتایج حاصل از پیش‌بینی دو مدل برای هر سه سناریو در همه‌ی ماه‌ها به‌جز ماه‌های فوریه، مارس، آوریل و می دارای تفاوت معنی‌دار بودند ($P<۰/۰۱$).

جدول ۵: مقایسه‌ی میانگین ماهانه‌ی دمای حداکثر مدل‌های SDSM و LARS-WG

سناریو	دوره‌ی	مدل	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	جولای	آگوست	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
–	پایه	–	۴/۳۵	۶/۶۸	۱۲/۷۳	۱۹/۷۸	۲۵/۱۴	۳۱/۹۹	۳۵/۱۸	۳۴/۷۲	۳۰/۳۹	۲۲/۶۴	۱۴/۵۱	۷/۵۵
RCP 2.6	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	۴/۷۴	۶/۴۳	۱۳/۳۴	۲۰/۹۲	۲۷/۲۸	۳۳/۷۴	۳۶/۰۱	۳۴/۶۹	۲۹/۴۸	۲۰/۹۷	۱۱/۹۷	۵/۵۰
		LARS-WG	۶/۲۷	۸/۴۹	۱۴/۵۸	۲۲/۱۰	۲۸/۰۷	۳۴/۰۳	۳۷/۳۴	۳۷/۲۷	۳۳/۱۷	۲۵	۱۶/۹۰	۹/۷۵
		Sig.	۰	۰	۰/۰۰۱	۰	۰/۰۰۳	۰/۰۵۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	۴/۶۴	۷/۹۷	۱۴/۷۹	۲۱/۹۸	۲۸/۹۱	۳۴/۳۰	۳۵/۹۹	۳۴/۲۵	۲۸/۳۵	۱۹/۱۸	۱۰/۳۰	۵/۳۲
		LARS-WG	۶/۶۹	۸/۷۹	۱۵/۱۵	۲۲/۷۰	۲۸/۶۲	۳۴/۸۱	۳۸/۲۳	۳۸/۰۳	۳۳/۹۵	۲۵/۸۶	۱۷/۷۱	۱۰/۴۴
		Sig.	۰	۰/۰۲۳	۰/۲۳۹	۰/۰۰۲	۰/۱۴۰	۰/۰۰۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	۴/۵۳	۹/۲۲	۱۶/۳۱	۲۲/۹۱	۲۹/۹۰	۳۴/۹۲	۳۵/۸۹	۳۳/۷۷	۲۶/۷۹	۱۷/۷۸	۹/۰۳	۵/۳۵
		LARS-WG	۶/۶۱	۸/۷۵	۱۴/۸۰	۲۲/۱۹	۲۸	۳۴/۱۱	۳۷/۷۲	۳۷/۶۴	۳۳/۴۷	۲۵/۲۳	۱۷/۱۱	۱۰/۰۵
		Sig.	۰	۰/۱۹۱	۰	۰/۰۰۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
RCP 4.5	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	۴/۵۳	۶/۸۷	۱۳/۴۱	۲۰/۹۹	۲۷/۱۵	۳۳/۶۹	۳۵/۸۸	۳۴/۶۱	۲۹/۴۴	۲۰/۸۱	۱۱/۶۵	۵/۴۳
		LARS-WG	۵/۸۴	۸/۱۵	۱۴/۷۸	۲۲/۳۹	۲۸/۰۵	۳۴/۰۲	۳۷/۵۷	۳۷/۴۴	۳۳/۲۵	۲۵/۰۵	۱۶/۸۱	۹/۴۸
		Sig.	۰	۰	۰	۰	۰/۰۰۲	۰/۰۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	۴/۶۷	۷/۹۸	۱۴/۶۹	۲۲/۱۷	۲۸/۹۴	۳۴/۳۷	۳۶/۰۵	۳۴/۵۲	۲۸/۳۹	۱۹/۵۶	۱۰/۴۸	۵/۶۶
		LARS-WG	۶/۲۳	۸/۴۷	۱۵/۰۱	۲۲/۶۴	۲۸/۶۹	۳۵/۰۸	۳۸/۸۸	۳۸/۶۶	۳۴/۳۳	۲۶/۱۶	۱۷/۸۸	۱۰/۲۳
		Sig.	۰	۰/۱۵۹	۰/۲۴۴	۰/۰۷۰	۰/۲۳۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	۴/۷۵	۸/۷۸	۱۶/۱۲	۲۳/۴۳	۳۰/۱۹	۳۵/۰۹	۳۶/۱۲	۳۳/۸۹	۲۷/۳۳	۱۷/۸۸	۹/۳۲	۵/۶۹
		LARS-WG	۷/۹۶	۱۰/۱۳	۱۶/۰۸	۲۳/۳۲	۲۹/۳۳	۳۵/۸۷	۳۹/۸۰	۳۹/۸۳	۳۵/۷۲	۲۷/۳۳	۱۸/۸۵	۱۱/۴۵
		Sig.	۰	۰/۰۰۲	۰/۸۹۸	۰/۶۲۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
RCP 8.5	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	۴/۴۶	۶/۵۱	۱۳/۴۶	۲۱/۰۲	۲۷/۱۵	۳۳/۶۱	۳۶/۰۳	۳۴/۸۱	۲۹/۷۹	۲۰/۹۸	۱۱/۴۲	۵/۵۹
		LARS-WG	۶/۵۱	۸/۷۸	۱۵/۱۸	۲۲/۵۱	۲۸/۱۲	۳۴/۱۰	۳۷/۶۳	۳۷/۶۴	۳۳/۴۴	۲۵/۳۴	۱۷/۳۱	۱۰/۱۴
		Sig.	۰	۰	۰	۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	۴/۹۷	۷/۶۴	۱۴/۷۹	۲۲/۳۳	۲۹/۱۸	۳۴/۵۸	۳۶/۱۶	۳۴/۶۵	۲۹/۱۰	۱۹/۶۸	۱۰/۲۴	۵/۴۷
		LARS-WG	۷/۴۷	۹/۴۷	۱۵/۵۸	۲۳/۰۹	۲۹/۵۴	۳۶/۲۱	۳۹/۸۹	۳۹/۴۸	۳۴/۹۷	۲۶/۶۹	۱۸/۶۰	۱۱/۳۸
		Sig.	۰	۰	۰/۰۰۹	۰/۰۰۳	۰/۰۲۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	۴/۴۷	۸/۸۸	۱۶/۴۳	۲۴/۰۳	۳۱/۱۶	۳۵/۵۱	۳۶/۵۷	۳۴/۸۵	۲۸/۴۹	۱۸/۷۹	۹/۲۵	۵/۷۸
		LARS-WG	۹/۴۳	۱۱/۴۵	۱۷/۸۵	۲۵/۵۲	۳۱/۴۳	۳۷/۶۷	۴۱/۵۰	۴۱/۵۳	۳۷/۴۷	۲۹/۲۵	۲۰/۸۴	۱۳/۳۰
		Sig.	۰	۰	۰	۰	۰/۰۸۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

۴-۴-۳- بارش

پیش‌بینی‌های میانگین ماهانه بارش توسط دو مدل SDSM و LARS-WG با استفاده از آزمون t جفتی مقایسه شد که نتایج آن برای هر سه سناریوی موردمطالعه در جدول ۶ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در سناریوی RCP2.6 و RCP4.5 در هر سه دوره، مقدار بارش شبیه‌سازی‌شده توسط مدل SDSM در ماه‌های مارس، آوریل و دسامبر نسبت به دوره‌ی پایه کاهش خواهد یافت، در صورتی‌که نتایج حاصل از مدل LARS-WG افزایش بارش برای این دوره‌ی را نشان می‌دهد. همچنین تحت شرایط سناریوی RCP8.5 در هر سه دوره، مدل SDSM کاهش بارش در ماه آوریل و مدل LARS-WG افزایش بارش را در این ماه پیش‌بینی می‌کند. نتایج حاصل از پیش-بینی دو مدل برای همه‌ی سناریوها و دوره‌ها در همه‌ی ماه‌ها به‌جز ماه‌های ژانویه، فوریه، ژوئن، جولای و دسامبر دارای تفاوت معنی‌دار است (P<۰/۰۱).

جدول ۶: مقایسه‌ی میانگین ماهانه‌ی بارش مدل‌های SDSM و LARS-WG

سناریو	دوره‌ی	مدل	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	جولای	آگوست	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
-	پایه	-	۳۹/۵۱	۳۶	۵۴/۶۵	۴۰/۸۴	۲۴/۹۶	۱/۱۵	۰/۴۵	۰/۸۷	۰/۲۳	۱۳/۸۰	۲۹	۴۱/۱۱
RCP 2.6	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	۴۱/۸۸	۴۱/۵۶	۳۹/۶۲	۲۶/۵	۱۴/۲۹	۳/۵۳	۰/۰۱	۳/۲۹	۶/۷۶	۳۳/۴۳	۵۶/۲۳	۳۵/۶۶
		LARS-WG	۳۲/۸۴	۳۵/۹۱	۶۸/۷۷	۴۷/۸۶	۲۴/۴۷	۳/۱۳	۰/۲۲	۰/۱۹	۰/۳۰	۹/۷۲	۲۳/۲۵	۴۷/۷۹
		Sig.	۰/۱۴	۰/۱۶۶	۰	۰/۰۰۴	۰/۰۳۳	۰/۸۱۷	۰/۰۷	۰	۰	۰	۰	۰/۱۳۴
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	۴۰/۹۶	۴۱/۴۳	۳۴/۶۸	۲۷/۸۷	۷/۰۹	۲/۹۰	۰/۰۶	۴/۶۹	۹/۰۳	۴۶/۴۸	۵۸/۵۶	۳۲/۱۶
		LARS-WG	۳۱/۱۰	۳۳/۸	۶۱/۲۳	۴۷/۰۷	۲۳/۳۴	۲/۶۵	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۳۰	۸/۷۰	۲۰/۹۲	۴۵/۲۸
		Sig.	۰/۰۳	۰/۱۷	۰	۰/۰۰۹	۰/۰۰۴	۰/۸۵۱	۰/۲۰۳	۰	۰	۰	۰	۰/۱۱
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	۴۷/۳۸	۳۹/۳۸	۳۴/۴۳	۲۲/۱۳	۵/۴۷	۲/۵۱	۰/۰۴	۶/۷۷	۱۱/۶۶	۵۳/۲۳	۴۹/۹۸	۳۹/۴۳
		LARS-WG	۳۰/۷۳	۳۴/۸۷	۶۹/۹۳	۵۶/۲۷	۲۹/۹۳	۳/۳۲	۰/۱۹	۰/۱۸	۰/۳۳	۱۰/۴۶	۲۴/۷۱	۴۶/۷۷
		Sig.	۰	۰/۳۲	۰	۰	۰/۰۰۱	۰/۶۰۲	۰/۱۳۵	۰	۰	۰	۰	۰/۳۴
RCP4.5	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	۴۹/۹۴	۴۳/۱۱	۳۸/۳۹	۲۸/۱۰	۱۳/۰۶	۳/۳۰	۰/۰۱	۲/۵۰	۶/۲۶	۳۷/۳۴	۵۹/۵۳	۴۰/۷۶
		LARS-WG	۳۴/۳۰	۳۵/۰۵	۵۶/۶۷	۴۱/۳۱	۲۴/۰۳	۲/۹۲	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۳۰	۹/۲۲	۲۲/۲۷	۴۸/۶۵
		Sig.	۰/۰۷	۰/۱۳	۰/۰۰۱	۰/۰۳	۰/۰۵۹	۰/۸۱۰	۰/۰۷۷	۰/۰۰۱	۰	۰	۰	۰/۳۲۷
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	۴۵/۸۸	۳۷/۵۸	۳۷/۷۲	۲۳/۰۹	۶/۹۴	۳/۹۵	۰/۰۶	۴/۹۳	۱۳/۳۹	۴۵/۷۹	۵۵/۳۱	۳۸/۶۲
		LARS-WG	۴۰/۰۱	۴۱/۷۹	۶۵/۷۵	۴۸/۷۶	۲۵/۲۴	۲/۹۰	۰/۱۷	۰/۱۶	۰/۳۰	۹/۸۰	۲۴/۴۴	۵۵/۱۹
		Sig.	۰/۳۲	۰/۴۴	۰	۰	۰/۰۰۲	۰/۵۲۴	۰/۲۳۷	۰	۰	۰	۰	۰/۰۸
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	۴۲/۰۵	۳۲/۵۷	۳۱/۸۷	۱۹/۹۷	۵/۷۳	۳/۴۰	۰/۰۹	۷/۷۵	۱۳/۷۶	۴۸/۶	۴۵/۶۵	۳۱/۶۷
		LARS-WG	۳۳/۴۳	۳۷/۷۱	۶۸/۱۳	۵۳/۳۹	۲۷/۳۸	۲/۶۱	۰/۱۳	۰/۱۳	۰/۲۴	۹/۴۶	۲۴/۲۲	۴۸/۵۱
		Sig.	۰/۰۳۶	۰/۲۷	۰	۰	۰/۰۰۱	۰/۵۹۸	۰/۴۸۱	۰	۰	۰	۰	۰/۰۶
RCP 8.5	۲۰۲۱-۲۰۴۰	SDSM	۴۶/۹۱	۳۶/۲۹	۳۶/۶۳	۲۶/۲۷	۱۶/۶۷	۳/۹۲	۰/۰۲	۲/۰۵	۷/۶۱	۳۷/۰۸	۶۳/۸۷	۳۴/۴۷
		LARS-WG	۲۶/۹۵	۲۸/۶۰	۵۲/۴۰	۴۴/۵۰	۲۵/۳۸	۳/۲۲	۰/۲۳	۰/۲۰	۰/۳۰	۹/۰۱	۲۰/۹۷	۴۰/۶۳
		Sig.	۰	۰/۰۸	۰/۰۰۴	۰/۰۱۳	۰/۱۴۷	۰/۶۷۰	۰/۰۷۵	۰/۰۰۲	۰	۰	۰	۰/۳۴۰
	۲۰۴۱-۲۰۶۰	SDSM	۳۸/۸۵	۳۵/۳۵	۳۶/۵۶	۲۱/۲۱	۶/۱۵	۳/۳۳	۰/۰۹	۶/۶۰	۱۰/۰۵	۴۸/۰۳	۵۴/۴۹	۳۱/۷۸
		LARS-WG	۳۲/۹۴	۳۵/۸۲	۶۲/۲۶	۴۸/۱۹	۲۴/۰۲	۲/۷۱	۰/۱۵	۰/۱۳	۰/۲۴	۸/۵۳	۲۱/۳۴	۴۵/۷۹
		Sig.	۰/۲۵	۰/۹۲	۰	۰	۰/۰۰۲	۰/۶۵۸	۰/۴۱۲	۰	۰	۰	۰	۰/۰۷
	۲۰۶۱-۲۰۸۰	SDSM	۳۷/۴۸	۲۷/۵۰	۲۷/۵۴	۱۶/۰۴	۳/۱۱	۳/۸۹	۰/۵۷	۱۵/۵۲	۱۴/۵۷	۵۰/۴۲	۵۰/۴۶	۲۸/۳۸
		LARS-WG	۳۱/۸۶	۳۶/۷۵	۶۳/۵۵	۴۷/۱۰	۲۳/۷۵	۲/۸۷	۰/۱۶	۰/۱۳	۰/۲۱	۸/۰۲	۱۹/۸۶	۴۲/۷۲
		Sig.	۰/۱۳۵	۰/۰۴	۰	۰	۰	۰/۵۵۱	۰/۰۱۱	۰	۰	۰	۰	۰/۰۸

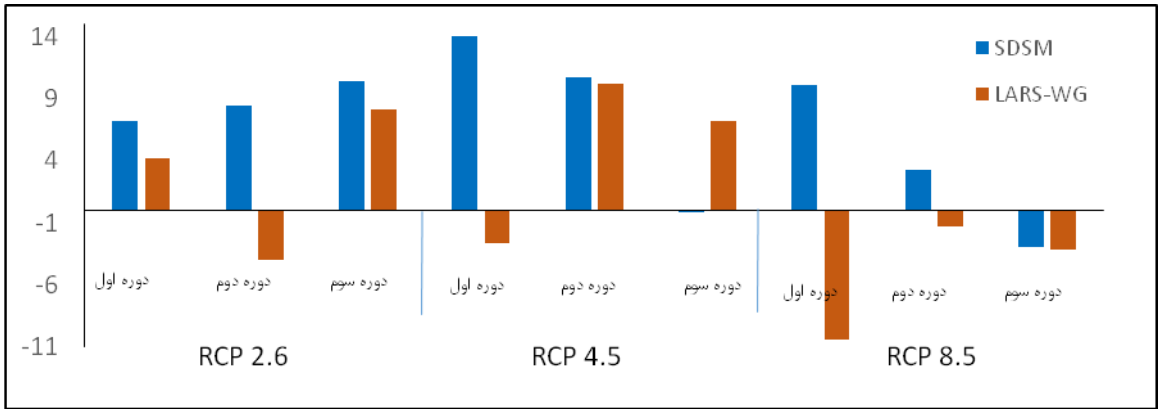
همان‌طور که مشخص است نتایج ریزمقیاس‌نمایی دو مدل در ماه‌ها و سناریوهای مختلف، متفاوت است که می-تواند به دلیل ساختار و عملکرد متفاوت دو مدل ذکر شده باشد. در مدل SDSM انتخاب مناسب پیش‌بینی‌کننده بر افزایش عملکرد مدل تأثیر زیادی دارد و هرچه تجربه و تخصص کاربر در این زمینه بیش‌تر باشد، نتایج بهتری به دست

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

می‌آید؛ اما در مدل LARS-WG متغیرهای بزرگ‌مقیاس جوی نقش مستقیمی در شبیه‌سازی ندارند و سناریوهای آینده با استفاده از الگوی مدل‌های گردش عمومی جو تولید می‌شود؛ بنابراین کاربر بر نتایج خروجی مدل تأثیر کمی دارد(Aghashahi et al., 2012: 10).

۴-۵- مقایسه‌ی متغیرهای پیش‌بینی‌شده نسبت به دوره‌ی پایه در مقیاس سالانه

شکل ۲ درصد تغییرات میانگین سالانه بارش را تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در سال‌های ۲۰۲۱-۲۰۴۰ (دوره‌ی اول)، ۲۰۴۱-۲۰۶۰ (دوره‌ی دوم) و ۲۰۶۱-۲۰۸۰ (دوره‌ی سوم) نشان می‌دهد. بر اساس نتایج مدل SDSM، بارش متوسط سالانه در سناریوی RCP2.6 در هر سه دوره افزایش می‌یابد. همچنین در سناریوی RCP4.5 مدل LARS-WG در دوره‌ی اول و مدل SDSM در دوره‌ی سوم کاهش بارش را پیش‌بینی می‌کند. تحت سناریوی RCP8.5 مدل LARS-WG در هر سه دوره، کاهش بارش را نشان می‌دهد که این نتیجه با این فرض که ادامه‌ی اثر گرم شدن کره زمین منجر به کاهش بارندگی خواهد شد، هماهنگ است و با نتایج مطالعه‌ی اگرو[6] و همکاران (۲۰۱۹) و دانینگ[7] و همکاران (۲۰۱۸) مغایرت دارد. همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد، خروجی مدل SDSM تغییرات بیش‌تری را در بارش در مقایسه با خروجی مدل LARS-WG پیش‌بینی می‌کند.

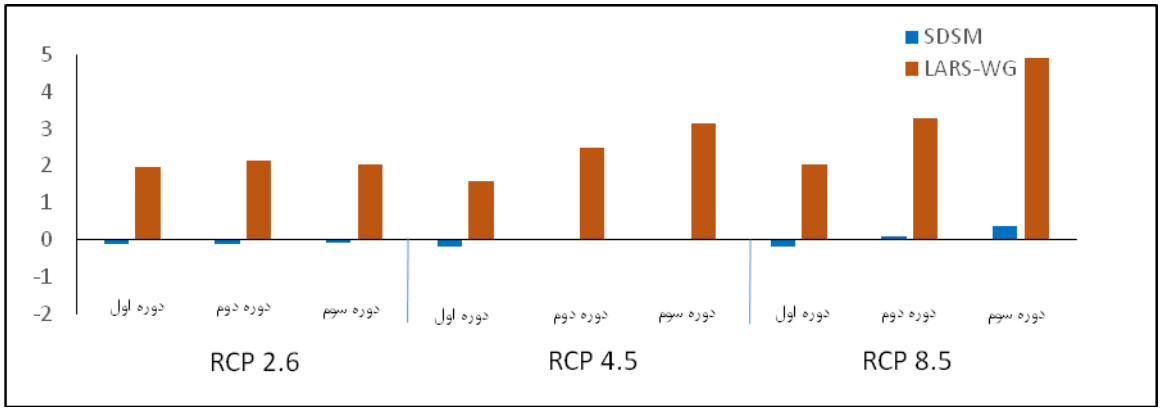


شکل ۲: درصد تغییرات میانگین سالانه بارش نسبت به دوره‌ی پایه

تغییرات دمای حداقل سالانه در دوره‌ها و تحت سناریوهای RCP در شکل ۳ نشان ارائه شده است. بر اساس نتایج در سناریوی RCP2.6 مدل SDSM در هر سه دوره، کاهش دمای حداقل و مدل LARS-WG در هر سه سناریو و هر سه دوره، افزایش دمای حداقل را پیش‌بینی کرده است.

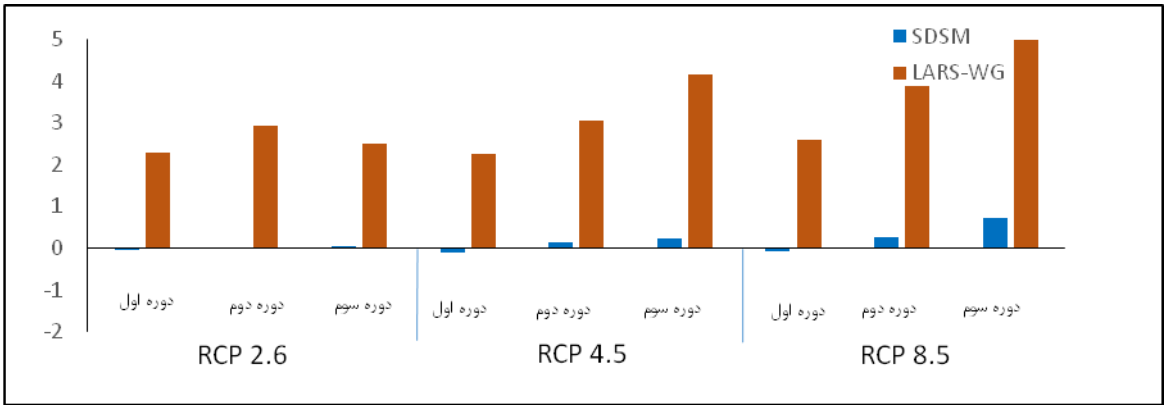
6- Egeru
7- Dunning

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021



شکل ۳: تغییرات میانگین دمای حداقل نسبت به دوره‌ی پایه

در مورد دمای حداکثر سالانه (شکل۴) نتایج مدل LARS-WG در هر سه سناریو و هر سه دوره نسبت به دوره‌ی پایه افزایش داشته است. همچنین مقدار دمای حداکثر شبیه‌سازی‌شده توسط مدل SDSM در هر سه سناریو در دوره‌ی اول کاهش و در دوره‌های دوم و سوم افزایش داشته است.



شکل۴: تغییرات میانگین دمای حداکثر نسبت به دوره‌ی پایه

همان‌طور که مشخص است دمای حداقل و دمای حداکثر شبیه‌سازی‌شده توسط مدل LARS-WG تحت هر سه سناریو افزایش می‌یابد تا به بیش‌ترین مقدار در سناریوی RCP8.5 برسد که نشان‌دهنده‌ی تأثیر شدت غلظت انتشار دی‌اکسید کربن در جو و همچنین سایر گازهای گلخانه‌ای است(Zickfeld et al., 2017: 662-657). چنین نتایجی در مطالعه‌ی ژانگ[۸] و همکاران، ۲۰۱۶؛ تان[۹] و همکاران، ۲۰۱۷؛ باجراچاریا[۱۰] و همکاران، ۲۰۱۸ و ماسیمبا[۱۱] و همکاران، ۲۰۱۹ تأیید شده است. به صورت کلی خروجی مدل LARS-WG تغییرات بیش‌تری در دمای حداقل و دمای حداکثر در مقایسه با مدل SDSM نشان می‌دهد که با نتایج سلاجقه و همکاران (۱۳۹۶) مطابقت دارد.

8- Zhang
9- Tan
10- Bajracharya
11- Masimba

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، داده‌های دما و بارش ایستگاه سینوپتیک اراک با استفاده از خروجی مدل‌های HadGEM2-ES و CanESM2 تحت سناریوهای RCP و توسط مدل‌های SDSM و LARS-WG ریزمقیاس‌نمایی شدند. بر اساس نتایج شاخص‌های خطاسنجی هر دو مدل کارآیی مناسبی در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی دارد. در این مطالعه، علیرغم اینکه متغیرهای اقلیمی بارش و دما با استفاده از دو مدل LARS-WG و SDSM در سناریوها و دوره‌های مشابه شبیه‌سازی و پیش‌بینی شدند، اما بین این دو مدل از نظر کارایی مقایسه‌ای صورت نگرفت. نتایج نشان داد مدل SDSM در شبیه‌سازی دمای حداکثر و بارش عملکرد بهتری نسبت به دمای حداقل دارد. همچنین مدل LARS-WG در شبیه‌سازی دمای حداقل و حداکثر از دقت مناسب‌تری نسبت به بارش برخوردار است. از نتایج ریزمقیاس-نمایی دو مدل چنین نتیجه‌گیری می‌شود که به‌طورکلی در هر سه سناریو و هر سه دوره از ماه ژانویه تا ژوئن مقادیر پیش‌بینی دمای حداقل و دمای حداکثر نسبت به دوره‌ی پایه افزایش می‌یابد؛ درحالی‌که مقادیر پیش‌بینی بارش در ماه‌ها و دوره‌های مختلف و همچنین تحت سناریوهای مختلف، متفاوت است. بررسی درصد تغییرات سالانه‌ی بارش نشان داد که تحت سناریو RCP2.6 در مدل SDSM بارش در هر سه دوره افزایش می‌یابد و همچنین تحت سناریو RCP8.5 در هر سه دوره‌ی مدل LARS-WG کاهش بارش را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج درصد تغییرات دمای حداقل و حداکثر مدل LARS-WG در هر سه سناریو و هر سه دوره، افزایش دما را پیش‌بینی کرده است. بر اساس نتایج حاصل از این مطالعه، اگرچه شبیه‌سازی دو مدل تحت سناریوهای مختلف RCP دارای دقت قابل قبولی است، اما نتایج پیش‌بینی در اکثر موارد دارای تفاوت آماری معنی‌داری ($P<۰/۰۱$) است.

۶- منابع

۱. آبابایی، بهنام، سهرابی، تیمور (۱۳۸۸). ارزیابی عملکرد مدل SWAT در حوضه‌ی آبریز زاینده‌رود، مجله‌ی پژوهش‌های حفاظت آب‌وخاک، جلد ۱۶، شماره‌ی ۳، صص ۵۸-۴۱.

۲. پناهی، مهدی، میرهاشمی، سید حسن (۱۳۹۴). ارزیابی دو الگوریتم داده‌کاوی CART و CHAID در پیش‌بینی دمای هوای ایستگاه سینوپتیک اراک. فصلنامه‌ی علوم محیطی. دوره‌ی ۱۳، شماره‌ی ۴، صص ۵۸-۵۳.

۳. دهقان، زهره، فتحیان، فرشاد، اسلامیان، سعید (۱۳۹۴). ارزیابی مقایسه‌ای مدل‌های SDSM ، IDW و LARS-WG برای شبیه‌سازی و ریزمقیاس کردن دما و بارش، فصلنامه‌ی آب‌وخاک، دوره‌ی ۲۹، شماره‌ی ۵، صص۱۳۹۰-۱۳۷۶.

۴. سلاجقه، علی، رفیعی ساردویی، الهام، مقدم‌نیا، علیرضا، ملکیان، آرش، عراقی‌نژاد، شهاب، خلیقی سیگارودی، شهرام، صالح پورجم، امین (۱۳۹۶). بررسی کارایی مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG و SDSM در شبیه‌سازی دما و بارش. تحقیقات آب‌وخاک ایران. دوره‌ی ۴۸، شماره‌ی ۲، صص ۲۶۲-۲۵۳.

۵. شاه نوریان، محمدمهدی، حسام، موسی، قربانی، خلیل، ذاکری‌نیا، مهدی (۱۳۹۱). پیش‌بینی تغییرات فصلی پارامترهای اقلیمی در ۲۰ سال آتی با استفاده از ریزمقیاس نمایی آماری داده‌های مدلHADCM3 (مطالعه‌ی موردی: ایستگاه سینوپتیک گرگان)، سومین همایش ملی مدیریت جامع منابع آب، ساری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی.

۶. عجم‌زاده، علی، ملایی‌نیا، محمودرضا (۱۳۹۵). ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب رودخانه‌ی فیروزآباد استان فارسبا ریزمقیاس نمایی خروجی مدل‌های گردش جوی به وسیله‌ی نرم‌افزارهای SDSM وLARS-WG، تحقیقات منابع آب ایران، دوره‌ی ۱۲، شماره‌ی ۱، صص ۱۰۹-۹۵.

۷. علیزاده، امین، خردادی، محمدجواد، هوشمند، دل آرام، نصیری محلاتی، مهدی (۱۳۹۳). تأثیر تغییر اقلیم بر وقایع حدی بارندگی در شرایط عدم قطعیت؛ گذار از مقیاس جهانی به منطقه‌ای، دومین همایش ملی بحران آب (تغییر اقلیم، آب و محیط زیست)، شهرکرد، دانشگاه شهرکرد.

۸. گودرزی، مسعود، صلاحی، برومند، حسینی، اسعد (۱۳۹۷). چشم‌انداز آتی تغییرات دما و بارش با استفاده از مدل ریزمقیاس‌گردانی آماری (نمونه‌ی موردی: حوضه‌ی آبخیز دریاچه‌ی ارومیه)، فصلنامه‌ی علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی. دوره‌ی ۱۸، شماره‌ی ۶۴، صص۶۰-۴۱.

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021

9. Aghashahi, M. A., & Nicksokhan, M. MH and Tahmasebi, B. 2012. Introduce and compare the LARS-WG model and the SDSM in order to fine-scale environmental modeling studies of climate change. In the Sixth National Conference and Exhibition of Environmental Engineering, Tehran (Vol. 10).
10. Baghanam, A.H., Nourani, V., Sheikhbabaei, A., Seifi, A.J. (2019). Statistical Downscaling and Projection of Future Temperature Change for Tabriz City.1813.
11. Bajracharya, A.R., Bajracharya, S.R., Shrestha, A.B., Maharjan, S.B. (2018). Climate change impact assessment on the hydrological regime of the Kaligandaki Basin Nepal, Science of the Total Environment. 625, pp 837-848.
12. Dunning, C. M., Black, E., Allan, R. P. (2018). Later wet seasons with more intense rainfall over Africa under future climate change, Journal of Climate, Volume 31, Issue 23, pp 9719-9738.
13. Egeru, A., Barasa, B., Nampijja, J., Siya, A., Makooma, M.T., Majaliwa, M.G.J. (2019). Past, present and future climate trends under varied representative concentration pathways for a sub-humid region in Uganda, Climate, Volume 7, and Issue 3.P 35.
14. Hajjarpour, A., Yousefi, M., Kamkar, B. (2014). Precision test of simulators LARS-WG, WeatherMan and CLIMGEN in three different climates simulated (Gorgan, Gonbad and Mashhad), Geography and Development, University of of Sistan and Baluchestan, Volume 35, pp 201-216.
15. Hassan, Z.,Shamsudin,S.,Harun,S. (2014).Application of SDSM and LARS-WG for Simulating and Downscaling of Rainfall and Temperature, Theoretical and Applied Climatology, Volume 116, Issue 1–2, pp 243–57.
16. Khadka, D., Pathak, D. (2016). Climate Change Projection for The Marsyangdi River Basin, Nepal Using Statistical Downscaling of GCM and Its Implications in Geodisasters, Geoenvironmental Disasters , Volume 3, Issue1, p 15.
17. King, L. M., Irwin, S., Sarwar, R., McLeod, A. I. A., & Simonovic, S. P. (2012). The effects of climate change on extreme precipitation events in the Upper Thames River Basin: a comparison of downscaling approaches. Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques, 37(3), 253-274.
18. Masimba, O., Gumindoga, W., Mhizha, A., Rwasoka, D.T. (2019). An assessment of baseline and downscaled projected climate variables in the Upper Manyame sub-catchment of Zimbabwe, Physics and Chemistry of the Earth, p102788.
19. Mohamadlu, M., Haqizadeh, A., Zeinivand, H., Tahmasebipur, N. (2016). Assessment ofclimate change impacts on trend changes of temperature & precipitation in Baranduzchai basin west Azarbaijan using AOGCM, Journal of geographical space.Volume 56, Issue 16, pp 151-168.
20. Nuri, A. Z., Farzaneh, M., Espanayi, K. (2014). Assessment of climatic parameters uncertainty under effect of different downscaling techniques, International Research Journal of Applied and Basic Sciences, Volume 8, Issue 9, pp225-838.
21. Prudhomme, C., Reynard, N., Crooks, S. (2002). Downscaling of global climate models for flood frequency analysis: where are we now?. Hydrological processes, Volume 16, Issue 6, pp 1137-1150.
22. Rasouli, A.A., Rezaeibanafsheh, M., Msah Bovany, AR., Khorshiddoust, A. M., Qermzcheshmeh, B. (2014). Investigation Impact of Morpho-Climatic Parameters on Aaccuracy of LARS-WG Model. Journal of Science and Watershed Engineering, Volume 8, Issue 24, pp 9-18.
23. Shamsipoor, A.A. (2013). Climate modeling theory and methods. Tehran University Press. P294. (In Persian)
24. Tan, M.L., Yusop, Z., Chua, V.P., Chan, N.W. (2017). Climate change impacts under CMIP5 RCP scenarios on water resources of the Kelantan River Basin. Malaysia, Atmospheric Research, 189. pp1-10.

25. Tatsumi, K., Oizumi, T., & Yamashiki, Y. (2013). Introduction of daily minimum and maximum temperature change signals in the Shikoku region using the statistical downscaling method by GCMs. Hydrological Research Letters, 7(3), 48-53.
26. Vallam, P., Qin, X. S. (2018). Projecting future precipitation and temperature at sites with diverse climate through multiple statistical downscaling schemes, Theoretical and Applied Climatology, Volume 134, Issue 1-2, pp 669-688.
27. Wilby, R.L., Dawson, C.W., Barrow, E.M. (2002). SDSM-a decision suport tool for the assessment of regional climate change impacts, Environmental Modelling & Software, Volume 17, Issue 2, pp145-157.
28. Zhang, Y., You, Q., Chen, C., Ge, J. (2016). Impacts of climate change on streamflows under RCP scenarios: A case study in Xin River Basin. China, Atmospheric Research, 178, pp521-534.
29. Zickfeld, K., Solomon, S., Gilford, D.M. (2017). Centuries of thermal sea-level rise due to anthropogenic emissions of short-lived greenhouse gases, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 2017. 114. pp 657–662.

Downloaded from journals.hsu.ac.ir at 2:45 IRST on Wednesday March 10th 2021