



دانشگاه گوارش و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک  
جلد بیست و سوم، شماره چهارم، ۱۳۹۵  
<http://jwsc.gau.ac.ir>

## ارزیابی دو روش ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG و SDSM در برآورد تغییرات مؤلفه‌های اقلیمی (مطالعه موردی: دشت بیرجند)

\*احمد جعفرزاده<sup>۱</sup>، عباس خاشعی‌سیوکی<sup>۲</sup> و علی شهیدی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بیرجند، استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بیرجند،

<sup>۲</sup> دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بیرجند

تاریخ دریافت: ۹۴/۱۰/۱۳؛ تاریخ پذیرش: ۹۵/۴/۲۹

### چکیده

**سابقه و هدف:** در حال حاضر معتبرترین ابزار جهت تولید سناریوهای اقلیمی، مدل‌های سه‌بعدی جفت‌شده جوی- اقیانوسی گردش عمومی هوا می‌باشند که به‌طور مخفف از آن به‌عنوان AOGCM یاد می‌شود. یکی از مشکلات عمده در استفاده از خروجی مدل‌های AOGCM، بزرگ بودن مقیاس مکانی سلول محاسباتی آن‌ها، نسبت به منطقه مورد مطالعه است و باید نتایج خروجی این مدل‌ها کوچک مقیاس شوند. روش‌های آماری متعددی جهت ریزمقیاس نمودن خروجی‌های مدل‌های AOGCM برای دستیابی به دقت بیشتر توسعه یافته‌اند. تفاوت دقت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی متناسب با مکان و نوع مدل اقلیمی می‌تواند باعث اختلاف در نتایج شبیه‌سازی گردد. بنابراین بررسی دقت این روش‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است. پژوهش‌گران زیادی در سرتاسر دنیا به بررسی دقت روش‌های گوناگون در ریزمقیاس‌نمایی پرداخته‌اند. نتایج پژوهش‌گران در سرتاسر دنیا بیانگر این مطلب می‌باشد که بر اساس نوع خروجی مدل‌های AOGCM و همچنین کمیت و کیفیت داده‌های مشاهداتی منطقه مورد مطالعه شبیه‌سازی مؤلفه‌های اقلیمی متفاوت خواهد بود. هدف از این پژوهش بررسی دقت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG و SDSM برای بارندگی و متوسط درجه حرارت روزانه و برای ایستگاه سینوپتیک بیرجند می‌باشد.

**مواد و روش‌ها:** آمار مشاهداتی دوره ۲۰۰۰-۱۹۶۰ از سازمان هواشناسی استان استخراج شد. دوره ۱۹۹۰-۱۹۶۰ برای واسنجی و دوره ۲۰۰۰-۱۹۹۱ برای دوره صحت‌سنجی انتخاب شدند. سری شاخص‌های حدی اقلیمی در دوره صحت‌سنجی برای آمار مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک و شبیه‌سازی شده توسط دو روش ریزمقیاس‌نمایی محاسبه شد. به‌منظور ارزیابی دقت دو روش در محاسبه شاخص‌ها، از آزمون‌های آماری استفاده شد. بدین ترتیب که حساسیت روش‌ها به ناهنجاری‌های بزرگ مقیاس (همبستگی داده‌ها) و توانایی روش‌های ریزمقیاس‌نمایی برای برگرداندن توزیع داده‌های مشاهداتی به ترتیب با آزمون‌های همبستگی پیرسون و رتبه نشان‌دار ویل کاکسون مورد ارزیابی قرار گرفت.

**یافته‌ها:** پس از بررسی نتایج مشخص شد که برتری قابل توجهی در آزمون همبستگی پیرسون بین دو روش وجود ندارد. هر چند که در دو روش نتایج برازش بیش از ۵۰ درصد شاخص‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده قابل قبول است. نتایج عملکرد دو مدل در آزمون ویل کاکسون نشان داد که تفکر مبدل‌های اقلیمی به‌طور قابل ملاحظه‌ای بالاتر از

\* مسئول مکاتبه: [mmt.jafarzadeh@chmail.ir](mailto:mmt.jafarzadeh@chmail.ir)

روش‌های رگرسیون خطی می‌باشد. نتایج این آزمون نشان داد که در روش LARS-WG بیش از ۹۰ درصد شاخص‌ها برازش خوبی را دارا می‌باشند. همچنین برازش شاخص‌های دما در روش SDSM-DC در مقایسه با روش LARS-WG بسیار نامطلوب بود.

**نتیجه‌گیری:** نتایج مطالعه نشان داد که به‌طور کلی روش LARS-WG در مقایسه با روش SDSM-DC دقت بهتری دارد. این برتری به‌خصوص در در پیش‌بینی تابع توزیع همسان با داده‌های مشاهداتی محسوس‌تر بود.

**واژه‌های کلیدی:** رتبه نشان‌دار ویل کاکسون، شاخص‌های حدی اقلیمی، همبستگی پیرسون، HADCM3

### مقدمه

تغییر الگوی بارش در کنار تغییرات دمایی از جمله مهم‌ترین تأثیرات تغییر اقلیم به‌شمار می‌رود. مطمئناً برای یک برنامه‌ریزی درست برای آینده پیش‌بینی دقیق این پارامترهای اقلیمی امری کاملاً ضروری به حساب می‌آید (۱۵). مهم‌ترین ابزار جهت شبیه‌سازی وضعیت آینده پارامترهای اقلیمی استفاده از مدل‌های عمومی گردش جو می‌باشد. یکی از بزرگ‌ترین مشکلات مدل‌های اقلیمی بزرگ مقیاس بودن خروجی‌های این مدل‌ها می‌باشد. تفاوت دقت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی می‌تواند باعث اختلاف در نتایج شبیه‌سازی گردد. که این امر موجب بررسی دقت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی را فراهم می‌نماید. مطالعات گسترده‌ای در زمینه بررسی روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری تاکنون انجام شده است. ویلبای و همکاران (۱۹۹۷)، زوریتا و وانستروچ (۱۹۹۹)، ربورا و همکاران (۲۰۰۶)، کیدسون و تامپسون (۱۹۹۸)، کامیسی و همکاران (۲۰۱۵) و سانیر و همکاران (۲۰۱۵) از جمله این پژوهش‌گران می‌باشند (۴۲، ۴۴، ۲۶، ۲۱، ۵، ۳۶). در مطالعه‌ای ویلبای و همکاران (۱۹۹۸) به بررسی دقت ۶ روش ریزمقیاس‌نمایی آماری در ایستگاه‌های هواشناسی سراسر آمریکا پرداختند (۴۱). دو روش ANN1 و ANN2 بر اساس شبکه عصبی مصنوعی، WGEN و

Spell-Leng بر اساس تفکر مولد پارامترهای جوی<sup>۱</sup> و دو روش B-Circ و C-Circ بر اساس شبکه گردابی نقطه‌ای مورد ارزیابی واقع شدند. آن‌ها در این مطالعه به مقایسه آمار مشاهداتی ایستگاه‌ها و خروجی مدل اقلیمی HadCm2 توسط معیار RMSE پرداختند. نتایج بیانگر آن بود که تکنیک‌های تولیدکننده داده‌های اقلیمی از قدرت بالاتری نسبت به سایر تکنیک‌ها برخوردار است (۴۱). در پژوهشی دیگر به‌منظور بررسی دقت ۷ روش ریزمقیاس‌نمایی آماری فرج‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) از آزمون‌های آماری پیرسون و تک‌نمونه‌ای کلموگراف اسمیرنوف استفاده کردند. آن‌ها مطالعه خود را بروی آمار مشاهداتی ۹ ایستگاه سینوپتیک مناطق کوهستانی شرق کشور قرار دادند. نتایج بیانگر آن بود که مدل MOB از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است (۱۰).

صالح‌نیا و همکاران (۲۰۱۳) در مطالعه‌ای به بررسی دقت دو مدل ریزمقیاس‌نمایی LARS-WG و ASD پرداختند. آن‌ها در این مطالعه تغییرات ۳ پارامتر اقلیمی بارش، دمای حداقل و حداکثر را برای دوره پایه و آینده در سه ایستگاه مشهد، بجنورد و بیرجند تحت مدل HADCM3 و سناریوی A2 بررسی کردند. نتایج نشان دادند که مدل ASD با میانگین خطای مطلق ۰/۱۱، ۰/۰۱ و ۰/۰۲ به ترتیب برای ایستگاه‌های مذکور نسبت به مدل LARS از دقت بیشتری برخوردار است. پیش‌بینی تغییرات

1- Weather Generator

کاظمی و همکاران (۲۰۱۴) روش SDSM را برای خروجی دمای روزانه الگوی جهانی ECHAM5 به کار بردند. نتایج بررسی آن‌ها نشان داد داده‌های ریزمقیاس شده بسیار دقیق‌تر از داده‌های الگوی ECHAM5 است. ضریب همبستگی داده‌های ریزمقیاس شده با داده‌های مشاهده شده بین ۸۱ تا ۹۴ درصد است؛ در حالی که همین همبستگی برای داده‌های الگوی جهانی بین ۷۳ تا ۸۷ درصد است (۱۹).

نوری و علم (۲۰۱۴) الگوی SDSM را برای داده‌های مشاهداتی دما و بارش روزانه از سال ۱۹۸۱ تا ۲۰۰۶ با استفاده از الگوی جهانی HADCM3 به کار بردند. در این مقاله، از شاخص درصد اریبی (PBIAS)، ناش-سوتکلیف (NSE) و شاخص اصلاح شده تطابقی برای ارزیابی داده‌های بارش و دمای ریزمقیاس شده استفاده شده است. مقدار شاخص PBIAS برای دمای ریزمقیاس شده کمینه و شاخص NSE و اصلاح شده تطابقی دارای بیشترین مقدار برای دمای بیشینه روزانه در ایستگاه سیلحت بنگالدش بوده است. داده‌های دما و بارش ریزمقیاس شده با داده‌های مشاهده شده تا حدودی مطابقت داشته‌اند (۲۳).

در این مطالعه دقت دو روش ریزمقیاس‌نمایی LARS-WG<sup>۱</sup> و SDSM<sup>۲</sup> در محدوده دشت بیرجند بررسی می‌شود، که مطالعات معدودی در این مورد انجام شده است. در ارزیابی عملکرد این دو مدل از شاخص‌های حدی اقلیمی<sup>۳</sup> استفاده شد که در کم‌تر مطالعه‌ای از آن‌ها استفاده شده است. به منظور بررسی عملکرد دو مدل در تعیین همبستگی و همچنین تطابق توزیع شاخص‌های اقلیمی در داده‌های مشاهداتی و ریزمقیاس شده به ترتیب از آزمون‌های همبستگی پیرسون و رتبه‌های نشان‌دار ویلکاکسون بهره گرفته شده است.

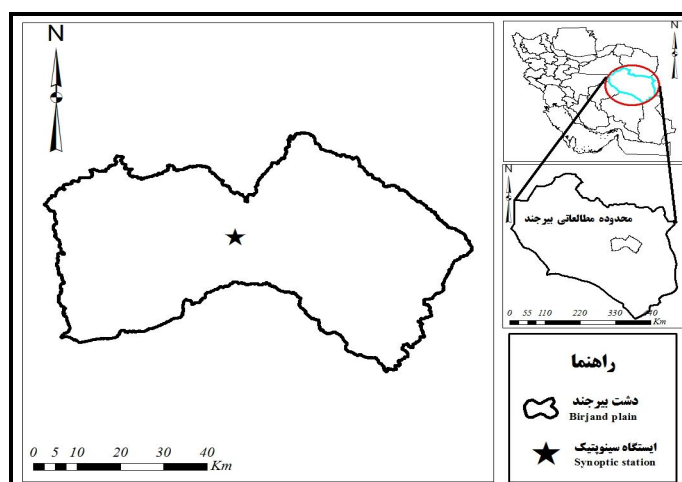
بارش در این مدل در هر سه ایستگاه نسبت به مدل LARS کم‌تر است. میانگین خطای مطلق برای مقادیر دمای حداقل و حداکثر در LARS نسبت به ASD کم‌تر است. این مقادیر به ترتیب برای مشهد عبارتند از ۰/۳۸ و ۰/۱۸ می‌باشد (۲۹). بوانی و همکاران (۲۰۰۹) به منظور بررسی دقت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی IDW و Kriging برای آمار مشاهداتی بارندگی ماهانه حوضه زاینده‌رود، از ۷ مدل اقلیمی استفاده کردند. نتایج مطالعه آن‌ها دقت بهتر روش IDW را نسبت به Kriging نشان داد (۲). در مطالعه‌ای هاشمی و همکاران (۲۰۱۱) به منظور ارزیابی دقت روش‌های ریزمقیاس‌نمایی در حوضه کلوسا واقع در جنوب ایسلند (نیوزلند)، دو روش LARS-WG و SDSM مورد تحلیل قرار دادند. نتایج مطالعه آن‌ها نشان داد که دقت دو روش شبیه به یکدیگر بوده و می‌توان از دو روش برای مطالعات تغییر اقلیم بهره گرفت (۱۲). در پژوهشی دیگر حسن و همکاران (۲۰۱۴) به منظور تخمین متغیرهای هواشناسی ایستگاه‌های پنین‌سولار مالزی، اقدام به ارزیابی عملکرد دو مدل LARS-WG و SDSM کردند. نتایج نشان داد که عملکرد مدل SDSM در مقایسه با مدل LARS-WG (به استثناء طول روزهای خشک و مرطوب) بهتر است. همچنین هر چند که نتایج یکسانی در دو مدل ارائه نشد، اما یک روند فزاینده متوسط درجه حرارت روزانه در خروجی هر دو مدل دیده شد (۱۳). روحی‌پناه و همکاران (۲۰۱۶) در پژوهشی اقدام به بررسی توانمندی مدل SDSM در ریزمقیاس‌نمایی دما و بارش در اقلیم گرم و خشک (ایستگاه‌های همدیدی یزد و طبس) نمودند. آن‌ها در این مطالعه از خروجی مدل HADCM3 تحت سناریوی A2 استفاده کردند. نتایج مطالعه نشان داد که مدل SDSM در ریزمقیاس‌نمایی دما در اقلیم گرم و خشک عملکرد خوبی دارد (۲۷).

- 1- Long Ashton Research Station Weather Generator
- 2- Statistical Downscaling Model-Decision Centric
- 3- Climate Extremes indices

## مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: شهرستان بیرجند مرکز استان خراسان جنوبی در شمال رشته‌کوه‌های باقران و در محدوده ۵۹ درجه و ۱۳ ثانیه طول جغرافیایی و با ۳۲ درجه و ۵۳ ثانیه عرض جغرافیایی قرار گرفته است. میانگین حداقل و حداکثر دمای سالانه بیرجند به ترتیب ۸ و ۲۴ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. شکل ۱ موقعیت دشت بیرجند را نشان می‌دهد. بارش سالانه

۱۱۸ میلی‌متر و ارتفاع از سطح دریا ۱۴۹۱ متر می‌باشد. میزان تبخیر پتانسیل دشت بیرجند ۱۷۴۵/۳۸ میلی‌متر برآورد شده است (۲۸). آمار بارندگی روزانه و درجه حرارت از تنها ایستگاه سینوپتیک دشت به دست آمد. با توجه به آمار موجود ایستگاه سینوپتیک دشت بیرجند، آمار دهه ۱۹۶۱-۱۹۹۰ برای واسنجی و دوره ۱۹۹۱-۲۰۰۰ به‌عنوان دوره اعتبارسنجی مدل‌ها در نظر گرفته شد.



شکل ۱- دشت بیرجند و ایستگاه سینوپتیک.

Figure 1. Birjand plain & synoptic station.

روش دینامیکی و روش آماری. در حال حاضر تلاش بسیاری از نهادها و جوامع اقلیمی در توسعه تکنیک‌های ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی و آماری است، تا از این طریق تغییرات آب و هوایی در مقیاس محلی و منطقه‌ای را نشان دهند (۹). از مدل‌هایی که برای ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی استفاده می‌شود می‌توان به RegCM3، MM5 و PRECIS اشاره کرد. انواع مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری عبارتند از: CLIGEN، LARS، ASD، USCLIMATE، SDSM و غیره. ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی بر پایه شبیه‌سازی عددی فیزیک جو و فرآیندهای اقیانوسی در طبیعت

مدل‌های ریزمقیاس: مدل‌های گردش عمومی جفت‌شده جو- اقیانوس<sup>۱</sup> مورد استفاده برای شبیه‌سازی اقلیم به‌طور معمول از قدرت تفکیک مکانی بالایی برخوردارند. با این حال، به‌منظور ارزیابی درست منطقه‌ای و محلی اثرات تغییر اقلیم، پژوهش‌گران نیاز به سطح بسیار بالاتری از جزئیات- در حد ۱۰ کیلومتر- را دارند. از این‌رو از فرآیندی به نام ریزمقیاس‌نمایی استفاده می‌شود. ریزمقیاس‌نمایی فرآیند انتقال اطلاعات اقلیمی از یک مدل اقلیمی درشت‌مقیاس به ریزمقیاس است (۲۴). دو روش ریزمقیاس‌نمایی برای خروجی مدل‌های اقلیمی وجود دارد که عبارتند از

1- Atmosphere Ocean General Coupled Model

از الگوریتم ریزمقیاس‌نمایی بهره گرفته‌اند (۱۲، ۱۳، ۳۰، ۳۲).

داده‌های ورودی این مدل شامل داده‌های مشاهداتی ایستگاهی و داده‌های بزرگ مقیاس NCEP (National Centers for Environmental Prediction) و خروجی مدل‌های اقلیمی که از نزدیک‌ترین شبکه جهانی به‌دست آمده است. جدول ۱ متغیرهای پیش‌بینی‌کننده NCEP را نشان می‌دهد. مدل SDSM در مرحله غربال‌سازی و در دوره واسنجی با اعمال آزمون‌های همبستگی، همبستگی جزئی و همبستگی متقابل بین متغیر اقلیمی (پیش‌بینی‌شونده) و داده‌های بزرگ مقیاس NCEP (پیش‌بینی‌کننده)، بهترین متغیر پیش‌بینی‌کننده را برای محل و متغیر اقلیمی مورد نظر انتخاب کرده و آن را برای پیش‌بینی اقلیم آینده در نظر می‌گیرد. تنظیماتی نظیر دوره داده‌های اقلیمی (ماهانه، فصلی و سالانه) و نوع آن‌ها (شرطی و غیرشرطی) باید توسط کاربر مشخص شود (۸). مدل واسنجی شده می‌تواند داده‌های مصنوعی متغیر اقلیمی را برای دوره ۱۹۶۱-۲۱۰۰ تولید کند. اما برای این‌که سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای را نیز در نظر گرفته باشد، از خروجی مدل‌های اقلیمی بهره می‌گیرید. در واقع مدل با برقراری ارتباط بین خروجی مدل‌های اقلیمی و داده‌های مصنوعی ایجاد شده توسط پیش‌بینی‌کننده‌های NCEP، در نهایت داده‌های ریزمقیاس شده را برای متغیرهای اقلیمی در محل مورد نظر ایجاد می‌کند (۱، ۲۲، ۴).

است که دربرگیرنده مدل‌های اقلیم منطقه‌ای<sup>۱</sup> با وضوح بالا می‌باشد. این روش دارای عدم قطعیت زیادی است از این‌رو برای حذف عدم قطعیت نیاز به زمان و هزینه است و محدودیت اصلی آن انجام محاسبات بسیار پیچیده است، در نتیجه روش آماری توصیه می‌شود (۵) چرا که نیاز به محاسبات بسیار کم‌تری دارد و اجرای آن معمولاً راحت‌تر است (۱۴).

در این پژوهش دقت دو روش ریزمقیاس آماری SDSM و LARS-WG با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در مطالعات تغییر اقلیم عموماً دوره زمانی ۱۹۶۱-۲۰۰۰ به‌عنوان دوره پایه (شرایط اقلیمی فعلی) در نظر گرفته می‌شود. البته این بازه متناسب با داده‌های موجود می‌تواند متفاوت باشد (۲۹). از آن‌جا که فقط خروجی‌های مدل HADCM3 برای منطقه ایران به‌عنوان ورودی مدل SDSM می‌باشد، خروجی‌های این مدل به‌عنوان ورودی به دو روش ریزمقیاس‌نمایی انتخاب می‌شود.

**مدل SDSM:** این مدل ترکیبی از دو روش تولید داده‌های آب و هوایی غیرقطعی و روش رگرسیون خطی می‌باشد. این مدل در سال ۲۰۰۰ میلادی توسط ویبلی و همکاران توسعه داده شد. این مدل تحت محیط برنامه‌نویسی Visual Basic کدنویسی شده و آخرین نسخه آن در پایگاه اینترنتی این مدل به‌صورت رایگان قابل دریافت می‌باشد. این مدل طی مراحل ۵گانه زیرسری‌های روزانه را ریزمقیاس می‌کند:

- ۱- غربال‌سازی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده، ۲- واسنجی داده‌ها، ۳- بازتولید داده‌های مشاهداتی به‌صورت مصنوعی، ۴- تولید سناریوهای تغییر اقلیم و ۵- آزمون عیب‌یابی و آنالیزهای آماری. تاکنون مطالعات گسترده‌ای در زمینه‌های زیست‌محیطی، هیدرولوژیکی و هواشناسی

1- Regional climate model

جدول ۱- متغیرهای پیش‌بینی‌کننده ورودی مدل SDSM.

Table 1. NCEP variables.

واحد	نام پیش‌بینی‌کننده	ردیف	واحد	نام پیش‌بینی‌کننده	ردیف
Unit	Predictor name	Row	Unit	Predictor name	Row
s <sup>-1</sup>	دیورانس در 850hpa	۱۴	Pa	فشار میانگین سطح دریا	۱
M	ارتفاع ژئوپتانسیل در 850hpa	۱۵	Pa	مقاومت جریان هوا در 500hpa	۲
Pa	مقاومت جریان هوای سطحی	۱۶	m/s	سرعت مداری 500hpa	۳
m/s	سرعت مداری سطحی	۱۷	m/s	سرعت نصف‌النهاری 500hpa	۴
m/s	سرعت نصف‌النهاری سطحی	۱۸	s <sup>-1</sup>	میزان گردباد در 500hpa	۵
s <sup>-1</sup>	گرید سطحی	۱۹	Deg	جهت باد در 500hpa	۶
Deg	جهت باد سطحی	۲۰	s <sup>-1</sup>	دیورانس در 500hpa	۷
s <sup>-1</sup>	دیورانس سطحی	۲۱	M	ارتفاع ژئوپتانسیل در 500hpa	۸
%	رطوبت سطحی در 500hpa	۲۲	Pa	مقاومت جریان هوا در 850hpa	۹
%	رطوبت سطحی در 850hpa	۲۳	m/s	سرعت مداری 850hpa	۱۰
%	رطوبت سطحی در مجاورت سطح زمین	۲۴	m/s	سرعت نصف‌النهاری 850hpa	۱۱
Kg/kg	رطوبت ویژه سطحی	۲۵	s <sup>-1</sup>	میزان گردباد در 850hpa	۱۲
K	دمای میانگین در ارتفاع ۲ متری	۲۶	Deg	جهت باد در 850hpa	۱۳

می‌کند (۱۹، ۲۰)، ۳- مدل داده‌های مشاهداتی و بازتولید شده را از نظر آماری آنالیز می‌کند. آزمون‌های *t-test*، *F-test* و *chi-square* به منظور ارزیابی عملکرد مدل در دوره واسنجی استفاده می‌شود. نتیجه این آزمون‌ها نشان خواهد داد که آیا مدل توانایی تولید داده را در آینده خواهد داشت؟ (۱۷) و ۴- به منظور شبیه‌سازی وضعیت اقلیمی آینده محل مورد نظر، مدل با وارد کردن سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای و خروجی مدل‌های اقلیمی به داده‌های دوره پایه بازتولیدشده، تغییرات اقلیمی آینده را شبیه‌سازی می‌کند. لازم به ذکر است که سناریوهای انتشار و خروجی مدل‌های اقلیمی در داخل مدل تعریف شده است و عملاً نیازی به پایگاه داده نمی‌باشد.

**شاخص‌های حدی اقلیمی:** سازمان جهانی هواشناسی (World Meteorological Organization) استفاده از این شاخص‌ها را به منظور نشان دادن تغییرات مقادیر حدی اقلیمی توصیه کرده است. این شاخص‌ها

**مدل LARS-WG:** این مدل در ایستگاه تحقیقاتی لانگ‌اشتون توسط میخائیل زمنف طراحی و توسعه داده شد، LARS-WG مولد تصادفی آب و هوا است که برای شبیه‌سازی آب و هوای یک سایت در هر دو شرایط آب و هوایی حال حاضر و آینده استفاده می‌شود (۲۲، ۲۳). این مدل رگرسیونی چندمتغیره برای تولید داده‌های آب و هوایی از تکنیک‌های آماری استفاده می‌کند (۴۳). همچنین به دلیل تکرار محاسبات، نیاز کم‌تر به داده‌های ورودی و سادگی کاربرد بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد (۶، ۱۸، ۲۷). مراحل کار با این مدل بدین ترتیب می‌باشد:

۱- ویژگی‌های آماری داده‌های دیده‌بانی در این گام تعیین و تحلیل می‌شود، ۲- در این گام مدل با استفاده از داده‌های مشاهداتی، اقدام به تولید بازتولید آن‌ها کرده و خصوصیات آماری این داده‌های مصنوعی را تعیین می‌کند. مدل از یک توزیع نیمه‌تجربی برای نمایش توزیع تجربی داده‌های مشاهداتی استفاده

آزمون جواب‌های مدل به ناهنجاری‌های تاریخی بزرگ مقیاس مشخص می‌شود. در این آزمون فرض صفر بر این است که دو سری داده دارای همبستگی هستند. در این صورت مقدار P-value کم‌تر از ۰/۰۵ مورد نظر است.

۲- آزمون رتبه نشان‌دار ویل کاکسون (Wilcoxon Signed Rank Test): این آزمون توزیع احتمال داده‌های مشاهداتی و کوچک مقیاس را با یکدیگر مقایسه می‌کند. در این آزمون دقت روش‌ها در برگرداندن توزیع داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این آزمون فرض صفر بر این است که دو سری داده از توزیع یکسانی برخوردار نباشند. در این صورت مقدار P-value بیش‌تر از ۰/۰۵ مورد نظر است. لازم به ذکر است که هر دو آزمون فوق در سطح ۵ درصد انجام شد.

برای اولین بار توسط کارل (۱۹۹۶) به منظور کاربردی کردن تغییرات چندمتغیره اقلیمی در کل ایالت متحده آمریکا انجام شد (۱۸). شاخص‌هایی که براناس (۲۰۱۱) و فرج‌زاده (۲۰۱۴) در مطالعات خود از آن‌ها استفاده کرده‌اند در جدول ۲ لیست شده است (۴، ۱۰). بعد از ریزمقیاس‌کردن سری متغیرهای بارش و دمای روزانه در دهه ۲۰۱۰-۲۰۰۱، شاخص‌های لیست شده در جدول ۱ برای داده‌های مشاهداتی و ریزمقیاس شده محاسبه شد.

معیارهای ارزیابی: پس از تعیین شاخص‌های حدی اقلیمی برای داده‌های مشاهداتی و ریزمقیاس شده توسط دو مدل (در دوره صحت‌سنجی)، عملکرد دو مدل توسط ۲ آزمون زیر انجام می‌شود:

۱- آزمون همبستگی پیرسون (Pearson Correlation Test): این آزمون همبستگی شاخص‌های شبیه‌سازی شده با مشاهداتی را نشان می‌دهد. در واقع با این

جدول ۲- جزئیات شاخص‌های اقلیمی.

Table 2. Details of Climate Extremes indices.

واحد Unit	توصیف Description	نام مخفف Symbol	نام شاخص Indices name
Mm	بارش روزهای بارانی $\geq 1$ میلی‌متر در کل سال	PRCPTOT	Annual total wet-day P
Days	شمار روزهای بارانی $\leq 10$ میلی‌متر در کل سال	R10	Number of heavy P days
Days	شمار روزهای بارانی $\leq 20$ میلی‌متر در کل سال	R20	No. very heavy P days
Mm	بارش روزهای بارانی $< 95$ درصد در کل سال	R95p	Very wet days
Mm	بارش روزهای بارانی $< 99$ درصد در کل سال	R99p	Extremely wet days
Days	شمار روزهای بارانی $> 25$ میلی‌متر	R25	No. days above 25 mm
Mm	حداکثر بارش یک‌روزه در ماه	RX1day	Max 1-day P
Mm	حداکثر بارش پی در پی ۵ روزه در ماه	Rx5day	Max 5-day P amount
Mm/day	نسبت بارندگی سالانه به تعداد روزهای مرطوب	SDII	Simple daily intensity index
Days	شمار بیش‌ترین روزهایی که بارش پی در پی $\leq 1$ میلی‌متر	CWD	Consecutive wet days
Days	شمار بیش‌ترین روزهایی که بارش پی در پی $> 1$ میلی‌متر	CDD	Consecutive dry days
C°	دامنه تغییرات دمای ماهانه	DTR	Diurnal temp. range
Days	تعداد روزهای به اندازه کافی گرم (حداقل ۶ روز)	GSL	Growing season length
Days	شمار روزهایی که دمای حداقل در حداقل ۶ روز پیوسته $>$ صدک ده‌ام	CSDI	Cold spell duration
Days	شمار روزهایی که دمای حداقل روزانه $>$ صفر درجه در کل سال	FD	Frost days

ادامه جدول ۲-

Continue Table 2.

واحد Unit	توصیف Description	نام مخفف Symbol	نام شاخص Indices name
Days	شمار روزهایی که دمای حداکثر روزانه < صفر درجه در کل سال	ID	Ice days
%	درصد روزهایی که دمای حداقل روزانه > صدم دهم	TN10p	Cool nights
%	درصد روزهایی که دمای حداقل روزانه < صدم نودم	TN90p	Warm nights
C°	کم‌ترین مقدار دمای حداقل روزانه در طی یک ماه	TNn	Min TN
C°	بیش‌ترین مقدار دمای حداقل روزانه در طی یک ماه	TNx	Max TN
Days	شمار روزهایی که دمای حداکثر روزانه < ۲۵ درجه در کل سال	SU	Summer days
Days	شمار روزهایی که دمای حداقل روزانه < ۲۰ درجه در کل سال	TR	Tropical nights
%	درصد روزهایی که دمای حداکثر روزانه > صدم دهم	TX10p	Cool days
%	درصد روزهایی که دمای حداکثر روزانه < صدم نودم	TX90p	Warm days
C°	کم‌ترین مقدار دمای حداکثر روزانه در طی یک ماه	TXn	Min TX
C°	بیش‌ترین مقدار دمای حداکثر روزانه در طی یک ماه	TXx	Max TX
Days	شمار روزهایی که دمای حداکثر در حداقل ۶ روز پیوسته < صدم نودم	WSDI	Warm spell duration

نتایج و بحث

SU بهتر از LARS-WG است. دقت دو روش در سایر شاخص‌ها مشابه یکدیگر است. در این آزمون روش LARS-WG دقت بهتری نسبت به روش SDSM-DC از خود نشان داد. البته این برتری چندان محسوس نمی‌باشد. چرا که تعداد شاخص‌های با همبستگی بالا در دو روش، تفاوت زیادی با یکدیگر نمی‌کند. از ۲۷ شاخص حدی اقلیمی ۱۶ شاخص در روش LARS-WG (معادل ۵۹ درصد) و ۱۵ شاخص در روش SDSM-DC (معادل ۵۵ درصد) از همبستگی خوبی برخوردار هستند. در مقایسه با مطالعه فرج‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) مدل SDSM-DC در این مطالعه از دقت بالاتری در آزمون همبستگی پیرسون برخوردار است. همچنین در مطالعه مذکور نیز همبستگی شاخص‌های مربوط به دما بهتر از بارش بوده است.

جدول ۴ نتایج آزمون مقایسه توزیع شاخص‌های شبیه‌سازی شده و مشاهداتی را نشان می‌دهد. به طور کلی در هر دو روش برآزش توزیع شاخص‌های بارش در آمار شبیه‌سازی شده و مشاهداتی از دقت خوبی

جدول ۳ نتایج آزمون همبستگی پیرسون را نشان می‌دهد. همان‌طور که نتایج ارائه شده در جدول ۳ نشان می‌دهد، دو روش در تعیین شاخص‌های بارش روزانه دقت بالایی ندارند. همبستگی آمار مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در شاخص‌های R10، PRCPTOT، R20، R95p و R25 در هر دو روش بالا نیست. همچنین با بررسی آمار ارائه شده می‌توان دریافت که هر دو روش در برآزش شاخص‌های دما عملکرد خوبی داشتند. شاخص‌های شبیه‌سازی شده مانند TN10p، TN90p، TNn، TNx، TX10p، TX90p، TXn، TXx و WSDI در هر دو روش از همبستگی خوبی با آمار مشاهداتی برخوردار هستند. با توجه به مطالب فوق می‌توان نتیجه گرفت که دقت دو روش در تعیین شاخص‌های دما بهتر از شاخص‌های بارش می‌باشد. روش LARS-WG در تعیین همبستگی شاخص‌های CSDI و TR بهتر از SDSM-DC عمل نموده است. این در حالی است که دقت SDSM-DC در تعیین همبستگی شاخص



LARS-WG بیش از ۹۰ درصد شاخص‌ها برآزش خوبی را دارا می‌باشند. دقت روش LARS-WG در این آزمون به خوبی نشان داده شد. به طوری که تنها ۲ شاخص برآزش خوبی با آمار مشاهداتی نداشته‌اند.

برخوردار است. اما برآزش شاخص‌های دما در روش SDSM-DC در مقایسه با روش LARS-WG بسیار نامطلوب بوده. در روش SDSM-DC ۶۳ درصد از شاخص‌های شبیه‌سازی شده برآزش خوبی با آمار مشاهداتی داشته‌اند. این در حالی است که در روش

جدول ۳- نتایج آزمون همبستگی پیرسون.

Table 3. Results of Pearson Correlation Test.

Lars-wg		Sdsm		شاخص (indices)
وضعیت معنی داری	p.value	وضعیت معنی داری	p.value	
×	0.41	×	0.12	PRCPTOT بارش روزهای بارانی $\leq 1$ میلی‌متر در کل سال
×	0.22	×	0.06	R10 شمار روزهای بارانی $\leq 10$ میلی‌متر در کل سال
×	0.14	×	0.81	R20 شمار روزهای بارانی $\leq 20$ میلی‌متر در کل سال
×	0.75	×	0.35	R95p بارش روزهای بارانی $< 95$ درصد در کل سال
×	0.49	×	1	R99p بارش روزهای بارانی $< 99$ درصد در کل سال
×	0.21	×	0.45	R25 شمار روزهای بارانی $< 25$ میلی‌متر
√	0	√	0	RX1day حداکثر بارش یک‌روزه در ماه
×	0.7	×	0.49	Rx5day حداکثر بارش پی در پی ۵ روزه در ماه
√	0	√	0	SDII نسبت بارندگی سالانه به تعداد روزهای مرطوب
√	0	√	0	CWD شمار بیش‌ترین روزهایی که بارش پی در پی $\leq 1$ میلی‌متر
×	0.18	×	0.49	CDD شمار بیش‌ترین روزهایی که بارش پی در پی $> 1$ میلی‌متر
√	0	√	0	DTR دامنه تغییرات دمای ماهانه
√	0	√	0	GSL تعداد روزهای به اندازه کافی گرم (حداقل ۶ روز)
√	0	×	0.48	CSDI شمار روزهایی که دمای حداقل در حداقل ۶ روز پیوسته $>$ صدمک ده‌ام
×	0.4	×	0.27	FD شمار روزهایی که دمای حداقل روزانه $>$ صفر درجه در کل سال
×	0.65	×	0.56	ID شمار روزهایی که دمای حداکثر روزانه $<$ صفر درجه در کل سال
√	0	√	0	TN10p درصد روزهایی که دمای حداقل روزانه $>$ صدمک دهم
√	0	√	0	TN90p درصد روزهایی که دمای حداقل روزانه $<$ صدمک نودام
√	0	√	0	TNn کم‌ترین مقدار دمای حداقل روزانه در طی یک ماه
√	0	√	0	TNx بیش‌ترین مقدار دمای حداقل روزانه در طی یک ماه
×	0.81	√	0.04	SU شمار روزهایی که دمای حداکثر روزانه $< 25$ درجه در کل سال
√	0.05	×	0.56	TR شمار روزهایی که دمای حداقل روزانه $< 20$ درجه در کل سال
√	0	√	0	TX10p درصد روزهایی که دمای حداکثر روزانه $>$ صدمک دهم
√	0	√	0	TX90p درصد روزهایی که دمای حداکثر روزانه $<$ صدمک نودام
√	0	√	0	TXn کمترین مقدار دمای حداکثر روزانه در طی یک ماه
√	0	√	0	TXx بیش‌ترین مقدار دمای حداکثر روزانه در طی یک ماه
√	0	√	0	WSDI شمار روزهایی که دمای حداکثر در حداقل ۶ روز پیوسته $<$ صدمک نودام
	%59		%55	درصد Percent

حدی اقلیمی از دقت بسیار بالایی برخوردار است (۹). در مطالعه ویبلای (۱۹۹۸) نیز نتایج مشابهی به دست آمد. در مطالعه فوق تفکر مولد پارامترهای جوی (Weather Generator) بهتر از شبکه عصبی مصنوعی شبیه‌سازی آمار مشاهداتی را انجام داد (۳۸).

در مقایسه با مطالعات انجام شده نتیجه به دست آمده کاملاً هم‌سو با نتایج مطالعه دوآن و می (۲۰۱۴) است. در مطالعه مذکور دقت ۳ روش ریزمقیاس نمایی آماری LARS-WG، SDSM-DC و SVM مورد بررسی قرار گرفت. نتایج پژوهش آن‌ها گویای این واقعیت است که روش LARS-WG در تعیین شاخص‌های

جدول ۴- نتایج آزمون رتبه نشان‌دار ویل کاکسون.

Table 4. Results of Wilcoxon Signed Rank Test.

Lars-wg		Sdsm		شاخص (indices)
وضعیت معنی‌داری	p.value	وضعیت معنی‌داری	p.value	
√	0.45	√	0.39	PRCPTOT بارش روزهای بارانی $\leq 1$ میلی‌متر در کل سال
√	0.37	√	0.08	R10 شمار روزهای بارانی $\leq 10$ میلی‌متر در کل سال
√	0.46	×	0.04	R20 شمار روزهای بارانی $\leq 20$ میلی‌متر در کل سال
√	0.51	√	0.51	R95p بارش روزهای بارانی $< 95$ درصد در کل سال
√	0.88	√	0.07	R99p بارش روزهای بارانی $< 99$ درصد در کل سال
√	1	√	0.18	R25 شمار روزهای بارانی $< 25$ میلی‌متر
√	0.44	√	0.43	RX1day حداکثر بارش یک روزه در ماه
√	0.82	√	0.08	Rx5day حداکثر بارش پی در پی ۵ روزه در ماه
√	0.24	√	0.33	SDII نسبت بارندگی سالانه به تعداد روزهای مرطوب
√	0.93	×	0	CWD شمار بیش‌ترین روزهایی که بارش پی در پی $\leq 1$ میلی‌متر
√	0.62	×	0.02	CDD شمار بیش‌ترین روزهایی که بارش پی در پی $> 1$ میلی‌متر
√	0.96	×	0	DTR دامنه تغییرات دمای ماهانه
√	0.06	√	0.14	GSL تعداد روزهای به اندازه کافی گرم (حداقل ۶ روز)
×	0.04	×	0	CSDI شمار روزهایی که دمای حداقل در حداقل ۶ روز پیوسته $>$ صدمک ده‌ام
√	0.22	√	0.34	FD شمار روزهایی که دمای حداقل روزانه $>$ صفر درجه در کل سال
√	0.13	√	0.78	ID شمار روزهایی که دمای حداکثر روزانه $<$ صفر درجه در کل سال
√	0.1	√	0.83	TN10p درصد روزهایی که دمای حداقل روزانه $>$ صدمک دهم
√	0.2	√	0.82	TN90p درصد روزهایی که دمای حداقل روزانه $<$ صدمک نودام
√	0.17	×	0	TNn کم‌ترین مقدار دمای حداقل روزانه در طی یک ماه
√	0.52	×	0.02	TNx بیش‌ترین مقدار دمای حداقل روزانه در طی یک ماه
√	0.8	×	0.03	SU شمار روزهایی که دمای حداکثر روزانه $< 25$ درجه در کل سال
√	0.51	√	0.77	TR شمار روزهایی که دمای حداقل روزانه $< 20$ درجه در کل سال
√	0.07	√	0.88	TX10p درصد روزهایی که دمای حداکثر روزانه $>$ صدمک دهم
√	0.42	√	0.74	TX90p درصد روزهایی که دمای حداکثر روزانه $<$ صدمک نودام
√	0.43	√	0.14	TXn کم‌ترین مقدار دمای حداکثر روزانه در طی یک ماه
√	0.06	×	0	TXx بیش‌ترین مقدار دمای حداکثر روزانه در طی یک ماه
×	0	×	0	WSDI شمار روزهایی که دمای حداکثر در حداقل ۶ روز پیوسته $<$ صدمک نودام
%93		%63		درصد percent

### نتیجه گیری

توانمندی دو روش در تعیین همبستگی شاخص‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده نشان داد که برتری قابل توجهی در این آزمون بین دو روش وجود ندارد. چرا که هر دو روش تقریباً برای نیمی از شاخص‌ها همبستگی بالایی ارائه کردند. قابل ذکر است که دقت دو برازش شاخص‌های دما بهتر از شاخص‌ها بارش بود. البته در یک بررسی دقیق، نتایج آزمون همبستگی پیرسون دقت بهتر مدل LARS-WG را نسبت به مدل SDSM-DC نشان می‌دهد. در مدل LARS-WG ۵۹ درصد از

شاخص‌های برازش داده شده از همبستگی خوبی برخوردار هستند. این رقم برای مدل SDSM-DC ۵۵ درصد به دست آمد. در مقایسه توزیع شاخص‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی در دو روش، دقت بالای مدل LARS-WG قابل ملاحظه است. توزیع بیش از ۹۰ درصد شاخص‌های حدی اقلیمی در مدل LARS-WG مطابق با شاخص‌های آمار مشاهداتی بود. این در حالی است که عملکرد مدل در این آزمون تطبیق ۶۳ درصد از شاخص‌های شبیه‌سازی شده و مشاهداتی را نشان می‌دهد.

### منابع

1. Aghashhi, M., Ardastani, M., Niksokhan, M., and Tahmasbi, B. 2010. introduction and compare models for small scale SDSM LARS-WG and environmental parameters in studies of climate change. In 6<sup>th</sup> national conference of Tehran- Iran. (Translated In Persian)
2. Bavani, M., Moradi, S., and Mohammadzadeh, M. 2009. comparison downscalind methods and AOGCM on assessment of regional climate change. *Physic of earth and atmosphere*, 36: 99-110.
3. Bavani, M., Morid, S., and Mohammadzadeh, M. 2013. comparsion of downscaling methods LARS-WG & ASD in forecast rain and temprature in defferent climate. *irrigation and drainage*. 2: 8. 233-245. (Translated In Persian)
4. Bronaugh, D. 2011. Pcic for the Pacific Climate Impacts Consortium climdex.pcic: PCIC implementation of CLIMDEX routines. Rpackage version 0.4-1.
5. Camici, S., Palazzi, E., Pieri, A., Brocca, L., Moramarco, T., and Provenzale, A. 2015. Comparison between dynamical and stochastic downscaling methods in central Italy. In EGU General Assembly Conference Abstracts, 10270.
6. Dehghanipoor, A., Hasanzadeh, M., Attari, J., and Araghinejad, S. 2010. Assessing the strength of the downscaling model SDSM rainfall, temperature and evaporation. In 11<sup>th</sup> conference irrigation and evaporation. Kerman-Iran. (Translated In Persian)
7. Déqué, M., Rowell, D., Lüthi, D., Giorgi, F., Christensen, J., Rockel, B., Jacob, D., Kjellström, E., De Castro, M., and van den Hurk, B. 2007. An intercomparison of regional climate simulations for Europe: assessing uncertainties in model projections. *Climatic Change*, 81: 53-70.
8. Dibike, Y., and Coulibaly, P. 2005. Hydrologic impact of climate change in the Saguenay Watershed: Comparison of downscaling methods and hydrologic models. *J. Hydrol.* Pp: 145-163.
9. Duan, K., and Mei, Y. 2014. A comparison study of three statistical downscaling methods and their model-averaging ensemble for precipitation downscaling in China. *Theoretical and Applied Climatology*, 116: 707-719.
10. Farajzadeh, M., Oji, R., Cannon, A., Ghavidel, Y., and Bavani, A.M. 2014. An evaluation of single-site statistical downscaling techniques in terms of indices of climate extremes for the Midwest of Iran. *Theoretical and Applied Climatology*, Pp: 1-14.
11. Graca Lopes, P. 2008. Assessment of Climate Change Statistical Downscaling Methodes. *Universidade Nova De Lisboa Faculdade de Ciências e Tecnologia*, Pp: 1-51.

12. Hashmi, M.Z., Shamseldin, A.Y., and Melville, B.W. 2011. Comparison of SDSM and LARS-WG for simulation and downscaling of extreme precipitation events in a watershed. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 25: 475-484.
13. Hassan, H., Aramaki, T., Hanaki, K., Matsu, T., and Wilby, R.L. 1998. Lake Stratification and temperature profiles simulated using downscaled GCM output. *J. Water Sci. Technol.* 38: 217-226.
14. Hassan, Z., Shamsudin, S., and Harun, S. 2014. Application of SDSM and LARS-WG for simulating and downscaling of rainfall and temperature. *Theoretical and Applied Climatology*, 116: 243-257.
15. Hay, L., Wilby, R., and Leavesley, G. 2000. A comparison of delta change and downscaled GCM scenarios for three mountainous basins in the United States. *American Water Resources Association*, 36: 387-397.
16. Hidalgo, H.G., Dettinger, M.D., and Cayan, D.R. 2008. Downscaling with constructed analogues: Daily precipitation and temperature fields over the United States.
17. Jafarzadeh, A., Khozaymehnejad, H., Khashei, A., and Bazi, J. 2012. Zoning impact of climate change on rainfall patterns (Case study: South Khorasan province). In *Congressional water harvesting and watershed management*, Birjand University. Birjand-Iran. (Translated In Persian)
18. Karl, T.R., Knight, R.W., Easterling, D.R., and Quayle, R.G. 1996. Indices of climate change for the United States. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 77: 279-292.
19. Kazmi, D.H., Rasul, G., Li, J., and Cheema, S.B. 2014. Comparative Study for ECHAM5 and SDSM in Downscaling Temperature for a Geo-Climatically Diversified Region, Pakistan. *Applied Mathematics*. 5: 137-143.
20. Khan, M.S., Coulibaly, P., and Dibike, Y. 2006. Uncertainty analysis of statistical downscaling methods. *J. Hydrol.* 319: 357-382.
21. Kidson, J.W., and Thompson, C.S. 1998. A comparison of statistical and model-based downscaling techniques for estimating local climate variations. *J. Clim.* 11: 735-753.
22. Kilsby, C., Jones, P., Burton, A., and Ford, A. 2007. Fowler H.J et al., A daily weather generator for use in climate change studies. *Environmental Modelling & Software*, 22: 1705-1719.
23. Nury, A.H., and Alam, M.J.B. 2014. Performance Study of Global Circulation Model HADCM3 Using SDSM for Temperature and Rainfall in North-Eastern Bangladesh. *J. Sci. Res.* 6: 1. 87-96.
24. Richardson, C. 1981. Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. *Water resources research*, 17p.
25. Richardson, C., and Wright, D. 1984. WGEN: A model for generating daily weather variables. In *WGEN: A model for generating daily weather variables*. US Department of Agriculture, Agricultural.
26. Robera, N., Hardenberg, J.V., and Provenzale, A. 2006. Rainfall downscaling and flood forecasting: a case study in the Mediterranean area. *J. Natur. Hazards Earth Syst. Sci.* 6: 611-619.
27. Rohi, F., Mirrokni, M., Massah Bovani, U., and Nasresfahani, L. 2012. Check downscaling model SDSM ability to choose the best predictor variables. In 15<sup>th</sup> conference lique dynamic. Bandarabbas-Iran. (Translated In Persian)
28. Rohi, F., Mirrokni, M., Massah Bovani, U., and Nasresfahani, L. 2016. Performance Assessment of SDSM model in downscaling rainfall and precipitation In hot and dry climates (Case study: hamdidi of Yazd and Tabas station). *Iran. J. Geophysic.* 9: 4. 104-125.
29. Salehnia, N., Alizadeh, A., and Sayari, N. 2013. Comparison of downscaling methods LARS-WG & ASD in forecast rain and temperature in different climate. *irrigation and drainage*, 2: 233-245. (Translated In Persian)
30. Semenov, M. 1997. Use of A Stochastic Weather Generator in the Development of Climate Change Scenarios *Climatic Change*. Kluwer Academic Publishers. Printed in the, 35: 397-414.

31. Semenov, M. 2002. LARS-WG A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies. In Version 3, ed. R. Research.
32. Semenov, M. 2010. LARS-WG 5: Quick Start, LARSWG 5: a stochastic weather generator for climate change impact assessments. In Centre for Mathematical and Computational Biology Rothamsted Research. Harpenden, Herts.
33. Semenov, M., and Barrow, E. 1997. Use of A Stochastic Weather Generator in the Development of Climate Change Scenarios Climatic Change. Kluwer Academic Publishers. Printed in the Netherlands, 35: 397-414.
34. Semonov, M., Brooks, R., Barrow, E., and Richardson, C. 1998. Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators in divers climates. Climate Research, 10p.
35. Shahidi, A., Masoudi, M., and Jafarzadeh, A. 2012. Performance assessment of integrated urban wastewater of Birjand. In national conferences of water and wastewater engineering. Kerman-Iran. (Translated In Persian)
36. Sunyer Pinya, M.A., Hundedcha, Y., Lawrence, D., Madsen, H., Willems, P., Martinkova, M., Vormoor, K., Bürger, G., Hanel, M., and Kriauciuniene, J. 2015. Inter-comparison of statistical downscaling methods for projection of extreme precipitation in Europe. Hydrology and Earth System Sciences, 19: 1827-1847.
37. Wilby, R., Dawson, C., and Barrow, E. 2002. SDSM-a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. Environmental Modelling & Software, 17: 147-159.
38. Wilby, R., Hay, L., and Leavesley, G. 1999. A comparison of downscaled and raw GCM output: implications for climate change scenarios in the San Juan River basin, Colorado. J. Hydrol. 225p.
39. Wilby, R., Tomlinson, O., and Dawson, C. 2003. Multi-site simulation of precipitation by conditional resampling. Climate Research, 23: 183-194.
40. Wilby, R., and Wigley, T. 2000. Precipitation predictors for downscaling: observed and general circulation model relationships. Inter. J. Climatol. 20: 641-661.
41. Wilby, R.L., Wigley, T., Conway, D., Jones, P., Hewitson, B., Main, J., and Wilks, D. 1998. Statistical downscaling of general circulation model output: a comparison of methods. Water resources research, 34: 2995-3008.
42. Wilby, R.L., Hassan, H., Hanaki. 1997. Statistical downscaling of hydrometeorological variables using general circulation model output, J. Hydrol. 205: 1-19.
43. Wilks, D. 1992. Adapting stochastic weather generation algorithms for climate change studies. Climate Change, 22: 67-84.
44. Zorita, E., and Von Storch, H. 1999. The analog method as a simple statistical downscaling technique: comparison with more complicated methods. J. Clim. 12: 2474-2489.



Gorgan University of Agricultural  
Sciences and Natural Resources

*J. of Water and Soil Conservation, Vol. 23(4), 2016*  
<http://jwsc.gau.ac.ir>

## **Assessment two methods of statistical downscaling LARS-WG and SDSM in estimates of climate parameters variation (Case study: Birjand plain)**

**\*A. Jafarzadeh<sup>1</sup>, A. Khashei-Siuki<sup>2</sup> and A. Shahidi<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>M.Sc. Student, Dept. of Water Science and Engineering, University of Birjand, Iran,

<sup>2</sup>Assistant Prof., Dept. of Water Science and Engineering, University of Birjand, Iran,

<sup>3</sup>Associate Prof., Dept. of Water Science and Engineering, University of Birjand, Iran

Received: 01/03/2016; Accepted: 07/19/2016

### **Abstract**

**Background and Objectives:** Now most reliable tool to produce climate scenarios is use of Atmosphere-Ocean General Circulation Model outputs which stands as AOGCM. One of the major problems of using AOGCM outputs is computational large cell size of their simulation in any region. So first their outputs has to be downscaled and then used. Present several stochastic methods for downscaling AOGCM outputs increase their accuracy. It should be noted that differences in downscaling methods can cause difference in simulation results. So assessing accuracy of downscaling methods is very necessary in any region. Results of Research study around the world indicates that simulation of climate and hydrological parameters depending on output of AOGCM models and also quality and quantity of observation data are very different. The aim of this study is assessment of statistical downscaling methods for precipitation and temperature include LARS-WG and SDSM in Birjand synoptic station.

**Materials and Methods:** Observation data of Birjand synoptic station include precipitation, maximum and minimum temperature and solar watch daily in 1960-2000 taken in province Meteorological organization. The period 1960-1990 is used for models calibration (train) and 1991-2000 for validation (test) selected. Series of climate extremes indices were evaluated for observed data of synoptic station and simulated by downscaling methods on validation period. Statistical tests were used for evaluation and analysis of downscaling methods performance. The sensitivity of the methods to large-scale anomalies (correlation between observed and simulated data) and their ability to replicate the observed data distribution in the validation period are separately tested for each index by Pearson correlation and Wilcoxon signed rank tests, respectively.

**Results:** By analysis of results defined that between of downscaling methods there isn't significant superiority in pearson correlation test. While in correlation test in both model p-value of more 50% of observation and simulation indices is most of 0.05 and are acceptable. Results of performance models in Wilcoxon test showed that performance of weather generator technic is significantly better than linear regression method. Results of this test showed that more than 90% of indices have a suitable fit in LARS-WG. Also fit of temperature indices in SDSM-DC compared with LARS-WG were very weak.

**Conclusion:** Results of this study showed that LARS-WG method compared with SDSM-DC method is more accurate. This accuracy in forecast of distribution function was more tangible.

**Keywords:** Wilcoxon signed rank test, Climate extremes indices, Pearson correlation, HADCM3

---

\* Corresponding Author; Email: [mnt.jafarzadeh@chmail.ir](mailto:mnt.jafarzadeh@chmail.ir)