

مقایسه روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری مدل‌های تغییر اقلیم در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی در منطقه شمال غرب ایران

بهروز سبحانی* - دانشیار گروه جغرافیای طبیعی دانشگاه محقق اردبیلی
مهدی اصلاحی - دانشجوی دکتری اقلیم‌شناسی دانشگاه محقق اردبیلی
ایمان بابائیان - استادیار پژوهشکده اقلیم‌شناسی مشهد

پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۲/۲۸ تأیید نهایی: ۱۳۹۵/۱۰/۱۹

چکیده

در این پژوهش نتایج سه مدل ریزمقیاس‌نمایی SDSM، شبکه عصبی ANN، و مدل مولد آب‌وهوایی LARS-WG در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی بارش روزانه، کمینه، و بیشینه دمای روزانه در منطقه شمال غرب ایران مقایسه شده است. منطقه مورد مطالعه شامل دوازده ایستگاه هواشناسی است که دارای آمار بلندمدت‌اند. از داده‌های دما و بارش روزانه ایستگاه‌ها در دوره ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ به عنوان دوره پایه در مدل و دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ به عنوان دوره اعتبارسنجی استفاده شده است. در این بررسی از دو آزمون ناپارامتری و شاخص ریشه مجموع مربعات خطای مدل (RMSE) برای مقایسه دقت سه مدل استفاده شده است. نتایج نشان داد برای دماهای کمینه و بیشینه عملکرد مدل ANN بهتر از دو مدل دیگر است. برای داده‌های بارش، طبق شاخص RMSE، دقت مدل SDSM نسبت به دو مدل دیگر بیشتر است. بر اساس آزمون ناپارامتری من-ویتنی، عملکرد دو مدل LARS-WG و SDSM یکسان و بهتر از مدل ANN بود. تحلیل مکانی عملکرد سه مدل نشان می‌دهد که عملکرد مدل‌ها بسته به نوع اقلیم منطقه است؛ به طوری که منطقه جنوب غرب آذربایجان شرقی و کردستان، به سبب ناپایداری‌های بیشتر، عملکرد پایین‌تری دارند.

کلیدواژه‌ها: ریزمقیاس‌نمایی، مدل تغییر اقلیم، ANN، LARS-WG، SDSM

مقدمه

روش‌های ریزمقیاس‌نمایی نقشی اساسی در بالابردن دقت خروجی مدل‌های تغییر اقلیم (GCM) دارند. در این میان، روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری، به سبب محاسبات آسان و ارزان، نسبت به روش‌های ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی، کارایی بیشتری دارند و از آن‌ها بیشتر استفاده می‌شود (فولر و همکاران، ۲۰۰۷)؛ به همین دلیل، روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری بسیاری ارائه شده است. در اینجا به مرور مطالعات ارزیابی تغییر اقلیم - که در آن‌ها از مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی استفاده شده است - می‌پردازیم.

ویلی و همکاران (۲۰۰۲: ۱۴۷) از نخستین کسانی بودند که روش SDSM را به صورت نرم‌افزاری با نسخه ۲,۱

* E-mail: sobhani_1385@yahoo.com

برای ارزیابی تغییر اقلیم منطقه‌ای به کار بردند. آنان در مطالعه خود مزایای روش ریزمقیاس‌نمایی و روش اجرای کار با این مدل را شرح دادند. سرانجام، آنان این روش را برای داده‌های بارش و دمای روزانه شهر تورنتوی کانادا به کار بردند. سجادخان و همکاران (۲۰۰۶: ۳۵۷) سه روش ریزمقیاس‌نمایی- مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM)، مدل مولد آب‌وهوایی ایستگاه تحقیقاتی لانگ آشتن (LARS-WG)، و مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)- را از طریق آزمون‌های عدم قطعیت با سه پارامتر بارش روزانه، حداقل دمای روزانه، و حداکثر دمای روزانه مقایسه کردند. در مطالعه یادشده، پژوهشگران از آزمون ناپارامتری آماری ویلکاکسن برای مقایسه داده‌های مشاهده‌شده و ریزمقیاس‌شده در ماه‌های مختلف برای دو ایستگاه در منطقه‌ای کوچک در کانادا استفاده کردند. نتایج نشان داد روش SDSM بهترین کارایی و روش ANN کمترین کارایی را دارد و روش LARS-WG در حد وسط قرار دارد.

بابائیان و همکاران (۱۳۸۸: ۱۳۵) اقلیم ایران را در دوره ۲۰۱۰ - ۲۰۳۹ با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی آماری خروجی مدل ECHO-G و با به‌کارگیری مدل LARS-WG مدل‌سازی کردند. این پژوهشگران، با استفاده از مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG، خروجی مدل گردش عمومی جو ECHO-G را با سناریوی A1 برای دوره زمانی ۲۰۱۰ - ۲۰۳۹ بر روی ۴۳ ایستگاه همدیدی ایران ریزمقیاس کردند. نتایج حاکی از کاهش نُه‌درصدی بارش در کل کشور، افزایش آستانه بارش‌های سنگین و خیلی سنگین به ترتیب ۱۳ و ۳۹ درصد، و افزایش میانگین سالانه دما به میزان ۰/۵ درجه سانتی‌گراد است و بیشترین افزایش دما مربوط به ماه‌های سرد سال است.

کارآموز و همکاران (۲۰۰۹: ۱۶۵) روش ریزمقیاس‌نمایی SDSM و روش شبکه‌های عصبی (ANN) را برای پیش‌بینی بلندمدت بارش در پنج ماه از سال (دسامبر تا آوریل) در جنوب شرقی ایران به کار بردند. نتایج نشان داد روش SDSM عملکرد بهتری نسبت به روش ANN دارد.

هاشمی و همکاران (۲۰۰۹) مدل LARS-WG را برای ریزمقیاس‌نمایی خروجی مدل تغییر اقلیم HadCM3 در دوره آینده ۲۰۷۰ - ۲۰۹۹ بر اساس سناریوی A2 در منطقه اکلند کشور نیوزلند به کار بردند. نتایج نشان داد مدل LARS-WG ابزاری پذیرفتنی برای شبیه‌سازی رخدادهای حدی بارش است و می‌توان از آن به منزله ابزاری مهم برای ارزیابی اثرهای تغییر اقلیم استفاده کرد.

اشرف و همکاران (۱۳۹۰: ۹۴۵) داده‌های مدل گردش عمومی جو HadCM3 را با به‌کارگیری مدل LARS-WG طبق سه سناریوی A1B، A2، و B1 ریزمقیاس‌شده و تغییرات فصلی بارش، دمای کمینه، دمای بیشینه، و ساعت آفتابی استان خراسان رضوی در دوره ۲۰۱۱ - ۲۰۳۰ بررسی کردند.

دهقانی‌پور و همکاران (۱۳۹۰)، در مطالعه‌ای، توانمندی مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری SDSM را در تولید داده‌های بارش، دما، و تبخیر در ایستگاه هواشناسی همدیدی تبریز بررسی کردند. نتایج نشان داد که مدل SDSM توانایی مناسبی در کوچک‌مقیاس‌نمودن داده‌های دما، تبخیر، و بارش دارد.

گل‌محمدی و مساح بوانی (۱۳۹۰: ۳۱۵)، در مطالعه‌ای، به ارزیابی اثرهای تغییر اقلیم بر وضعیت خشک‌سالی حوضه قره‌سو در دوره‌های آتی با استفاده از شاخص خشک‌سالی بارش استاندارد شده (SPI) پرداختند. در این ارزیابی از روش SDSM برای ریزمقیاس‌نمایی خروجی مدل جهانی HadCM3 تحت سناریوی A2 استفاده شد. مقایسه نتایج حاکی از

آن است که حوضه در دوره ۲۰۴۰ - ۲۰۶۹ میلادی شاهد افزایش بارش و، به تبع آن، کاهش شدت خشک‌سالی نسبت به دوره پایه خواهد بود. این کاهش شدت برای مقیاس‌های زمانی شش و دوازده‌ماهه با افزایش دوره بازگشت افزایش می‌یابد. این در حالی است که برای خشک‌سالی‌های ۲۴ ماهه، با افزایش دوره بازگشت، شدت خشک‌سالی حوضه بیش از دوره پایه خواهد شد.

بائیان و کوهی (۱۳۹۱: ۹۵۳)، در پژوهشی، اثر گرمایش جهانی را بر متغیرهای بارش و دما و شاخص‌های اقلیمی کشاورزی همچون طول دوره خشکی، طول دوره رشد، و تبخیر-تعرق بالقوه با استفاده از خروجی ریزمقیاس‌شده دو مدل گردش عمومی جو NCAR-PCM و GFDL-CM2.1 تحت سناریوی انتشار A1B، A2، و B1 ارزیابی کردند. این پژوهشگران برای ریزمقیاس‌نمایی نیز از روش آماری همبستگی چندمتغیره بر روی میانگین‌های ماهانه تا سالانه برای شاخص‌های اقلیمی کشاورزی و مدل LARS-WG به منظور مدل‌سازی متغیرهای روزانه مورد نیاز در محاسبه تبخیر-تعرق بالقوه استفاده کردند.

ساروار و همکاران (۲۰۱۰) اثرهای تغییر اقلیم را بر حوضه آبریز رود تایمز با استفاده از مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی SDSM، LARS-WG، و KnnCAD ارزیابی کردند. نتیجه اینکه مدل SDSM برای دماهای حداقل و حداکثر عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر دارد، ولی برای بارش مدل LARS-WG ترجیح داده می‌شود.

ژائوفولی و همکاران (۲۰۱۱) دو مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری را- که عبارت‌اند از مدل مارکف پنهان ناهمگن (NHMM) و مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM)- روی داده‌های بارش روزانه دریاچه خشک‌شده رودخانه تاریم در چین ارزیابی کردند. ابزار مقایسه در این مطالعه توابع باقی‌مانده، تحلیل‌های همبستگی، و توابع چگالی و توزیع احتمالی بودند. به طور کلی، نتایج نشان داد هر دو روش، با کمی اختلاف عملکرد در مرحله پردازش و اعتبارسنجی مدل، پایداری لازم را دارند. همچنین، نتایج نشان داد که عملکرد روش NHMM کمی بهتر از SDSM در شبیه‌سازی بارش ماهانه است؛ به طوری که کاربر قادر خواهد بود بارش را به‌خوبی در همه ماه‌ها شبیه‌سازی کند. اما هر دو مدل NHMM و SDSM، به دلیل مؤلفه‌های تصادفی در مدل‌بندی مقادیر بارش، در ریزمقیاس‌کردن سری‌های سالانه بارش دقت کمتری دارند.

مینو و همکاران (۲۰۱۲) از یک مدل هیدرولوژیکی (HEC-HMS 3.4) برای مدل‌بندی هیدرولوژیکی منطقه رودخانه تونگا- بهادرا در هندوستان و از روش ریزمقیاس‌نمایی SDSM برای ریزمقیاس‌نمایی دماهای حداقل و حداکثر و بارش روزانه در منطقه مورد مطالعه استفاده کردند. نتایج مطالعه بیلان آب، افزایش بارش و رواناب و کاهش تلفات تبخیر تعرق واقعی را در منطقه مورد مطالعه نشان داد.

رجبی و شعبانلو (۲۰۱۲) از مدل SDSM برای ارزیابی تغییر اقلیم منطقه کرمانشاه در غرب ایران و اثر آن بر شاخص‌های اقلیمی، همچون جانسن، کرنر، و دومارتن، استفاده کردند. در این مطالعه با استفاده از مدل گردش عمومی جو HadCM3 و با در نظر گرفتن سناریوهای انتشار A2 و B2 در دوره‌های زمانی ۲۰۱۱ - ۲۰۳۹، ۲۰۴۰ - ۲۰۶۹، و ۲۰۷۷ - ۲۰۹۹ تغییرات شاخص‌های اقلیمی منطقه ارزیابی شد. نتایج نشان داد که اقلیم منطقه به‌ویژه در دوره ۲۰۷۷ - ۲۰۹۹ خشک‌تر خواهد شد و این تغییر برای سناریوی A2 محسوس‌تر است.

چیمبا و همکاران (۲۰۱۳) عملکرد روش ریزمقیاس‌نمایی SDSM را بر روند داده‌های حداقل دمای ایستگاه‌های کشور پاکستان در دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۱۰ ارزیابی کردند. نتایج نشان داد، طبق آزمون من کندال، روند افزایشی حداقل دمای سالانه معنی‌دار است. علاوه بر آن، تحلیل‌ها نشان داد بین داده‌های دمای مدل شده و داده‌های واقعی تطابق خوبی وجود دارد. علاوه بر آن، ضریب همبستگی پیرسن برای بیشتر نواحی بالای ۹۰ درصد بود. روش‌های آماری مختلف برای بررسی روند به کار گرفته شد. نتایج نشان داد تغییر معنی‌دار اقلیمی بیشتر در نواحی شمالی کشور پاکستان رخ داده است. رسولی و همکاران (۱۳۹۳: ۹) اثر عوامل مرفو-اقلیمی را بر دقت ریزمقیاس‌نمایی مدل LARS-WG در منطقه شمال غرب ایران بررسی کردند. نتایج نشان داد دقت مدل در هفت ایستگاه انتخابی با هم متفاوت بود، ولی شبیه‌سازی دما با دقت مناسب‌تری انجام شد. منتها در برآورد بارش از دقت کمتری برخوردار بود و در میان ایستگاه‌ها نیز متفاوت بود. رابطه دمای حداقل و حداکثر با ارتفاع ایستگاه در سطح ۵ درصد معنی‌دار بود و با بقیه عوامل رابطه معنی‌داری نتیجه نداده است و خطای بارش برآوردشده با فاصله از مرکز سلول HadCM3 معنی‌دار است و با بقیه عوامل مدل همبستگی نداشته است.

کازمی و همکاران (۲۰۱۴: ۱۳۷) روش SDSM را روی خروجی دمای روزانه مدل جهانی ECHAM5 به کار بردند. نتایج نشان داد که داده‌های ریزمقیاس‌شده خیلی دقیق‌تر از داده‌های مدل ECHAM5 است. ضریب همبستگی داده‌های ریزمقیاس‌شده با داده‌های مشاهده‌شده بین ۸۱ تا ۹۴ درصد است؛ این در حالی است که همین همبستگی برای داده‌های مدل جهانی بین ۷۳ تا ۸۷ درصد است.

نوری و آلام (۲۰۱۴: ۸۷) مدل SDSM را روی داده‌های مشاهداتی دما و بارش روزانه از سال ۱۹۸۱ تا ۲۰۰۶ با استفاده از مدل جهانی HadCM3 به کار بردند. در این مطالعه از شاخص درصد اریبی (PBIAS)، شاخص کفایت ناش-ساتکلیف (NSE)، و شاخص اصلاح‌شده تطابقی برای ارزیابی داده‌های بارش و دمای ریزمقیاس‌شده استفاده شد. مقدار شاخص PBIAS دمای ریزمقیاس‌شده حداقل بود (۰/۳۰٪-). شاخص NSE (۰/۸۰) و شاخص اصلاح‌شده تطابقی (۰/۸۳) بالاترین حد برای دمای حداکثر روزانه در ایستگاه سیلحت بنگلادش بوده است. در میان پنج ایستگاه باران‌سنجی، شاخص PBIAS بارش ریزمقیاس‌شده دارای مقدار حداقل (۱/۳۱٪) بود و شاخص NSE (۰/۷۶) و شاخص اصلاح‌شده (۰/۷۹) بالاترین حد را در ایستگاه کانایرقات داشته است. داده‌های دما و بارش ریزمقیاس‌شده با داده‌های مشاهده‌شده تقریباً مطابقت داشته‌اند.

ردی و همکاران (۲۰۱۴: ۵۴) اثرهای تغییر اقلیم را با استفاده از مدل LARS-WG در منطقه آندرا پرادش هند ارزیابی کردند. پژوهشگران در این بررسی، که دوره مشاهداتی ۱۹۸۰ - ۲۰۱۰ به عنوان دوره پایه در نظر گرفته شده است، ضمن بررسی اعتبار مدل و تأیید شبیه‌سازی بارش و دماهای حداقل و حداکثر، به این نتیجه رسیدند که تا سال ۲۰۳۰ حداکثر افزایش متوسط بارش سالانه ۵/۱۶ درصد و تا سال ۲۰۶۰ این افزایش ۹/۵ درصد خواهد شد. حداکثر دما تا سال ۲۰۳۰ به میزان ۱/۵۳ درصد خواهد بود و تا سال ۲۰۶۰ به مقدار ۲/۵ درصد افزایش خواهد یافت. ولی برای حداقل دما کاهش ۴ تا ۱۰ درصدی تا سال ۲۰۳۰ و کاهش ۶ تا ۱۲ درصدی تا سال ۲۰۶۰ را نشان می‌دهد.

گودرزی و همکاران (۲۰۱۵: ۸۳۳) از دو روش عامل تغییر (CF) و LARS-WG برای شبیه‌سازی متغیرهای

اقلیمی در دوره‌های آتی در حوضه آبخیز رودخانه اعظم هرات یزد استفاده کردند. بدین منظور، آن‌ها از مدل CGCM3-AR4 و سناریوی انتشار A2 تحت دو روش ریزمقیاس‌نمایی عامل تغییر و LARS-WG استفاده کردند. نتایج نشان از افزایش دما در حوضه آبخیز مورد مطالعه تحت هر دو روش ریزمقیاس‌نمایی دارد. متوسط دمای به‌دست‌آمده از هر دو روش در دوره آتی اختلاف ۳ تا ۴ درصد را نشان داد. از طرف دیگر، بارندگی در کل حوزه، بسته به شرایط جوی، افزایش و کاهش درخور ملاحظه‌ای از خود نشان داد؛ به طوری که در دوره آتی اختلاف بارش ناشی از دو روش ریزمقیاس‌نمایی حدود ۳۳ درصد بود.

عثمان و همکاران (۲۰۱۴) مدل LARS-WG را برای پیش‌بینی دوره‌های بارش آینده در مرکز عراق به‌کار بردند. در این بررسی خروجی هفت مدل جهانی تغییر اقلیم (GCM) به روش LARS-WG برای پیش‌بینی بارش در دوره‌های ۲۰۱۱-۲۰۳۰، ۲۰۴۶-۲۰۶۵، و ۲۰۸۰-۲۰۹۹ ریزمقیاس‌نمایی شد. نتایج افزایش روند بارش در دوره‌های ماهانه دسامبر-فوریه و سپتامبر-نوامبر و کاهش روند بارش در ماه‌های مارس، آوریل، و می را در آینده نشان داد.

با توجه به مطالعات مورد بررسی، مشخص می‌شود که مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی SDSM و LARS-WG و پس از آن مدل شبکه عصبی ANN در مطالعات ارزیابی تغییر اقلیم بیشترین کاربرد را داشته‌اند و در مناطق مورد مطالعه‌شان عملکرد و نتایج گوناگونی داشته‌اند. مثلاً، سجادخان و همکاران (۲۰۰۶) در مطالعه خود در کانادا به این نتیجه رسیدند که برای پارامتر بارش مدل SDSM عملکرد بهتری نسبت به مدل LARS-WG داشته است؛ در حالی که نتایج مطالعات ساروار و همکاران (۲۰۱۰) در منطقه رود تاجمز حاکی از عملکرد بهتر مدل LARS-WG برای بارش است. همچنین، ژائوفولی و همکاران (۲۰۱۱) در ارزیابی تغییر اقلیم در منطقه‌ای در چین به این نتیجه رسیدند که مدل مارکف پنهان عملکرد بهتری نسبت به مدل SDSM دارد. بنابراین، این فرضیه را می‌توان در نظر گرفت که عملکرد روش ریزمقیاس‌نمایی با ناهمواری‌ها و اقلیم منطقه مورد نظر ارتباط معنی‌داری دارد؛ همان‌طور که رسولی و همکاران (۱۳۹۲) برای مدل LARS-WG برای منطقه شمال غرب به چنین نتیجه‌ای رسیدند. بنابراین، استفاده از فقط یک روش ریزمقیاس‌نمایی مناسب به نظر نمی‌رسد و عدم قطعیت‌های زیادی دارد. به همین دلیل، در بیشتر مطالعات ارزیابی تغییر اقلیم از چند روش ریزمقیاس‌نمایی استفاده و عملکردشان مقایسه می‌شود تا به کمترین عدم قطعیت برسند. در این میان، مدل LARS-WG به عنوان یک مدل مولد تصادفی هواشناسی، مدل SDSM و مدل ANN به عنوان مدل‌هایی با رویکرد رگرسیونی از روش‌های پُرکاربردی هستند که در بیشتر مطالعات از آن‌ها استفاده می‌شود.

با توجه به حساسیت شمال غرب کشور به پدیده تغییر اقلیم، در این پژوهش توانایی سه مدل مختلف ریزمقیاس‌نمایی شامل SDSM، شبکه عصبی ANN، و LARS-WG در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی بارش روزانه، کمینه، و بیشینه دمای روزانه منطقه شمال غرب ایران مطالعه می‌شود. نتایج این تحقیق می‌تواند به برآورد صحیح چشم‌انداز تغییر اقلیم آتی این منطقه کمک کند.

مواد و روش‌ها

در این مطالعه سه روش برای ریزمقیاس‌نمایی آماری مدل تغییر اقلیم ارائه می‌شود: روش اول: کاربرد مولدهای تصادفی

آب‌وهوایی مانند LARS-WG. در این رویکرد از توزیع‌های نیمه‌تجربی برای سری‌های روزانه خشک و تر بارش و تشعشع خورشیدی استفاده می‌شود (رسکو و همکاران، ۱۹۹۱: ۲۷). دماهای حداقل و حداکثر روزانه به عنوان فرایندهای تصادفی با میانگین‌های روزانه و انحراف معیارهای روزانه در نظر گرفته می‌شوند. دوره‌های فصلی میانگین‌ها به وسیله سری‌های فوریه منتهای مرتبه ۳ مدل‌بندی می‌شوند و باقی‌مانده‌های مدل به وسیله یک توزیع نرمال تقریب زده می‌شود. برای ریزمقیاس‌نمایی با استفاده از این مدل از نرم‌افزار مولد تصادفی LARS-WG5 استفاده می‌شود.

روش دو: کاربرد روش SDSM. از این روش بسیار استفاده می‌شود. ویلیبی و همکاران (۱۹۹۹؛ ۲۰۰۲؛ ۲۰۰۳) نخستین بار این روش را ارائه کردند. این مدل ترکیبی از رگرسیونی خطی و مولد تصادفی هواشناسی است، زیرا از متغیرهای رطوبتی و الگوهای سیکلونی بزرگ‌مقیاس جوئی ($j=1,2,\dots,n$) به صورت خطی برای پارامترهای مولد هواشناسی مقیاس محلی (مثل رخداد بارش و چگالی) در ایستگاه‌های تکی استفاده می‌شود. رخداد بارش فرایندی شرطی است و با استفاده از مولد هواشناسی شرطی شده روی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مدل‌بندی می‌شود. بر حسب اینکه بارش در روز t رخ دهد یا نه، w_t به صورت معادله ۱ زیر تعریف می‌شود (ویلیبی و همکاران، ۲۰۰۳):

$$w_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \hat{u}_t^{(j)} \quad (1)$$

که در آن t زمان (روز)، w_t احتمال شرطی رخداد بارش در روز t ، $\hat{u}_t^{(j)}$ متغیر پیش‌بینی‌کننده نرمال‌شده زام در روز t ، و α پارامتر رگرسیونی به‌دست‌آمده با روش حداقل مربعات برای هر ماه است. این دو پارامتر بهینه‌سازی شده‌اند و به ناحیه مورد مطالعه و پارامتر پیش‌بینی‌شونده وابسته‌اند. عدد تصادفی r_t ($0 \leq r_t \leq 1$) با توزیع یکنواخت برای تعیین رخداد بارش و احتمال اینکه بارش اتفاق بیفتد، با این شرط که $w_t \leq r_t$ است، استفاده می‌شود.

در گام دوم مقدار برآوردشده بارش در هر روز بارانی تعیین می‌شود. این را می‌توان با نمره Z به صورت معادله ۲ تعیین کرد (ویلیبی و همکاران، ۲۰۰۳):

$$Z_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j \hat{u}_t^{(j)} + \varepsilon \quad (2)$$

که در آن Z_t نمره Z در روز t و β پارامتر رگرسیونی محاسبه‌شده است. به‌سادگی بارش y_t در روز t را می‌توان به صورت معادله ۳ نوشت (ویلیبی و همکاران، ۲۰۰۳):

$$y_t = F^{-1}[\Phi(Z_t)] \quad (3)$$

که در آن Φ تابع توزیع تجمعی نرمال و F تابع تجربی y_t است.

یک تبدیل ریشه چهارم برای کنترل طبیعت چولگی توزیع بارش به کار می‌رود. برای پارامترهای دما (دمای حداقل و حداکثر) فقط از معادله‌های ۲ و ۳ برای اجرای مدل استفاده می‌شود. معادله ۱ به کار نمی‌رود، چون مقادیر تصادفی برای دما در نظر گرفته نمی‌شود. در طی واسنجی مدل SDSM، بعضی از پارامترها از قبیل آستانه پیشامد، اریب تصحیح‌شده، و تورم واریانس برای تعیین بهترین تطابق آماری بین متغیرهای اقلیمی مشاهده‌شده و شبیه‌سازی‌شده تعدیل می‌شوند.

روش سوم: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی (ANN). کولیالی و همکاران (2005: ۴۸۳) این روش را گسترش دادند. این مدل نوعی از رگرسیون غیرخطی است که در آن ارتباط بین تعدادی از پیش‌بینی‌کننده‌های بزرگ‌مقیاس جوئی منتخب و پیش‌بینی‌شونده‌های اقلیمی مقیاس محلی ارائه می‌شود. در این روش یک شبکه پسخور عقب‌گرد زمانی^۱ (TLRN) یا، به عبارت بهتر، یک مدل سری زمانی غیرخطی استفاده می‌شود که در آن ورودی‌ها تماماً به وسیله خط تأخیر جریان پشتیبانی می‌شود و شبکه با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار (پرینسپل و همکاران، ۲۰۰۰) آموزش داده می‌شود. در این روش از یک رویکرد متفاوت برای انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌ها به منظور ریزمقیاس‌نمایی شبکه عصبی استفاده می‌شود. نخست شبکه‌ها با همه متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به عنوان ورودی آموزش داده می‌شوند. سپس، برای تعیین مناسب‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌ها تحلیل حساسیت انجام می‌شود تا برای آموزش دوباره مدل استفاده شوند. تحلیل حساسیت میزان ارتباط پیش‌بینی‌کننده‌ها (ورودی شبکه عصبی) با استفاده از محاسبه چگونگی تغییرات خروجی مدل در پاسخ به تغییرات یک ورودی را به ما می‌دهد. یادگیری شبکه تا زمانی که وزن‌های شبکه بی‌تأثیر باشند انجام‌ناپذیر است. ایده اصلی تحلیل حساسیت این است که ورودی‌های شبکه عصبی کمی شیفت پیدا کنند و مطابق با خروجی گزارش شده تغییر کنند. حساسیت با محاسبه تقسیم انحراف معیار خروجی به انحراف معیار ورودی به دست می‌آید. در این روش، حساس‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌ها به عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مناسب برای هر شبکه عصبی به طور جدا برای ریزمقیاس‌نمایی بارش و دمای حداقل و حداکثر انتخاب می‌شوند. شبکه عصبی، با تعداد کمتری از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده، دوباره آموزش داده می‌شود تا به عملکرد راستی‌آزمایی قابل قبولی برسد. چندین آزمایش آموزشی با ترکیبات مختلف تأخیرهای زمانی ورودی و تعداد نرون‌ها در لایه پنهانی شبکه بهینه‌شده انجام می‌شود.

برای ریزمقیاس‌نمایی بارش یک تأخیر زمانی هفت‌روزه و بیست نرون در لایه پنهانی بهترین عملکرد شبکه را ارائه داده است. برای ریزمقیاس‌نمایی دمای حداقل و حداکثر نیز تأخیر زمانی سه‌روزه و دوازده نرون در لایه پنهانی بهترین عملکرد را در شبکه داشته است. برخلاف مدل SDSM، ریزمقیاس‌نمایی بلرش در ANN فرایندی غیرشرطی است. به عبارت بهتر، می‌توان گفت که ساختار مدل ANN به شبیه‌سازی بر سری زمانی بارش و دمای ریزمقیاس‌شده محدود می‌شود.

برای مقایسه داده‌های تولیدشده مدل و مشاهدات می‌توان از آزمون ناپارامتری مقایسه میانگین‌های دو جامعه، که آزمون رتبه‌ای ویلکاکسن یا من-وینتی نام دارد، استفاده کرد. این آزمون، که برای بررسی فرض مساوی بودن میانگین‌های دو جامعه ($\mu_1 - \mu_2 = 0$) پایه‌ریزی شده است، به صورت زیر تعریف می‌شود (شهرآشوب و میکائیلی، ۱۳۶۷):

دو نمونه تصادفی X_1, X_2, \dots, X_n و Y_1, Y_2, \dots, Y_n را در نظر می‌گیریم. همه دوتایی‌های (X_i, Y_j) را، که تعداد آن‌ها mn تا است، تشکیل می‌دهیم. در هر جفت داریم $X_i < Y_j$ یا $X_i > Y_j$. حال آماره‌های W_{YX} و W_{XY} را به صورت معادله ۴ تعریف می‌کنیم:

$$X_i < Y_j \text{ ها با فرض } (X_i, Y_j) \text{ تعداد} = W_{XY} \quad (۴)$$

$$X_i > Y_j \text{ ها با فرض } (X_i, Y_j) \text{ تعداد} = W_{YX}$$

دو آماره شمارشی W_{XY} و W_{YX} را، که مجموع آن‌ها برابر با mn است، آماره‌های من-ویتنی می‌نامند. واضح است که در آزمون زیر

$$\begin{cases} H_0: & \text{مقادیر داده‌های } Y \text{ برابر با داده‌های } X \text{ است} \\ H_1: & \text{مقادیر داده‌های } Y \text{ بزرگ‌تر از داده‌های } X \text{ است} \end{cases} \quad (۵)$$

فرض H_0 را موقعی رد می‌کنیم که W_{XY} خیلی بزرگ شود، یعنی تعداد زیادی از Y_i ها بزرگ‌تر از X_i ها شوند.

$$\text{ثابت می‌شود که } W_{YX} = W_R - \frac{n(n+1)}{2} \text{ و } W_{XY} = W_S - \frac{n(n+1)}{2} \text{ که در آن‌ها:}$$

$$W_R = \sum_{j=1}^n R_j \quad W_S = \sum_{i=1}^n S_i \quad (۶)$$

S_i ها و R_j به ترتیب رتبه‌های داده‌های X و Y هستند.

برای تحلیل همبستگی داده‌های مشاهده‌شده و تولیدشده مدل، می‌توان از آزمون همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن استفاده کرد (شهر آشوب و میکائیلی، ۱۳۶۷). پایه کار تحلیل همبستگی بر اساس ضریب همبستگی خطی دو متغیر مربوطه است. ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن، همبستگی دو متغیر کمی را نشان می‌دهد که به صورت زیر تعریف می‌شود:

اگر X و Y دو متغیر تصادفی باشند و n نمونه از هر یک از این متغیرها را مشاهده کنیم، یعنی به صورت زیر:

$$Y : y_1, y_2, \dots, y_n \quad X : x_1, x_2, \dots, x_n \quad (۷)$$

این نوع ضریب همبستگی به صورت زیر به دست می‌آید:

۱. رتبه داده‌ها یعنی R_{y_i} را به دست می‌آوریم؛ به طوری که بزرگ‌ترین مشاهده y_i دارای $R_{y_i} = 1$ و

کوچک‌ترین آن دارای رتبه n است. اگر مقدار چند مشاهده مساوی باشد، میانگین رتبه این چند مشاهده را به عنوان رتبه مشاهدات در نظر می‌گیریم.

۲. مقدار اختلاف $d_i = R_{y_i} - i$ را به دست می‌آوریم.

۳. ضریب روند r_y به صورت معادله ۸ به دست می‌آید:

$$r_y = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (۸)$$

فرض صفر می‌گوید که سری زمانی مربوطه دارای روند نیست. می‌توان نشان داد که متغیر

$$t = r_y \sqrt{\frac{n-2}{1-r_y^2}} \quad (9)$$

دارای توزیع t -استودنت با $n-2$ درجه آزادی است. مقادیر بحرانی بر اساس توزیع t -استودنت به دست می‌آید. بنابراین، فرض صفر موقعی رد می‌شود که $t < -t_{\alpha/2}(n-2)$ و $t > t_{\alpha/2}(n-2)$ باشد که در آن سطح معنی‌داری مقدار α است.

یکی از شاخص‌های مهم، که برای ارزیابی کارایی مدل استفاده می‌شود، شاخص مجذور میانگین مربعات خطای مدل^۱ (RMSE) است که به صورت معادله ۱۰ تعریف می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - E_i)^2}{N}} \quad (10)$$

در معادله ۱۰ مقادیر O_i داده‌های مشاهداتی و مقادیر E_i داده‌های تولیدشده مدل است. هرچه مقدار RMSE به صفر نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل ریزمقیاس‌نمایی است.

منطقه مورد مطالعه شمال غرب ایران است که شامل استان‌های آذربایجان‌های شرقی و غربی، اردبیل، زنجان، و قسمتی از کردستان است. این منطقه بین مختصات جغرافیایی $39^{\circ} 50'$ تا $44^{\circ} 07'$ طول شرقی و $36^{\circ} 00'$ تا $39^{\circ} 50'$ عرض شمالی قرار گرفته است. برای بررسی اثر تغییر اقلیم در منطقه، با استفاده از مدل‌های آماری ذکر شده، به حداقل دوره آماری پایه ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ نیاز است. برای کامل کردن دوره آماری، علاوه بر استفاده از ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک، از ایستگاه‌های اقلیم‌شناسی قدیم، که داده‌های آن مورد تأیید سازمان هواشناسی کشور است، بهره گرفته شده است؛ هرچند بعضی از ایستگاه‌های منطقه دارای چند سال خلأ آماری‌اند و در این حالت داده‌های ناقص به عنوان داده گم‌شده در نظر گرفته شده و وارد مدل شده‌اند، بنابراین، تأثیر منفی در دقت خروجی مدل دارد. جدول ۱ مشخصات این ایستگاه‌ها و دوره آماری‌شان را نشان می‌دهد.

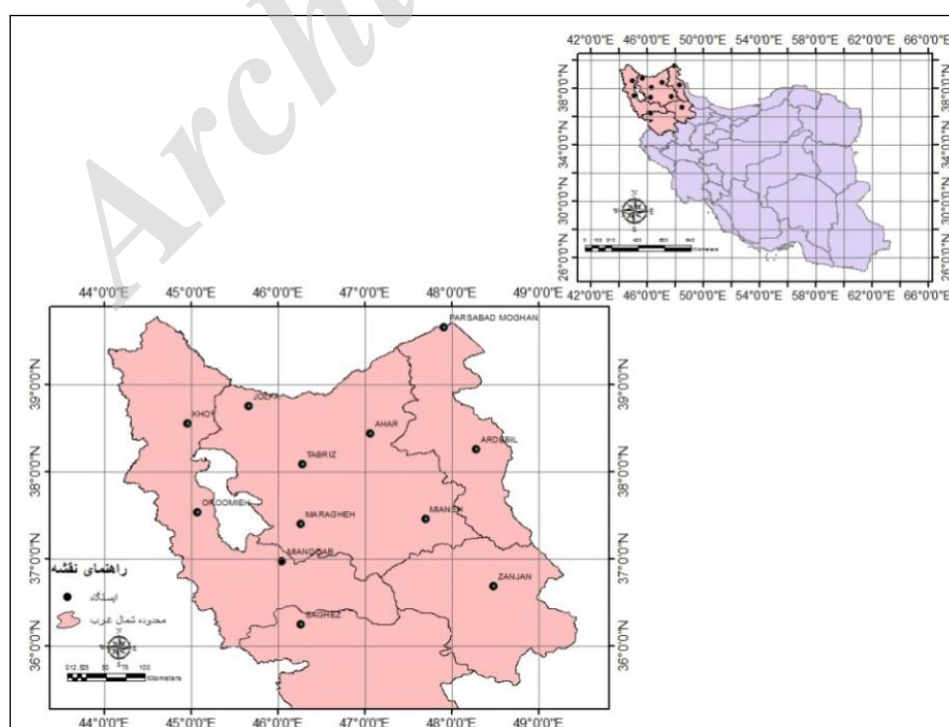
متغیرهای بزرگ‌مقیاس پیش‌بینی‌کننده، که از آن‌ها در برازش مدل‌های SDSM و ANN استفاده می‌شود، از سایت مرکز ملی پیش‌بینی محیطی امریکا^۲ (NCEP) با دقت ۲٫۵ درجه برای دوره آماری ۱۹۶۱ - ۲۰۰۱ دریافت شده است. این متغیرهای بزرگ‌مقیاس هواشناسی شامل ۲۶ متغیر مشتقات فشار، رطوبت، دما، جهت، و سرعت باد در سطوح مختلف است. این داده‌ها در دو شبکه در منطقه شمال غرب درون‌یابی شده‌اند. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه و ایستگاه‌های مربوطه را نشان می‌دهد. برای مدل SDSM دوره ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ به عنوان دوره واسنجی و دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ به عنوان دوره اعتبارسنجی مدل انتخاب شده است. برای مدل شبکه عصبی ANN نیز دوره آمار روزانه ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ به عنوان ورودی مدل برای آموزش شبکه استفاده شده و خروجی آن برای دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ ارائه شده است.

1. Root Mean Square Error (RMSE)
2. National Centre Environment Prediction

برای مدل مولد تصادفی LARS-WG نیز از دوره پایه ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ به عنوان ورودی مدل استفاده شده است. سرانجام، خروجی داده‌های مدل‌ها در دوره مشترک ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ با هم مقایسه شده‌اند.

جدول ۱. مشخصات دوازده ایستگاه مورد مطالعه منطقه شمال غرب ایران

ردیف	نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع	دوره آماری	تعداد سال‌های با خلأ آماری
۱	تبریز	۴۶ ۱۷	۳۸ ۰۵	۱۳۶۴	۱۹۵۱ - ۲۰۱۲	۰
۲	اهر	۴۷ ۰۴	۳۸ ۲۶	۱۳۹۱	۱۹۶۴ - ۲۰۱۲	۳
۳	جلفا	۴۵ ۳۶	۳۸ ۵۶	۷۳۶	۱۹۶۶ - ۲۰۱۲	۵
۴	میانه	۴۷ ۴۲	۳۷ ۲۷	۱۱۱۰	۱۹۶۳ - ۲۰۱۲	۲
۵	مراغه	۴۶ ۱۰	۳۷ ۱	۱۳۴۴	۱۹۶۲ - ۲۰۱۲	۱
۶	ارومیه	۴۵ ۰۵	۳۷ ۳۲	۱۳۱۶	۱۹۵۱ - ۲۰۱۲	۰
۷	خوی	۴۵ ۵۸	۳۸ ۳۳	۱۱۰۳	۱۹۶۱ - ۲۰۱۲	۰
۸	زنجان	۴۸ ۲۹	۳۶ ۴۱	۱۶۶۳	۱۹۵۴ - ۲۰۱۲	۰
۹	اردبیل	۴۸ ۱۷	۳۸ ۱۵	۱۳۳۲	۱۹۶۱ - ۲۰۱۲	۰
۱۰	پارس‌آباد	۴۷ ۵۵	۳۹ ۳۹	۳۲	۱۹۶۲ - ۲۰۱۲	۶
۱۱	میاندوآب	۴۶ ۰۳	۳۶ ۵۸	۱۳۰۰	۱۹۶۱ - ۲۰۱۲	۰
۱۲	سقز	۴۶ ۱۶	۳۶ ۱۵	۱۵۲۳	۱۹۶۱ - ۲۰۱۲	۰



شکل ۱. موقعیت منطقه شمال غرب ایران و ایستگاه‌های مورد مطالعه

یافته‌های پژوهش

کارایی مدل‌ها

در روش SDSM نخست داده‌های روزانه ایستگاه‌ها کنترل کیفی می‌شود و در صورت لزوم داده‌ها تبدیل می‌شود. در این مطالعه، داده‌های بارش روزانه، به سبب خارج از نرمال بودن توزیع آن‌ها (سبحانی و همکاران، ۱۳۹۴) و برازش بهتر مدل از تبدیل ریشه چهارم برای ایستگاه‌ها استفاده شده است. دوره ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ به عنوان دوره واسنجی مدل و دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ به عنوان دوره اعتبارسنجی انتخاب شد. پس از کنترل کیفی و تبدیل داده‌ها، بهترین پیش‌بینی‌کننده پارامترهای سینوپتیکی برای پارامتر پیش‌بینی‌شونده بررسی و انتخاب شد. تحلیل‌ها نشان داد که برای پارامتر بارش، در بیشتر ایستگاه‌ها، پیش‌بینی‌کننده‌های غالب، متغیرهای بزرگ‌مقیاس میانگین فشار سطح دریا (Slp)، سرعت مداری سطح زمین (p-u)، ارتفاع ژئوپتانسیل سطح ۵۰۰ (p500)، و مؤلفه‌های رطوبتی ارتفاع ۵۰۰ و ۸۵۰ (r500, r850) بیشترین همبستگی را داشته‌اند. برای پارامتر حداقل و حداکثر دما نیز بیشترین همبستگی مربوط بوده است به متغیرهای بزرگ‌مقیاس میانگین فشار سطح دریا (Slp)، ارتفاع ژئوپتانسیل سطح ۵۰۰ (p500)، و میانگین دمای دومتري (p-temp). جدول ۲ نتایج تدوین مدل برای سه پارامتر محلی بارش و حداقل و حداکثر دما برای ایستگاه مورد بررسی تبریز را به طور ماهانه نشان می‌دهد.

در مرحله بعد مدل رگرسیونی بر اساس متغیرهای انتخابی جدول ۲ برای هر پارامتر محلی و برای هر ماه واسنجی شد. میانگین ماهانه ضریب همبستگی چندمتغیره مدل برای هر پارامتر در سطر آخر جدول آمده است. در بعضی از ماه‌ها مدل همبستگی بسیاری دارد و در بعضی ماه‌ها، مثل بارش در ماه‌های کم‌بارش، همبستگی کمی دارد. دلیل این امر را می‌توان در تصادفی بودن متغیر بارش جست‌وجو کرد. دلیل دوم بزرگ‌مقیاس بودن داده‌های NCEP است و اینکه ممکن است برای منطقه مورد مطالعه به خوبی درون‌یابی نشده باشد.

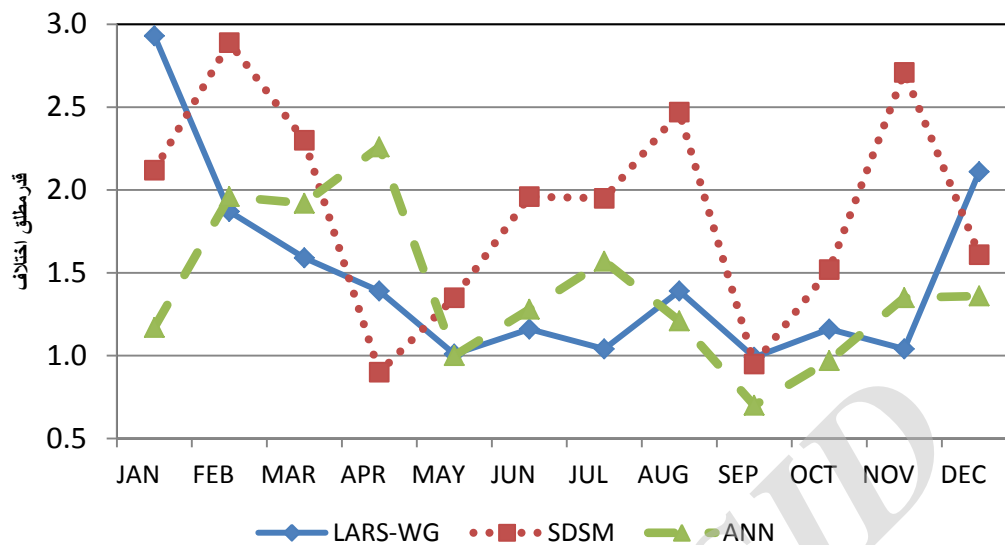
برای مدل شبکه عصبی نیز نخست کلیه متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به عنوان ورودی وارد مدل شبکه پسخور عقب‌گرد زمانی (TLRN) می‌شود و مورد آموزش قرار می‌گیرد. در اینجا دوره ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ به عنوان دوره آموزش شبکه و دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ به عنوان دوره تست مدل است. پس از اجرای تحلیل حساسیت، حساس‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در خروجی مدل شبکه عصبی تعیین می‌شود و مورد آموزش دوباره شبکه قرار می‌گیرد. جدول ۲ نتایج اجرای این مدل و متغیرهای انتخابی پیش‌بینی‌کننده برای دما و بارش در ایستگاه تبریز را به عنوان نمونه نشان می‌دهد. در روش LARS-WG خروجی مدل شامل ۵۰ بار تولید داده‌های روزانه دما و بارش در ۳۶۵ روز سال برای دوره پایه ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ میلادی است.

به طور اجمال و نمونه، می‌توان عملکرد سه مدل مزبور را به شکل نموداری روی ایستگاه تبریز بررسی کرد. برای این کار از شاخص قدر مطلق اختلاف داده‌های تولیدشده مدل و مشاهدات استفاده شده است که میانگین آن برای هر ماه محاسبه شده و در نمودار آمده است. شکل‌های ۲ تا ۴ میانگین قدر مطلق اختلاف داده‌های تولیدشده و مشاهداتی را برای سه مدل مورد بررسی در ماه‌های مختلف سال در دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱ در ایستگاه نمونه تبریز به‌ترتیب برای پارامترهای حداقل دما و حداکثر دما و بارش نشان می‌دهد.

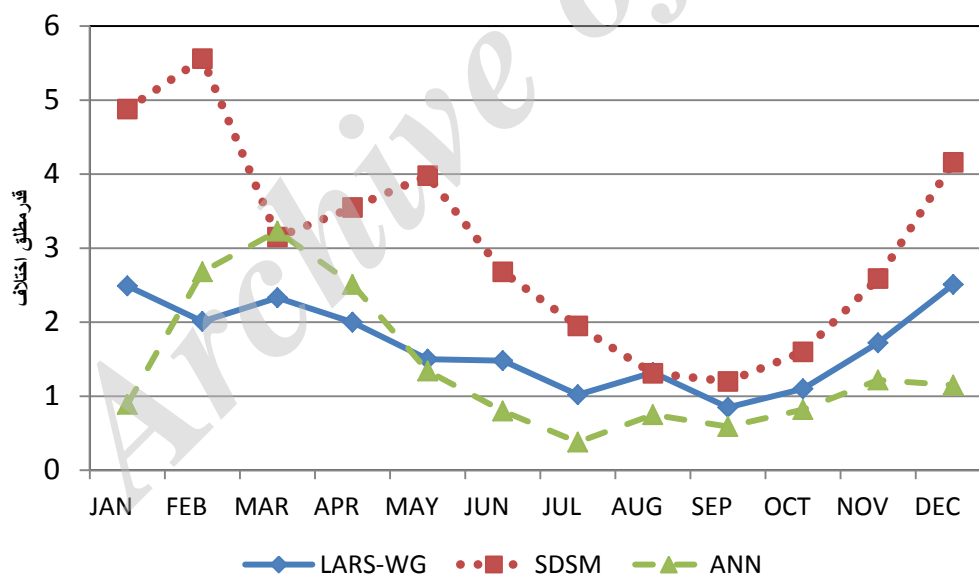
جدول ۲. پیش‌بینی‌کننده‌های انتخابی مدل SDSM و ANN برای پیش‌بینی شونده‌های دما و بارش روزانه برای ایستگاه‌های نمونه تبریز

مدل ANN			مدل SDSM			توضیح	متغیر پیش‌بینی‌کننده برگرفته از داده‌های NCEP
حداقل دما	حداکثر دما	بارش	حداقل دما	حداکثر دما	بارش		
*	*	*	*	*	*	میانگین فشار سطح دریا	Mslp
		*				سرعت جریان هوا در ارتفاع ۸۵۰ هکتوپاسکال	P8_f
	*				*	سرعت مداری نزدیک سطح	P_u
		*				تاوایی نزدیک سطح	p_z
					*	تاوایی در ارتفاع ۵۰۰ هکتوپاسکال	P5_z
		*				مؤلفه سرعت مداری در ارتفاع ۸۵۰ هکتوپاسکال	P8_u
*	*	*	*	*	*	ارتفاع ژئوپتانسیل سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	P500
					*	رطوبت نسبی در ارتفاع ۵۰۰ هکتوپاسکال	Pr500
*					*	ارتفاع ژئوپتانسیل سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	P850
*	*	*			*	رطوبت نسبی در ارتفاع ۸۵۰ هکتوپاسکال	Pr850
		*				رطوبت نسبی در نزدیک سطح	Rhum
*	*					رطوبت ویژه در نزدیک سطح	Shum
*	*	*	*	*	*	میانگین دمای دومتري	P_temp

طبق شکل ۲، به نظر می‌رسد برای حداقل دمای تبریز مدل شبکه عصبی ANN کمترین اختلاف داده تولید شده و مشاهداتی را دارد. به عبارت دیگر، بهترین عملکرد را دارد. البته، در مدل LARS-WG نیز شاخص اختلاف تا حدودی نزدیک به مدل ANN است، ولی در ماه‌های ژانویه و دسامبر اختلاف مدل LARS-WG خیلی بیشتر از مدل ANN است. شاخص اختلاف برای مدل SDSM به‌جز برای ماه آوریل بیشتر از دو مدل دیگر است؛ این امر نشان‌دهنده عملکرد پایین این مدل نسبت به دو مدل دیگر است.



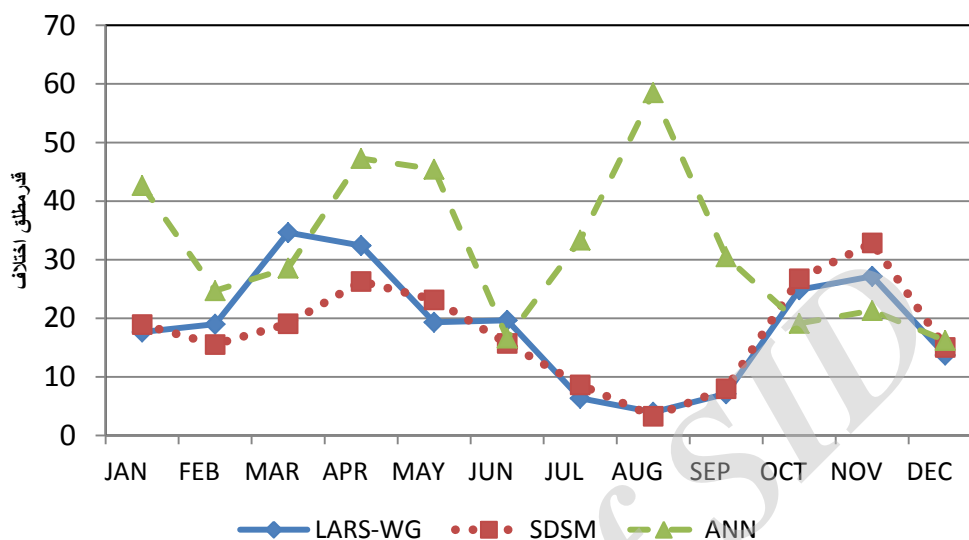
شکل ۲. میانگین قدر مطلق اختلاف حداقل دمای تولیدشده مدل و مشاهدات در ماه‌های مختلف برای ایستگاه نمونه تبریز برای ANN، SDSM و LARS-WG طی دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱



شکل ۳. میانگین قدر مطلق اختلاف حداکثر دمای تولیدشده مدل و مشاهدات در ماه‌های مختلف برای ایستگاه نمونه تبریز برای ANN، SDSM و LARS-WG طی دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱

در شکل ۳ برای حداکثر دمای تبریز در سه مدل نتایج مشابهی می‌توان یافت. همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، عملکرد مدل ANN کمی بهتر از مدل LARS-WG است و شاخص اختلاف مدل SDSM به طور محسوسی بیشتر از دو مدل دیگر است؛ این امر نشان‌دهنده عملکرد پایین این مدل نسبت به دو مدل دیگر است. در پارامتر بارش، نتایج عملکرد مدل‌ها برای ایستگاه تبریز کاملاً متفاوت است. طبق شکل ۴، شاخص اختلاف مدل‌های LARS-WG و

SDSM در همه ماه‌ها نزدیک به هم و عملکردشان مشابه است. در حالی که مدل ANN دارای شاخص اختلاف بیشتری نسبت به دو مدل دیگر است؛ این امر نشان‌دهنده عملکرد نسبی پایین این مدل است.



شکل ۴. میانگین قدر مطلق اختلاف بارش تولیدشده مدل و مشاهدات در ماه‌های مختلف برای ایستگاه نمونه تبریز برای ANN، SDSM، و LARS-WG طی دوره ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱

البته، نتایج به دست آمده فقط برای ایستگاه تبریز است. برای بررسی دقیق‌تر و از بین بردن عامل مکانی و اقلیمی، می‌توان این بررسی را طبق شاخص‌های دیگر و در ایستگاه‌های دیگر منطقه مطالعه کرد. در این بررسی، با سه روش و شاخص، عملکرد سه مدل در دوازده ایستگاه منطقه مقایسه می‌شود. این سه روش و شاخص عبارت‌اند از: آزمون مقایسه‌ای من-ویتنی؛ آزمون همبستگی اسپیرمن؛ شاخص RMSE. بررسی عملکرد مدل‌ها به طور ماهانه انجام شده است. جدول‌های ۳ تا ۵ نتایج آزمون‌ها و محاسبه RMSE را برای سه پارامتر دمای حداقل و حداکثر و بارش نشان می‌دهد. در این جدول‌ها تعداد ماه‌هایی که بر اساس آزمون من-ویتنی اختلاف داده‌های مشاهداتی و تولیدشده مدل معنی‌دار هستند و نیز تعداد ماه‌هایی که بر اساس آزمون همبستگی اسپیرمن داده‌ها دارای همبستگی معنی‌دار هستند ارائه شده است. در ستون آخر نیز شاخص LARS-WG ماهانه برای هر مدل محاسبه شده است. در سطر آخر نیز میانگین وضعیت آزمون‌ها و شاخص دوازده ایستگاه آورده شده است.

با نگاه به جدول ۳، مشخص می‌شود که نتایج آزمون من-ویتنی برای حداقل دما در ایستگاه‌های مختلف کاملاً متفاوت است؛ به طوری که در ایستگاه‌هایی مثل مراغه و زنجان به طور میانگین فقط دو ماه برای سه مدل اختلاف داده‌های تولیدشده مدل و مشاهده‌شده معنی‌دار بوده است؛ از این لحاظ جزو ایستگاه‌هایی به شمار می‌روند که هر سه مدل خوب جواب داده است. اما ایستگاهی مثل اهر به طور متوسط نه ماه داده‌های مدل شده در آن با مشاهدات اختلاف معنی‌دار داشته است؛ این امر نشان‌دهنده خطای فراوان مدل‌ها در این ایستگاه است. ناپایداری دمایی ایستگاه اهر را می‌توان یکی از دلایل این اختلافات دانست. در مقام مقایسه سه مدل، طبق آزمون من-ویتنی، میانگین تعداد ماه‌های دارای اختلاف معنی‌دار در کل ایستگاه‌های منطقه برای مدل LARS-WG پنج ماه، برای مدل SDSM چهار ماه، و

برای مدل ANN پنج ماه محاسبه شده است. پس می‌توان گفت عملکرد سه مدل برای حداقل دما در منطقه مورد مطالعه از لحاظ آزمون من- ویتنی نزدیک به هم‌اند. نتایج آزمون همبستگی اسپیرمن برای دمای حداقل نشان می‌دهد که تعداد ماه‌هایی که همبستگی داده‌های مدل شده و مشاهده‌شده معنی‌دار است، در کلیه ایستگاه‌ها برای مدل LARS-WG با میانگین یک ماه در سال کمتر از دو مدل دیگر است و نشان‌دهنده عملکرد پایین مدل LARS-WG از این لحاظ است. البته، دلیل همبستگی کم این مدل را می‌توان در ساختار تصادفی بودن آن جست‌وجو کرد. میانگین تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار برای مدل ANN هفت ماه از سال است که بهترین عملکرد را از این لحاظ در بین سه مدل دارد. مدل SDSM نیز با چهار ماه همبستگی معنی‌دار در سال بینابین است. از لحاظ شاخص RMSE در جدول ۳ برای حداقل دما، مدل‌های LARS-WG و ANN میانگین مقادیر مجموع مربعات خطایشان نزدیک به هم است و نشان‌دهنده عملکرد نزدیک به هم دو مدل است و مقادیر RMSE در آن‌ها کمتر از مدل SDSM است؛ همین امر نشان می‌دهد که عملکرد مدل SDSM کمتر از دو مدل دیگر است، ولی در بعضی از ایستگاه‌ها مثل زنجان عملکرد مدل SDSM بهتر از دو مدل دیگر است.

طبق جدول ۴، نتایج آزمون من- ویتنی برای حداکثر دما نشان می‌دهد که به‌جز ایستگاه‌های تبریز و سقز، که تعداد اختلاف ماه‌های معنی‌دار تا حدودی نسبت به بقیه ایستگاه‌ها بیشتر است، تفاوت نتایج آزمون برای ایستگاه‌ها آن‌قدر نیست. میانگین تعداد ماه‌های دارای اختلاف معنی‌دار در آزمون من- ویتنی برای سه مدل مورد بررسی نزدیک به هم است (برای مدل LARS-WG دو ماه، مدل SDSM دو ماه، و مدل ANN سه ماه)؛ این امر نشان‌دهنده عملکرد مشابه سه مدل از لحاظ نتایج آزمون من- ویتنی است. نتایج آزمون همبستگی اسپیرمن برای حداکثر دما نیز نشان می‌دهد که تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار برای ایستگاه‌ها آن‌قدر متفاوت نیست، ولی مقایسه سه مدل مورد بررسی نشان می‌دهد که میانگین تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار در مدل LARS-WG فقط یک ماه بوده و نشان‌دهنده همبستگی پایین داده‌های مدل شده و مشاهده‌شده در این روش است. ولی برای دو مدل SDSM و ANN میانگین تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار هفت ماه بوده که نشان‌دهنده عملکرد خوب و مشابه این دو مدل است. اما طبق شاخص RMSE، عملکرد مدل ANN بهتر از دو مدل دیگر است، زیرا دارای کمترین میانگین شاخص RMSE در بین ایستگاه‌هاست و بعد از مدل LARS-WG دارای عملکرد بهتری است. و در آخر مدل SDSM پایین‌ترین عملکرد را از این لحاظ دارد. البته، باید ذکر کرد که تفاوت شاخص RMSE در بین ایستگاه‌ها متفاوت است. مثلاً، ایستگاه‌های تبریز، اردبیل، و میانه دارای شاخص RMSE بالایی برای مدل SDSM هستند؛ همین امر باعث شده است که میانگین شاخص RMSE برای مدل اخیر بالاتر از دو مدل دیگر شود. در حالی که برای ایستگاه‌هایی مثل پارس‌آباد، جلفا، و زنجان مقدار شاخص RMSE برای مدل SDSM کمتر از دو مدل دیگر است که نشان‌دهنده عملکرد خوب این مدل در این ایستگاه‌هاست.

جدول ۳. نتایج آزمون‌های مقایسه‌ای، همبستگی، و شاخص خطای ماهانه میانگین حداقل دمای مدل‌های LARS-WG، SDSM و ANN برای دوازده ایستگاه مورد مطالعه در دوره آماری ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱

ایستگاه	تعداد ماه‌های با اختلاف معنی‌دار در آزمون من-ویتنی			تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار			RMSE		
	ANN	SDSM	LARS-WG	ANN	SDSM	LARS-WG	ANN	SDSM	LARS-WG
تبریز	۴	۶	۶	۱۰	۴	۰	۲,۸۸۸۲	۵,۴۶۷۵	۳,۴۷۳۸
اردبیل	۲	۳	۳	۶	۳	۰	۳,۰۱۰۸	۴,۸۷۶۳	۵,۲۱۹
خوی	۵	۳	۵	۷	۷	۲	۳,۵۴۷۲	۴,۸۷۶۲	۴,۴۱۳۴
اهر	۸	۹	۱۰	۷	۴	۰	۵,۸۷۴۵	۸,۷۶۸۴	۷,۲۹۹۱
پارس‌آباد	۴	۴	۷	۶	۱	۱	۴,۰۵۷۴	۴,۱۶۴۵	۲,۷۸۶۳
جلفا	۳	۱	۲	۷	۲	۰	۳,۶۶۱۷	۳,۶۷۸۶	۳,۱۸۰۷
ارومیه	۵	۸	۹	۸	۴	۲	۲,۵۱۳۲	۵,۷۱۰۸	۴,۰۷۱۵
زنجان	۳	۱	۱	۸	۸	۰	۲,۷۷۶۶	۲,۵۲۸۹	۳,۷۰۲۳
مراغه	۵	۲	۱	۱۰	۷	۲	۳,۵۸۸۲	۴,۹۳۰۷	۳,۲۲۱۲
میانه	۶	۲	۵	۸	۳	۱	۴,۴۵۲۹	۱۰,۶۶۵۸	۴,۸۸۸۸
میاندوآب	۹	۷	۷	۹	۴	۰	۵,۸۹۵۲	۹,۳۹۳۴	۵,۰۲۹۴
سقز	۸	۷	۷	۲	۴	۰	۱۰,۹۵۹۶	۹,۶۰۶۳	۸,۰۹۷۷
میانگین	۵	۴	۵	۷	۴	۱	۴,۴۳۵۵	۶,۲۲۲	۴,۶۱۵

بر اساس جدول ۵، نتایج آزمون من-ویتنی برای پارامتر بارش نشان می‌دهد که میانگین تعداد ماه‌های با اختلاف معنی‌دار داده‌های مدل شده و مشاهده‌شده برای مدل ANN شش ماه است و عملکرد پایینی نسبت به دو مدل دیگر- که دارای تعداد ماه‌های با اختلاف معنی‌دار دو و یک ماه است- دارد. از لحاظ همبستگی اسپیرمن نیز، میانگین تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار در سه مدل نزدیک به هم است و نشان‌دهنده عملکرد مشابه سه مدل از این لحاظ است. با نگاه به شاخص RMSE در جدول ۵، می‌توان نتیجه گرفت به طور میانگین مقدار شاخص RMSE برای مدل SDSM بسیار کمتر از دو مدل دیگر و نشان‌دهنده عملکرد خوب این مدل نسبت به دو مدل دیگر است. هرچند اختلاف عملکرد سه مدل در ایستگاه‌های مختلف متفاوت است. مثلاً، در ایستگاه‌های مراغه و میانه عملکرد مدل ANN بهتر از دو مدل دیگر است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که عملکرد مدل SDSM بهتر از دو مدل دیگر و عملکرد مدل ANN کمی بهتر از مدل LARS-WG است. به منظور بررسی عملکرد مکانی و جغرافیایی سه مدل برای بارش، در شکل‌های ۵ تا ۷ نقشه جغرافیایی پهنه‌بندی شاخص RMSE برای منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است.

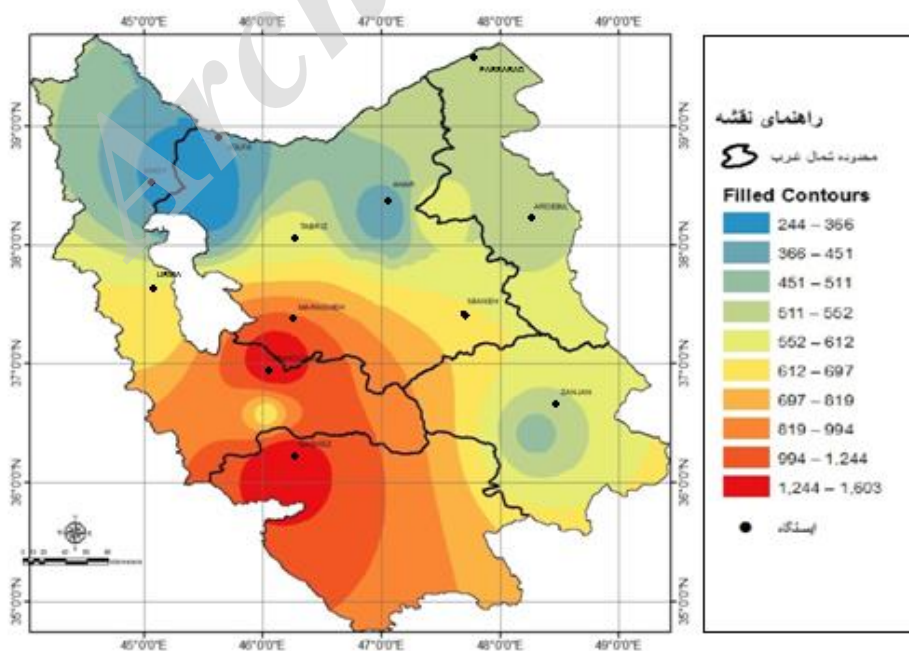
جدول ۴. نتایج آزمون‌های مقایسه‌ای، همبستگی، و شاخص خطای ماهانه میانگین حداکثر دمای مدل‌های LARS-، SDSM و ANN برای دوازده ایستگاه مورد مطالعه در دوره آماری ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱

ایستگاه	تعداد ماه‌های با اختلاف معنی‌دار در آزمون من-ویتنی			تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار			RMSE		
	ANN	SDSM	LARS-WG	ANN	SDSM	LARS-WG	ANN	SDSM	LARS-WG
تبریز	۳	۱۰	۱	۱۰	۲	۰	۳,۲۷۵	۱۴,۴۰۵۸	۴,۸۰۴۸
اردبیل	۱	۲	۲	۷	۵	۱	۳,۳۷۲۲	۱۴,۱۸۷	۸,۴۸۵۶
خوی	۷	۴	۱	۸	۶	۰	۷,۰۷۳۳	۸,۸۲۱۸	۷,۴۸۱۱
اهر	۰	۱	۳	۷	۶	۰	۲,۲۲۴۳	۳,۶۵۲۶	۵,۵۸۹۶
پارس‌آباد	۳	۲	۱	۴	۹	۰	۳,۴۹۷۶	۲,۸۳۰۲	۴,۲۷۰۹
جلفا	۳	۰	۱	۸	۸	۰	۴,۷۰۶۶	۳,۷۶۰۵	۶,۲۳۸۷
ارومیه	۳	۲	۳	۹	۹	۰	۳,۱۲۶۹	۳,۸۳۱۲	۴,۹۰۱۹
زنجان	۴	۰	۱	۹	۱۰	۰	۲,۸۷۸۶	۲,۶۸۴۲	۵,۳۵۴۶
مراغه	۲	۱	۳	۷	۶	۱	۲,۶۲۳۳	۵,۰۵۴۶	۵,۰۷۲۳
میانه	۴	۱	۳	۹	۸	۰	۶,۶۷۶۲	۱۰,۵۸۶	۷,۵۰۴۱
میاندوآب	۲	۰	۱	۹	۸	۰	۳,۱۳۳	۶,۰۸۵۵	۵,۲۱۳۳
سقز	۸	۵	۵	۰	۸	۱	۱۷,۴۷۹	۴,۴۸۶	۶,۸۳۹
میانگین	۳	۲	۲	۷	۷	۰	۵,۰۰۵۵	۶,۶۷۰	۵,۹۸۰

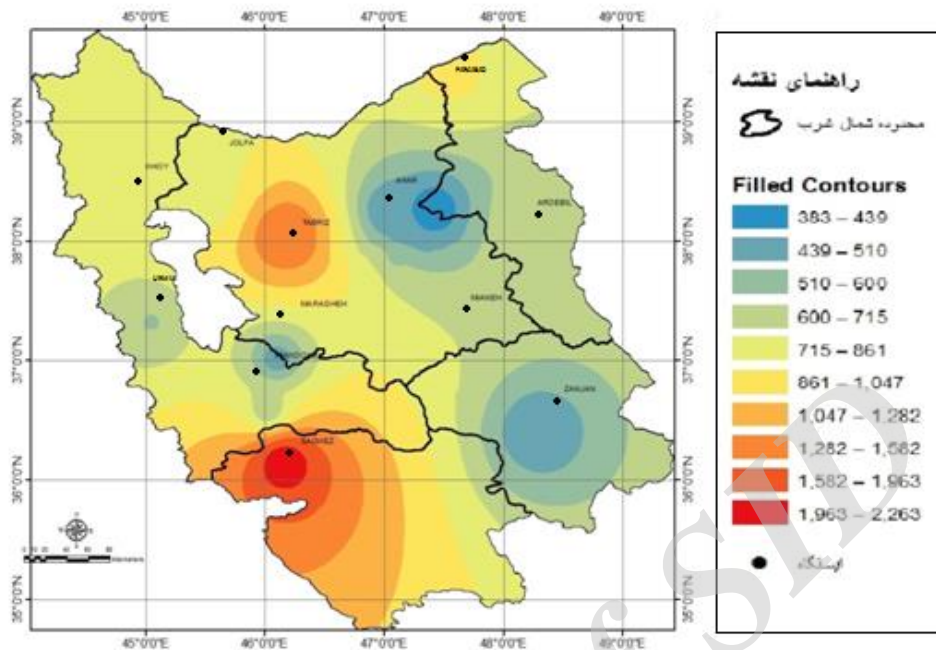
پهنه‌بندی شاخص RMSE برای سه مدل (شکل‌های ۵ تا ۷) نشان می‌دهد که خطای مدل‌ها در منطقه جنوب غرب، به‌ویژه در ایستگاه سقز، زیاد است. یک دلیل اقلیمی و آماری می‌توان برای این موضوع مطرح کرد: اینکه این منطقه تحت تأثیر سامانه‌های مدیترانه‌ای است و نسبت به مناطق دیگر بسیار ناپایدار است و تغییرات بارش در این مناطق بیشتر است؛ همین امر تخمین بارش را سخت‌تر می‌کند. این موضوع به‌ویژه در مدل SDSM (شکل ۵) کاملاً مشهود است، زیرا ساختار این مدل بر اساس ارتباط پارامتر اقلیمی منطقه با متغیرهای بزرگ‌مقیاس اقلیمی پایه‌ریزی شده است و تا حدودی به سامانه‌های هواشناسی ورودی و تغییرات فشار وابسته است. از آنجا که ساختار مدل شبکه عصبی بر اساس ارتباطات منطقی متغیرها پایه‌ریزی شده است، همین مسئله برای مدل شبکه عصبی TRLN (شکل ۶) تا حدودی برقرار است. البته، به‌جز ایستگاه تبریز، که مدل خطای بسیار زیادی دارد، بقیه ایستگاه‌ها از همین روند پیروی می‌کنند. برای مدل LARS-WG (شکل ۷) نیز می‌توان نتیجه مشابه را گرفت، البته در این میان فقط ایستگاه پارس‌آباد در شمال شرق منطقه، نسبت به ایستگاه‌های اطراف خود، دارای خطای بالای مدل است. دلیل این امر می‌تواند خلأ آماری زیاد داده‌های ایستگاه باشد که در بالارفتن خطای مدل تأثیر زیادی دارد، زیرا ساختار مدل LARS-WG بر اساس تولید تصادفی داده‌ها طبق داده‌های ورودی ایستگاه پایه‌ریزی شده است و وابستگی کامل به کیفیت داده‌های ورودی ایستگاه دارد.

جدول ۵. نتایج آزمون‌های مقایسه‌ای، همبستگی، و شاخص خطای ماهانه بارش مدل‌های SDSM، LARS-WG، و ANN برای دوازده ایستگاه مورد مطالعه در دوره آماری ۱۹۹۱ - ۲۰۰۱

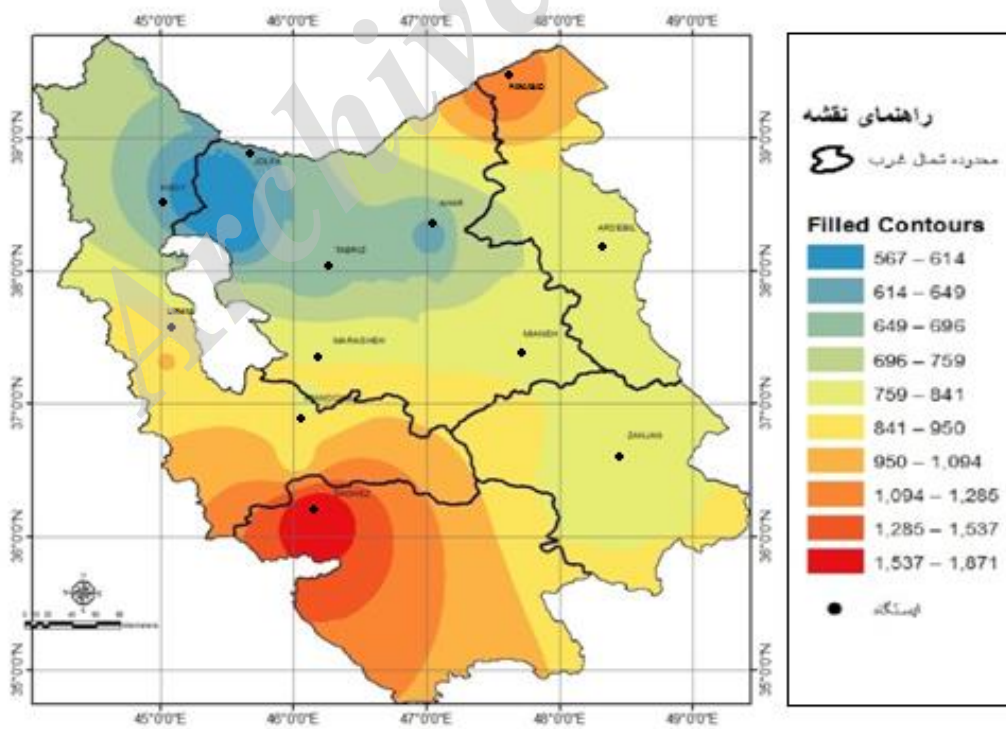
ایستگاه	تعداد ماه‌های با اختلاف			تعداد ماه‌های با همبستگی معنی‌دار			RMSE		
	معنی‌دار در آزمون من-ویتنی								
	ANN	SDSM	LARS-WG	ANN	SDSM	LARS-WG	ANN	SDSM	LARS-WG
تبریز	۸	۲	۲	۱	۰	۰	۱۶۶۰٫۹	۵۸۳٫۸۸	۶۵۶٫۵۵
اردبیل	۵	۲	۰	۲	۲	۰	۶۶۱٫۲۲	۵۱۶٫۳۴	۷۸۶٫۳۶
خوی	۹	۰	۱	۱	۴	۰	۸۱۰٫۳	۲۸۹٫۳۲	۵۷۸٫۰۸
اهر	۶	۲	۱	۱	۱	۲	۴۳۰٫۰۱	۳۷۷٫۰۷	۶۲۹٫۶۵
پارس‌آباد	۷	۰	۰	۱	۰	۱	۹۰۴٫۴۲	۵۴۵٫۸۸	۱۲۱۲٫۸
جلفا	۸	۱	۰	۲	۱	۱	۷۱۷٫۵۴	۲۴۴٫۳۱	۵۶۶٫۷۳
ارومیه	۲	۰	۰	۳	۳	۰	۵۹۳٫۸۳	۶۱۱٫۵۷	۹۵۲٫۵۶
زنجان	۱	۲	۰	۰	۱	۰	۴۳۹٫۹۱	۴۹۷٫۹۶	۷۹۲٫۶۷
مراغه	۵	۱	۰	۲	۱	۰	۴۶۱٫۵۷	۱۵۷۸٫۲	۸۲۵٫۲
میانه	۷	۴	۲	۴	۲	۰	۳۸۲٫۸۳	۵۹۶٫۶۱	۷۴۵٫۹۸
میاندواب	۸	۱	۰	۲	۱	۱	۶۲۹٫۶۴	۶۱۳٫۹۵	۸۹۷٫۸۵
سقز	۵	۳	۰	۳	۱	۱	۲۲۶۳٫۱	۱۶۰۲٫۹	۱۸۷۰٫۶
میانگین	۶	۲	۱	۲	۱	۱	۸۲۹٫۶۱۲۲	۶۷۱٫۴۹۶	۸۷۶٫۲۵۳



شکل ۵. پهنه‌بندی شاخص RMSE برای عملکرد مدل SDSM برای ریزمقیاس‌نمایی بارش شمال غرب ایران



شکل ۶. پهنه‌بندی شاخص RMSE برای عملکرد مدل شبکه عصبی TRLN برای ریزمقیاس‌نمایی بارش شمال غرب ایران



شکل ۷. پهنه‌بندی شاخص RMSE برای عملکرد مدل LARS-WG برای ریزمقیاس‌نمایی بارش شمال غرب ایران

تولید سناریوی تغییر اقلیم بارش برای دوره آتی

در این بررسی، علاوه بر مقایسه عملکرد مدل‌ها، نتایج خروجی ریزمقیاس‌شده تولید سناریوی مدل گردش عمومی جو HadCM3 تحت سناریوی بدینانه A2 برای بارش در دوره آتی ۲۰۴۶ - ۲۰۶۵ توسط دو مدل ریزمقیاس‌نمایی SDSM و LARS-WG در ایستگاه‌های مورد مطالعه شمال غرب آورده شده است. از آنجا که، بر اساس نتایج، عملکرد مدل SDSM برای بارش بهتر از دو مدل دیگر بوده است، نتایج سناریوی این مدل برای بارش آورده شده و با نتایج سناریوی بارش مدل تصادفی LARS-WG، به عنوان مدل کنترل، مقایسه شده است. شکل ۸ نقشه پهنه‌بندی درصد تغییرات بارش دوره آتی ۲۰۴۶ - ۲۰۶۵ را نسبت به دوره پایه ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ در فصول زمستان، بهار، و پاییز نشان می‌دهد.

طبق شکل ۸، نقشه‌های درصد تغییرات بارش فصل زمستان نشان می‌دهد که اختلاف نتایج دو مدل محسوس است؛ به طوری که در مدل SDSM در بیشتر مناطق کاهش ۱۰ تا ۲۰ درصدی مشاهده خواهد شد. البته، در منطقه اردبیل، میاندوآب، و خوی این کاهش بیشتر است. ولی طبق مدل LARS-WG در مناطق غربی نرمال تا ۱۰ درصد کاهش و در مناطق شرقی ۱۰ تا ۲۰ درصد افزایش را مشاهده خواهیم کرد. البته، بر اساس نتایج به‌دست‌آمده مدل SDSM قابل اعتماد است.

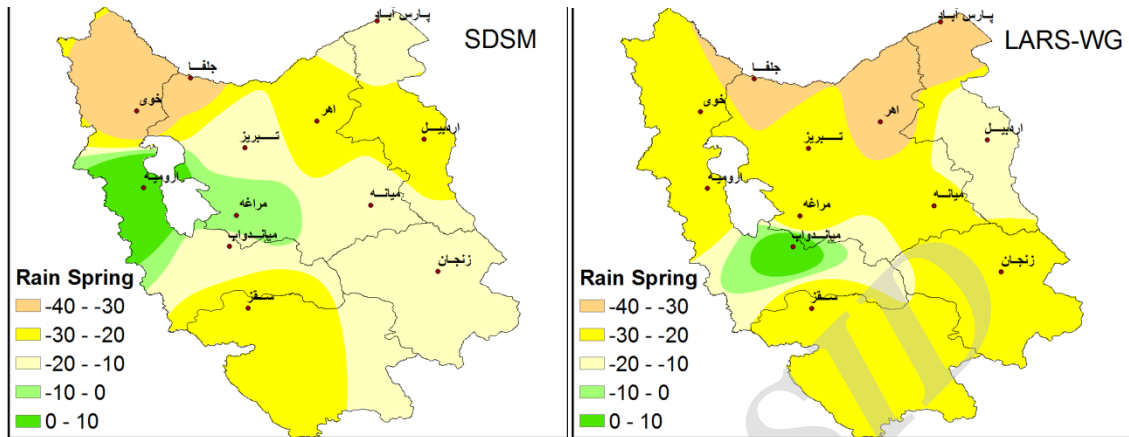
درصد تغییرات بارش در فصل بهار نشان می‌دهد که، طبق نتایج خروجی دو مدل، در بیشتر مناطق، بارش ۲۰ تا ۴۰ درصد کاهش خواهد یافت. البته، در مدل SDSM فقط منطقه ارومیه نرمال است یا بیش از ۱۰ درصد افزایش دارد. در حالی که در مدل LARS-WG منطقه میاندوآب با چنین شرایطی روبه‌روست.

درصد تغییرات بارش در فصل پاییز نیز نشان می‌دهد که اختلاف نتایج دو مدل محسوس است؛ به طوری که در مدل SDSM، در بیشتر مناطق، بارش ۱۰ تا ۳۰ درصد کاهش یافته است. البته، در مراغه بارش کاهش و در زنجان افزایش خواهد یافت. ولی طبق مدل LARS-WG در بیشتر مناطق افزایش بارش تا ۳۰ درصد خواهد بود. البته، مناطق جلفا و پارس‌آباد کاهش بارش را تجربه خواهند کرد.

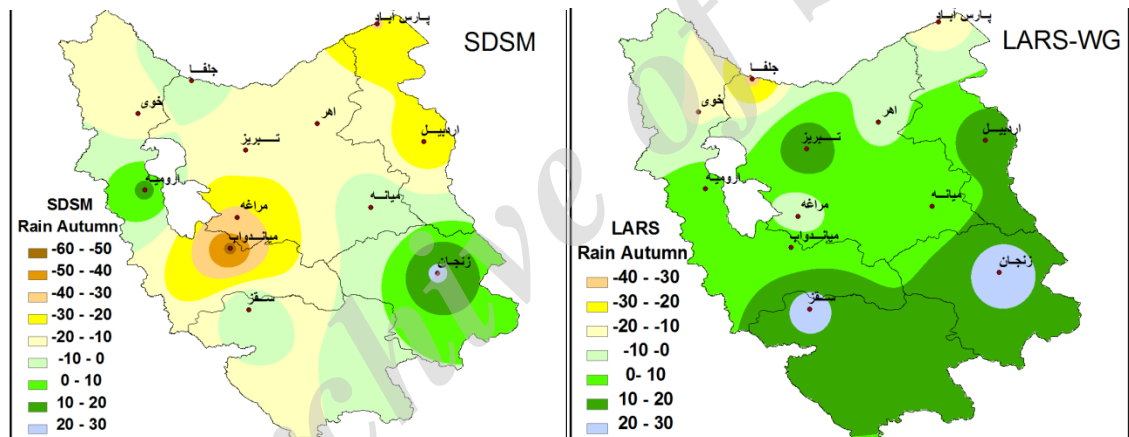
بحث و نتیجه‌گیری

مطالعات ارزیابی تغییر اقلیم در مناطق و اقلیم مختلف نشان می‌دهد که کارایی مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری متفاوت و نتایج ارزیابی نیز گوناگون است (سجادخان و همکاران، ۲۰۰۴؛ کارآموز و همکاران، ۲۰۰۹؛ ساروار و همکاران، ۲۰۱۰؛ ژائوفولی و همکاران، ۲۰۱۱؛ گودرزی و همکاران، ۱۳۹۴). بنابراین، برای رسیدن به دورنمایی از اقلیم منطقه مورد مطالعه با کمترین عدم قطعیت، استفاده از فقط یک مدل ریزمقیاس‌نمایی منطقی به‌نظر نمی‌رسد. سه مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری، که کاربرد زیادی در مطالعات ارزیابی تغییر اقلیم دارند، عبارت‌اند از: مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری SDSM، مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، و مدل مولد آب‌وهوایی LARS-WG. البته، مطالعاتی که در منطقه شمال غرب انجام یافته بیشتر به صورت نقطه‌ای یا در حوضه آبریز دریاچه ارومیه و دیگر زیرحوضه‌های منطقه بوده است (خورشیددوست و قویدل، ۱۳۸۴؛ آشفته و مساح بوانی، ۱۳۸۸؛ مه‌سافر و همکاران، ۱۳۸۹؛ دهقانی‌پور و همکاران، ۱۳۹۰؛ خانی‌تملیه، ۱۳۹۱؛ رضایی‌زمان و همکاران، ۱۳۹۲؛ دلاور و همکاران، ۱۳۹۳). در این مطالعات از مدل‌های GCM به‌تنهایی و مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی SDSM، LARS-WG، و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی یا نروفازی استفاده شده است. نتایج همه مطالعات افزایش دما را در منطقه نشان داده است. بارش نیز در بیشتر موارد به‌جز ایستگاه ارومیه، که افزایش ۱۰ درصدی را نشان داده، کاهش را پیش‌بینی کرده است هرچند میزان درصد کاهش متفاوت است. تنها

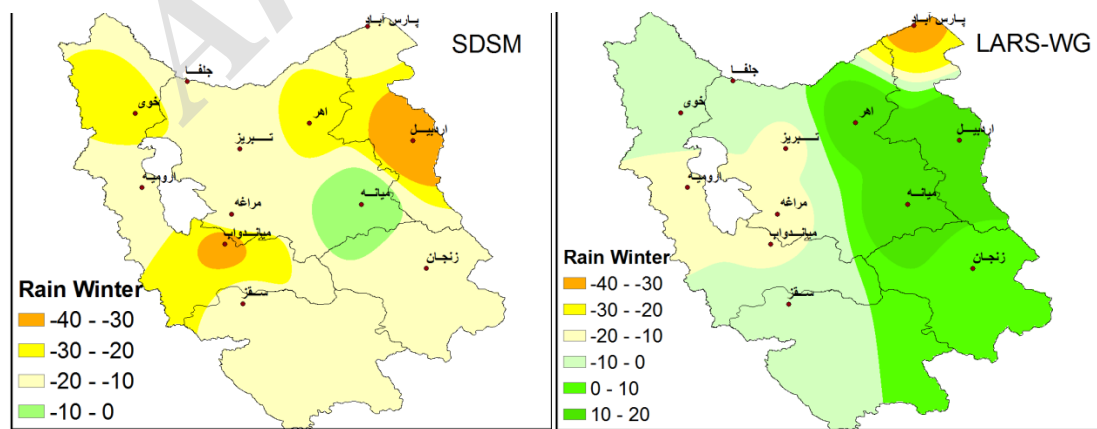
مطالعه‌ای که در کل منطقه شمال غرب ایران انجام شده مطالعه مقماتی و همکاران (۱۳۹۳) است؛ نتیجه این مطالعه افزایش دما و کاهش بارش در منطقه بوده است. در این بررسی از سه مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری اخیر برای ارزیابی تغییر اقلیم شمال غرب ایران استفاده شد.



بهار



پاییز



زمستان

شکل ۸. سناریوی درصد تغییرات بارش خروجی ریزمقیاس‌شده مدل گردش عمومی HadCM3 تحت سناریوی A2 در دوره آتی (۲۰۴۶ - ۲۰۶۵) نسبت به دوره پایه ۱۹۶۱ - ۱۹۹۰ با استفاده از مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی SDSM و LARS-WG در منطقه شمال غرب

نتایج نشان می‌دهد که در مطالعه ارزیابی تغییر اقلیم شمال غرب عملکرد سه مدل ریزمقیاس‌نمایی مورد بررسی متفاوت است. علاوه بر آن، عملکرد یک روش در ایستگاه‌های مختلف نیز نتایج متفاوتی داشته است. برای تشریح بهتر نتایج، تحلیل‌ها را می‌توان به طور جدا برای دما و بارش ارائه داد، زیرا، به دلیل ساختار توزیعی و اقلیمی متفاوت پارامترها، نتایج عملکرد مدل‌ها برای دو پارامتر نیز متفاوت است.

دما

طبق بررسی به عمل آمده، با استفاده از آزمون من-ویتنی که در آن اختلاف داده‌های تولیدشده مدل و مشاهده‌شده آزمون می‌شود، برای پارامترهای دمای حداقل و حداکثر، سه مدل چندان عملکرد متفاوتی ندارند. اما نتایج این آزمون در ایستگاه‌های مختلف تا حدودی متفاوت است. نتایج آزمون همبستگی اسپیرمن نیز نشان می‌دهد که همبستگی داده‌های مدل‌شده و مشاهدات برای مدل LARS-WG معنی‌دار نیستند. البته، این امر به دلیل تصادفی بودن خروجی این مدل است. همبستگی داده‌ها برای مدل‌های SDSM و ANN برای حداکثر دما بالاست و برای حداقل دما همبستگی در مدل SDSM کمتر از مدل ANN است. البته، به دلیل ساختار یکسان دو روش و استفاده از پیش‌بینی‌کننده‌های بزرگ‌مقیاس، چنین نتیجه‌ای دور از انتظار نبود. از لحاظ شاخص RMSE، مدل ANN مناسب‌تر از مدل LARS-WG و مدل SDSM بوده است، همچنین مدل LARS-WG بهتر از مدل SDSM بوده است. هرچند، در برخی از ایستگاه‌ها ترتیب عملکرد مدل‌ها به گونه دیگری بود. ولی به طور میانگین مدل ANN بهترین عملکرد را از لحاظ شاخص RMSE داشته است. نتیجه کلی این است که مدل ANN برای دما در منطقه مورد مطالعه مناسب‌تر از دو مدل دیگر است.

بارش

نتایج آزمون من-ویتنی برای بارش نشان می‌دهد که اختلاف معنی‌دار داده‌های مدل‌شده و مشاهده‌شده برای مدل ANN بسیار بیشتر از دو مدل دیگر است؛ این امر نشان‌دهنده عملکرد پایین این مدل است. دو مدل SDSM و LARS-WG از این لحاظ عملکرد خوب و مشابهی دارند. از لحاظ آزمون همبستگی اسپیرمن، هر سه مدل دارای همبستگی پایین داده‌های مدل‌شده و مشاهده‌شده‌اند؛ این امر نشان‌دهنده عملکرد پایین سه مدل در منطقه مورد مطالعه است. به لحاظ شاخص RMSE نیز، مدل SDSM به طور میانگین عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر داشته است. دو مدل ANN و LARS-WG عملکرد پایین‌تر و مشابهی دارند. بر اساس نتایج سه شاخص، می‌توان نتیجه گرفت که مدل SDSM بهتر از دو مدل دیگر است و پس از آن مدل LARS-WG مناسب‌تر است. دلیل عملکرد بهتر مدل SDSM را می‌توان در استفاده از پیش‌بینی‌کننده‌های بزرگ‌مقیاس، که تأثیر زیادی در روند بارش دارند، دانست و همچنین ساختار ترکیبی رگرسیونی و سری زمانی آن.

بنابراین، با توجه به این مطالعه، پیشنهاد می‌شود برای ارزیابی تغییر اقلیم، به جای استفاده از یک روش ریزمقیاس‌نمایی خاص، از چند روش به طور هم‌زمان استفاده شود و نیز از روشی که دارای کمترین عدم قطعیت باشد برای ارزیابی تغییر اقلیم استفاده کرد. نتایج نشان می‌دهد که عملکرد مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی، بسته به نوع ساختارشان،

تحت تأثیر عوامل اقلیمی و فصلی است. نتایج خروجی سناریوی اقلیمی بارش برای دوره آتی ۲۰۴۶ - ۲۰۶۵، در شکل ۸، مبین همین موضوع است؛ به طوری که نتایج خروجی دو مدل SDSM و LARS-WG در سه فصل مورد بررسی در مناطق مختلف متفاوت است. طبق نتایج به دست آمده در منطقه شمال غرب ایران، عملکرد سه مدل مورد بررسی در جنوب غرب منطقه نسبت به مناطق دیگر پایین‌تر است. دلیل این امر می‌تواند به سبب نوع اقلیم منطقه و میزان ناپایداری‌های جوئی منطقه باشد.

بر اساس همین نتایج، برای ارزیابی تغییر اقلیم در منطقه شمال غرب ایران و برای پیش‌بینی بلندمدت تغییر اقلیم دما، از بین سه مدل مورد بررسی، مدل شبکه عصبی مصنوعی ANN- از نوع مدل ترکیبی سری زمانی (TLRN)- پیشنهاد می‌شود. ولی برای ارزیابی تغییر اقلیم بارش در منطقه مورد نظر مدل SDSM پیشنهاد می‌شود. البته، عملکرد مدل‌ها به مکان یا ایستگاه مربوطه نیز وابسته است و اقلیم یا توزیع آماری پارامترهای اقلیمی و طول دوره آماری ایستگاه روی عملکرد مدل تأثیر می‌گذارد.

منابع

- آشفته، پ.س. و مساح بوانی، ع. (۱۳۸۸). تأثیر عدم قطعیت تغییر اقلیم بر رژیم سیلاب (مطالعه موردی: حوضه آیدوغموش آذربایجان شرقی)، مجله تحقیقات منابع آب ایران، ۵ (۲).
- اشرف، ب.؛ موسوی بایگی، م.؛ کمالی، غ. و داوری، ک. (۱۳۹۰). پیش‌بینی تغییرات فصلی پارامترهای اقلیمی در ۲۰ سال آتی با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی آماری داده‌های مدل (HADC3 مطالعه موردی: استان خراسان رضوی)، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۵ (۴): ۹۴۵-۹۵۷.
- بابائیان، ا. و کوهی، م. (۱۳۹۱). ارزیابی شاخص‌های اقلیم کشاورزی تحت سناریوهای تغییر اقلیم در ایستگاه‌های منتخب خراسان رضوی، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۶ (۴): ۹۵۳-۹۶۷.
- بابائیان، ا.؛ نجفی نیک، ز.؛ زایل عباسی، ف.؛ حبیبی نوخندان، م.؛ ادب، ح. و ملبوسی، ش. (۱۳۸۸). ارزیابی تغییر اقلیم کشور در دوره ۲۰۳۹-۲۰۱۰ میلادی با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی داده‌های مدل گردش عمومی جو (ECHO، مجله جغرافیا و توسعه، ۱۶: ۱۵۲-۱۳۵.
- خانی تملیه، ذ. (۱۳۹۱). ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر شاخص‌های خشک‌سالی در سیستم‌های منابع آب با استفاده از تکنیک تولید داده مصنوعی جریان (مطالعه موردی: دریاچه ارومیه). پایان‌نامه گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه.
- خورشیددوست، م.ع. و قویدل، ی. (۱۳۸۴). شبیه‌سازی آثار دو برابر شدن دی‌اکسید کربن جو بر تغییر اقلیم تبریز با استفاده از مدل آزمایشگاه پویایی سیالات ژئوفیزیکی (GFDL)، مجله محیط‌شناسی، ۳۹: ۱-۱۰.
- دلاور، م.؛ بابایی، ا. و فتاحی، ا. (۱۳۹۳). بررسی اثرات تغییر اقلیم بر نوسانات تراز آب دریاچه ارومیه، نشریه پژوهش‌های اقلیم‌شناسی، ۵ (۱۹ و ۲۰).
- دهقانی پور، ا.ح.؛ حسن‌زاده، م.ج.؛ عطاری، ج. و عراقی‌نژاد، ش. (۱۳۹۰). ارزیابی توانمندی مدل SDSM در ریزمقیاس‌نمایی بارش، دما، و تبخیر (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک تبریز)، یازدهمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، ۱۸ - ۲۰ بهمن‌ماه ۱۳۹۰.
- رسولی ع.ا.؛ رضایی بنفشه، م.؛ مساح بوانی، ع.؛ خورشیددوست، م.ع. و قرمزچشمه، ب. (۱۳۹۳). بررسی اثر عوامل مرفو- اقلیمی بر دقت ریزمقیاس‌گردانی مدل LARS-WG، نشریه علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، ۸ (۲۴): ۹-۱۸.
- رضایی زمان، م.؛ مرید، س. و دلاور، م. (۱۳۹۲). ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر متغیرهای هیدروکلیماتولوژی حوضه سیمینه‌رود، نشریه آب و خاک، ۲۷ (۶): ۱۲۴۷-۱۲۵۹.

- سبحانی، ب.; اصلاحی، م. و بابائیان، ا. (۱۳۹۴). کارایی الگوهای ریزمقیاس‌نمایی آماری SDSM و LARS-WG در شبیه‌سازی متغیرهای هواشناسی در حوضه آبریز دریاچه ارومیه، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۴۷(۴): ۵۱۶.
- شهرآشوب، م. و میکائیلی، ف. (۱۳۶۷). مفاهیم و روش‌های آماری، مرکز نشر دانشگاهی.
- قمقامی، م.; قهرمان، ن. و حجابی، س. (۱۳۹۳). آشکارسازی تأثیر تغییر اقلیم بر خشک‌سالی‌های هواشناسی در شمال غرب ایران، مجله فیزیک زمین و فضا، ۴۰(۱): ۱۶۷-۱۸۴.
- گل محمدی، م. و مساح بوانی، ع.ض. (۱۳۹۰). بررسی تغییرات شدت و دوره بازگشت خشک‌سالی حوضه قره‌سو در دوره‌های آتی تحت تأثیر تغییر اقلیم، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۵(۲): ۳۱۵-۳۲۶.
- مهمسافر، ح.; مکنون، ر. و ثقفیان، ب. (۱۳۸۹). اثر تغییر اقلیم بر بیابان آبی دریاچه ارومیه، مجله تحقیقات منابع آب ایران، ۷(۱).
- Ashofteh, P.S. and Masahboani, A. (2009). Impact of Climate Change Uncertainty on Flood regime (Case study: East Azarbaijan Aidehghomoush Basin), *Iranian Journal of Water Resources Research*, 5(2).
- Ashraf, B.; Mousavibaygi, M.; Kamali, G. and Davari, K. (2011). Predict seasonal changes of climatology parameters in next 20 years by using statistical downscaling of HADCM3 model output (case study: Korasan Razavi Province), *Journal of Water and Soil (Science and Industrial Agriculture)*, 25(4): 945-957.
- Babaeian, A. and Kouhi, M. (2012). Indexes evaluation of agriculture climate under climate change scenarios at selected stations in Khorasan Razavi, *Journal of Water and Soil (Science and Industrial Agriculture)*, 26(4): 953-967.
- Babaeian, A.; Najafinik, Z.; Habibinokhandan, M.; Zabolabbasi, F.; Adab, H. and Malbousi, S. (2007). The modeling of Iran climate in the period 2010-2039, by using statistical downscaling of ECHO-G model output, *Technical workshop on climate change impacts on water resources management*, 13 Feb 2007.
- Cheema, S.B.; Rasul, G.; Ali, G. and Kazmi, D.H. (2013). A Comparison of Minimum Temperature Trends with Model Projections, *Pakistan Journal of Meteorology*, 8(15).
- Coulibaly, P.; Dibike, Y.B. and Anctil, F. (2005). Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks, *J. Hydrometeorol.*
- Dehghanipoor, A.H.; Hasanzadeh, M.J.; Attari, J. And IraqiNezhad, Sh. (2011). Evaluation of SDSM model capability in the Downscaling of precipitation, temperature, and evaporation (Case Study: Synoptic Station of Tabriz), *11th Irrigation Seminar and Evaporation Reduction*, 18-20 February 2011.
- Delaware, M.; Babaei, A. and Fattahi, A. (2014). Investigating the effects of climate change on the fluctuation of water balance in Urmia Lake, *Journal of Clinical Research*, 5(19 and 20).
- Fowler, H.J; Blenkinsop, S. and Tebaldi, C. (2007). Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling, *International Journal of Climatology*, 27:1547-1578.
- Golmohammadi, M. and Masahboani, A. (2011). Evaluation of drought severity and recurrence in future periods affected by climate change in the basin Gharehsou, *Journal of Water and Soil (Science and Industrial Agriculture)*, 25(2): 315-326.
- Goodarzi, E.; Dastorani, M.T.; Massah Bavani, A. and Talebi, A. (2015). Evaluation of the Change-Factor and LARS-WG Methods of Downscaling for Simulation of Climatic Variables in the Future (Case study: Herat Azam Watershed, Yazd - Iran), *ECOPERSIA*, 3(1).
- Hashemi, M.Z.; Shamseldin, A.Y. and Melville, B.W. (2009). Downscaling of future rainfall extreme events: a weather generator based approach, *18th World IMACS/ MODSIM Congress*, Cairns, Australia 13-17 July 2009.
- Karamouz, M.; Fallahi, M.; Nazif, S. and RahimiFarahan, M. (2009). Long Lead Rainfall Prediction Using Statistical Downscaling and Artificial Neural Network Modeling, *Transaction A: Civil Engineering*, 16(2): 165-172.
- 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.
- Khani Tamilie, D. (2012). Assessment of the effects of climate change on drought indices in water resources systems using artificial flow generation method (Case study: Urmia lake), Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University.

- Korshiddoust, A.M. and Ghavidel, Y. (2005). Simulation of the effects of doubling of atmospheric carbon dioxide on climate change in Tabriz using the GFDL model, *Journal of the Environment*, 39: 1-10.
- Mahsafar, H.; Maknoun, R. and Saghafian, B. (2010). The Effect of Climate Change on Water Burning Urmia Lake, *Journal of Iranian Water Resources Research*, 7(1).
- Meenu, R.; Rehana, S. and Mujumdar, P.P. (2012). Assessment of hydrologic impacts of climate change in Tunga–Bhadra river basin, India with HEC-HMS and SDSM, *Hydrological Processes*, Published online in Wiley Online Library, DOI: 10.1002/hyp.9220.
- 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, *Journal Of Scientific Research*, 6(1): 87-96.
- Osman, Y.; Al-Ansari, N.; Abdellatif, M.; Aljawad, S.B. and Knutsson, S. (2014). *Expected Future Precipitation in Central Iraq using LARSWG Stochastic Weather Generator*, Published Online 2014 in SciRes. <http://www.scirp.org/journal/eng> <http://dx.doi.org/10.4236/eng.2014>.
- Principle, J.C.; Euliano, N.R. and Lefebvre, W.C. (2000). *Neural and Adaptive Systems: Fundamentals through Simulations*, Wiley, New York.
- Qamghami, M.; Ghahreman, N. And Hejabi, S. (2014). Detection of Climate Change Effects on Meteorological Droughts in Northwest of Iran, *Journal of Physics of Earth and Space*, 40(1): 167-184.
- Rajabi, A. and Shabanlou, S. (2012). Climate Index Changes In Future By Using SDSM In Kermanshah, Iran, *Journal of Environmental Research And Development*, 7(1).
- Rasouli, A.A.; Rezaeibanafsheh, M.; Masahboani, A.; Khorshiddoust, A.M. and Ghermezcheshmeh, B. (2014). Study Of Morpho-Climatic Factors Effect On The Accuracy Of Downscaling Of LARS-WG Model, *Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering*, 8(24): 9-18.
- Reddy, K.S.; Kumar, M.; Maruthi, V.; Umesha, B. Vijayalaxmi and NageswarRao, C.V.K. (2014). Climate change analysis in southern Telangana region, Andhra Pradesh using LARS-WG model, *Research Articles, Current Science*, 107(1): 54-62.
- Resko, P.; Szeidl, L. and Semenov, M.A. (1991). A serial approach to local stochastic models, *J. Ecological Modeling*, 57: 27-41.
- Rezaei-e-Zaman, M.; Morid, S. And Delaware, M. (2013). Evaluation of Climate Change Effects on Hydroclimatic Variables in Siminehrood Hidro Basin, *Journal of Water and Soil*, 27(6): 1247-1259.
- SajjadKhan, M.; Coulibaly, P. and Dibike, Y. (2006). Uncertainty analysis of statistical downscaling methods, *Journal of Hydrology*, 319: 357-382.
- Sarwar, R.; Irwin, S.E.; King, L.M. And Simonovic, S.P. (2010). Assessment of climatic vulnerability in the *Upper Thames River basin: Downscaling with SDSM*, Water Resources Research Report, Department of Civil and Environmental Engineering, The University of Western Ontario.
- Sharashoub, M. and Mikaeili, F. (1989). *Concepts and Statistical Methods*, Markeze Nashre Daneshgahi.
- Sobhani, B.; Eslahi, M. and Babaeian, I. (2015). Performance of Statistical Downscaling Models of SDSM and LARS-WG in the Simulation of Meteorological Parameters in the Basin of Lake Urmia, *Physical Geography Research Quarterly*, 47(4): 499-516.
- Wilby, R.L.; Dawson, C.W. and Barrow, E.M. (2002). A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts, *Environmental Modelling & Software*, 17: 147-159.
- Wilby, R.L.; Hay, L.E. and Leavesley, G.H. (1999). A comparison of downscaled and raw GCM output: implications for climate change scenarios in the San Juan River Basin, *Colorado. JHydrol*, 225: 67-91.
- Wilby, R.L.; S.P. Zorita, E.; Timbal, B.; Whetton, P. and Mearns, L. (2004). *Guidelines for Use of Climate Scenarios Developed from Statistical Downscaling Methods*, IPCC Reports.
- Wilby, R.L.; Tomlinson, O.J. And Dawson, C.W. (2003). Multi-Site Simulation Of Precipitation By Conditional Resampling, *Climate Research*, 23: 183-194.
- Zhaofei, L.; Zongxue, X.; Charles, S.P.; Guobin, F. and Liu, L. (2011). Evaluation of two statistical downscaling models for daily precipitation over an arid basin in China, *Int. J. Climatol*, 31: 2006-2020.