

## ارزیابی اثر مدل کاهش مقیاس تک‌ایستگاهی و چندایستگاهی در برآورد مقادیر حدی بارش

شادی ارفع<sup>۱</sup> و محسن ناصری<sup>۲\*</sup>

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۲. استادیار، دانشکده مهندسی عمران، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

(دریافت: ۹۷/۱۱/۱۳، پذیرش نهایی: ۹۸/۷/۹)

### چکیده

در این تحقیق، روش کاهش مقیاس آماری تک‌ایستگاهی SDSM و DMDM و همچنین یک روش چندایستگاهی مبتنی بر رگرسیون چند متغیره متشکل از دو مدل وقوع و مقدار با استفاده از جداسازی مقدار تکینه (SVD) در بخشی از استان تهران، شامل ده ایستگاه باران‌سنجی معمولی و سینوپتیک مورد ارزیابی قرار گرفته و سپس به شبیه‌سازی سناریوهای تغییر اقلیم (RCP2.6, RCP4.5, RCP8.5) بارش در بازه زمانی ۲۰۲۱-۲۰۵۰ متأثر از تغییر اقلیم اقدام شده است. در اولین گام به بررسی رفتارهای روزانه مدل‌های مورد اشاره اقدام شده است. نتایج گویای تطابق بلندمدت بهتر میانگین در مدل SDSM و افزایش دقت (کاهش خطای محاسباتی) در روش چندایستگاهی و مدل DMDM است. همچنین با از این روش با هدف بازتولید اطلاعات ایستگاه‌های جدید نیز استفاده شده که در ابتدا مدل DMDM و پس از آن نتایج مدل چندایستگاهی عملکرد مناسبی را ارائه می‌کند. در گام بعد به بررسی رفتار حدی روش‌های مورد بررسی پرداخته شده است. در این مرحله، با استفاده از توزیع آماری GEV و خروجی‌های سه مدل کاهش مقیاس فوق، منحنی شدت مدت فراوانی (IDF) با دوره بازگشت‌های ۲ الی ۱۰۰ سال در ایستگاه سینوپتیک مهرآباد محاسبه شد. همچنین ارزیابی عدم قطعیت گویای پایداری مطلوب‌تر روش DMDM نسبت به سایر روش‌های مورد استفاده است. مقایسه نتایج حاصل از منحنی IDF تجربی موجود، گویای برتری مدل DMDM و پس از آن روش چندایستگاهی در مقایسه با روش SDSM در تخمین مقادیر حدی بارش است.

واژه‌های کلیدی: کاهش مقیاس، SDSM، DMDM، عدم قطعیت، کاهش مقیاس چندایستگاهی، IDF، GEV.

### ۱. مقدمه

در تحقیقات موجود از روش‌های مختلفی برای انتخاب پیش‌یاب‌ها (ورودی‌های مدل) استفاده شده است. در این میان، روش رگرسیونی گام‌به‌گام پس‌رو (Backward Stepwise Regression) در بسیاری از مطالعات مورد استفاده قرار گرفته و نتایج قابل قبولی را نیز ارائه کرده است (حسامی و همکاران، ۲۰۰۸؛ خلیلی و همکاران، ۲۰۱۳؛ خلیلی و نگویان، ۲۰۱۷). همچنان روش‌های کاهش مقیاس رگرسیونی را می‌توان از جنبه تعداد ایستگاه‌های مورد بررسی به روش‌های تک‌ایستگاهی و چندایستگاهی تقسیم کرد. در مدل‌های تک‌ایستگاهی هدف صرفاً کاهش مقیاس یک ایستگاه با اطلاعات همان ایستگاه است (ریچاردسون، ۱۹۸۱؛ ویلی و همکاران، ۱۹۹۸؛ ویلی و همکاران، ۲۰۰۲؛ حسامی و همکاران، ۲۰۰۸؛ توکل و همکاران، ۲۰۱۳b و

در میان روش‌های آماری کاهش مقیاس اطلاعات جوی و اقلیمی، روش‌های رگرسیونی به‌علت سادگی در اجرا بیشتر از سایر روش‌ها مورد توجه قرار گرفته‌اند. این روش‌ها به برقراری ارتباط آماری میان خروجی‌های مدل‌های گردش کلی (GCM)، به‌عنوان پیش‌یاب، و متغیرهای اقلیمی (دما و بارش به‌عنوان پیش‌بینی شونده) با استفاده از توابع انتقال می‌پردازند (ویلی و همکاران، ۲۰۰۲؛ ژو، ۱۹۹۹). در این روش‌ها انتخاب ترکیبی صحیح و مناسب از پیش‌یاب‌های ورودی (رطوبت، فشارهوا، سرعت باد، فشار سطح دریا و ...) از اهمیت بالایی برخوردار بوده و بر روی کارایی و دقت مدل اثرگذار است و از این منظر ترکیبات مختلف از پیش‌یاب‌ها نتایج متفاوتی را به‌دنبال خواهد داشت (هس، ۱۹۹۹؛ ویلی و همکاران، ۲۰۰۲؛ فولر و همکاران، ۲۰۰۷).

وندال و همکاران، ۲۰۱۷؛ سینگ، ۲۰۱۸؛ اوجی، ۱۳۹۲؛ اوجی، ۱۳۹۶).

تحقیقات ارائه شده تاکنون دارای دقت روزانه است، لذا به منظور شبیه‌سازی مقادیر بارش با دقت زیرروزانه برای استفاده در مدل‌های هیدرولوژیکی باید از روش‌های کاهش مقیاس زمانی (تبدیل داده‌های با دقت کمتر به اطلاعات با دقت بیشتر زمانی) بهره برد. کوتسیانسیس و زانتوپولوس (۱۹۹۰) در مطالعه خود یک مدل دو فازی به منظور کاهش مقیاس مقادیر بارش ماهانه به ساعتی را توسعه داد. همچنین رودریگز و همکاران (۱۹۸۷) مدل خوشه‌ای با نام (بارتل-لوئز) را توسعه داد، ولی این مدل توانایی تولید و شبیه‌سازی مقادیر بارش زیر ساعتی را نداشت. از ملزومات مدل‌های هیدرولوژیکی مورد استفاده در شبیه‌سازی سیلاب، استفاده از منحنی‌های تجربی شدت-مدت-فراوانی (IDF، Intensity-Duration-Function) است که نیاز به مقادیر بارش حدی سالانه (ماکزیم بارش سالانه) دارد. همچنین مطالعات متعددی بیان‌کننده این موضوع است که رویکرد پیشینه سالانه دارای رفتار مقیاسی (Scaling behavior) است و با استفاده از این خاصیت مقیاسی، می‌توان اطلاعات بارش زیرروزانه را با توجه به اطلاعات روزانه موجود به دست آورد (منابد و همکاران، ۱۹۹۹). از سوی دیگر به دلیل فقدان شدید داده‌های تاریخی به ویژه بارش‌های ساعتی و زیرساعتی در مناطقی چون ایران می‌توان از روشی مانند مقادیر حداکثر سالانه که دارای رفتار مبتنی بر مقیاس است، استفاده کرد. نگویان و همکاران (۲۰۰۷) به تخمین منحنی شدت-مدت-فراوانی با استفاده از توزیع جی‌ای‌وی (Generalized Extreme Value) پرداخته و عملکرد این توزیع را در تبیین آماری مقادیر حدی بارش، خوب ارزیابی کرد. او در این مطالعه به بیان رویکرد نوین گشتاور غیر مرکزی (Non-Central-Moment) در جهت تخمین پارامترهای توزیع جی‌ای‌وی پرداخت که در مقایسه با روش‌های رایج موجود نتایج بهتری را ارائه می‌دهد. هراس و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعه خود به

پهلوان و همکاران، ۲۰۱۸). ویلی و همکاران (۲۰۰۲) به توسعه مدل کاهش مقیاس آماری رگرسیونی تک‌ایستگاه SDSM (Statistical Downscaling Model) با استفاده از تولید اعداد تصادفی به منظور افزایش و بهبود واریانس نتایج کاهش مقیاس داده‌شده، پرداختند. همچنین ویلی و داوسن (۲۰۱۳) در پژوهشی به ارزیابی عملکرد مدل SDSM در مطالعات مختلف در طول یک دهه اقدام کردند. بر اساس این تحقیق، این مدل در برآورد بارش‌های فصلی، منطقه‌ای و نقطه‌ای عملکرد خوبی داشته ولی در تخمین فراوانی بارش‌های حدی در فصول خشک نتایج قابل قبول و مورد اعتمادی ارائه نداده است. حسامی و همکاران (۲۰۰۸) مدل کاهش مقیاس آماری خودکاری که بر پایه رگرسیون ستیخی استوار است را ارائه دادند. همچنین توکل و همکاران (۲۰۱۳b) مدل آماری DMDM (Data Mining Downscaling Model) بر مبنای ساختار روش SDSM و با استفاده از تکنیک‌های مختلف داده‌کاوی خطی توسعه دادند. نتایج بیان‌کننده برتری این رویکرد نسبت به مدل SDSM در شبیه‌سازی انحراف استاندارد ماهانه و چولگی در دوران واسنجی و صحت‌سنجی بود. همچنین، وندال و همکاران (۲۰۱۷) به مقایسه هفت روش مختلف کاهش مقیاس آماری تک‌ایستی خطی و غیرخطی پرداختند. نتایج این تحقیق، بیانگر برتری روش‌های خطی نسبت به سایر روش‌ها بود. مدل‌های چندایستگاهی به کاهش مقیاس هم‌زمان ایستگاه‌های موجود در یک منطقه در راستای حفظ روابط میان ایستگاه‌ها (همانند همبستگی میان ایستگاه‌ها) پرداخته که نتیجه آن منجر به حداقل رساندن خطا خواهد شد (ویلکس، ۱۹۹۸؛ بیس و همکاران، ۱۹۹۸؛ چندلر و وتر، ۲۰۰۲؛ جنونگ و همکاران، ۲۰۱۲؛ یانگ، ۲۰۰۵؛ خلیلی و نگویان، ۲۰۱۷). همچنین محققین در برخی از مطالعات به ارزیابی و مقایسه روش‌های تک‌ایستگاهی و چندایستگاهی آماری پرداخته‌اند که نتایج بیانگر مقبولیت بیشتر این روش‌ها در مطالعات منطقه‌ای نسبت به روش‌های تک‌ایستگاهی است (برگر و همکاران، ۲۰۱۲؛

و عدم قطعیت موجود در هریک از این روش‌ها ارزیابی شده است. همچنین به منظور ارزیابی بارش‌های حدی از رویکرد آماری ارائه شده توسط نگوین و همکاران (۲۰۰۷) بهره برده شده است. محدوده مورد بررسی در این تحقیق، بخشی از استان تهران و مناطق محدوده به شهر تهران است. در ادامه به توضیح روش‌های مورد استفاده در کاهش مقیاس، ارزیابی آنها و همچنین نتایج آنالیز حدی آنها پرداخته شده است.

## ۲. منطقه مطالعاتی

شهر تهران، پایتخت ایران، در ارتفاع ۱۰۰۰ تا ۱۸۰۰ متری از سطح دریا قرار دارد که با توجه به گستردگی قابل توجه ارتفاعی آن، دارای تنوع اقلیمی قابل توجهی است. به عنوان مثال میانگین بارش سالانه شهر تهران بین ۲۰۰ میلی‌متر در جنوب تا ۵۰۰ میلی‌متر در ارتفاعات شمالی آن در نوسان است. بیشتر بارش‌های تهران در ماه‌های آبان (نوامبر) تا فروردین (آوریل) اتفاق می‌افتد ولی رگبارهای شدید ثبت شده در آن در هر فصلی امکان رخداد دارد (پهلوان، ۱۳۹۳). محدوده مورد مطالعه این پژوهش بخشی از استان تهران است که در آن ده ایستگاه ثبت اطلاعات بارش با مشخصات ارائه شده در جدول ۱ استقرار دارد. مدل‌های موجود، در سه دوره واسنجی (۱۹۹۱-۲۰۰۵)، صحت‌سنجی (۱۹۸۵-۱۹۹۰) و شبیه‌سازی برای سال‌های آتی (۲۰۲۱-۲۰۵۰) اجرا شده‌اند. در این تحقیق به منظور برآورد داده‌های بارش آینده از مدل گردش کلی (Second generation Canadian Earth) CanESM2 (System model) تحت سه سناریو RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 (Representative Concentration Pathway) استفاده شده است. مدل CanESM2 چهارمین نسل از مدل‌های گردش کلی (CGCM4)، (Fourth-generation) (Coupled Global Climate Model) و جزء سری مدل‌های (CMIP) (Coupled Model Inter comparison) Project Phase 5 و گزارش پنجم (AR5) (Fifth Assessment Report) هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم

توسعه و بهبود رویکرد ارائه شده توسط نگوین پرداختند. لی و بابویک (۲۰۱۸) روشی در کاهش مقیاس چندایستگاهی مکانی و زمانی اطلاعات بارش با استفاده از مدل‌های نگاشت چندک، مولدهای آب‌وهوایی تصادفی و کاپولا تجربی ارائه دادند. همچنین، آلیا و همکاران (۲۰۱۸) رویکرد نوینی را درخصوص کاهش مقیاس چندایستگاهی مکانی زمانی اطلاعات بارش با استفاده از مدل خطی تعمیم‌یافته (GLM) و رویکردی غیر پارامتری و غیرگاسوسی گزارش کردند.

از دیگر موضوعاتی که در ارزیابی روش‌های کاهش مقیاس دارای اهمیت است، میزان عدم قطعیت روش‌های کاهش مقیاس است. این موضوع تاکنون به نحو مناسبی در ادبیات فنی کاهش مقیاس مورد توجه نبوده است. به طور کلی دو منبع جدی عدم قطعیت ناشی از اطلاعات مورد استفاده و مبانی ساختاری مدل ریاضی موجود در کاهش مقیاس قابل شناسایی است (خان و همکاران، ۲۰۰۶). سگوی و همکاران (۲۰۱۰) عدم قطعیت موجود در خروجی‌های سه روش کاهش مقیاس آماری کوانتایل مپینگ (quantial mapping)، آنومالی (anomaly) و مولدهای آب‌وهوایی را با یکدیگر در فرانسه مقایسه کردند. همچنین، خان و همکاران (۲۰۰۶) عدم قطعیت موجود در نتایج روش‌های کاهش مقیاس SDSM و لارس (LARS-WG) و شبکه عصبی مصنوعی را مقایسه کرده و به این نتیجه رسیدند که عدم قطعیت SDSM کمتر از دو روش دیگر است.

در تحقیق حاضر هدف ارزیابی و مقایسه روش‌های مختلف کاهش مقیاس رگرسیونی تک‌ایستگاه و چند ایستگاه در کاهش مقیاس بارش روزانه و ارزیابی اثر به کارگیری هر یک از آنها در تخمین بارش‌های حدی در شرایط موجود و متأثر از تغییر اقلیم در آینده (سال ۲۰۲۱-۲۰۵۰) است. به منظور این ارزیابی، روش‌های رگرسیونی تک‌ایستگاهی SDSM (ویلی و همکاران، ۲۰۰۲) و DMDM (توکل و همکاران، ۲۰۱۳b) و یک روش چندایستگاهی (خلیلی و نگوین، ۲۰۱۷) به کار گرفته شده

متغیرهای ورودی مناسب، به منظور مدل‌های کاهش مقیاس، یک انتخاب مهم و با اهمیت است. در تحقیق حاضر، به منظور انتخاب ترکیبی مناسب از این متغیرها، از روش گام‌به‌گام پس‌رو استفاده شده است (حسامی و همکاران، ۲۰۰۸). بر اساس این روش، ابتدا میزان همبستگی تمامی متغیرهای موجود با مشاهدات (مقدار هدف) محاسبه شده و در هر مرحله متغیری که کمترین تأثیر را در ایجاد همبستگی دارد انتخاب و حذف خواهد شد. این فرآیند تا مرحله‌ای تکرار می‌شود که تفاوت میزان همبستگی میان ترکیبات مختلفی از متغیرهای موجود و مشاهدات از حد معیاری بیشتر نباشد. در این خصوص نقطه عطف نمودار همبستگی و تعداد متغیرهای موجود، معیار انتخاب متغیرهای انتخابی و مورد استفاده در هر مدل است. در نتیجه متغیرهای باقیمانده به عنوان پیش‌یاب‌های مناسب در مدل‌ها استفاده می‌شوند. هر یک از سه رویکرد کاهش مقیاس بیان شده، در خصوص انتخاب متغیرهای ورودی رفتار و شرایط مربوط به خود را دارند. فرآیند انتخاب متغیرهای ورودی در مدل‌های تک‌ایستگاهی به صورت مجزا برای هر ایستگاه و با استفاده از کلیه متغیرهای ورودی منطقه مطالعاتی (چهارسلول) است، با این تفاوت که در مدل SDSM، هر دو مدل وقوع و مقدار متغیرهای یکسانی را دریافت کرده ولی در مدل DMDM متغیرهای ورودی مدل وقوع و مقدار به صورت مستقل از یکدیگر به دست می‌آید. در روش چندایستگاهی مورد استفاده در این مقاله، انتخاب متغیرهای ورودی برای همه ایستگاه‌ها به صورت جمعی و یکپارچه و مجزا برای هر ماه از سال انجام شده است. همچنین در پیاده‌سازی مدل وقوع، روزهای بارانی با مقدار ۱ و روزهای خشک با مقدار ۰ نمایش داده شده و مدل رگرسیونی بر این اساس استقرار یافت. دقت مقدار ثبت شده برای بارانی بودن یک روز، معادل مقدار بارش ۰/۵ میلی‌متر است.

(IPCC) است. همچنین متغیرهای پیش‌بینی کننده اقلیمی مورد استفاده در تحقیق حاضر در دوره واسنجی انسپ (NCEP/NCAR) است که اطلاعات روزانه آن از وبسایت <http://ccds-dscc.ec.gc.ca> استخراج شده است. با توجه به محدودیت ناشی از تحلیل اطلاعات تاریخی حدی بارش در ایستگاه‌های مورد بررسی و وجود رابطه تجربی شدت-مدت-فراوانی تنها در ایستگاه مهرآباد، در این تحقیق عملکرد مدل‌های مختلف در تخمین این منحنی تنها در این ایستگاه مورد ارزیابی قرار گرفته است. در شکل ۱، موقعیت قرارگیری ایستگاه‌های مورد بررسی ارائه شده است. این ایستگاه‌ها در منطقه حوضه آبریز نمک (حوض سلطان) واقع است که شهرهای مهمی چون تهران و کرج را در خود جای داده و مناطقی از زیر حوضه‌های آبریز کرج، کن و جاجرود را در بر دارد.

### ۳. روش شناسی

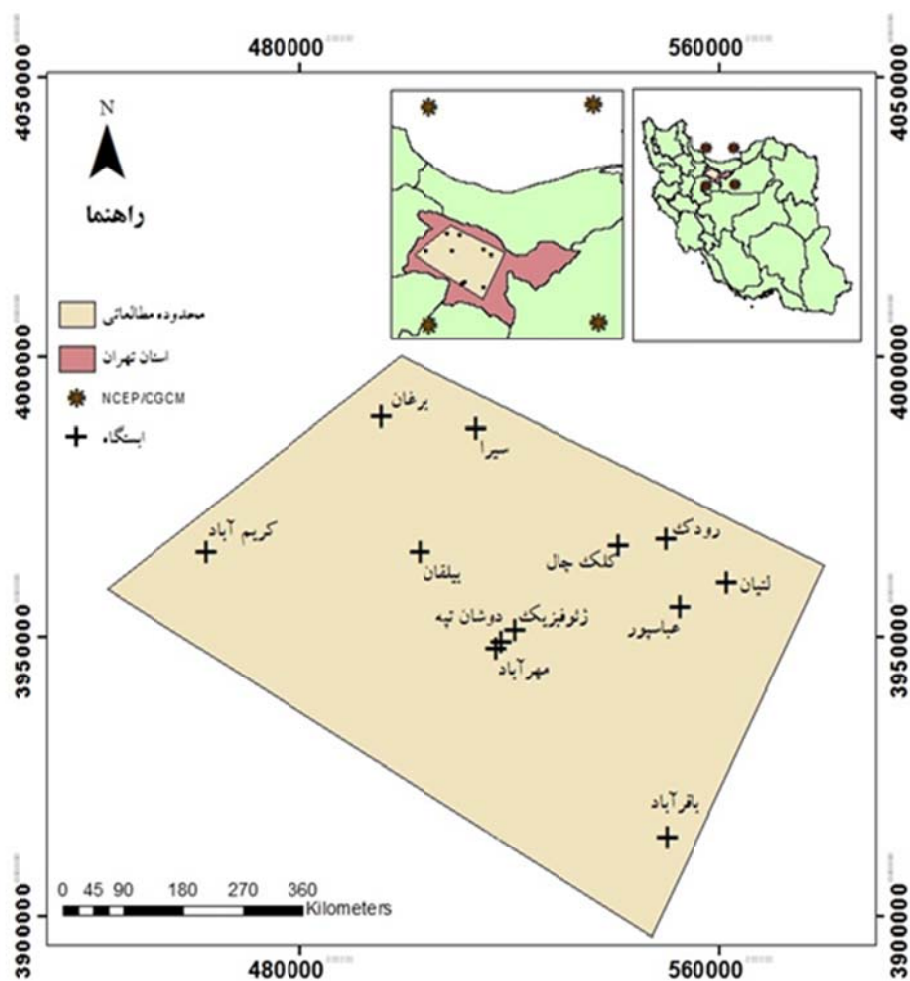
در این قسمت از مقاله به ارائه روش‌های مورد استفاده اعم از انتخاب متغیرهای اقلیمی مدل‌های بزرگ مقیاس، دو روش کاهش مقیاس تک‌ایستگاهی SDSM و DMDM و همچنین یک روش کاهش مقیاس چندایستگاهی مذکور و همچنین تخمین مقادیر حدی مبتنی بر توزیع احتمالاتی جی‌ای‌وی (GEV) پرداخته شده است.

### ۳-۱. انتخاب مناسب متغیرهای اقلیمی

در تحقیق حاضر، از ۴ سلول اطلاعات NCEP که ایستگاه‌های مورد بررسی را احاطه کرده، استفاده شده است (شکل ۱). هر سلول دارای ۲۶ متغیر جوی (محصول محاسبات مدل‌های گردش کلی) است، لذا تعداد متغیرهای اقلیمی اولیه به ۱۰۴ عدد خواهد رسید. مشخصات این متغیرها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۱. مختصات جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی و سینوپتیک مورد استفاده.

ردیف	ایستگاه	طول جغرافیایی (°)	عرض جغرافیایی (°)
۱	سیرا	۵۱/۱۵	۳۶/۰۳
۲	بیلقان	۵۱/۰۳	۳۵/۸۳
۳	رودک	۵۱/۵۵	۳۵/۸۱
۴	لتیان	۵۱/۶۸	۳۵/۷۸
۵	کریم آباد	۵۰/۵۸	۳۵/۸۳
۶	برغان	۵۰/۸۵	۳۶/۰۵
۷	باقرآباد	۵۱/۵۵	۳۷/۳۵
۸	مهرآباد	۵۱/۳۲	۳۵/۶۸
۹	دوشان تپه	۵۱/۳۳	۳۵/۷۰
۱۰	ژئوفیزیک	۵۱/۳۸	۳۵/۷۳



شکل ۱. موقعیت قرارگیری ایستگاه‌های مورد بررسی و منطقه مطالعاتی در استان تهران.

### ۲-۳. کاهش مقیاس تک‌ایستگاهی (SDSM)

از مدل‌های آماری به‌منظور کاهش مقیاس خروجی‌های روزانه مدل‌های گردش کلی استفاده می‌شود. این مدل از طریق برازش رگرسیونی خطی چند متغیره و با نسبت دادن اعداد تصادفی و مقایسه آنها با مقادیر خروجی مدل رگرسیونی اقدام به ایجاد سری‌های آب‌وهوایی مختلف می‌کند (ویلی، ۲۰۰۲). این مدل ترکیبی از یک روش مولد آب‌وهوایی تصادفی و یک مدل تابع انتقال است (پهلوان، ۱۳۹۲). در این شیوه از کاهش مقیاس پس از انتخاب پیش‌بینی شونده (بارش یا دما)، متغیرهای اقلیمی (پیش‌یاب‌ها) مناسب از میان خروجی‌های مدل انبساط (NCEP) تعیین شده و سپس مدل ایجاد شده براساس شبیه‌سازی سری‌های آینده بارش با استفاده از جی‌سی‌ام‌ها (GCM) و پارامترهای ایجادشده واسنجی خواهد شد. در مدل کاهش مقیاس SDSM همبستگی جزئی بین پیش‌یاب‌ها و پیش‌بینی شونده به انتخاب مجموعه پیش‌یاب‌ها کمک خواهد کرد و برای بهبود واریانس سری‌های زمانی مشاهداتی از رویکرد تصادفی استفاده می‌شود. این مدل امکان کاهش مقیاس شرطی، برای متغیرهای قابل تفکیک به دو حالت وقوع و عدم وقوع را نیز فراهم می‌کند (نظیر بارش و ساعات آفتابی روزانه). در پژوهش حاضر، از این روش به‌عنوان یکی از روش‌های کاهش مقیاس آماری تک‌ایستگاهی استفاده شده است.

### ۳-۳. کاهش مقیاس تک‌ایستگاهی (DMDM)

این رویکرد در ساده‌ترین حالت معادل SDSM است که به‌منظور توسعه آن از مدل‌های داده‌کاوی مدل درختی (Model Tree، MT) و روش رگرسیون اسپلاین، Multivariate Adaptive Regression، MARS) Splines) استفاده شده است. همچنین این مدل قادر است تا از میان مدل‌های موجود بهترین ترکیب آنها را به‌صورت خودکار انتخاب کرده و فرآیند کاهش مقیاس را بر اساس آن انجام دهد. امکان استفاده از متغیرهای جداگانه‌ای برای مدل‌های وقوع و مقدار باعث بهبود

کیفیت نتایج می‌شود. در ساختار این مدل، مدل‌های رگرسیون خطی چند متغیره مورد استفاده در SDSM، رگرسیون ستیجی (Ridge Regression) مورد استفاده در روش خودکار، دو مدل رگرسیون اسپلاین خطی و مرتبه دو و مدل درختی به‌منظور وقوع و مقدار روزانه بارش به‌صورت مجزا کالیبره می‌شود. پس از کالیبره‌سازی مدل، تولید آب‌وهوا برای تمامی بیست‌وپنج ترکیب ممکن از پنج نوع مدل مقدار و وقوع صورت گرفته و در نهایت مدلی با کمترین خطا به‌عنوان ترکیب مناسب مدل‌های وقوع و مقدار انتخاب می‌شود.

### ۴-۳. کاهش مقیاس چندایستگاهی

شیوه کاهش مقیاس چندایستگاهی مورد استفاده در این مقاله مبتنی بر رویکرد کاهش مقیاس خلیلی و نگویان (۲۰۱۷) است. این روش همانند روش تک‌ایستگاهی ترکیبی از رابطه رگرسیونی و استفاده از سری اعداد تصادفی است ولی به‌منظور تولید سری اعداد تصادفی از روش جبری تفکیک مقادیر تکنیکه استفاده شده است. همچنین با توجه به اینکه مقدار بارش، متغیری مشروط (دارای شرایط وقوع و عدم وقوع) است، این مدل نیز همانند SDSM دارای دو بخش مجزای مدل‌سازی مقدار و وقوع بارش بوده و واسنجی آن به‌صورت ماهانه انجام شده و در نتیجه برای هر ماه یک مدل مجزا واسنجی خواهد شد. در این روش به‌منظور تخمین پارامترهای رابطه رگرسیونی از روش حداقل مربعات خطا معمولی (Ordinary Least Square) استفاده شده است. هدف استفاده از این روش، به حداقل رساندن میزان خطای محاسباتی رابطه رگرسیونی، به‌منظور به‌دست آوردن بهترین تخمین از متغیر پیش‌بینی شونده (بارش) است. همچنین در مدل مقدار به‌علت غیر نرمال بودن سری مقادیر بارش مشاهداتی از یک تبدیل لگاریتمی جهت نرمال کردن این مقادیر استفاده شده و در پایان مقادیر استنتاج شده مدل با استفاده از توزیع نمایی به مقدار واقعی خود انتقال یافته است. بر خلاف مدل وقوع که برای تمام

باقی‌مانده مورد نیاز با هدف شبیه‌سازی بارش محتمل آینده متأثر از تغییر اقلیم و تعداد نمونه‌های لازم به‌منظور اعمال رابطه تخمین کل‌نگر یا همادی (Ensemble) مورد نیاز، تولید شده است. (رابطه ۳)

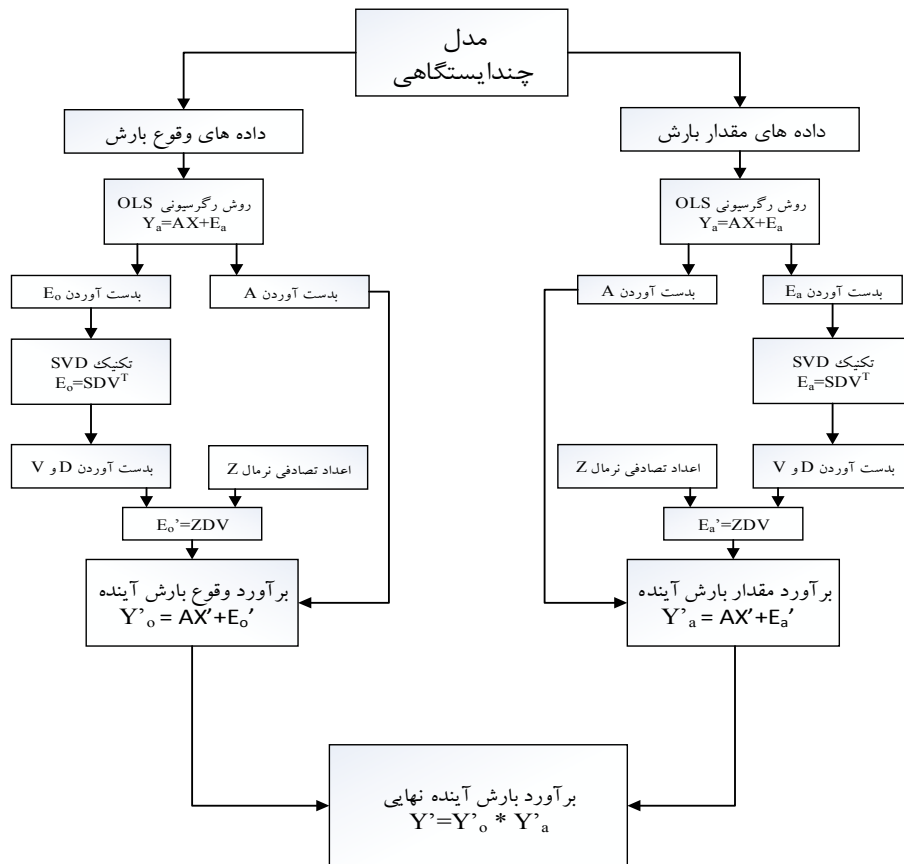
$$Y=A \times X+E \quad (۱)$$

$$A=S_A \times D_A \times V_A^T \quad (۲)$$

$$E=Z \times D_A \times V_A \quad (۳)$$

ماتریس شبیه‌سازی شده نهایی به‌صورت مجزا برای دو مدل مقدار و وقوع، از ضرب پارامترهای محاسباتی در متغیرهای متناظر در هر مدل با لحاظ کردن مقادیر باقی‌مانده محاسباتی حاصل از روش اس‌وی‌دی به‌دست می‌آیند. در نهایت ماتریس بارش کل از ضرب ماتریس شبیه‌سازی شده نهایی مقدار در ماتریس شبیه‌سازی شده نهایی وقوع بارش حاصل می‌شود.

روزهای دوره واسنجی شبیه‌سازی انجام می‌شود، در مدل مقدار صرفاً از روزهای بارانی (روزهایی با حداقل یک ایستگاه تر) استفاده شده است. همچنین از تکنیک اس‌وی‌دی (Singular Value Decomposition، SVD) به‌منظور حفظ خصوصیات آماری مدل‌های وقوع و مقدار در دوره واسنجی (از جمله میانگین و انحراف معیار و ...) و به‌کارگیری آن در تخمین بارش آینده استفاده شده است. با استفاده از این تکنیک می‌توان ماتریس اولیه را به ماتریس‌های مجزایی که خصوصیات آماری ماتریس اولیه در خود حفظ می‌کند، تبدیل کرد. برای تولید مقادیر باقی‌مانده موجود در در رابطه رگرسیونی (رابطه ۱)، ماتریس‌های باقی‌مانده در مدل‌های وقوع ( $E_o$ ) و مقدار ( $E_a$ ) در دوره واسنجی به‌اجزای اصلی جبری آنها (رابطه ۲) تبدیل شده‌است. با در دست داشتن مقادیر ( $D_A$  و  $V_A$ ) و همچنین تولید اعداد تصادفی با توزیع نرمال ( $Z$ ) با طول سری مورد نظر، مقادیر



شکل ۲. روند فرآیند کاهش مقیاس چندایستگاهی ارائه شده توسط خلیلی و نگویان (۲۰۱۷).

### ۳-۵. عدم قطعیت مدل‌های کاهش مقیاس

یکی از مهم‌ترین جنبه‌های مدل‌سازی در شبیه‌سازی‌های آب‌وهوایی، ارزیابی عدم قطعیت شیوه‌های مورد استفاده و ساختارهای شبیه‌سازی است. در این پژوهش نیز به منظور ارزیابی کیفیت مدل‌سازی‌های کاهش مقیاس، بخشی به منظور سنجش عدم قطعیت در نظر گرفته شده است. مراحل اصلی فرآیند ارزیابی عدم قطعیت در خروجی مدل‌ها مورد استفاده به شرح زیر است،

(الف) تولید نمونه خروجی مدل‌ها به تعداد مناسب (تعداد عضوهای تولید شده در شبیه‌سازی همادی).

(ب) تحلیل فراوانی وزن‌دار مقادیر محاسباتی بارش روزانه در هر روز.

(ج) ارائه حد بیشینه و کمینه بارش روزانه با استفاده از نتایج تحلیل فراوانی در مرحله قبل و در سطح اطمینان مورد نظر (در پژوهش حاضر سطح اطمینان [۵، ۹۵] لحاظ شده است).

(د) با محاسبه اختلاف صدک‌های محاسباتی در مرحله قبل دامنه چارکی محاسبه شده است.

لازم به یادآوری است که این ارزیابی به منظور اطلاعات دوره کالیبراسیون صورت پذیرفته است.

### ۳-۶. مدل کاهش مقیاس زمانی

به منظور ارزیابی رفتار حدی، نیاز است تا کاهش مقیاس زمانی صورت گرفته و دقت زمانی اطلاعات به زیر یک روز افزایش یابد. لذا برای این منظور، از روش شبیه‌تحلیلی ارائه شده توسط نگویان و همکاران (۲۰۰۷) استفاده شده است. در این روش از توزیع آماری سه پارامتری مقادیر حدی تعمیم یافته (GEV) که با توزیع گامبل ارتباط مفهومی و ساختاری دارد، استفاده شده است. همچنین از تابع توزیع تجمعی آن به منظور ترسیم منحنی شدت-مدت-فراوانی (IDF) بهره‌برداری شده است. به منظور استفاده از این توزیع نیاز به تخمین پارامترهای سه‌گانه مقیاس، شکل و موقعیت  $(\epsilon, k, \alpha)$  آن است. نگویان و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از سری زمانی

حداکثر سالانه بارش در دوره واسنجی و در بازه‌های زمانی روزانه و زیرروزانه و نیز با به‌کارگیری روش گشتاور غیر مرکزی و همچنین بیان برتری آن نسبت به روش‌های معمول تخمین از جمله بیشینه تشابه (Maximum Likelihood) به محاسبه پارامترهای فوق با هدف تخمین توزیع جی‌ای‌وی و در نهایت ترسیم منحنی IDF بارش در شرایط گوناگون اثرگذاری تغییر اقلیم در آینده پرداخت.

در تحقیق حاضر به دلیل عدم وجود اطلاعات زیرروزانه کمتر از ۶ ساعت، صرفاً از سه بازه زمانی موجود در ایستگاه سینوپتیک مهرآباد (۶، ۱۲ و ۲۴ ساعت) استفاده شده است. در نهایت مطابق با روابط (۴ الی ۷) پارامترهای اصلی منحنی در دوره واسنجی محاسبه شده است. همچنین با استفاده از ضریب  $\lambda$  حاصل رابطه (۷) مربوط به مدت‌های مختلف بارش (۶، ۱۲ و ۲۴ ساعت) در دوره واسنجی و سری بارش حداکثر سالانه مقادیر روزانه پیش‌بینی شده توسط مدل کاهش مقیاس مکانی برتر، منحنی شدت مدت فراوانی در دوره بازگشت‌های مختلف و سناریوهای مختلف آینده محاسبه شده است.

$$k(\lambda t) = k(t) \quad (4)$$

$$\alpha(\lambda t) = \lambda^\beta \alpha(t) \quad (5)$$

$$\epsilon(\lambda t) = \lambda^\beta \epsilon(t) \quad (6)$$

$$\lambda^\beta = \frac{\mu_{1\lambda t}}{\mu_{1t}} \quad (7)$$

در روابط فوق  $\mu_{1\lambda t}$  و  $\mu_{1t}$  به ترتیب معرف میانگین سری حداکثر سالانه بارش با مدت زمان  $t$  و  $\lambda t$  است  $(0 < \lambda < 1)$ . با استفاده از روابط موجود، پارامترهای سه‌گانه مربوط به توزیع، در مدت زمان مورد نیاز (۶، ۱۲ و ۲۴ ساعت) محاسبه شده است.

### ۴. نتایج

به منظور پیاده‌سازی اهداف تحقیق حاضر، اطلاعات موجود به دو دسته واسنجی (۱۹۹۱-۲۰۰۵) و



هر مدل کاهش مقیاس مکانی، از روش گام به گام پس‌رو که هدف آن رسیدن به ترکیبی مناسب از پیش‌یاب‌ها با مناسب‌ترین همبستگی بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی است، استفاده شد. متغیرهای انتخابی برای هر یک از سه رویکرد ارائه شده متنوع است (جدول ۲).

صحت‌سنجی (۱۹۸۵-۱۹۹۰) تفکیک شده‌اند. البته تصریح می‌شود که در دوره صحت‌سنجی دو ایستگاه ژئوفیزیک و کریم آباد فاقد اطلاعات کافی بوده و لذا در صحت‌سنجی گزارشی از صحت عملکرد مدل‌های کاهش مقیاس در این دو ایستگاه ارائه نشده است. به‌منظور انتخاب متغیرهای مناسب در

جدول ۲. پیش‌یاب‌های انتخابی انواع مدل‌ها.

چندایستگاهی	DMDM	SDSM	علامت اختصاری	پیش‌یاب	ردیف
■	■	■	mslp	متوسط فشار سطح دریا	۱
■			p_f	سرعت باد در سطح زمین	۲
■		■	p_v	سرعت نصف‌النهاری در سطح زمین	۳
			p5_u	سرعت منطقه‌ای در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۴
■			p5_f	سرعت باد در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۵
	■		p5_v	سرعت نصف‌النهاری در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۶
■	■	■	p500	ارتفاع ژئوپتانسیل در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۷
■			p8_f	سرعت باد در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۸
	■	■	P8_v	سرعت نصف‌النهاری در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۹
■	■	■	p850	ارتفاع ژئوپتانسیل در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۱۰
■			p8zh	واگرایی در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۱۱
	■		p8th	جهت باد در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۱۲
■			shum	رطوبت ویژه نزدیک سطح زمین	۱۳
■	■	■	p_u	سرعت منطقه‌ای در سطح زمین	۱۴
■	■		p_z	حالت گردابی در سطح زمین	۱۵
■			p_zh	واگرایی سطحی	۱۶
		■	p5_u	سرعت مداری در ارتفاع فشاری ۵۰۰ هکتوپاسکال	۱۷
■			p5_z	حالت گردابی در ارتفاع فشاری ۵۰۰ هکتوپاسکال	۱۸
		■	p5th	جهت باد در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۱۹
■			p5zh	واگرایی در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۲۰
■	■	■	p8_u	سرعت منطقه‌ای در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۲۱
■		■	p8_z	حالت گردابی در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۲۲
■		■	s850	رطوبت ویژه در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	۲۳
	■		s500	رطوبت ویژه در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	۲۴
■		■	prep	بارش تجمعی	۲۵
■	■	■	temp	دمای هوای نزدیک سطح زمین (۲ متر)	۲۶

میانگین مقادیر مشاهداتی را بیان می‌کند. مطابق نتایج جدول ۴، در دوره واسنجی شاخص ارزیابی  $R^2$  در مدل DMDM در دامنه ۰/۷ الی ۰/۹ بوده در حالی که این مقدار در مدل SDSM در دامنه ۰/۶ الی ۰/۸ و در مدل چندایستگاهی در بازه ۰/۸ الی ۰/۸۶ است. با توجه به اینکه بزرگتر بودن این شاخص نمایانگر تشابه بیشتر در رفتار مقادیر محاسباتی و مشاهداتی است، لذا چنانچه روند مقدار بارش در آینده مورد توجه باشد، مدل DMDM و پس از آن مدل چندایستگاهی نتایج قابل قبول تری نسبت به مدل SDSM از خود نشان خواهند داد. همچنین با مقایسه دو شاخص MAE و RMSE در دوره واسنجی مشاهده می‌شود که مقادیر این شاخص‌ها در رویکرد DMDM کمترین مقدار و در روش SDSM بیشترین مقدار را دارد. از مقایسه شاخص‌های آماری  $R^2$ ، MAE و RMSE در دوره صحت‌سنجی برای این روش‌ها، به‌طور مشابه برتری مدل DMDM بر مدل چندایستگاهی و برتری مدل چندایستگاهی بر SDSM تأیید می‌شود.

با توجه به ساختار مدل DMDM و توانایی آن در شکل‌دهی مدل مناسب کاهش‌مقیاس تک‌ایستگاهی، در جدول ۳ روش‌های مورد استفاده در بهترین مدل در ایستگاه‌های مورد بررسی ارائه شده است.

در خصوص ارزیابی توانمندی مدل‌ها از معیارهایی همچون میانگین بلندمدت ماهانه، ریشه دوم میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب همبستگی ( $R^2$ ) که بر اساس سری مقادیر میانگین ماهانه است، استفاده شده (روابط ۸، ۹ و ۱۰) و نتایج آن برای دو دوره واسنجی و صحت‌سنجی در جدول ۵ ذکر شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^t (X_{Obs,i,k} - X_{Sim,i,k})^2}{\sum_{i=1}^t (X_{Obs,i,k} - \bar{X}_{Obs})^2} \quad (۸)$$

$$MAE = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t |X_{Obs,i,k} - X_{Sim,i,k}| \quad (۹)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (X_{Obs,i,k} - X_{Sim,i,k})^2} \quad (۱۰)$$

در روابط فوق،  $t$  معرف طول سری‌زمانی روزانه مربوطه،  $X_{Obs,i,k}$  و  $X_{Sim,i,k}$  به‌ترتیب مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده روز  $i$  ام و ایستگاه  $k$  ام و  $\bar{X}_{Obs}$  عدد

جدول ۳. مدل‌های انتخابی توسط رویکرد DMDM.

شماره ایستگاه	مدل وقوع	مدل مقدار
۱	MARS Cub	MARS Linear
۲	Model Tree	Model Tree
۳	MARS Cub	MARS Linear
۴	Model Tree	MARS Linear
۵	Ridge Regression	MARS Cub
۶	Linear Regression	Linear Regression
۷	MARS Linear	Linear Regression
۸	MARS Linear	Ridge Regression
۹	Model Tree	Model Tree
۱۰	MT	MARS Linear

کاهش مقیاس تطابق خوبی با مقادیر مشاهداتی از خود بروز داده است. اما در ماه‌های دیگر، روش چندایستگاهی و DMDM تا حدودی دارای تفاوت با مقادیر مشاهداتی است و از این منظر، مدل SDSM رفتاری متناسب از خود بروز داده است.

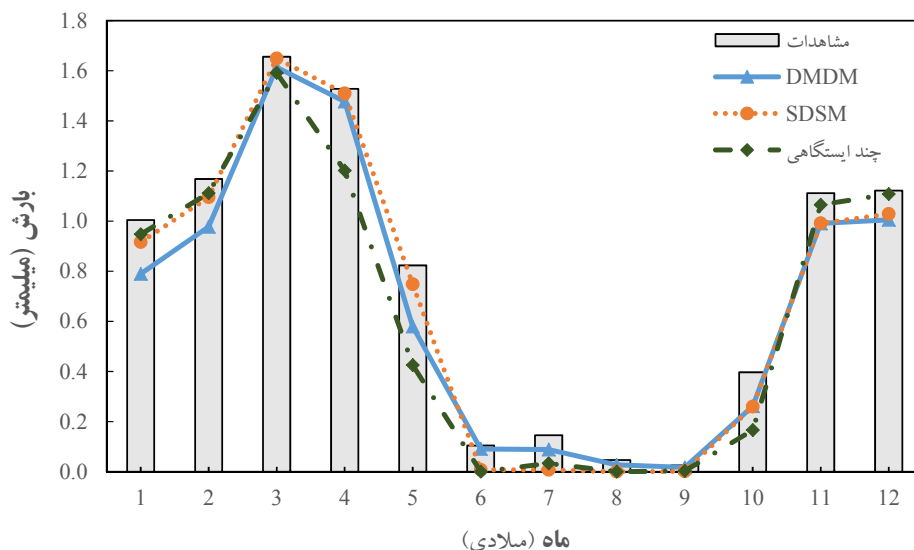
در ادامه و به منظور ارائه تصویر بهتری از نتایج این سه شیوه کاهش مقیاس رگرسیونی، تغییرات میانگین بلندمدت ماهانه برای دو ایستگاه بیلقان و مهرآباد در شکل ۳ و ۴ ارائه شده است. در ماه‌های ۱۰ تا ۱۲ میلادی که اوقات پر بارش سال در محدوده مطالعاتی است، هر سه روش

جدول ۴. نتایج واسنجی و صحت‌سنجی مدل‌های کاهش مقیاس تک‌ایستگاهی SDSM، DMDM و چند ایستگاهی.

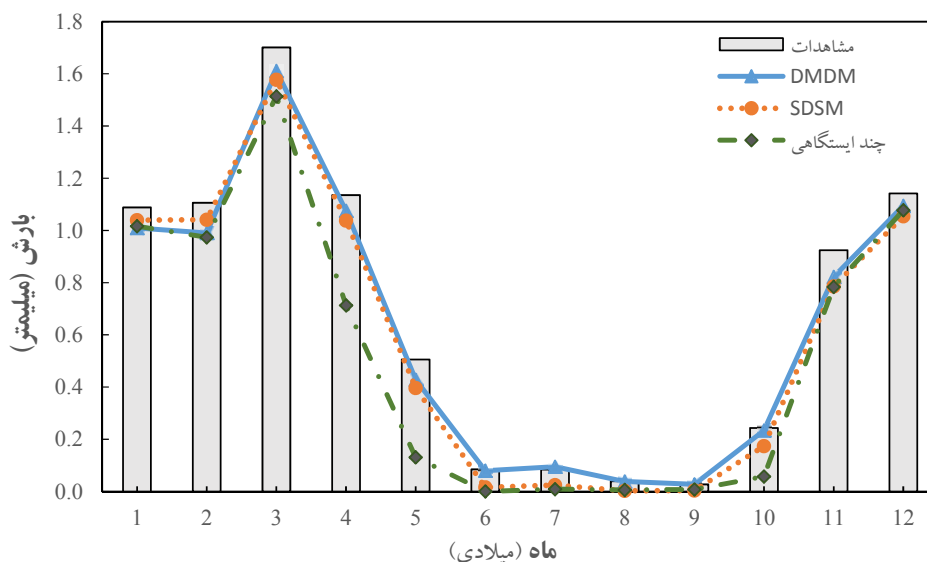
مدل چند ایستگاهی			مدل تک ایستگاهی DMDM			مدل تک ایستگاهی SDSM			نام ایستگاه	دوره اطلاعات
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۶۹۴	۰/۹۹۰	۰/۸۳۹	۰/۴۰۳	۰/۶۵۷	۰/۹۰۶	۰/۶۶۳	۰/۹۴۴	۰/۸۰۰	سیرا	دوره واسنجی
۰/۳۱۴	۰/۴۹۸	۰/۸۳۷	۰/۲۳۳	۰/۳۷۳	۰/۸۷۶	۰/۳۱۰	۰/۴۷۳	۰/۷۹۱	بیلقان	
۰/۶۷۷	۱/۰۲۴	۰/۸۴۴	۰/۶۴۸	۰/۹۰۶	۰/۸۴۰	۰/۷۹۵	۱/۱۵۱	۰/۷۳۳	رودک	
۰/۴۵۹	۰/۷۶۰	۰/۸۳۱	۰/۴۱۰	۰/۶۷۲	۰/۸۴۲	۰/۴۷۶	۰/۷۲۴	۰/۸۰۲	لتیان	
۰/۴۵۳	۰/۷۰۰	۰/۸۵۳	۰/۴۲۰	۰/۷۱۰	۰/۸۷۰	۰/۴۵۷	۰/۶۵۶	۰/۸۲۸	کریم آباد	
۰/۲۷۲	۰/۴۸۱	۰/۷۰۹	۰/۲۱۶	۰/۳۳۵	۰/۷۰۵	۰/۲۴۲	۰/۳۳۹	۰/۷۰۳	کردان	
۰/۳۰۷	۰/۵۳۸	۰/۸۴۲	۰/۲۳۳	۰/۴۰۲	۰/۸۱۴	۰/۲۶۳	۰/۴۰۸	۰/۸۰۸	باقرآباد	
۰/۲۹۲	۰/۴۹۰	۰/۸۵۱	۰/۲۰۴	۰/۳۱۱	۰/۹۱۶	۰/۲۴۲	۰/۳۶۷	۰/۸۷۷	مهرآباد	
۰/۲۷۸	۰/۴۷۷	۰/۸۵۰	۰/۲۷۳	۰/۳۹۵	۰/۸۶۲	۰/۶۱۰	۰/۸۴۴	۰/۳۵۹	دوشان تپه	
۰/۳۷۰	۰/۵۹۵	۰/۸۳۷	۰/۳۹۰	۰/۴۲۰	۰/۸۸۰	۰/۴۶۷	۰/۷۳۸	۰/۶۲۸	ژئوفیزیک	
۰/۷۵۹	۱/۲۷۱	۰/۷۵۳	۰/۸۰۱	۱/۲۴۸	۰/۶۸۱	۰/۷۲۳	۱/۰۲۴	۰/۷۷۸	سیرا	دوره صحت‌سنجی
۰/۴۴۸	۰/۷۱۸	۰/۶۴۵	۰/۵۴۱	۰/۸۵۷	۰/۵۰۸	۰/۴۶۷	۰/۷۰۲	۰/۶۴۶	بیلقان	
۰/۸۸۴	۱/۴۶۶	۰/۶۸۹	۰/۸۷۱	۱/۲۶۵	۰/۶۸۷	۰/۹۹۰	۱/۳۹۷	۰/۶۵۷	رودک	
۰/۶۱۷	۱/۰۰۹	۰/۶۴۵	۰/۶۱۳	۰/۹۹۹	۰/۶۱۶	۰/۵۹۶	۰/۸۶۷	۰/۷۱۹	لتیان	
۰/۲۷۸	۰/۴۳۵	۰/۵۷۱	۰/۲۵۵	۰/۳۸۰	۰/۶۱۱	۰/۳۴۴	۰/۴۸۵	۰/۵۲۴	کردان	
۰/۳۴۲	۰/۵۶۹	۰/۶۵۸	۰/۳۲۸	۰/۵۶۷	۰/۶۳۹	۰/۴۱۷	۰/۶۵۲	۰/۵۵۸	باقرآباد	
۰/۲۹۸	۰/۵۱۸	۰/۷۱۵	۰/۳۲۳	۰/۵۰۳	۰/۷۴۸	۰/۳۱۸	۰/۴۵۸	۰/۷۷۴	مهرآباد	

هر سه مدل مذکور تا حدود مقدار بارش ۱/۵ الی ۲ میلی‌متر با یکدیگر و تطابق قابل قبول توزیع آنها با مقادیر مشاهداتی است. ولی در مقادیری بالاتر از آن، برتری مدل DMDM نسبت به مدل SDSM و همچنین مدل SDSM به روش چندایستگاهی مشهود است. که این موضوع بیانگر تخمین بهتر مقادیر میانگین ماهانه توسط مدل DMDM نسبت به سایر مدل‌هاست.

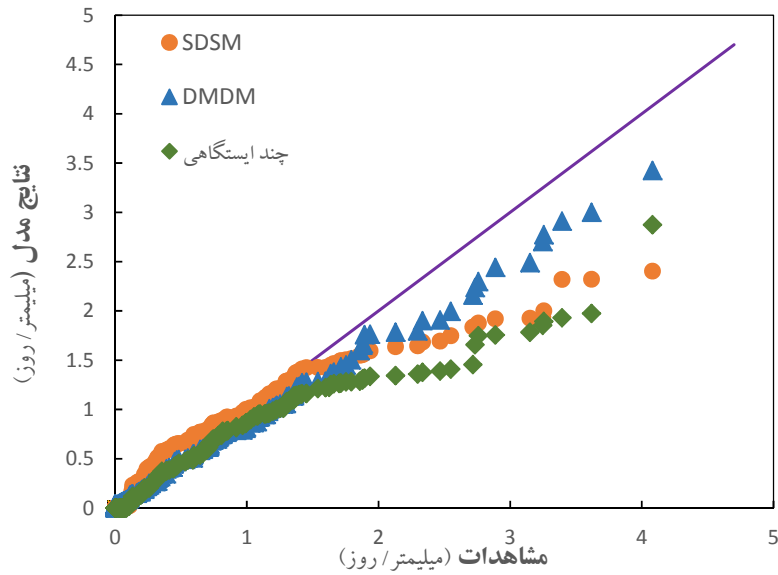
با استناد به نتایج فوق، هر سه روش کاهش مقیاس به نسبت در تولید مقادیر میانگین بلندمدت ماهانه نتایج مناسبی داشته‌اند. همچنین روش DMDM، چند ایستگاهی و SDSM به ترتیب در حفظ تشابه روند با مقادیر مشاهداتی رفتار بهتری از خود بروز داده‌اند. منحنی‌های کیوکیو (q-q) پلات مقادیر بارش میانگین ماهانه ایستگاه‌های بیلقان و مهرآباد در شکل ۵ و ۶ ارائه شده است. این نمودارها بیانگر تشابه روندی



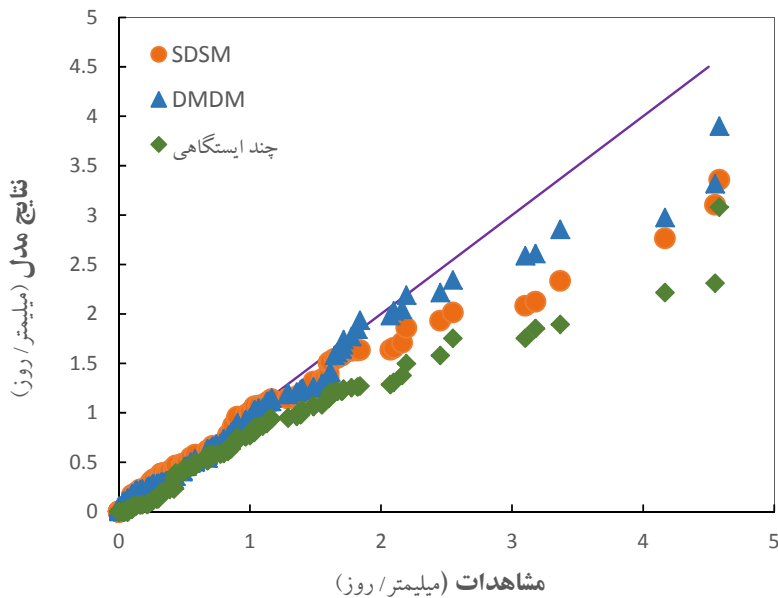
شکل ۳. میانگین بلندمدت بارش ماهانه ایستگاه بیلقان.



شکل ۴. میانگین بلندمدت بارش ماهانه در ایستگاه مهرآباد.



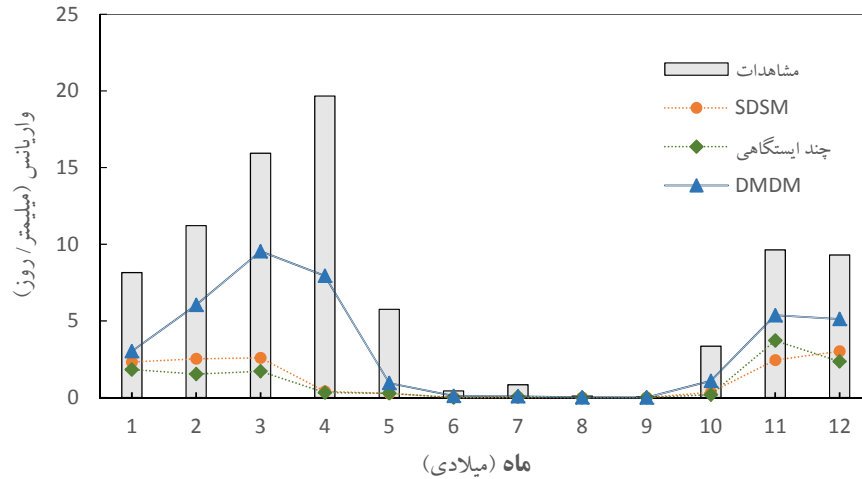
شکل ۵. q-q پلات مقادیر بارش میانگین ماهانه روش‌های مختلف کاهش مقیاس در ایستگاه مهرآباد.



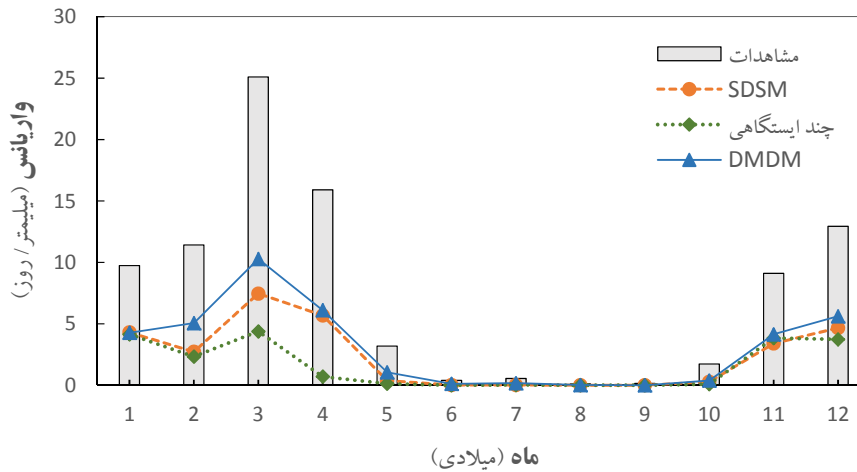
شکل ۶. q-q پلات مقادیر بارش میانگین ماهانه روش‌های مختلف کاهش مقیاس در ایستگاه بیلقان.

از مشاهدات را تخمین می‌زنند. با این حال، روش DMDM در ماه‌های بارانی سال شبیه‌سازی بهتری نسبت به دو مدل دیگر دارد در حالی که دو مدل چندایستگاهی و SDSM برتری خاصی نسبت به یکدیگر ندارند.

تغییرات واریانس مقادیر میانگین بلندمدت ماهانه نیز برای دو ایستگاه بیلقان و مهرآباد در شکل ۷ و ۸ ارائه شده است. مطابق این نمودارها هر سه مدل کاهش مقیاس ذکر شده در این مطالعه، توانایی پایینی در تخمین واریانس داشته و مقادیری کمتر



شکل ۷. واریانس میانگین بارش ماهانه در ایستگاه بیلقان.



شکل ۸. واریانس میانگین بارش ماهانه در ایستگاه مهرآباد.

در راستای ارزیابی مدل‌های کاهش مقیاس مورد استفاده در این تحقیق، به تخمین اطلاعات دو ایستگاه در منطقه مشخص شده در شکل ۱ (ایستگاه عباسپور و کلک‌چال) که در فرآیند کاهش مقیاس مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، اقدام شده است. در این خصوص، با استفاده از نتایج واسنجی ده ایستگاه کاهش مقیاس داده شده و روش وزن‌دهی معکوس فاصله (Inverse Distance Weighting) رابطه ۱۱، مقادیر بارش در این دو ایستگاه تخمین زده شده است.

در راستای ارزیابی مدل‌های کاهش مقیاس مورد استفاده در این تحقیق، به تخمین اطلاعات دو ایستگاه در منطقه مشخص شده در شکل ۱ (ایستگاه عباسپور و کلک‌چال) که در فرآیند کاهش مقیاس مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، اقدام شده است. در این خصوص، با استفاده از نتایج واسنجی ده ایستگاه کاهش مقیاس داده شده و روش وزن‌دهی معکوس فاصله (Inverse Distance Weighting) رابطه ۱۱، مقادیر بارش در این دو ایستگاه تخمین زده شده است.

$$Z_p = \frac{\sum_{i=1}^n \left( \frac{Z_i}{d_i^p} \right)}{\sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{d_i^p} \right)} \quad (11)$$

در رابطه فوق  $(d_i^p)$  فاصله ایستگاه  $i$  ام از ایستگاه مورد نظر

بهتری دارد.

جدول ۵. نتایج ارزیابی آماری ماهانه مدل‌های مختلف کاهش مقیاس در دوره ارزیابی (۱۹۸۵-۱۹۹۰).

ایستگاه کلکچال			ایستگاه عباسپور			نام ایستگاه
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	مدل
۰/۸۰۸	۱/۱۹۰	۰/۷۰۰	۰/۵۱۲	۰/۷۸۸	۰/۷۰۹	SDSM
۰/۷۳۴	۱/۰۷۲	۰/۷۸۶	۰/۴۲۶	۰/۶۲۵	۰/۸۱۷	DMDM
۰/۷۳۹	۱/۱۲۵	۰/۷۷۹	۰/۵۳۳	۰/۸۲۵	۰/۷۷۸	چندایستگاهی

در هر سه مدل و تمامی ایستگاه‌ها برابر ۱۰۰ درصد است. به همین منظور تنها به مقایسه شاخص ARIL پرداخته شده که نتایج آن در جدول ۶ ارائه شده است. بر اساس نتایج ارائه شده در این جدول، در تمامی ایستگاه‌ها روش DMDM مقدار ARIL کمتری نسبت به دو مدل دیگر دارد که این خود نشانگر برتری این مدل در بیان عدم قطعیت است. پس از آن روش چند ایستگاهی ارائه شده در این مقاله که بر اساس رویکرد خلیلی و نگویان (۲۰۱۷) است مقادیر شاخص کمتری نسبت به روش SDSM داشته و در نهایت SDSM نتایجی ضعیف‌تر از سایر روش‌ها ارائه کرده است.

جدول ۶. مقایسه نتایج شاخص ARIL مقادیر میانگین بلندمدت ماهانه روش‌های مختلف کاهش مقیاس مکانی.

نام ایستگاه	SDSM	DMDM	چندایستگاهی
سیرا	۴/۸۷	۱/۱۴	۳/۴۰
بیلقان	۵/۱۳	۱/۹۷	۴/۴۲
رودک	۵/۴۰	۱/۵۷	۳/۲۷
لتیان	۵/۲۲	۱/۶۸	۲/۴۳
کریم آباد	۳/۹۴	۲/۶۸	۲/۸۱
کردان	۴/۹۸	۱/۹۰	۲/۹۲
باقرآباد	۴/۷۷	۲/۶۲	۳/۸۷
مهرآباد	۳/۹۹	۲/۱۷	۲/۷۱
دوشان تپه	۵/۹۱	۱/۸۵	۳/۸۲
ژئوفیزیک	۵/۰۷	۱/۸۲	۳/۳۲

در این قسمت به ارائه نتایج ارزیابی عدم قطعیت در سطوح اطمینان [۵، ۹۵] درصد از مدل‌های موجود پرداخته شده است. در این تحقیق به منظور مقایسه عدم قطعیت روش‌های مختلف کاهش مقیاس مکانی، از دو شاخص (Average Relative Interval Length) ARIL و P<sub>level</sub> که توسط توکل و همکاران (۲۰۱۳a) استفاده شده است. شاخص ARIL به منظور بیان عرض عدم قطعیت در مقابل مقادیر مشاهداتی استفاده شده که در رابطه (۱۲) ارائه شده است.

$$ARIL = \frac{1}{n} \times \left( \sum_{i=1}^n \frac{UPL_i - LOL_i}{Obs_i} \right) \quad (12)$$

در رابطه فوق، UPL<sub>i</sub> و LOL<sub>i</sub> به ترتیب مقادیر حد بالا و پایین در سطوح اطمینان مورد نظر و Obs مقدار مشاهداتی متناظر با آنها است. شاخص P<sub>level</sub> معرف پوشش باند عدم قطعیت بر روی مشاهدات را نشان داده که در رابطه (۱۳) ارائه شده است.

$$P_{level} = \frac{NQ_{in}}{n} \times 100 \quad (13)$$

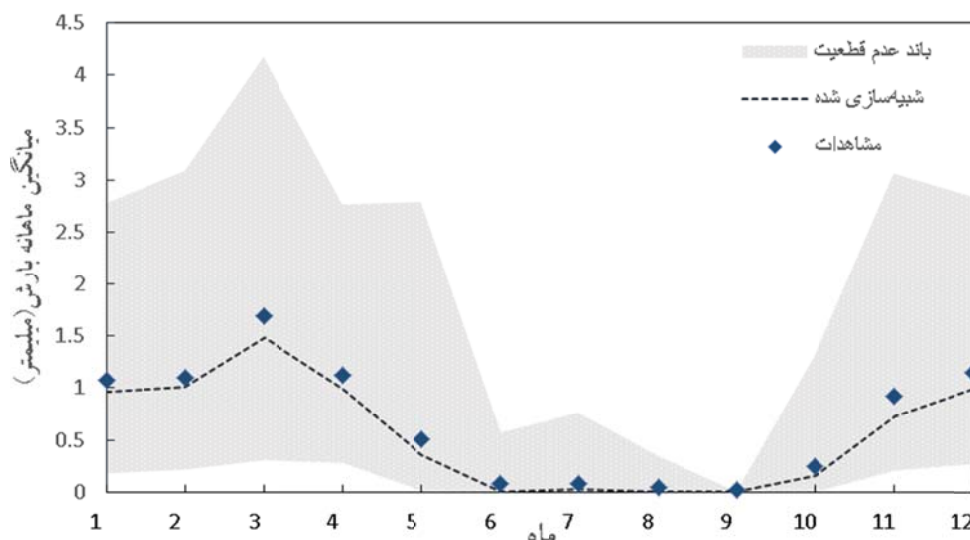
در رابطه فوق، NQ<sub>in</sub> تعداد مشاهدات موجود در بازه غیر قطعی و n تعداد کل مشاهدات است. با توجه به روابط (۱۲) و (۱۳)، افزایش شاخص P<sub>level</sub> و کاهش ARIL بیانگر برتری مدل مربوطه است. در تحقیق حاضر، عدم قطعیت مقادیر میانگین بلندمدت ماهانه تمامی ایستگاه‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج گویای این است که تمامی مشاهدات در داخل محدوده غیرقطعی شبیه‌سازی شده قرار داشته و در نتیجه مقدار شاخص P<sub>level</sub>

پایینی دامنه چارکی خروجی‌های مدل هستند که معرف ساختار غیرمتقارن در پاسخ غیرقطعی بوده و حد پایین مدل در سطح اطمینان مورد بررسی به مقادیر مشاهداتی تشابه رفتاری بیشتری تا حد بالایی محدوده غیرقطعی دارد.

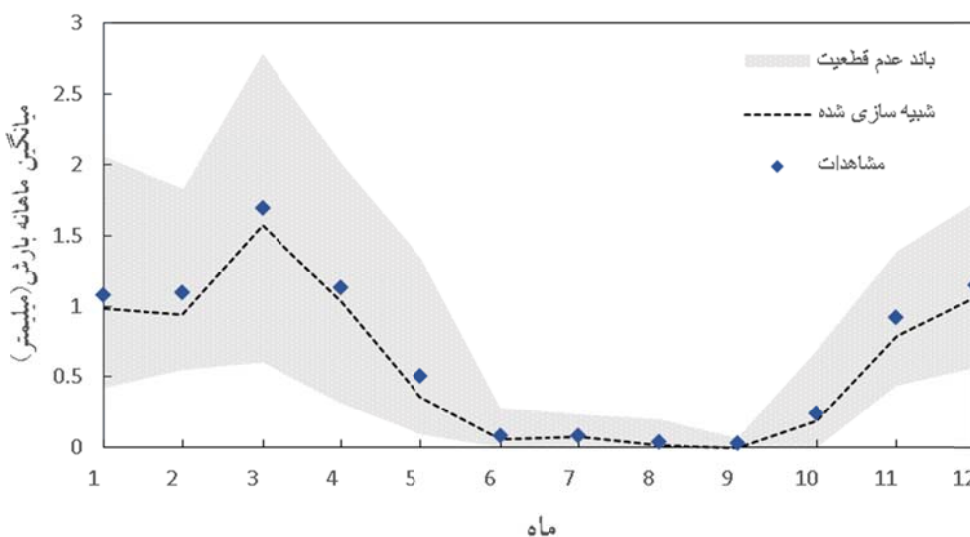
شکل ۱۰ بیانگر عدم قطعیت مربوط به نتایج خروجی مدل DMDM در سطح اطمینان مورد نظر است. مطابق این شکل، مقادیر مشاهداتی در مرکز این محدوده غیرقطعی قرار داشته و بیانگر ساختار تقریباً متقارن نتایج مدل است.

پس از اعمال محاسبات مربوط به ارزیابی عدم قطعیت موجود در مدل‌های کاهش مقیاس مکانی ایجاد شده برای ایستگاه مهرآباد، شکل‌های ۹، ۱۰ و ۱۱ نتایج مربوط به مقادیر میانگین بلندمدت ماهانه هر یک از مدل‌ها در دوره واسنجی به دست آمده است. در این شکل‌ها محدوده تیره دامنه چارکی، خطچین مقادیر شبیه‌سازی شده و نقاط منفرد مقادیر مشاهداتی است.

بر اساس شکل ۹ که مربوط به عدم قطعیت نتایج مدل SDSM است، مقادیر مشاهداتی به‌طور کلی متمایل به مرز



شکل ۹. عدم قطعیت مدل SDSM در ایستگاه مهرآباد (بر اساس میانگین ماهانه).



شکل ۱۰. عدم قطعیت مدل DMDM در ایستگاه مهرآباد (بر اساس میانگین ماهانه).



گشتاور غیر مرکزی (NCM) استفاده شده است. در روابط (۱۴)، (۱۵) و (۱۶) به تشریح روابط ریاضی مربوطه پرداخته شده است.

$$E(H) = \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right) - \left(\frac{\alpha}{k}\right) \Gamma(k+1) \quad (14)$$

$$E(H^2) = \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right)^2 - 2 \left(\frac{\alpha}{k}\right) \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right) \Gamma(k+1) + \left(\frac{\alpha}{k}\right)^2 \Gamma(2k+1) \quad (15)$$

$$E(H^3) = \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right)^3 - 3 \left(\frac{\alpha}{k}\right) \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right)^2 \Gamma(k+1) + 3 \left(\frac{\alpha}{k}\right)^2 \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right) \Gamma(2k+1) - \left(\frac{\alpha}{k}\right)^3 \Gamma(3k+1) \quad (16)$$

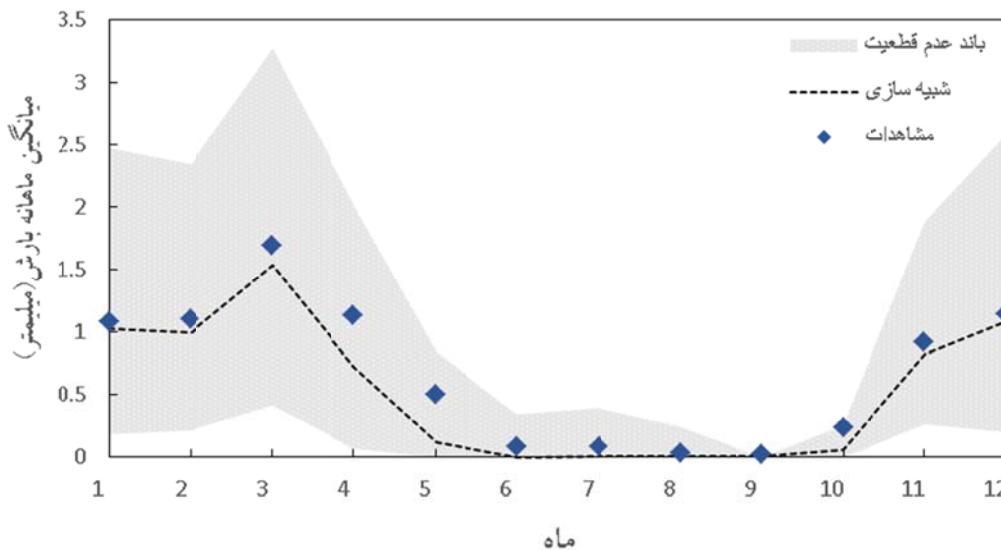
در روابط فوق، H معرف سری زمانی حداکثر سالانه بارش در مدت مورد نظر (۶، ۱۲ و ۲۴ ساعت) و E امید ریاضی سری زمانی‌های مربوطه است. در نهایت با استفاده از رابطه (۱۷) به محاسبه شدت بارش در تداوم‌های مختلف و دوره‌های مد نظر پرداخته شده است. در این رابطه، I شدت بارش در تداوم مورد نظر و دوره بازگشت T است.

$$I = \left(\epsilon + \frac{\alpha}{k}\right) \left(1 - \left\{-\ln(1/T)\right\}^k\right) \quad (17)$$

در شکل ۱۱ نمایانگر حدود عدم قطعیت موجود در مدل چندایستگاهی ذکر شده در این مطالعه است. مطابق این شکل همانند نتایج روش SDSM، مقادیر مشاهداتی تمایل بیشتری به حد پایینی حدود غیرقطعی داشته و از این منظر، عدم قطعیت کمتری را برای این حد نسبت به مقادیر مشاهداتی تبیین می‌کند.

در نهایت با بررسی نتایج ارائه شده در جدول ۶ و همچنین مقایسه شکل‌های ۹ و ۱۰ و ۱۱ می‌توان به این نتیجه رسید که در ارزیابی عدم قطعیت خروجی مدل‌های کاهش مقیاس مکانی (روزانه) مدل DMDM نتایجی با عدم قطعیتی کمتر نسبت به دو روش دیگر ارائه می‌کند.

در ادامه، به بررسی محاسبه مقادیر شدت بارش با مدت‌های مختلف به منظور تخمین منحنی IDF، پرداخته شده است. در این خصوص نیاز به اطلاعات بارش زیرروزانه و همچنین فرمول تجربی منحصر به فرد برای هر ایستگاه به منظور ارزیابی روش‌های ارائه شده، است. برای محاسبه مقادیر شدت بارش نیاز به تخمین پارامترهای سه‌گانه توزیع GEV است که به این منظور از رویکرد



شکل ۱۱. عدم قطعیت مدل چندایستگاهی در ایستگاه مهرآباد (بر اساس میانگین ماهانه).

با توجه به عدم وجود اطلاعات زیرروانه در ایستگاه‌های دیگر، این فرآیند تنها برای ایستگاه مهرآباد که اطلاعات ۲۴، ۱۲ و ۶ ساعته آن موجود است، قابلیت ارزیابی دارد که فرمول تجربی منحنی IDF این ایستگاه از سازمان هواشناسی کشور اخذ شده است. به منظور ابتدا مدل زیر روانه بر مبنای توزیع GEV و رفتار مقیاسی معکوس، با استفاده از مقادیر مشاهدات بارش موجود و اسنجی شده و نتایج آن در جدول ۷ ارائه شده است. بر اساس نتایج ارائه شده در این جدول، مقادیر شدت حاصل از فرمول تجربی اخذ شده از سازمان هواشناسی و اسنجی (نتایج تئوری) با یکدیگر متفاوت است. در نتیجه ارزیابی روش‌های مختلف کاهش مقیاس مکانی در مدل زیرروانه با توجه به نتایج تئوری صورت گرفته است.

نتایج حاصل از روش چندایستگاهی، روش‌های SDSM و DMDM در مرحله واسنجی برای دوره‌های بازگشت مختلف در جدول ۸ ارائه شده است. این نتایج گویای تخمینی کمتر از مقدار تجربی و همچنین واسنجی مدل بر اساس روش‌های کاهش مقیاس SDSM، DMDM و چندایستگاهی و روش مبتنی بر مقیاس توزیع آماری GEV است. مطابق این جدول اگرچه تمامی روش‌ها در برآورد مقادیر شدت بارش تخمینی کمتر از مشاهدات داشته اما نتایج DMDM نسبت به سایر روش‌ها نتایج بهتر و نزدیک‌تری به مقادیر مشاهدات داشته‌اند. نتایج روش DMDM در دوره بازگشت ۲ و ۵ سال حدود ۴۰ درصد الی ۵۰ درصد نتایج مشاهدات بوده ولی در سایر دوره‌های بازگشت در بازه ۶۰ درصد الی ۷۰ درصد مقادیر شدت محاسبات است.

جدول ۷. نتایج منحنی شدت، مدت و فراوانی با استفاده از مقادیر مشاهداتی در ایستگاه مهرآباد در دوره واسنجی (۱۹۹۱-۲۰۰۵).

زمان (ساعت)			شدت بارش با استفاده از روابط تجربی (میلیمتر/ساعت)			شدت بارش با استفاده از نتایج تئوری حاصل از مشاهدات (میلیمتر/ساعت)		
دوره بازگشت (سال)			۶	۱۲	۲۴	۶	۱۲	۲۴
۲			۱/۹۴۰	۱/۱۸۷	۰/۷۱۸	۲/۶۴۲	۱/۷۷۰	۱/۱۴۱
۵			۲/۵۵۷	۱/۵۳۹	۰/۹۲۱	۳/۵۲۹	۲/۳۶۰	۱/۵۳۱
۱۰			۳/۰۴۲	۱/۸۱۶	۱/۰۸۰	۴/۰۵۳	۲/۷۱۰	۱/۷۵۰
۲۰			۳/۴۰۳	۲/۰۰۷	۱/۱۸۰	۴/۵۰۸	۳/۰۲۰	۱/۹۵۰
۵۰			۳/۶۷۳	۲/۱۴۳	۱/۲۴۷	۵/۰۴۴	۳/۳۷۰	۲/۱۸۹
۱۰۰			۴/۱۶۸	۲/۴۱۸	۱/۳۹۹	۵/۴۱۳	۳/۶۲۷	۲/۳۴۹

جدول ۸. نتایج منحنی شدت، مدت و فراوانی با استفاده از مدل‌های کاهش مقیاس روزانه در ایستگاه مهرآباد در دوره واسنجی (۱۹۹۱-۲۰۰۵).

زمان (ساعت)			شدت بارش با استفاده از نتایج واسنجی تک ایستگاهی SDSM			شدت بارش با استفاده از نتایج واسنجی تک ایستگاهی DMDM			شدت بارش با استفاده از نتایج واسنجی چند ایستگاهی		
دوره بازگشت (سال)			۶	۱۲	۲۴	۶	۱۲	۲۴	۶	۱۲	۲۴
۲			۱/۳۸۸	۱/۹۳۰	۰/۶۰۲	۱/۸۳۸	۱/۲۳۰	۰/۷۹۷	۰/۹۱۱	۰/۶۱۰	۰/۳۹۵
۵			۱/۷۵۶	۱/۱۷۶	۰/۷۶۲	۲/۳۰۷	۱/۵۴۴	۱/۰۱۲	۱/۳۳۶	۰/۸۹۵	۰/۵۷۹
۱۰			۱/۹۴۹	۱/۳۰۶	۰/۸۴۶	۲/۶۳۴	۱/۷۴۴	۱/۲۱۹	۱/۶۲۵	۱/۰۸۹	۰/۷۰۵
۲۰			۲/۱۰۷	۱/۴۱۱	۰/۹۱۴	۲/۸۷۱	۱/۹۲۳	۱/۲۴۵	۱/۸۹۱	۱/۲۷۴	۰/۸۲۶
۵۰			۲/۲۸۲	۱/۵۲۹	۰/۹۵۵	۳/۱۹۲	۲/۱۳۲	۱/۳۸۵	۲/۴۴۲	۱/۵۰۲	۰/۹۷۳
۱۰۰			۲/۳۹۸	۱/۶۰۷	۱/۰۴۱	۳/۴۱۹	۲/۲۹۱	۱/۴۸۴	۲/۴۹۲	۱/۶۶۷	۱/۰۸۲

بازگشت ۲ و ۵ سال، ۰/۸۵ الی ۰/۹، در دوره بازگشت ۱۰ و ۲۰ سال ۰/۷۷ الی ۰/۸۲ و همچنین در دوره‌های بازگشت ۵۰ و ۱۰۰ سال ۰/۷۴ الی ۰/۷۷ است. همانند RCP4.5، سناریو RCP2.6 نیز در تمامی دوره‌های بازگشت نتایجی کمتر از نتایج کالیبراسیون DMDM در پی داشته که در دوره‌های بازگشت ۲ الی ۲۰ سال، ۰/۸۵ الی ۰/۸۹ درصد نتایج کالیبراسیون را داشته و این نسبت در دوره‌های بازگشت ۵۰ و ۱۰۰ سال، ۰/۷۰ الی ۰/۷۲ درصد نتایج مدل DMDM است.

جدول ۱۰ بیانگر نتایج حاصل از روش SDSM در سناریوهای اقلیمی آینده است. مطابق با این جدول، بیشترین مقادیر شدت در دوره بازگشت‌های مختلف مربوط به سناریو RCP2.6 و کمترین آن مربوط به سناریوی RCP8.5 است که عکس نتایج روش DMDM به‌عنوان روش برتر در پیش‌بینی است. همچنین قابل ذکر است که نتایج تمامی سناریوهای حاصل از این مدل بیشتر از مقادیر محاسباتی در دوره کالیبراسیون است. در RCP2.6، افزایش مقادیر شدت نسبت به مقادیر محاسباتی این مدل در دوره کالیبراسیون در دوره بازگشت‌های مختلف متفاوت است. به‌گونه‌ای که در دوره بازگشت ۲ و ۵ سال افزایشی حدود ۲۵ درصد، در دوره‌های ۱۰ و ۲۰ سال، ۳۳ درصد افزایش و در دوره‌های ۵۰ و ۱۰۰ سال به ۴۲ درصد افزایش رسیده است.

مقادیر شدت بارش حدی در قالب رابطه منحنی شدت-مدت-فراوانی در دوره آینده (۲۰۲۱-۲۰۵۰) برای سه سناریوی مختلف و با نتایج مربوط به پیش‌بینی مدل‌های مختلف DMDM، SDSM و چندایستگاهی به‌ترتیب در جدول‌های ۹، ۱۰ و ۱۱ ارائه شده است. براساس نتایج ارائه شده در جدول ۹ مربوط به روش DMDM، نتایج حاصل از سناریوهای انتشار RCP2.6 و RCP4.5 بیان‌کننده کاهش شدت بارندگی در دوره پیش‌بینی متناظر با سناریوهای ذکر شده و افزایش شدت و در پی آن رخدادهای حدی بارش براساس سناریو انتشار RCP8.5 است. در سناریو RCP8.5، در تمامی دوره‌های بازگشت و همچنین مدت‌های بارش مختلف، شدت بارش شبیه‌سازی شده نسبت به نتایج کالیبراسیون مدل DMDM افزایش یافته است. این افزایش در دوره‌های بازگشت مختلف به میزان ۱۲ درصد الی ۲۳ درصد است که بیشترین آن مربوط به دوره بازگشت ۲ و ۵ سال است. همچنین در تمامی دوره بازگشت‌های مربوط به تداوم بارش ۲۴ ساعته در این سناریو تغییرات محسوسی در مقادیر شدت بارش قابل تشخیص نیست. در سناریو RCP4.5 تمامی شدت‌های بارش محاسبه شده کمتر از نتایج دوره کالیبراسیون مدل DMDM است. در این سناریو نسبت مقادیر شبیه‌سازی شده به نتایج کالیبراسیون مدل DMDM در دوره‌های

جدول ۹. نتایج منحنی شدت، مدت و فراوانی سناریوهای مختلف آینده در ایستگاه مهرآباد با استفاده از مدل DMDM.

RCP 8.5			RCP4.5			RCP 2.6			زمان (ساعت) دوره بازگشت (سال)
۲۴	۱۲	۶	۲۴	۱۲	۶	۲۴	۱۲	۶	
۰/۹۴۱	۱/۴۶۰	۲/۱۸۱	۰/۶۹۴	۱/۰۷۱	۱/۶۱۲	۰/۶۸۱	۱/۰۶۱	۱/۴۲۴	۲
۱/۱۴۸	۱/۷۷۵	۲/۶۳۴	۰/۸۶۶	۱/۳۲۱	۱/۹۷۱	۰/۸۲۵	۱/۲۷۷	۱/۶۸۱	۵
۱/۲۹۴	۲/۰۳۴	۲/۹۸۱	۰/۸۹۱	۱/۳۸۵	۲/۰۶۵	۰/۸۶۷	۱/۳۸۶	۲/۰۶۷	۱۰
۱/۴۴۶	۲/۲۲۳	۳/۳۲۶	۱/۰۱۴	۱/۵۶۷	۲/۳۴۳	۰/۹۴۴	۱/۴۵۴	۲/۱۷۵	۲۰
۱/۶۲۱	۲/۵۱۰	۳/۷۵۷	۱/۰۹۸	۱/۶۸۱	۲/۵۱۱	۰/۹۹۱	۱/۵۳۵	۲/۲۹۱	۵۰
۱/۷۶۳	۲/۷۲۵	۴/۰۶۱	۱/۱۴۴	۱/۷۶۲	۲/۶۳۴	۱/۰۳۵	۱/۵۹۱	۲/۳۷۲	۱۰۰

جدول ۱۰. نتایج منحنی شدت، مدت و فراوانی سناریوهای مختلف آینده در ایستگاه مهرآباد با استفاده از مدل SDSM

RCP 8.5			RCP4.5			RCP 2.6			زمان (ساعت)
۲۴	۱۲	۶	۲۴	۱۲	۶	۲۴	۱۲	۶	دوره بازگشت (سال)
۰/۶۶۷	۱/۰۳۰	۱/۵۳۷	۰/۶۵۵	۱/۰۱۱	۱/۵۰۸	۰/۷۱۶	۱/۱۰۵	۱/۶۵۰	۲
۰/۸۷۴	۱/۳۵۰	۲/۰۱۵	۰/۹۰۳	۱/۳۹۴	۲/۰۸۰	۰/۹۷۸	۱/۵۰۹	۲/۲۵۳	۵
۰/۹۸۵	۱/۵۲۰	۲/۲۶۹	۱/۰۵۲	۱/۶۲۴	۲/۴۲۴	۱/۱۲۶	۱/۷۳۹	۲/۵۹۶	۱۰
۱/۰۷۶	۱/۶۶۱	۲/۴۷۹	۱/۱۸۴	۱/۸۲۸	۲/۷۲۸	۱/۲۵۴	۱/۹۳۶	۲/۸۹۰	۲۰
۱/۱۷۸	۱/۸۱۹	۲/۷۱۵	۱/۳۴۱	۲/۰۷۰	۳/۰۸۹	۱/۴۰۱	۲/۱۶۴	۳/۲۳۰	۵۰
۱/۲۴۶	۱/۹۲۴	۲/۸۷۱	۱/۴۴۹	۲/۲۳۷	۳/۳۳۹	۱/۵۰۲	۲/۳۱۸	۳/۴۶۰	۱۰۰

SDSM مقادیر شدت تولیدی توسط این مدل در تمامی سناریوها کمتر از نتایج متناظر در مدل DMDM است. در راستای این نتایج می‌توان به تحقیقات توکلی فر و همکاران (۲۰۱۷) اشاره کرد. در این تحقیق با استفاده از یک رویکرد کاهش مقیاس مکانی آماری نوین و روش مقیاس دهی زیرروزانه بر مبنای روش قطعات به پیش‌بینی مقادیر حدی بارش آینده در منطقه شهری استان تهران پرداخته شده است. نتایج بیانگر افزایش ۴۰ درصد و ۳۰ درصد در تعداد بارش‌های حدی تحت سناریوهای RCP8.5 و RCP4.5 است. لازم به ذکر است که به‌کارگیری شیوه کاهش مقیاس (مکانی و زمانی) و همچنین مبانی ریاضی مورد استفاده در آن رابطه مستقیمی با مقدار محاسباتی و در نتیجه ارزیابی شدت اثرات متأثر از تغییر اقلیم برآورد کرد. همچنین از دیگر تحقیقات انجام شده در این محدوده می‌توان به تحقیق بینش و همکاران (۲۰۱۸) اشاره کرد. با استفاده از روش کاهش مقیاس مکانی فاکتور تغییر و روش زیرروزانه تجربی به پیش‌بینی بارش حدی آینده با استفاده از سناریو AIB برای دوره (۲۰۴۱-۲۱۰۰) در منطقه تهران پرداختند. نتایج بیانگر کاهش مقادیر شدت به میزان خیلی کم در شرایط آینده نسبت به دوره مرجع است. البته لازم به ذکر است که نتایج این تحقیق بر اساس سناریوسازی گزارش چهارم IPCC است که تفاوت ماهوی با سناریوهای گزارش پنجم (مورد استفاده در این تحقیق) دارد.

در RCP4.5 این رشد در روند افزایشی برای دوره بازگشت ۲ سال کمترین میزان خود را به مقدار ۸ درصد داشته که در دوره بازگشت ۱۰۰ به ۳۸ درصد رسیده است. در RCP8.5 این افزایش در دوره‌های بازگشت ۲ و ۵ سال حدود ۱۲ درصد و در دوره‌های ۵۰ و ۱۰۰ سال به بیشترین مقدار خود ۲۰ درصد رسیده است. به‌طور کلی نتایج پیش‌بینی حاصل از این مدل کمتر از مقادیر شبیه‌سازی شده توسط مدل DMDM است. همچنین مطابق با جدول ۱۱، روش چندایستگاهی در تخمین مقادیر بارش آینده در سناریوهای مختلف روندی همانند روش DMDM داشته و بیشترین شدت در دوره بازگشت‌های مختلف مربوط به سناریو RCP8.5 و کمترین آن مربوط به سناریوی RCP2.6 است و به‌صورت میانگین حدود ۰٫۶-۰٫۸ مقادیر روش DMDM را تخمین زده است. در سناریو RCP2.6 در دوره بازگشت ۲ سال افزایش قابل توجه ۲۰ درصد در مقادیر شدت بارش است ولی در سایر دوره‌های بازگشت تغییر زیادی نداشته است. همچنین در سناریو RCP4.5 افزایش ۳۰ درصد در دوره‌های بازگشت ۲ و ۵ سال مشاهده شده که در سایر دوره‌ها این افزایش به کمترین مقدار خود ۵-۷ درصد رسیده است. همچنین در RCP8.5 مطابق روند سایر سناریوها شبیه‌سازی شده توسط این مدل، دوره بازگشت ۲ سال بیشترین افزایش را به میزان ۹۰ درصد داشته و با بیشتر شدن دوره‌ها، این روند افزایشی کاهش پیدا کرده و در دوره ۱۰۰ سال به ۲۵ درصد رسیده است. همانند

جدول ۱۱. نتایج منحنی شدت، مدت و فراوانی سناریوهای مختلف آینده در ایستگاه مهرآباد با استفاده از مدل چندایستگاهی.

RCP 8.5			RCP4.5			RCP 2.6			زمان (ساعت) دوره بازگشت (سال)
۲۴	۱۲	۶	۲۴	۱۲	۶	۲۴	۱۲	۶	
۰/۶۸۷	۱/۱۹۷	۱/۷۸۴	۰/۵۴۸	۰/۸۳۵	۱/۳۲۲	۰/۵۰۴	۰/۷۹۶	۱/۱۶۵	۲
۰/۷۳۸	۱/۴۵۶	۲/۰۹۰	۰/۶۸۴	۱/۰۳۰	۱/۶۱۶	۰/۵۹۹	۰/۹۵۸	۱/۳۴۷	۵
۰/۸۷۵	۱/۷۶۸	۲/۲۹۶	۰/۷۰۴	۱/۰۸۰	۱/۷۰۱	۰/۶۴۲	۱/۰۷۴	۱/۵۲۷	۱۰
۱/۰۲۶	۱/۹۲۳	۲/۵۲۸	۰/۸۰۱	۱/۲۲۲	۱/۹۳۱	۰/۷۰۱	۱/۰۹۸	۱/۸۰۵	۲۰
۱/۱۹۴	۲/۱۴۸	۲/۷۶۵	۰/۸۶۷	۱/۳۱۱	۲/۲۳۹	۰/۷۳۴	۱/۱۴۱	۱/۹۰۲	۵۰
۱/۲۸۷	۲/۴۵۵	۳/۰۸۶	۰/۹۰۴	۱/۳۷۴	۲/۶۶۰	۰/۸۸۴	۱/۱۶۳	۲/۱۶۵	۱۰۰

##### ۵. نتیجه گیری

در این تحقیق، ابتدا به مقایسه دو روش کاهش مقیاس تک‌ایستگاهی SDSM و DMDM و همچنین یک روش چندایستگاهی آماری با دقت زمانی روزانه در محدوده‌ای منتخب که شامل ده ایستگاه در استان تهران، اقدام شده است. نتایج حاصل در دوره واسنجی و صحت‌سنجی بیان‌کننده توانمندی مدل تک‌ایستگاهی SDSM در حفظ مقدار میانگین بلندمدت ماهانه و همچنین عملکرد بهتر مدل DMDM و پس از آن مدل چندایستگاهی در حفظ روند اطلاعات محاسباتی نسبت به مقادیر مشاهداتی است. در گام بعد، با استفاده از نتایج حاصل از سه مدل کاهش مقیاس روزانه ارائه شده و توزیع آماری GEV به تخمین مقادیر منحنی IDF با دوره بازگشت‌ها و تداوم‌های مختلف بارش در ایستگاه سینوپتیک مهرآباد اقدام شده است. نتایج گویای دقت مناسب‌تر مدل DMDM نسبت به مدل چند ایستگاهی و مدل SDSM (به ترتیب عملکرد) است. با توجه به ساختار خطی مورد استفاده در رویکرد چندایستگاهی و SDSM و تفاوت قابل‌ملاحظه‌ای که روش DMDM نسبت به دو روش مذکور دارد، به نظر می‌رسد که محدودیت‌های ناشی از روش‌های کلاسیک خطی سبب برتری روش DMDM نسبت به دو روش دیگر است. به‌عنوان شاهدهی بر این امر می‌توان به انتخاب ۵ مورد روش خطی از میان بیست مورد انتخاب مدل وقوع و مقدار (جدول ۳) اشاره کرد که غالباً روش‌های چند

ضابطه‌ای در این خصوص انتخاب شده است. ارزیابی نتایج مدل چندایستگاهی در مقابل مدل DMDM گویای اهمیت دقت مدل رگرسیونی نسبت به مشارکت چند ایستگاه و یا مدل‌های چندایستگاهی است.

با توجه به ارزیابی عدم قطعیت شبیه‌سازی این مدل‌ها، همچنان مدل DMDM از دقت و کیفیت بهتری (عرض کمتر محدوده غیر قطعی) نسبت به دو روش دیگر برخوردار است و در موقعیت دوم روش چند ایستگاهی و سپس روش SDSM جای دارند. همچنین ارزیابی نتایج مقادیر حدی با سه سناریو انتشار مختلف بر اساس مدل کاهش مقیاس DMDM نمایانگر افزایش ۱۵-۲۰ درصد شدت بارش با لحاظ سناریو RCP8.5 است. بر اساس نتایج این ارزیابی مقادیر شدت بارش تحت سناریو RCP 2.6 و RCP4.5 به‌طور میانگین به ۸۰ درصد و ۷۰ درصد مقادیر شدت دوره کالیبراسیون کاهش یافته است.

می‌توان از نتایج این تحلیل در تغییر ایجاد شده در مقادیر حدی را به سیلاب شهری و ارزیابی رفتار، ریسک و احتمال شکست در شبکه‌های موجود جمع‌آوری آب‌های سطحی در دامنه وسیع‌تری ارزیابی کرد و پاسخ به اثرات تغییر اقلیم را از این منظر مورد سنجش قرار داد. مورد پیشنهادی دیگر، ارزیابی اثر روش‌های احتمالاتی و یا زمانی- مکانی در کاهش مقیاس بارش و اثر آنها در وقوع مقادیر حدی است. همچنین پیشنهاد می‌شود که با توجه

حدی دما و بارش، رساله دکتری، دانشگاه تربیت مدرس.

اوجی، ر.، ۱۳۹۶، مقایسه ریزگردانی تک ایستگاهی و چندایستگاهی فرین‌های دما و بارش (مطالعه موردی: سواحل جنوبی دریای خزر)، م. فیزیک زمین و فضا، ۴۴ (۲)، ۳۹۷-۴۱۰.

پهلوان، ح.، ۱۳۹۲، توسعه روش‌های مقیاس‌گامی آماری با هدف ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رویدادهای حدی بارش، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

- Alaya, M. B., Ouarda, T. and Chebana, F., 2018, Non-Gaussian spatiotemporal simulation of multisite daily precipitation: downscaling framework. *Climate dynamics*, 50, 1-15.
- Bates, B. C., Charles, S. P. and Hughes, J. P., 1998, Stochastic downscaling of numerical climate model simulations. *Environmental Modelling & Software*, 13, 325-331.
- Binesh, N., Niksokhan, M. H. and Sarang, A., 2018, A Study of Rainfall and Urban Runoff Flow Regime under Future Climate Condition (Case Study: West Flood-Diversion Catchment in Tehran). *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 5(11), 815-826.
- Bürger, G., Murdock, T. Q., Werner, A. T., Sobie, S. R. and Cannon, A. J., 2012, Downscaling extremes—An intercomparison of multiple statistical methods for present climate. *Journal of Climate*, 25(12), 4366-4388.
- Chandler, R. E. and Wheeler, H. S., 2002, Analysis of rainfall variability using generalized linear models: a case study from the west of Ireland. *Water Resources Research*, 38(10), 10-1.
- 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: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 27(8), 1547-157.
- Herath, H., Sarukkalige, P. R. and Nguyen, V., 2015, Downscaling approach to develop future sub-daily IDF relations for Canberra Airport Region, Australia. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences*, 369, 147-155.
- Hessami, M., Gachon, P., Ouarda, T. B. and Sthilaire, A., 2008, Automated regression-based statistical downscaling tool.

به اهمیت مقدار و مفهوم عدم قطعیت در تخمین پایداری رفتار زیرساخت‌های شهری و دقت و عدم قطعیت شبیه‌سازی شرایط آینده با لحاظ سناریوهای تغییر اقلیم (ناشی از روش‌های کاهش مقیاس، سناریوها و وقوع هر یک از سناریوها) مدل‌سازی جامعی از شرایط ارائه کرد.

## مراجع

- اوجی، ر.، ۱۳۹۲، تحلیل عدم قطعیت روش‌های تک‌ایستگاهی و چندایستگاهی در ریزگردانی مقادیر
- Environmental Modelling & Software*, 23, 813-834.
- Huth, R., 1999, Statistical downscaling in central Europe: evaluation of methods and potential predictors. *Climate Research*, 13, 91-101.
- Jeong, D. I., Sthilaire, A., Ouarda, T. B. and Gachon, P., 2012, Multisite statistical downscaling model for daily precipitation combined by multivariate multiple linear regression and stochastic weather generator. *Climatic Change*, 114, 567-591.
- Khalili, M. and Van Nguyen, V. T., 2017, An efficient statistical approach to multi-site downscaling of daily precipitation series in the context of climate change. *Clim. Dyn.* 49, 2261-2278. <https://doi.org/10.1007/s00382-016-3443-6>.
- khalili, M., Van Nguyen, V. T. and Gachon, P., 2013, A statistical approach to multi-site multivariate downscaling of daily extreme temperature series. *International Journal of Climatology*, 33, 15-32.
- Khan, M. S., Coulibaly, P. and Dibike, Y., 2006, Uncertainty analysis of statistical downscaling methods. *Journal of Hydrology*, 319, 357-382.
- Koutsoyiannis, D. and Xanthopoulos, T., 1990, A dynamic model for short-scale rainfall disaggregation. *Hydrological Sciences Journal*, 35, 303-322.
- Li, X. and Babovic, V., 2018, Multi-site multivariate downscaling of global climate model outputs: an integrated framework combining quantile mapping, stochastic weather generator and Empirical Copula approaches. *Climate Dynamics*, 52, 5775-5799.
- Menabde, M., Seed, A. and Pegram, G., 1999, A simple scaling model for extreme rainfall. *Water Resources Research*, 35, 335-339.
- Nguyen, V. T. V., Nguyen, T. D. and Cung, A., 2007, A statistical approach to downscaling of

- sub-daily extreme rainfall processes for climate-related impact studies in urban areas. *Water science and technology: water supply*, 7(18), 192-198.
- Pahlavan, H. A., Zahraie, B., Nasser, M. and Varnousfaderani, A. M. 2018, Improvement of multiple linear regression method for statistical downscaling of monthly precipitation. *International journal of environmental science and technology*, 15(9), 1897-1912.
- Rodriguez Iturbe, I., Cox, D. R. and Isham, V., 1987, Some models for rainfall based on stochastic point processes. *Proceedings of the Royal Society of London. A. Mathematical and Physical Sciences*, 410, 269-288.
- Seguí, P. Q., Ribes, A., Martin, E., Habets, F. and Boe, J., 2010, Comparison of three downscaling methods in simulating the impact of climate change on the hydrology of Mediterranean basins. *Journal of hydrology*, 383, 111-124.
- Singh, M. P., 2018, Efficient Multi-site Statistical Downscaling Model for Climate Change. Motilal Nehru National Institute Of Technology Allahabad.
- Tavakol-Davani, H., Nasser, M., Tavakol-Davani, H. and Esmaeili, N., 2013a, Uncertainty Evaluation of Climate Change Scenarios Based on Ensemble Prediction, 6th International Perspective on Water Resources and the Environment, Izmir, Turkey.
- Tavakol-Davani, H., Nasser, M. and Zahraie, B., 2013b, Improved statistical downscaling of daily precipitation using SDSM platform and data - mining methods. *International Journal of Climatology*, 33, 2561-2578.
- Tavakolifar, H., Shahghasemi, E. and Nazif, S., 2017, Evaluation of climate change impacts on extreme rainfall events characteristics using a synoptic weather typing-based daily precipitation downscaling model. *Journal of Water and Climate Change*, 8, 388-411.
- Vandal, T., Bhatia, U. and Ganguly, A. R., 2017, Statistical Downscaling in Climate with State-of-the-Art Scalable Machine Learning, In *Large-Scale Machine Learning in the Earth Sciences*, Chapman and Hall/CRC, 55-72.
- Wilby, R. L. and Dawson, C. W., 2013, The statistical downscaling model: insights from one decade of application. *International Journal of Climatology*, 33, 1707-1719.
- Wilby, R. L., Dawson, C. W. and Barrow, E. M., 2002, SDSM—a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. *Environmental Modelling & Software*, 17, 145-157.
- 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.
- Wilks, D., 1998, Multisite generalization of a daily stochastic precipitation generation model. *Journal of Hydrology*, 210, 178-191.
- Xu, C. Y., 1999, From GCMs to river flow: a review of downscaling methods and hydrologic modelling approaches. *Progress in physical Geography*, 23, 229-249.

## Assessment of Single site versus Multi-site Downscaling Methods on Estimation of Rainfall Extreme Values

Arfa, Sh.<sup>1</sup> and Nasserli, M.<sup>2\*</sup>

1. M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

2. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

(Received: 2 Feb 2019, Accepted: 1 Oct 2019)

### Summary

Extreme weather conditions have an important role on strategic planning of water resource and developing adaptation plans and natural disaster management. Therefore, it is necessary to present a detailed perspective of upcoming extreme patterns of rainfall events. In the context of climate change, pattern extraction of extreme events can only be achieved by using of daily downscaling methods. In the current paper, two single site downscaling methods SDSM, DMDM and a multisite approach based on Singular Value Decomposition (SVD) technique are used and their results are evaluated. The case study is located on Tehran province with over 10 precipitation and synoptic stations in the period 1985 to 2005. The used climate change scenarios were generated for (2021-2050) period. In addition, the daily NCEP/NCAR dataset and results of climate change scenarios (RCP2.6, RCP4.5, and RCP8.5) were achieved from the Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis.

For each downscaling models, based on their own concepts, suitable predictors have been selected via backward stepwise regression as a preprocessing step (Hessami et al. 2008). The implemented multisite approach is based on combination of two multiple regression models to simulate precipitation amount and occurrence and also using SVD to capture stochastic behavior of precipitation to preserve accurately the space-time statistical properties of daily precipitation (Khalili and Nguyen, 2017). Beside the SDSM as a regression based downscaling method (Wilby et al. 2002), DMDM as a regression based tool box including Multiple Linear Regression (MLR), Ridge Regression (RR), Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) and Model Tree (MT) have been used as well (Tavakol et al. 2013b).

To achieve the goal of the current research, temporal downscaling method to simulate extreme precipitation values is needed. In this regard, numerical model based on scaling invariant concept is used to do temporal downscaling (Nguyen et al. 2007). The sub daily extreme rainfall, are estimated from daily downscaled rainfalls by analyzing the non-central moments of observed rainfalls, single time regime (from 6 h to 24 h) and using scaling factor. Finally, as the major output of this study, Intensity Duration Frequency (IDF) curve is calculated affected by climate change in the period 2020 to 2050. The results based on statistical assessment both in calibration and validation periods of daily precipitation show the effectiveness of SDSM and DMDM models, respectively, in terms of long-term monthly average, and multisite model in preserving the trend of computed information in comparison with observed values. Based on uncertainty assessments results, DMDM provided the most precision results versus the other methods over the study area. In addition, the models performance rank in estimating unseen station belong to the DMDM and multisite and SDSM methods, respectively. In the second step, quantities of IDF curves for return periods of (2-100) years and durations of (6, 12, 24 hour) at Mehrabad station are estimated using the results of coupled three different spatial downscaling and GEV distribution. Results show higher accuracy of DMDM and SDSM models respectively in comparison with multisite model. Based on the linear structure of SDSM and Multisite downscaling models versus the complex structure of DMDM, it seems that limitations of linear methods cause DMDM to be superior to the other ones. In addition, evaluation of the results of extreme values by three different climate change scenarios based on the DMDM downscaling model indicates an increase in rainfall intensity using scenario RCP8.5 and a decrease under scenarios RCP4.5 and RCP2.6.

**Keywords:** Downscaling, SDSM, DMDM, Multi site downscaling, IDF, GEV, Uncertainty.

\*Corresponding author:

mnasserli@ut.ac.ir