

## ارائه مدل ریزمقیاس‌نمایی داده‌های اقلیمی براساس روش ناپارامتریک نزدیکترین همسایگی (K-NN)

حسام سیدکابلی<sup>\*1</sup> - علی محمد آخوندعلی<sup>2</sup> - علیرضا مساح بوانی<sup>3</sup> - فریدون رادمش<sup>2</sup>

تاریخ دریافت: ۸۹/۷/۱۷

تاریخ پذیرش: ۹۱/۲/۲۴

### چکیده

مدل‌های گردش عمومی (General Circulation Models-GCMs) مناسبترین ابزار برای مطالعه پدیده تغییر اقلیم شناخته شده‌اند. اما این مدل‌ها به شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی در مقیاس بزرگ می‌پردازند که این مقیاس‌ها برای شبیه‌سازی فرایندهایی از جمله مدل‌های باران-رواناب کارایی ضعیفی دارد. از این رو روش‌های مختلف ریزمقیاس‌نمایی ایجاد و توسعه یافتند. در این پژوهش مدل ریزمقیاس‌نمایی، براساس روش ناپارامتریک نزدیکترین همسایگی (K-Nearest Neighbor K-NN) ارائه شده‌است. در ادامه برای ارزیابی کارایی مدل، داده‌های بارش روزانه برای دوره آبی (۲۰۴۴-۲۰۱۵) در ایستگاه اهواز تحت سه سناریوی تغییر اقلیم بر اساس خروجی سه مدل HadCM3، NCARPCM و CSIROMK3.5 تحت سناریوی انتشار A2 شبیه‌سازی شده‌است. نتایج نشان داد که مدل ارائه شده توانایی بالایی در ریزمقیاس‌نمایی داده‌های اقلیمی دارد. همچنین برای ایستگاه اهواز احتمال وقوع رگبارها با شدت بیشتر در دوره آبی افزایش یافته در حالیکه طول دوره‌های خشک نیز طولانی‌تر خواهد شد.

واژه‌های کلیدی: تغییر اقلیم، روش نزدیکترین همسایگی (K-NN)، ریزمقیاس‌نمایی، مدل‌های گردش عمومی (GCMs)

### مقدمه

حدود ۳۰۰ کیلومتر می‌باشند. عدم تطابق مقیاس مکانی و زمانی مورد نیاز در مدل‌های بررسی‌کننده تاثیر تغییر اقلیم با خروجی مدل‌های GCMs و نیاز به بررسی روند تغییر در پارامترهای حدی هواشناسی در مقیاس منطقه‌ای باعث شده‌است تا تکنیک‌های ریزمقیاس‌نمایی مختلفی توسعه یابند. این روش‌های ریزمقیاس‌نمایی به دو دسته عمده تقسیم می‌شوند: الف) روش‌های دینامیکی: مانند مدل‌های منطقه‌ای (Regional Circulation Models-RCMs) و ب) روش‌های آماری که بین متغیرهای مستقل (پیش‌بینی‌کننده) و متغیرهای وابسته (پیش‌بینی شونده) روابط تجربی-آماري برقرار می‌کنند. اگرچه مدل‌های منطقه‌ای نوید تحول عظیمی را در روش‌های ریزمقیاس‌نمایی می‌دهند، اما مدل‌های آماری مزیت‌هایی دارند که آنها را برای محققان کارا و سودمند می‌سازد. این مدل‌ها به زمان محاسباتی و منابع محدودتری نیاز دارند و برای خروجی‌های مختلف مدل‌های GCMs در مناطق گوناگون قابل کاربرد می‌باشند. (۶ و ۲۶).

روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری به سه نوع عمده تقسیم می‌شوند: مولدهای آب وهوا (Weather Generator)، توابع انتقال (Transfer Function) و الگوهای آب وهوا (Weather Typing) (۱۸). اخیراً مولدهای آب وهوا به عنوان گزینه‌ای برای تولید داده‌های اقلیمی براساس معیارهای معین و مناسب بکار گرفته

به علت وقوع پدیده تغییر اقلیم، بسیاری از سامانه‌های محیط زیست طبیعی - مانند منابع آب- تحت تاثیر قرار گرفته‌اند، بطوریکه بهره برداری از مخازن آب، تولید محصولات کشاورزی، فرایند فرسایش، تولید رواناب و بسیاری دیگر از فرایندهای هیدرولوژیکی دچار دگرگونی شده‌اند. رول و واگونو (۱۷)؛ گلیک (۵) نشان دادند که تغییر اقلیم می‌تواند اثر نامطلوبی بر روی تامین آب قابل دسترس داشته باشد. همچنین علاوه بر تغییر در میانگین آب قابل دسترس بر وقایع حدی هیدرولوژیکی نیز تاثیر می‌گذارند (۴ و ۲۰).

شناخت اثرات تغییر اقلیم و توسعه استراتژیهای سازگار با اقلیم، نیاز به ابزاری جهت تولید سناریوهای اقلیمی در آینده دارد. امروزه مدل‌های گردش عمومی (General Circulation Models-GCMs) مناسبترین ابزار برای توسعه سناریوهای اقلیمی آینده می‌باشند. اما خروجی این مدل‌ها اغلب دارای مقیاس زمانی ماهانه و مکانی‌ای در

۱ و ۲- دانشجوی دکتری و استادیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

۳- استادیار گروه آبیاری، پردیس اهوریحان، دانشگاه تهران

\*- نویسنده مسئول: (Email:h-kaboli@phdstu.scu.ac.ir)

می‌دهند. محدودیت اصلی این مولدها این است که مقادیر جدید تولید نمی‌کنند بلکه تنها با تغییر ساختاری داده‌های ثبت شده به تولید داده‌های هواشناسی می‌پردازند. کاربرد این چنین داده‌هایی در ارزیابی واکنش حوضه آبریز به تغییرپذیری اقلیم ممکن است منجر به اتخاذ سیاست‌های غیر بهینه در سیستم‌های مدیریتی بشود. این مورد در مطالعات شریف و برن (۲۲) با افزودن مقادیر اغتشاش در سری زمانی داده‌های مشاهداتی به داده‌های تولید شده برطرف گردیده است. نتایج مطالعات شریف و برن (۲۲) نشان می‌دهد که مولد ارائه شده مقادیر بسیار بزرگتری را نسبت به داده‌های مشاهداتی تولید می‌کند. اگرچه استفاده از این داده‌ها سطوح اطمینان را در مطالعات هیدرولوژیک بالا می‌برد اما ممکن است در مواردی منجر به مدیریت غیربهینه منابع موجود گردد.

در این مقاله الگوریتم ارائه شده توسط شریف و برن (۲۲) برای تولید داده‌های هواشناسی با دقت بالاتر و عدم تولید داده‌های پرت بهینه سازی شده است. همچنین با افزودن آزمون‌های صحت‌سنجی و سناریوهای تغییر اقلیم بدست آمده از خروجی مدل‌های GCMs در دوره‌های آتی به این الگوریتم، مدل ریزمقیاس‌نمایی مکانی-زمانی براساس مولدهای آب و هوای ناپارامتریک با مبنای الگوریتم K-NN ارائه شده است. هدف از این تحقیق ارائه روشی برای تولید داده‌های روزانه هواشناسی تحت سناریوهای اقلیمی آینده مطابق خروجی مدل‌های GCMs است که بتواند برای ارزیابی آسیب‌پذیری یک حوضه آبریز در برابر رخدادهای حدی - شامل سیل و خشکسالی - برای دوره‌های آتی مورد استفاده قرار گیرد. این مدل برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های بارش ماهانه خروجی از سه مدل HadCM3، NCARPCM و CSIRO-Mk3.5 تحت سناریوی انتشار A2 برای دوره‌ی آتی (۲۰۴۴-۲۰۱۵) و شبیه‌سازی داده‌های بارش روزانه در ایستگاه هواشناسی اهواز بکار برده شده است.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

برای بررسی صحت کاربرد مدل ارائه شده، ایستگاه سینوپتیک شهر اهواز در ایران به عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب گردید. شهر اهواز در موقعیت جغرافیایی ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی در بخش جلگه‌ای خوزستان و با ارتفاع ۱۸ متر از سطح دریا واقع می‌باشد. توزیع مقدار بارش ماهانه‌ی آن در طول آماری ثبت شده بصورت شکل ۱ می‌باشد. این شکل نشان می‌دهد که حداکثر بارش‌ها در ماه‌های ژانویه و دسامبر بوده و ماه‌های ژوئن تا سپتامبر اغلب بدون بارش هستند. داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل: داده‌های بارش

شده‌اند (۲۱ و ۲۷). مولدهای آب و هوا، مدل‌های تصادفی هستند که به تولید سری پیوسته داده‌های هواشناسی ساختگی در یک منطقه مورد نظر می‌پردازند. بطور کلی مولدهای آب و هوا در دو دسته طبقه‌بندی می‌شوند: پارامتریک و ناپارامتریک. مولدهای آب و هوای پارامتریک ابتدا بر روی تولید مستقل بارش متمرکز شده و دیگر متغیرها مشروط به وقوع بارش مدل می‌شوند (۱۵، ۱۰ و ۲۵). مولدهای نوع ریچاردسون (۱۵) که عموماً با عنوان WGEN بیان می‌شوند از پایه‌ای‌ترین مولدهای آب و هوای پارامتریک می‌باشند که مطالعات زیادی براساس آن صورت گرفته است؛ مانند آنچه در تحقیقات ریچاردسون و رایت (۱۶) ارائه شده است. نیکس و همکاران (۱۱) نسخه بسط داده شده‌ی از WGEN را با عنوان WXGEN ارائه کرد که توزیع غیر نرمالی را برای متغیرهای سرعت باد و رطوبت نسبی در نظر می‌گرفت. هانسون و جانسون (۷) نسخه دیگری را از WGEN را با عنوان GEM ارائه کردند که در آن مقادیر سرعت باد و دمای نقطه شبنم (که رطوبت نسبی از آن بدست می‌آید) در نظر گرفته می‌شود. همچنین پارلنگ و کاتز (۱۲) مدل WGEN را به منظور در نظر گرفتن میانگین سرعت باد روزانه و دمای نقطه شبنم، بسط دادند. اشکال اصلی مربوط به مولدهای نوع ریچاردسون این است که رخدادهای پایا مانند خشکسالی یا بارش‌های طولانی مدت به خوبی بازتولید نمی‌شوند. مدل‌های ارائه شده توسط راکسو و همکاران (۱۳)؛ سمینو و همکاران (۲۰) بر این مشکل فائق آمدند. راکسو و همکاران (۱۳) از توزیع‌های از پیش تعریف شده‌ی برای مدل کردن سری دوره‌های خشک و تر استفاده کردند در حالیکه در مدل ارائه شده توسط سمینو و همکاران (۲۰) با نام LARS-WG از توزیع‌های نیمه تجربی استفاده شده است (۱۹ و ۲۰). LARS-WG و WGEN مدل‌های تک ایستگاهی هستند و بنابراین قادر به شبیه‌سازی همزمان داده‌های هواشناسی در چند ایستگاه نمی‌باشند. علاوه بر این آنها نیاز به تعیین پارامترهای مدل دارند و بطور کلی در بازتولید تغییرپذیری سالانه در میانگین ماهانه متغیرها دارای اشکال می‌باشند. در این بین مولدهای ناپارامتریک‌نیازی به تعیین پارامترهای مدل ندارند و می‌توانند برای شبیه‌سازی همزمان داده‌های هواشناسی در چند ایستگاه بکاربروند. همچنین در مدل کردن دوره‌های خشک و تر و بازتولید تغییرپذیری سالانه در میانگین ماهانه متغیرها توانا می‌باشند. امیدوار کننده‌ترین مولد ناپارامتریک در تولید داده‌های هواشناسی روش باز نمونه‌گیری نزدیکترین همسایگی (K-Nearest Neighbor; K-NN) است. اخیراً توجه خاصی به کاربرد تکنیک‌هایی مبتنی بر روش K-NN برای تولید داده‌های هواشناسی ساختگی پدید آمده است. آثار یانگ (۲۸)؛ لال و شارما (۹)؛ راجاگوپالان و لال (۱۴)؛ بوشاند و برن‌دسا (۳)؛ یاتس و همکاران (۲۷) کاربرد موفقی را از روش باز نمونه‌گیری K-NN در شبیه‌سازی داده‌های هواشناسی نشان

محاسباتی که ایستگاه اهواز در آن واقع شده‌است، می‌باشد. مشخصات سه مدل فوق در جدول زیر آورده شده است.

روزانه بین سالهای ۱۹۷۱ تا ۲۰۰۰ و داده‌های بارش ماهانه خروجی از سه مدل HadCM3، NCARPCM و CSIROMK3.5 تحت سناریوی انتشار A2 برای دوره‌ی آتی (۲۰۴۴-۲۰۱۵) مربوط به سلول

جدول ۱- مشخصات سه مدل GCM مربوط به گزارش ارزیابی چهارم IPCC

نام مدل	گروه مؤسس	قدرت تفکیک	سناریو های انتشار	مرجع
HadCm3	UK Met. Office	$3.75^\circ \times 2.5^\circ$	A2, B1, A1 B	(IPCC, AR4, 2007)
CSIROMK3.5	Australia's Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation (CSIRO)	$1.9^\circ \times 1.9^\circ$	A2, B1, A1 B	(IPCC, AR4, 2007)
NCARPCM	National Center for Atmospheric Research (NCAR), USA	$2.8^\circ \times 2.8^\circ$	A2, B1, A1 B	(IPCC, AR4, 2007)

### توصیف مدل

ژانویه سال ۲۰۰۰ باشد تمامی روزهای بین ۱۳ تا ۲۷ ژانویه در تمامی N سال مشاهداتی بجز روز ۲۰ ژانویه در همان سال به عنوان پنجره همسایگان در نظر گرفته می‌شود. بنابراین مجموعه داده همسایگان محتمل که از آن با نمونه گیری می‌شود برابر است با:  $L = (w + 1) \times N - 1$ .

۳- محاسبه ماتریس کوواریانس  $C_t$  برای روز منتخب t با استفاده از مجموعه داده با اندازه  $L \times p$ . در این مورد بخصوص زمانیکه  $p=1$  ماتریس کوواریانس به ماتریس واریانس بردار نزدیکترین همسایگی ساده می‌شود ( $L \times 1$ ).

۴- تعیین تعداد K تا نزدیکترین همسایگی از مجموع L همسایگی که برای بازنمونه‌گیری انتخاب شده‌اند. لال و شارما (۹) پیشنهاد کردند که انتخاب K با استفاده از اعتبارسنجی تعمیم یافته (GCV) انجام شود که مشابه معیار اطلاعاتی آکاییک مورد استفاده در مدل‌های اتو رگرسیون سستی می‌باشد. راجاگوپالان و لال (۱۴)؛ یاتس و همکاران (۲۷) استفاده از یک روش ابتکاری را در انتخاب K توصیه کردند که در آن  $K = \sqrt{L}$  است. همچنین نشان دادند که عملکرد الگوریتم با این مقدار K خوب بوده است.

۵- محاسبه فاصله ماهالانویس بین بردار آب و هوای روز منتخب  $\hat{x}_t$  و بردار میانگین آب و هوای  $\bar{x}_z$  روز z که  $z=1, \dots, L$  می‌باشد. فاصله مورد نظر به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$d_i = \sqrt{(\hat{x}_t - \bar{x}_z)^T C_z^{-1} (\hat{x}_t - \bar{x}_z)} \quad (2)$$

که در آن T عملگر ترانپوز و  $C_z^{-1}$  معکوس ماتریس کو واریانس می‌باشد.

۶- فواصل ماهالانویس بصورت صعودی مرتب شده و از اولین مقدار تا K امین مقدار به عنوان مجموعه نزدیکترین همسایگی در نظر گرفته می‌شود. یک توزیع احتمال گسسته که بیشترین وزن را به نزدیکترین همسایه نسبت دهد برای بازنمونه‌گیری از K تا

ساختار مدل دارای سه بخش می‌باشد. در بخش اول مدل براساس الگوریتم بهبود یافته K-NN به تولید داده‌های هواشناسی روزانه برای N سال آماری (مانند ۳۰۰ سال) می‌پردازد. فرضیات الگوریتم بدین صورت می‌باشد که  $X_t$  بیان کننده بردار متغیرهای هواشناسی روزانه برای روز t در یک ایستگاه بوده که در آن  $t=1, \dots, T$  و T برابر کل تعداد روزهای موجود در سری زمانی داده‌های مشاهداتی است. این بردار به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$X_t = (x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{p,t}) \quad (1)$$

که در آن  $x_{i,t}$  مقدار پارامتر هواشناسی نبوده و  $i=1, \dots, p$  می‌باشد. بنابراین می‌تواند شامل p متغیر در هر روز باشد که در این مطالعه متغیر هواشناسی تنها بارش روزانه است و این بردار تبدیل به یک مقدار بارش در روز t می‌شود. این الگوریتم جهت شبیه‌سازی متغیرهای هواشناسی روزانه در روز  $t+1$ ، مرحله را طی می‌کند که با تکرار آن مقدار متغیرهای هواشناسی برای روزهای یک سال و سپس برای سال‌های بیشماری ساخته می‌شود. مراحل به شرح ذیل می‌باشند:

۱- ابتدا روزی که (t+1) مقدار بردار متغیرهای هواشناسی آن باید شبیه سازی شود مشخص می‌گردد (مانند اول ژانویه). سپس مقادیر بردارهای متناظر با روز t+1 در دوره مشاهداتی انتخاب می‌گردند. آنگاه از بین تمامی بردارهای روز tام در N سال مشاهداتی یک بردار بطور تصادفی  $\hat{X}_t$  انتخاب می‌شود.

۲- تعیین اندازه مجموعه‌ای از داده‌ها که شامل تمامی همسایگان ممکن برای بردار مشخصه روز منتخب (t) بوده و از آن بازنمونه‌گیری انجام می‌شود. یک پنجره زمانی با گستره w انتخاب می‌شود و تمامی روزها در داخل این پنجره به عنوان همسایگان محتمل برای بردار مشخصه روز مورد نظر لحاظ می‌شود. یاتس و همکاران (۲۷) از یک پنجره زمانی ۱۴ روزه‌ای استفاده کردند، بطور مثال اگر روز منتخب ۲۰

ب- از آنجائیکه مقادیر بارش کراندار می‌باشند، این احتمال وجود دارد که رابطه ۵ در مرحله بالا منجر به ایجاد مقادیر منفی بارش شود. برای فائق آمدن به این مشکل، پهنای باند تبدیل به مقداری می‌شود که احتمال تولید مقدار منفی بسیار بزرگ باشد. حد آستانه احتمال  $\alpha$  برای تولید یک مقدار منفی انتخاب شده است. شارما و اونیل (۲۳) از  $\alpha = 0.06$  استفاده کردند که  $z = -1/55$  می‌باشد. بنابراین بزرگترین مقدار  $\lambda$  متناظر با احتمال تولید یک مقدار منفی توسط رابطه  $\lambda^a = (x_{3,t+1}^j / 1.55\sigma_3^j)$  بدست می‌آید، که در آن اندیس ۳ مربوط به مقادیر بارش می‌باشد و  $\lambda^a$  بزرگترین مقدار قابل قبول از  $\lambda$  است. اگر مقدار محاسبه شده  $\lambda$  بزرگتر از  $\lambda^a$ ، آنگاه از مقدار  $\lambda^a$  بجای  $\lambda$  استفاده می‌شود.

پ- اگر بارش محاسبه شده در گام (ب) هنوز منفی باشد، یک مقدار جدید از متغیر تصادفی تولید ( $Z_{t+1}$ ) و مقدار بارش از رابطه ۴ بازتولید می‌شود. اینکار تا زمانی که مقدار بارش تولیدی نامنفی شود تکرار می‌گردد.

ت- از طرفی ممکن است مقادیر جدید بارش روزانه بدست آمده از رابطه ۵ بسیار بزرگتر از مقدار بارش روزانه محتمل در آن ناحیه باشد. این موضوع منجر به تولید داده‌های پرت بسیار بزرگی شده که ممکن است تحلیل فراوانی وقایع حدی را دچار مشکل کند اگرچه که باعث افزایش ضریب اطمینان در محاسبات خواهد شد. برای رفع این مشکل از حد آستانه حداکثر بارش روزانه فصلی با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله استفاده شده است. بطوریکه اگر داده تولید شده توسط رابطه ۵ بیشتر از این حد آستانه بود، مقدار جدیدی از متغیر تصادفی ( $Z_{t+1}$ ) تولید و رابطه ۵ دوباره تکرار می‌گردد. این تکرار تا زمانی که مقدار بارش برآوردی کمتر از حد آستانه شود ادامه می‌یابد. بدلیل اینکه در بسیاری از پروژه‌ها باران طرح با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله مورد استفاده قرار می‌گیرد، این مقدار بارش به عنوان حد آستانه در نظر گرفته شده است.

پس از تولید داده‌های روزانه (مانند: بارش روزانه) برای  $N$  سال آماری در بخش دوم مدل صحت و درستی سری داده‌های ساختگی مورد آزمون قرار می‌گیرد. آزمونها در سه مرحله انجام می‌گیرد:

الف- بررسی انطباق توزیع داده‌های روزانه ساختگی با داده‌های روزانه مشاهداتی با استفاده از روش نیکویی برازش کلموگروف-اسمیرنوف (Kolmogorov-Smirnov-K-S) برای هر ماه از سال. ب- بررسی تساوی میانگین و انحراف معیار داده‌های ماهانه ساختگی با داده‌های ماهانه مشاهداتی به ترتیب با آزمون‌های T-test و F-test.

پ- بررسی انطباق توزیع طول دوره‌های خشک و تر ماهانه با

نزدیکترین همسایگی مورد استفاده قرار گرفته است. وزن‌های اختصاص داده شده به هر یک از  $K$  همسایگی توسط رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$w_j = \frac{1/j}{\sum_{j=1}^k 1/j} \quad (3)$$

احتمال تجمعی  $p_j$  توسط رابطه زیر بدست می‌آید.

$$p_j = \sum_{i=1}^j w_i \quad (4)$$

به همسایگی‌ای با کمترین فاصله بیشترین وزن اختصاص می‌یابد در حالیکه به همسایگی‌ای با بیشترین فاصله (مانند  $K$  امین همسایه) کمترین وزن تعلق می‌گیرد. لال و شارما (۹) این تابع را با استفاده از تقریب محلی پویسون از تابع چگالی احتمال فضای همسایگان توسعه دادند.

۷- تعیین نزدیکترین همسایه به روز منتخب با استفاده از مقدار احتمال تجمعی بدست آمده از رابطه ۴. ابتدا یک عدد تصادفی  $r \in (0,1)$  بین  $0$  و  $1$  تولید کرده، اگر  $p_k < r < p_{k+1}$  آنگاه روز  $z$  ام که  $r$  نزدیکترین مقدار به  $p_j$  است انتخاب می‌شود. اگر  $r \leq p_1$ ، روز متناظر با فاصله  $d_1$  و اگر  $r = p_k$ ، آنگاه روز متناظر با  $d_k$  انتخاب می‌شود. مقادیر مشاهده شده برای روز متناظر با نزدیکترین همسایگی منتخب به عنوان آب و هوای روز  $t+1$  لحاظ می‌شود. در روش اصلاح شده، که در این جا ارائه شده است، سری زمانی با نمونه‌گیری شده توسط روش پایه ای  $K$ -NN با افزودن جزء تصادفی همانطور که در گام ۸ در زیر توصیف شده، دارای اغتشاش می‌شود.

۸- برای هر متغیر در ایستگاه، یک توزیع ناپارامتریک به  $K$  تا نزدیکترین همسایگی توصیف شده در گام ۶ برازش داده می‌شود. که این شامل محاسبه انحراف معیار مشروط  $\sigma$  و پهنای باند  $\lambda$  می‌باشد (۲۳ و ۲۴). اغتشاش مقادیر متغیرهای آب و هوایی بدست آمده از روش پایه‌ای  $K$ -NN طی مراحل زیر محاسبه می‌شود:

الف- انحراف معیار مشروط متغیر  $i$  برای ایستگاه مورد نظر است که از  $K$  نزدیکترین همسایگی محاسبه می‌شود.  $Z_{t+1}$  متغیر تصادفی برای روز  $t+1$  در دوره شبیه سازی است که از یک توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس یک بدست می‌آید.  $\lambda$  پهنای باند (تابعی برحسب تعداد نمونه) می‌باشد که توسط شارما و همکاران (۲۴) تعیین شده است. بنابراین مقدار جدید متغیر آب و هوایی  $i$  برای روز  $t+1$  توسط رابطه زیر بدست می‌آید:

$$y_{i,t+1} = x_{i,t+1} + \lambda \sigma_i Z_{t+1} \quad (5)$$

که در آن  $x_{i,t+1}$  مقدار متغیر آب و هوایی  $i$  برای روز  $t+1$  است که از مدل پایه ای  $K$ -NN بدست می‌آید،  $y_{i,t+1}$  مقدار متناظر پس از بدست آوردن اغتشاش می‌باشد.

داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده انجام شده‌است. نتایج این آزمون‌ها در جدول ۲ ارائه شده است.

همانطور که جدول نشان می‌دهد توزیع داده‌های روزانه ساختگی در هر ماه با داده‌های روزانه مشاهداتی یکسان می‌باشد. همچنین میانگین داده‌های ماهانه در سطح ۰/۰۵ دارای اختلاف معنی داری نمی‌باشند. تنها انحراف معیار داده‌های ماهانه برای ماه‌های ژوئن، ژوئیه و آگوست در سطح ۰/۰۵ دارای اختلاف معنی داری است. انحراف معیار داده‌های ماه‌های مذکور بدلیل اینکه اکثر این ماه‌ها بدون بارش هستند بسیار ناچیز بوده و دارای اختلاف بسیار کمی- باشند. اما چون آماره F به صورت نسبت واریانس بزرگتر به کوچکتر تعریف می‌شود، این نسبت بسیار بزرگ شده و P-value بسیار کوچکی بدست می‌آید. لذا با توجه به مقادیر ناچیز انحراف معیارها در دو سری داده می‌توان گفت پراکندگی داده‌ها در این سه ماه اختلاف معنی داری ندارند. توزیع طول دوره تر و خشک ماهانه در دوسری داده ساختگی و مشاهداتی در تمامی ماه‌ها دارای اختلاف معنی داری نمی‌باشند. بنابراین طبق آزمون‌های انجام شده، صحت و درستی کاربرد مدل برای تولید داده‌های ساختگی بارش روزانه در ایستگاه اهواز مورد تایید قرار گرفته است. آنگاه با استفاده از رابطه سناریوهای تغییر اقلیم بارش در دوره آتی (۲۰۴۴-۲۰۱۵) براساس خروجی مدل- های HADCM3، CSIROMK3.5 و NCARPCM محاسبه می‌شود (جدول ۳). آنگاه با ضرب مقادیر نسبت هر ماه در داده‌های ساختگی همان ماه بارش روزانه تحت سناریو تغییر اقلیم دوره آتی برای هر یک از مدل‌های GCM تولید می‌شود.

بررسی نحوه‌ی تغییر روند بارش در دوره‌ی آتی می‌تواند به تحلیل چگونگی تأثیر تغییر اقلیم بر رخداد وقایع حدی هیدرولوژیک در آینده کمک شایانی بکند. بدین منظور تحلیلی از تغییر در روند بارش ماهانه، حداکثر بارش روزانه در سال، طول دوره خشک در سال و تحلیل فراوانی بارش‌های ۲۴ ساعته در دوره‌ی آتی ارائه می‌شود. این بررسی‌ها براساس سه سناریوی تغییر اقلیم منتج شده از سه مدل HADCM3 و CSIROMK3.5 و NCARPCM در دوره آتی برای ایستگاه اهواز می‌باشد.

استفاده از روش نیکویی برازش کلموگروف - اسمیرنوف. پس از تایید درستی کاربرد مدل در تولید داده‌های هواشناسی ساختگی، در بخش سوم مدل داده‌های هواشناسی روزانه برای دوره آتی براساس سناریو تغییر اقلیم بدست آمده براساس خروجی مدل‌های GCMs شبیه‌سازی می‌شوند. در این تحقیق تنها پارامتر بارش مورد شبیه‌سازی قرار گرفته است. لذا فقط به ایجاد سناریوی تغییر اقلیم بارش پرداخته می‌شود. برای ایجاد سناریوی تغییر اقلیم بارش بر اساس خروجی مدل‌های GCM مقادیر نسبت برای بارندگی (رابطه ۶) بین میانگین ۳۰ ساله در دوره‌های آتی (۲۰۴۴-۲۰۱۵) و دوره شبیه‌سازی شده پایه توسط همان مدل (۲۰۰۰-۱۹۷۱) برای هر سلول از شبکه محاسباتی محاسبه می‌شود. این مقادیر بیانگر میانگین ۳۰ ساله تغییر اقلیم نسبت به دوره پایه می‌باشند.

$$\Delta P_i = (\bar{P}_{GCM, fut, i} / \bar{P}_{GCM, base, i}) \quad (6)$$

در روابط فوق  $\Delta P_i$  بیانگر سناریوی تغییر اقلیم مربوط به بارندگی برای میانگین بلند مدت ۳۰ ساله برای هر ماه ( $1 \leq i \leq 12$ )،  $\bar{P}_{GCM, fut, i}$  میانگین ۳۰ ساله بارش شبیه‌سازی شده توسط GCM در دوره آتی برای هر ماه،  $\bar{P}_{GCM, base, i}$  میانگین ۳۰ ساله بارش شبیه‌سازی شده توسط GCM در دوره مشابه با دوره مشاهداتی برای هر ماه می‌باشد (۲).

حال پس از ایجاد سناریوهای تغییر اقلیم، سری بارش روزانه برای دوره آتی مربوط به مدل‌های GCMs انتخابی با ضرب مقادیر نسبت هر ماه در داده‌های ساختگی همان ماه تولید می‌شود. قابل ذکر است که تمامی مراحل مدل توسط نرم افزار Matlab کدنویسی شده است.

## نتایج

در ابتدا با استفاده از داده‌های روزانه بارش مشاهداتی بین سالهای ۱۹۷۱ تا ۲۰۰۰ سری بارش روزانه برای ۳۰ سال توسط مدل شبیه سازی می‌گردد (بخش اول مدل). سپس داده‌های ساخته شده مطابق موارد گفته‌شده در بخش دوم مدل مورد آزمون قرار می‌گیرد. آزمون-ها در سطح معنی داری ۰/۰۵ و با فرض صفر یکسانی توزیع سری

جدول ۲- مقادیر P-value (نتایج آزمون سری داده‌های بارش روزانه ساختگی برای ۳۰ سال)

یکسانی توزیع داده ماه	یکسانی مقادیر میانگین ماهانه	یکسانی میزان پراکندگی ماهانه	یکسانی توزیع طول دوره خشک ماهانه	یکسانی توزیع طول دوره تر ماهانه	یکسانی توزیع طول دوره خشک ماهانه
(k.s-test)	(T-test)	(F-test)	(k.s-test)	(k.s-test)	(k.s-test)
ژانویه	۰/۷۶۲۰	۰/۴۱۸۱	۰/۹۹۸۳	۰/۹۹۹۸	۰/۹۵۰۹
فوریه	۰/۵۶۱۲	۰/۱۹۰۴	۰/۹۷۰۱	۱	۰/۹۹۷۸
مارس	۰/۸۱۱۷	۰/۲۹۳۱	۰/۹۵۸۱	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹



۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۸۹	۰/۴۴۵۴	۰/۷۹۴۷	۰/۹۹۹۸	آوریل
۰/۹۹۹۸	۰/۹۹۸۹	۰/۲۹۲۴	۰/۳۵۷۰	۰/۹۹۹۹	مه
۰/۹۹۷۸	۰/۹۵۰۹	*۰	۰/۲۵۶۶	۱	ژوئن
۱	۱	*۰	۰/۳۲۶۶	۱	ژوئیه
۱	۱	*۰	۰/۳۲۵۶	۱	آگوست
۱	۱	۰/۱۳۰۲	۰/۶۴۲۳	۱	سپتامبر
۰/۹۹۷۸	۰/۹۹۹۹	۰/۴۲۱۴	۰/۵۵۵۶	۰/۹۹۹۴	اکتبر
۰/۹۶۳۶	۰/۳۶۷۸	۰/۳۸۸۶	۰/۸۸۵۷	۰/۸۱۴۵	نوامبر
۰/۹۹۲۸	۰/۹۵۰۹	۰/۳۰۷۱	۰/۸۷۸۳	۰/۸۸۸۶	دسامبر

\*- در سطح ۰/۰۵ دارای اختلاف معنی داری می باشند...

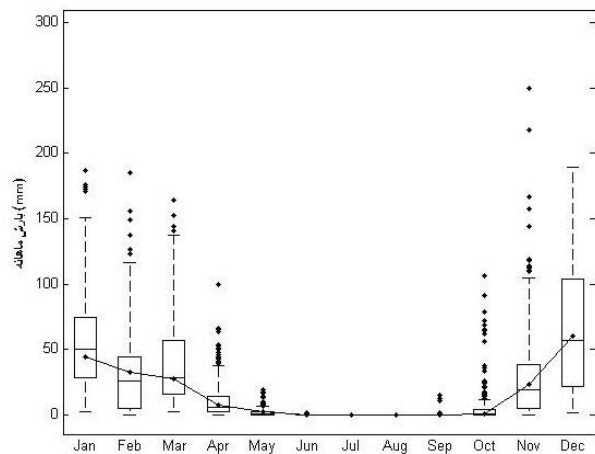
جدول ۳- مقادیر نسبت بارش برای هر ماه از سال

نام مدل	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	مه	ژوئن	ژوئیه	آگوست	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
HadCm3	۱/۰۴۷	۱/۰۵۵	۱/۲۴۵	۰/۹۳۶	۰/۶۴۰	۰/۸۴۴	۲/۷۹۰	۰/۹۵۴	۲/۳۹۰	۱/۰۹۰	۰/۹۳۲	۱/۰۳۰
CSIROMK3.5	۱/۳۰۵	۱/۱۱۵	۰/۶۹۳	۱/۱۴۲	۰/۵۷۸	۰/۸۸۷	۰/۸۷۶	۰/۹۱۹	۰/۷۶۱	۰/۹۳۸	۱/۰۶۵	۰/۵۶۵
NCARPCM	۱/۲۷۸	۰/۹۰۷	۰/۸۹۲	۱/۰۰۸	۱/۰۷۷	۱/۰۵۴	۰/۸۷۰	۱/۳۶۷	۱/۱۷۸	۰/۸۴۲	۰/۸۷۳	۱/۱۶

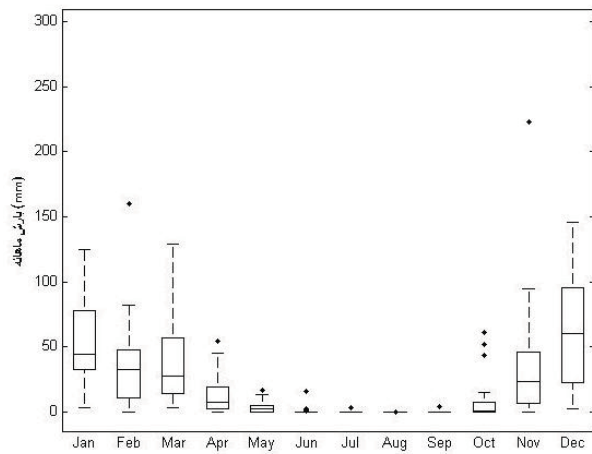
نمودار جعبه‌ای مقادیر حداکثر بارش ۲۴ ساعته سالانه هر مدل با مقادیر مشاهداتی مقایسه می‌گردد (شکل ۵). مدل NCARPCM نسبت به سایر مدل‌ها مقادیر حداکثر بیشتری شبیه سازی می‌کند. در حالیکه هر سه مدل احتمال رخداد بارش حداکثر بیشتری را نسبت به مقادیر مشاهداتی برآورد می‌کنند. بنابراین در دوره آتی احتمال رخداد سیل با مقادیر بیشتری نسبت به گذشته وجود دارد. این موضوع نیز ممکن است منجر به وقوع دوره‌های خشک طولانی‌تری نیز بشود. لذا با محاسبه طول دوره خشک در هر سال برای دوره‌ی آتی تحلیلی از چگونگی تاثیر تغییر اقلیم بر طول دوره‌های خشک ارائه می‌شود. مقادیر طول دوره خشک در دوره‌ی آتی برای هر مدل با مقادیر مشاهداتی با استفاده از رسم نمودار جعبه‌ای مقایسه شده‌است (شکل ۶).

متوسط طول دوره خشک در هر سال در دوره آتی نسبت به دوره مشاهداتی در تمامی مدل‌ها افزایش می‌یابد اگرچه که این مقدار قابل توجه نمی‌باشد. اما می‌توان گفت که احتمال رخداد دوره‌های خشک در آینده تحت تاثیر تغییر اقلیم بیشتر از گذشته خواهد بود. همچنین با تحلیل فراوانی مقادیر حداکثر بارش ۲۴-ساعته، تغییر در احتمال رخداد رگبار در دوره آتی نسبت به دوره مشاهداتی بررسی شده‌است. تحلیل فراوانی با برآزش یک توزیع احتمال تتوریک بر داده‌ها انجام می‌گیرد.

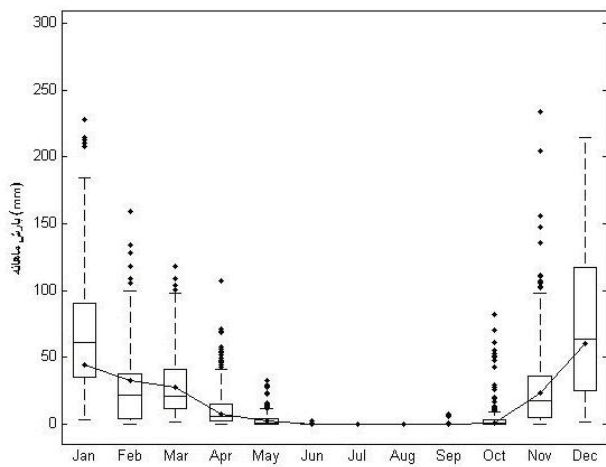
داده‌های ماهانه شبیه‌سازی شده تحت سناریوهای تغییر اقلیم آتی با استفاده از رسم نمودار جعبه‌ای (نمودار باکس-ویسکر) نشان داده شده‌اند (شکل‌های ۲، ۳ و ۴). در این شکل‌ها مقادیر بارش ماهانه‌ی هریک از مدل‌ها با میانه بارش ماهانه دوره‌ی مشاهداتی مقایسه شده‌است. در مدل HADCM3 مقادیر میانه بارش ماهانه در ماه ژانویه افزایش و در ماه‌های فوریه، نوامبر و دسامبر کاهش داشته و در بقیه ماه‌ها تغییر چندانی نکرده است. اما مقایسه توزیع بارش ماهانه با دوره‌ی مشاهداتی (شکل ۱) نشان می‌دهد که بارش‌ها در اوایل زمستان افزایش یافته در حالیکه در پاییز کاهش پیدا می‌کند. در مدل CSIROMK3.5 مقادیر میانه بارش ماهانه در ماه ژانویه افزایش یافته در حالیکه در ماه‌های فوریه، نوامبر، مارس و دسامبر کاهش می‌یابد. در سایر ماه‌ها نیز میزان بارش تقریباً بدون تغییر باقی می‌ماند. نحوه توزیع مقادیر بارش ماهانه کاهش شدیدی رادر بارش‌های اواخر پاییز و زمستان و افزایشی را در اوایل زمستان نشان می‌دهد. همچنین این مدل نسبت به دیگر مدل‌ها بهار و تابستان خشک‌تری را پیش بینی می‌کند. در مدل NCARPCM مقادیر میانه بارش ماهانه در ماه ژانویه و دسامبر افزایش یافته و در ماه‌های فوریه، مارس و نوامبر کاهش می‌یابد. سایر ماه‌ها نیز تغییر چندانی را تجربه نمی‌کنند. چگونگی توزیع مقادیر بارش ماهانه نشان می‌دهد که بارش‌ها در اواخر زمستان و اوایل بهار کاهش زیادی داشته و در اواخر پاییز و اوایل زمستان این بارش‌ها احتمالاً بیشتر خواهند شد. برای بررسی روند تغییر در حداکثر بارش روزانه، با استفاده از رسم



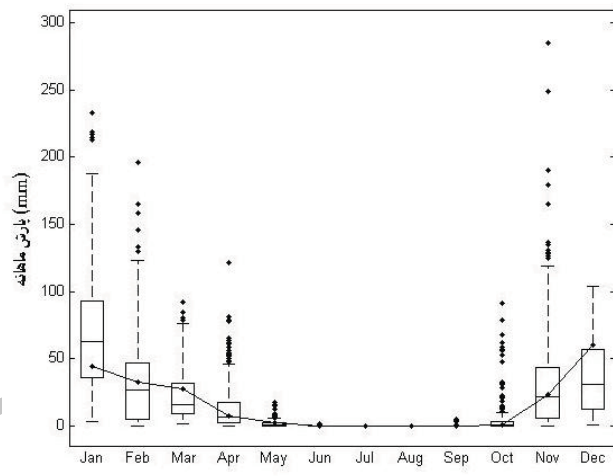
شکل ۲- بارش ماهانه شبیه سازی شده توسط مدل HADCM3



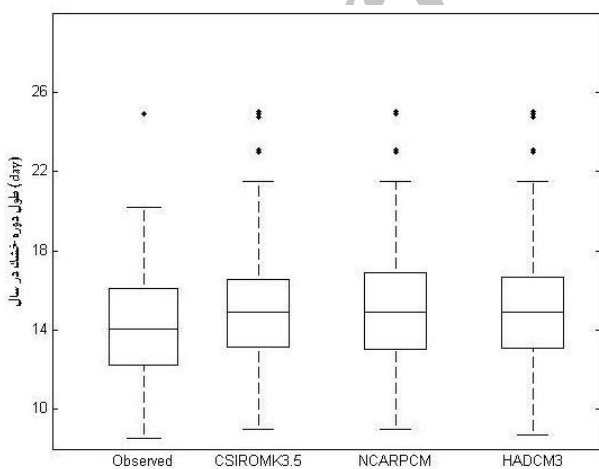
شکل ۱- بارش ماهانه ایستگاه اهواز در دوره مشاهداتی



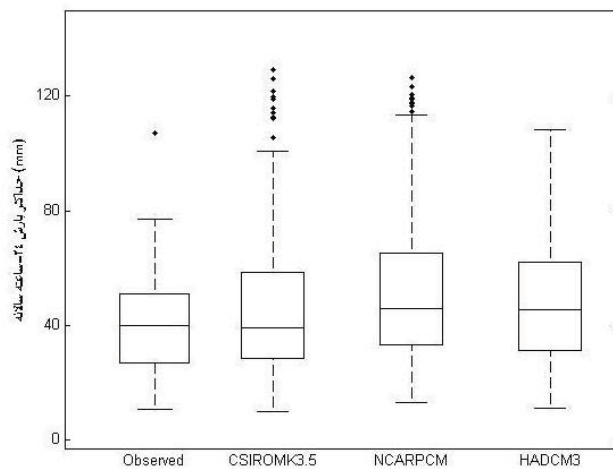
شکل (۴) بارش ماهانه شبیه سازی شده توسط مدل NCARPCM



شکل ۳- بارش ماهانه شبیه سازی شده توسط مدل CSIROMK3.5



شکل ۶- طول دوره خشک در دوره مشاهداتی و آتی



شکل ۵- حداکثر بارش روزانه در دوره مشاهداتی و آتی

جدول ۴- انتخاب بهترین توزیع آماری توسط آزمون نیکوی برازش کلموگروف - اسمیرنوف (k.s)

CSIROMK3.5		NCARPCM		HADCM3		Observed		نام توزیع آماری
k	P-value	K	P-value	k	P-value	k	P-value	
۰/۱۴۸۰	۲/۲۲ e۰۰۷	۰/۱۲۹۵	۷/۵۳e۰۰۵	۰/۱۳۲۷	۴/۵۶e۰۰۵	۰/۲۲۴۶	۰/۰۸۲۳	Gumbel
۰/۰۴۳۰	۰/۶۱۹۵	۰/۰۳۷۸	۰/۷۶۹۹	۰/۰۴۰۶	۰/۶۹۱۰	۰/۹۹۸۹	۰/۹۵۰۸	GEV
۰/۰۶۶۷	۰/۱۳۲۴	۰/۰۴۶۳	۰/۵۲۷۰	۰/۰۴۷۷	۰/۴۸۷۰	۰/۱۰۵۴	۰/۸۵۸۷	Gamma
۰/۰۳۵۵	۰/۸۳۰۹	۰/۰۲۹۲	۰/۹۵۳۷	۰/۰۴۱۷	۰/۶۵۸۶	۰/۰۹۴۰	۰/۹۳۱۰	Lognormal

مدل‌های GCMs از توزیع‌های مقادیر تعمیم یافته و لگ نرمال تبعیت می‌کنند. با مشخص شدن توزیع‌های آماری، مقادیر حداکثر بارش ۲۴-ساعته متناظر با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰، ۱۰۰ برای داده‌های مشاهداتی و خروجی مدل‌های GCMs انتخابی محاسبه می‌شوند (جدول ۵). نتایج بدست آمده در جدول ۵ نشان می‌دهد که در دوره آتی مقادیر بارش به ازای هر دوره بازگشتافزایش می‌یابد.

توزیع‌های تئوریک زیادی وجود دارد اما در این بین توزیع‌های گمبل (Gumbel)، توزیع مقادیر حدی تعمیم یافته (General Extreme Value)، لگ نرمال (Lognormal) و گامای دو پارامتری (Gamma) برای داده‌های حداکثر در منابع آب کاربرد بیشتری دارند (۱). لذا در این تحقیق از بین چهار توزیع مذکور با استفاده از روش نیکویی برازش کلموگروف - اسمیرنوف، بهترین توزیع احتمال انتخاب می‌گردد (جدول ۴).

مطابق نتایج بدست آمده در جدول ۴ مقادیر حداکثر بارش ۲۴-ساعته مشاهداتی از توزیع مقادیر حدی تعمیم یافته و خروجی‌های

جدول ۵- مقادیر بارش برای دوره بازگشت‌های انتخاب شده

مقادیر حداکثر بارش ۲۴-ساعته سالانه (mm)				دوره بازگشت (سال)
CSIROMK3.5	NCARPCM	HADCM3	Observed	
۴۲/۱	۴۸/۱	۴۵/۷	۳۸/۳	۲
۶۲/۹	۷۱/۲	۶۶/۲	۵۵/۴	۵
۷۵/۹	۸۵/۷	۷۸/۹	۶۷	۱۰
۹۱/۷	۱۰۳/۱	۹۴/۲	۸۲/۱	۲۵
۱۰۲/۹	۱۱۵/۵	۱۰۵	۹۳/۶	۵۰
۱۱۳/۷	۱۲۷/۳	۱۱۵/۲	۱۰۵/۳	۱۰۰

اهمیت می‌باشد. این تحقیق روشی کاملتر و با دقت برآورد بالاتری را نسبت به مطالعات انجام شده توسط شریف و برن (۲۲)، لال و شارما (۹)، شارما و اونیل (۲۳) و یاتس و همکاران (۲۷) ارائه می‌کند. تفاوت اساسی این تحقیق با پژوهش‌های پیشین این است که از الگوریتم K-NN علاوه بر این که به عنوان یک مولد داده‌های اقلیمی بهره گرفته شده، با توسعه آن به یک مدل ریزمقیاس‌نمایی مکانی-زمانی داده-های اقلیمی خروجی از مدل‌های GCMs تبدیل شده است. این مدل بهبود یافته علاوه بر این که اغتشاش سری زمانی داده‌های مشاهداتی را با افزودن یک متغیر تصادفی برآورد می‌کند، یک حد آستانه بالایی برای جلوگیری از تولید داده‌های پرت لحاظ می‌کند. همچنین برای اطمینان از درستی تولید داده‌های اقلیمی مورد نظر، یک سری آزمون در مدل گنجانده شده که می‌تواند کاربر با مشاهده نتایج آزمون‌ها به کاربرد این مدل در منطقه مورد نظر اطمینان حاصل کند. یکی دیگر

بطور مثال مقدار بارش ۱۰۵/۳ میلیمتر که هر ۱۰۰ سال یکبار اتفاق می‌افتد، در دوره آتی به ترتیب در مدل‌های HADCM3، NCARPCM و CSIROMK3.5 به مقادیر ۱۱۵/۲، ۱۲۷/۳ و ۱۱۳/۲ میلیمتر در هر ۱۰۰ سال افزایش می‌یابد. بنابراین در دوره‌ی آتی نسبت به گذشته بارش‌های شدیدتر با دوره‌ی بازگشت کوتاهتری اتفاق خواهند افتاد.

## بحث و نتیجه گیری

اطلاع از وضعیت بارش در آینده به مدیریت بهینه منابع آب و اتخاذ سیاست‌های سازگار با اقلیم کمک شایانی خواهد کرد. بنابراین استفاده از مدلی که بتواند داده‌های خروجی از مدل‌های GCMs را برای منطقه مورد مطالعه با دقت بالا و بدرستی برآورد کند حائز



برروی بارش ایستگاه اهواز استفاده شده است. تغییر اقلیم در این ناحیه باعث افزایش احتمال رخداد رگبارهای شدید بخصوص در اوایل بهار و اواخر پاییز خواهد شد که در هر سه سناریوی تغییر اقلیم آتی بارش‌های حداکثر ۲۴ ساعته با دوره‌ی بازگشت کمتری نسبت به گذشته اتفاق می‌افتند. همچنین در دوره‌ی آتی طول دوره‌های خشک نیز افزایش می‌یابند. بنابراین در آینده نزدیک سیلابهای شدیدتر و تابستانهای خشک‌تری در شهر اهواز رخ خواهد داد. نتایج این مطالعه موردیمی تواند هشدار برای اتخاذ سیاستهای مدیریتی و اجرایی سازگار با شرایط پیش رو باشد.

از قابلیت‌های مدل بسط بسیار ساده آن برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های اقلیمی در گستره یک حوضه آبریز (چند ایستگاهی) می‌باشد. با کاربرد این مدل برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های بارش ماهانه خروجی از مدل‌های HADCM3، NCARPCM و CSIROMK3.5 در دوره آتی (۲۰۴۴-۲۰۱۵) برای ایستگاه اهواز، صحت و نحوه استفاده از آن ارائه شده‌است. در این مطالعه موردی داده‌های بارش روزانه تحت سناریوهای تغییر اقلیم آینده منتج شده از خروجی مدل‌های GCMS انتخابی، برای ایستگاه اهواز شبیه‌سازی شده‌است. در ادامه از این داده‌های ریزمقیاس‌نمایی شده در بررسی تاثیر تغییر اقلیم

## منابع

- ۱-رضایی پزندج. ۱۳۸۰. کاربرد آمار و احتمال در منابع آب ۴۵۶ص. انتشارات سخن گستر.
- ۲-مساح بوانی ع. ۱۳۸۵. ارزیابی ریسک تغییر اقلیم و تأثیر آن بر منابع آب مطالعه موردی حوضه زاینده رود اصفهان. رساله دکتری. گروه مهندسی سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس.
- 3-Buishand T.A., and Brandsma T. 2001. Multisite simulation of daily precipitation and temperature in the Rhine Basin by nearest neighbor resampling. *Water Resources Research* 37 (11), 2761–2776.
- 4-Burn D.H. 1998. Climatic change impacts on hydrological extremes and the implications for reservoirs. *Proc. Second Intl. Conf. on Climate and Water*, Espoo, Finland, pp. 273–281.
- 5-Gleick P.H. 1989. Climate change, hydrology, and water resources. *Reviews of Geophysics* 27 (3), 329–344.
- 6-Goodess C.M., and Palutikof J.P. 1998. Development of daily rainfall scenarios for southeast Spain using a circulation-type approach downscaling. *Int. J. Climatol.* 10, 1051–1083.
- 7-Hanson C.L., and Johnson G.L. 1998. GEM (Generation of weather Elements for Multiple applications): its application in areas of complex terrain. In: Kovar, K., Tappeiner, U., Peters, N.E., Craig, R.G. (Eds.), *Hydrology Water Resources and Ecology in Headwaters*. International Association of Hydrological Sciences Press, Wallingford, pp. 27–32.
- 8-Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). 2007. Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Intergovernmental Panel on Climate Change, Geneva.
- 9-Lall U., and Sharma A. 1996. A nearest neighbour bootstrap for time series resampling. *Water Resources Research* 32 (3), 679–693.
- 10-Nicks A.D., and Harp J.F. 1980. Stochastic generation of temperature and solar radiation data. *Journal of Hydrology* 48, 1–7.
- 11-Nicks A.D., Richardson C.W., and Williams J.R. 1990. Evaluation of EPIC model weather generator: erosion/productivity impact calculator, 1. Model documentation. In: Sharpley, A.N., Williams, J.R., (Eds.), *USDA-ARS Tech. Bull.* 1768, 235 pp.
- 12-Parlange M.B., and Katz R.W. 2000. An extended version of the Richardson model for simulating daily weather variables. *Journal of Applied Meteorology* 39, 610–622.
- 13-Rackso P., Szeidl L., and Semenov M. 1991. A serial approach to local stochastic weather models. *Ecological Modelling* 57, 27–41.
- 14-Rajagopalan B., and Lall U. 1999. A k-nearest neighbour simulator for daily precipitation and other variables. *Water Resources Research* 35 (10), 3089–3101.
- 15-Richardson C.W. 1981. Stochastic simulation of daily precipitation, temperature and solar radiation. *Water Resources Research* 17 (1), 182–190.
- 16-Richardson C.W., and Wright D.A. 1984. WGEN: A Model for Generating Daily Weather Variables. US Department of Agriculture, Agricultural Research Service, Washington, DC (ARS-8, 88 p).
- 17-Revelle R.R., and Waggoner P.E. 1983. Effects of a carbon dioxide-induced climatic change on water supplies in the western United States, in *Changing Climate*. Report of the Carbon Dioxide Assessment Committee. National Academic Press, Washington, DC.
- 18-Wilby R.L., Charles S.P., Zorita E., Timbal B., Whetton P., and Mearns L.O. 2004. Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods, TGICA, 27p.
- 19-Semenov M.A., and Barrow E.M. 1997. Use of a stochastic weather generator in the development of climate change

- scenarios. *Climate Change* 35, 397–414.
- 20-Semenov M.A., Brooks R.J., Barrow E.M., and Richardson C.W. 1998. Comparison of WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. *Climate Research* 10, 95–107.
- 21-Simonovic S.P., and Li L. 2003. Methodology for assessment of climate change impacts on large-scale flood protection system. *ASCE Journal of Water Resources Planning and Management* 129 (5), 361–372.
- 22-Sharif M., and Burn D.H. 2006. Simulating climate change scenarios using an improved K-nearest neighbor model. *Journal of Hydrology* 325, 179–196.
- 23-Sharma A., and O'Neill R. 2002. A nonparametric approach for representing interannual dependence in monthly streamflow sequences. *Water Resources Research* 38 (7), 1100.
- 24-Sharma A., Tarboton D.G., and Lall U. 1997. Streamflow simulation: a nonparametric approach. *Water Resources Research* 33 (2), 291–308.
- 25-Stern R.D., and Coe R. 1984. A model fitting analysis of rainfall data. *State Society Series A* 147, 1–34.
- 26-Timbal B., Dufour A., and McAvaney B. 2003. An estimate of future climate change for western France using a statistical downscaling technique. *Climate Dyn.* 20, 807–823.
- 27-Yates D., Gangopadhyay S., Rajagopalan B., and Strzepek K. 2003. A technique for generating regional climate scenarios using a nearest-neighbor algorithm. *Water Resources Research* 39 (7), SWC 7-1–SWC 7-14.
- 28-Young K.C. 1994. A multivariate chain model for simulating climatic parameters with daily data. *Journal of Applied Meteorology* 33, 661–671.

Archive of SID

## A Downscaling Model Based on K-nearest neighbor (K-NN) Non-parametric Method

H. Seyyed Kaboli<sup>1\*</sup> - A.M. AkhodAli<sup>2</sup> - A.R. Masah Bavani<sup>3</sup> - F. Radmanesh<sup>2</sup>

Received:8/10/2011

Accepted:13/5/2012

### Abstract

General Circulation Models (GCMs) have been identified as a suitable tool for studying climate change. But these models simulate climatic parameters in the large-scale which has poor performance in the simulation of processes such as rain fall-run off. Therefore, several of downscaling methods were developed. This research is presented downscaling model based on k-nearest neighbor (K-NN) non-parametric method. The model is used to simulate daily precipitation data in Ahvaz station for the next period (2015-2044) under climate change scenarios based on out puts of three General Circulation Models, including HADCM3, NCARPCM and CSIROMK3.5. The results indicate that the model has a high capacity for down scaling data. It is predicted that the frequency of storm is increased with high intensity on future period in Ahvaz station while dry spells will be prolonged.

**Keywords:** Climate change, K-NN, Down scaling, Atmosphere-Ocean General Circulation Models (AOGCM)

1,2- PhD Student and Professors, Department of hydrology and Water Resources, Faculty of Water Science Engineering, University of Shahid Chamran

(\* - Corresponding Author Email: h-kaboli@scu.ac.ir)

3- Assistant Professor, Department of Irrigation, Tehran University