



## Assessment of Impact of Climate Change on Firoozabad River Runoff with Downscaling of Atmospheric Circulation Models Output by SDSM and LARS-WG Softwares

A. Ajamzadeh<sup>1\*</sup> and M.R. Mollaeinia<sup>2</sup>

### Abstract

This study investigates the effects of climate changes on the runoff of the Firoozabad River located in Fars Province, Iran. In order to downscale the output of the atmospheric circulation model, LARS-WG software was used in the base station and software SDSM is used in the upper station. In order to select atmospheric circulation models that fit the studied area, the initial weighting was used as the screening element. To examine the effects of climate changes on the runoff, ANN trained with ICA algorithm was used. The results of investigating the climate changes indicate the increase of temperature between 0.7 to 1.8°C for the minimum temperature and the increase of 0.7 to 1.7°C for the maximum temperature. Although the increase of precipitation was very low, the results indicate the increase of 2 to 12% of the rainfall. The results also indicate the decrease of runoff in April, May, June, and October and the increase of runoff in the other months. Considering the uncertainty, the highest runoff uncertainty is observed in January and April.

**Keywords:** LARS-WG, SDSM, Runoff, Climate Changes, Artificial Intelligence, ICA Algorithm

Received: October 3, 2015

Accepted: December 17, 2015

## ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب رودخانه فیروزآباد استان فارس، با ریزمقیاس نمایی خروجی مدل‌های SDSM و LARS-WG

علی عجم‌زاده<sup>۱\*</sup> و محمودرضا ملائینی<sup>۲</sup>

### چکیده

در این مطالعه به ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب رودخانه فیروزآباد واقع در استان فارس، ایران، پرداخته شده است. به منظور ریزمقیاس نمایی خروجی مدل‌های گردش جوی از نرم‌افزار LARS-WG در ایستگاه اصلی و از نرم‌افزار SDSM در ایستگاه بالادست استفاده شده است. در انتخاب مدل‌های گردش جوی مناسب با منطقه مطالعاتی، از وزن‌دهی اولیه به عنوان عنصر غربالگری استفاده شده است. به منظور بررسی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب از الگوریتم رقابت استعماری در تعیین وزن‌ها و بایاس شبکه عصبی استفاده شده است. نتایج بررسی تغییر اقلیم نشان از افزایش دمایی بین ۰/۷ تا ۱/۸ درجه برای دمای حداقل و ۰/۷ تا ۱/۷ درجه‌ای برای دمای حداکثر است. برای بارش نیز هرچند میزان افزایش بسیار کم بوده است ولی نتایج افزایش ۲ تا ۱۲ درصدی میزان بارش را نشان می‌دهد. نتایج بررسی رواناب نشان از کاهش رواناب در ماه‌های آوریل، می، جون و اکتبر و افزایش در سایر ماه‌ها شده است. در بررسی عدم قطعیت، بیشترین عدم قطعیت رواناب در ماه‌های ژانویه و آوریل است.

**کلمات کلیدی:** LARS-WG, SDSM, رواناب، تغییر اقلیم، وزن‌دهی، الگوریتم ICA، شبکه عصبی

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۷/۱۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۹/۲۶

1- M. Sc. Graduate, Department of Civil Engineering, College of Engineering, Zabol University. E-mail: ali.ajamzadeh@gmail.com

2- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, College of Engineering, Zabol University.

\*- Corresponding Author

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران-مهندسی آب، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه زابل

۲- استادیار گروه عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه زابل

\*- نویسنده مسئول

۲۰۱۰-۲۰۶۰ استفاده گردید. در ابتدا داده‌های بارش و دمای استخراج شده از مدل ECHAM5 با استفاده از روش کوچک مقیاس کردن مکانی تناسبی، کوچک مقیاس شده و به مدل بارش-رواناب معرفی گردید. نتایج در مجموع نشان دادند که بارش زمستانه و بارش تابستانه به ترتیب افزایش و کاهش دارند. همچنین میزان دبی رودخانه تحت تأثیر تغییر اقلیم تغییر خواهد نمود.

در شبیه‌سازی رواناب یک حوضه، به دلیل تغییر اقلیم، عدم قطعیت‌های مختلفی بر نتایج نهایی تأثیر می‌گذارند و با نادیده گرفتن هریک از آن‌ها از اعتبار نتایج کاسته می‌شود. همچنین در نظر نگرفتن عدم قطعیت‌های مرتبط با مباحث تغییر اقلیم در مطالعات، می‌تواند نتایج غیر واقعی و غیر کاربردی را به تصمیم‌گیرندگان تحمیل کند. بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر میزان جریان‌های کم رودخانه در انگلستان توسط Wilby and Harris (2006)، در انگلستان انجام گردید. در این تحقیق منابع عدم قطعیت مربوط به مدل‌های AOGCM، روش‌های کوچک مقیاس کردن، سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای، مدل‌های مختلف شبیه‌سازی بارش رواناب و عدم قطعیت مربوط به پارامترهای آن‌ها با در نظر گرفتن وزن‌های مختلف و روش مونت کارلو شبیه‌سازی گردیده است. نتایج نشان داد که عدم قطعیت مربوط به مدل‌های AOGCM بیشترین سهم و سناریوهای گازهای گلخانه‌ای کمترین سهم را در برآورد تابع احتمالاتی رواناب دارند. Minville et al. (2008)، به بررسی عدم قطعیت تأثیر تغییر اقلیم بر رواناب حوضه کانادا با استفاده از مدل HSAMI پرداخت. در این تحقیق از پنج مدل GCM و دو سناریوی انتشار استفاده شد. نتایج نشان از افزایش ۱ تا ۱۴ درجه ای دما و تغییر ۹- تا ۵۵ درصدی بارش فصلی را داد. همچنین میزان رواناب حوضه تحت تأثیر تغییر اقلیم تغییر خواهد نمود. موارد مشابهی نیز توسط Jiang et al. (2007) و Purkey et al. (2007) به انجام رسیده است.

با توجه به مطالعات انجام گرفته می‌توان بیان کرد که مدل‌های بارش - رواناب به طور کلی به دو دسته مدل‌های مبتنی بر فیزیک، و مدل‌های داده محور تقسیم می‌شوند (He et al., 2014). به دلیل محدودیت در تامین ورودی‌های مورد نیاز مدل‌های فیزیکی، امروزه استفاده از مدل‌های داده محور به وفور دیده می‌شود. از جمله مدل‌های داده محور می‌توان به شبکه‌های عصبی، مدل فازی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی اشاره کرد.

در این مطالعه به منظور بررسی رواناب آینده رودخانه فیروآباد، به ریزمقیاس‌نمایی داده‌های ۳ مدل GCM تحت ۳ سناریو A2, B1,

صنعتی شدن جوامع و افزایش گازهای گلخانه‌ای در دهه‌های گذشته، باعث افزایش دما و تغییر در دیگر پارامترهای اقلیمی شده که در نوشته‌های علمی به آن تغییر اقلیم گویند (IPCC, 1995). گزارش‌های مشاهداتی و بررسی‌های اقلیمی حاکی از آن هستند که منابع آب آسیب‌پذیر بوده و قابلیت آن را دارند که بر اثر تغییر اقلیم دستخوش تغییرات شگرفی شده و نتایج وسیعی برای جوامع انسانی و اکوسیستم‌ها در بر داشته باشد (IPCC, 2007). در گزارش چهارم IPCC، مدل‌های چرخش عمومی جو- اقیانوسی<sup>۱</sup> (AOGCM)، به عنوان ابزار اصلی پیش‌بینی اقلیم معرفی شده است (Coulibaly et al., 2001; IPCC, 2007; ) (Kilsby et al., 2007). متاسفانه فواید GCMها برای مطالعات اثرات محلی، بواسطه تفکیک مکانی درشت آن‌ها (در بهترین حالت ۱.۴ درجه در ۱.۴ درجه) و ناتوانی در حل و فصل مشخصه‌های در مقیاس کمتر از شبکه، مانند ابرها و توپوگرافی، محدود شده است (Wilby and Dawson, 2007). تکنیک‌های مختلفی برای تبدیل شبکه‌بندی بزرگ‌مقیاس مدل‌های آب و هوای جهانی به سطوح محلی و ناحیه‌ای توسعه یافته‌است که به این عمل ریزمقیاس‌سازی گویند (Xu et al., 2009). برای آشنایی با تکنیک‌های ریزمقیاس‌سازی می‌توان به مقاله (Wilby et al., 2004). مراجعه کرد. از جمله اثرات تغییر اقلیم می‌توان به تأثیر در رواناب رودخانه‌ها اشاره کرد، این پدیده با تشدید تبخیر و همچنین تأثیر بر توزیع زمانی ذوب برف می‌تواند بر توزیع جریان رودخانه اثر بگذارد. (Hayhoe et al. 2007). تأثیر تغییر اقلیم در مقیاس منطقه‌ای را با ۹ مدل AOGCM و سه سناریو انتشار A2, B1, A1F1 مورد آزمایش قرار دادند. نتیجه این مطالعه در تغییرات توزیع فصلی دما و بارش، تأثیرات آن‌ها روی رواناب و پارامترهای رطوبت خاک، جابجایی در مقدار گردش جریان و توزیع آن در سراسر سال، اثر شدید خشکسالی و پوشش برفی و در نهایت تأثیرات شدید تغییرات دما بر روی زراعت نشان داده شد. در مطالعات جداگانه‌ای (Christensen and Lettenmaier 2006), Maurer (2007)، عدم قطعیت اثر تغییر اقلیم بر منابع آب را با استفاده از خروجی‌های ۱۱ مدل AOGCM و شبیه‌سازی مدل هیدرولوژی VIC در ایالت متحده انجام داده و نقش این عدم قطعیت را در شدت اثرات منابع نشان داده اند. Steele et al. (2008)، تأثیر تغییر اقلیم را بر رواناب با استفاده از مدل گردش عمومی ECHAM5 و سناریوی انتشار A1B مورد بررسی قرار دادند. در این تحقیق که برای ۹ حوضه واقع در کشور ایرلند صورت گرفت، از مدل مفهومی بارش-رواناب HBV-Light برای بررسی وضعیت جریان رودخانه در دوره آتی

ایستگاه بالادست استفاده شده است. در بخش غربالگری در این مرحله، از وزن‌دهی مدل‌های بزرگ مقیاس و مقایسه نتایج برآورد مدل‌ها در دوره مشاهداتی استفاده شده است. در مرحله دوم به منظور دستیابی به ورودی تأثیرگذار و همچنین تأخیرهای تأثیرگذار این ورودی‌ها بر رواناب از آنالیز رگرسیون استفاده شد.

#### ۲-۱- مدل LARS-WG

LARS-WG یکی از مدل‌های ریزمقیاس‌سازی آماری است. این مدل اولین بار توسط زمنف در سال ۱۹۹۱ معرفی شد. سادگی، سرعت و بانک اطلاعاتی شامل مدل‌های گردش جوی در این نرم‌افزار، برتری را برای این مدل نسبت به سایر روش‌های ریزمقیاس‌نمایی به وجود آورده است. در مطالعاتی که، نیاز به کاهش عدم قطعیت مدل‌های گردش جوی به منظور پیش‌بینی دقیق‌تر متغیرهای اقلیمی هدف است (مانند این مطالعه)، استفاده از این مدل به دلیل برتری‌های یاد شده به وفور دیده می‌شود. به منظور دستیابی به نحوه عملکرد این مدل می‌توان به (Rasco et al., 1991; Semenov et al., 1998; Semenov, 2007; Semenov and Stratonovitch, 2010) و همچنین (<http://www.rothamsted.bbsrc.ac.uk/mas-models/larswg.php>) مراجعه کرد.

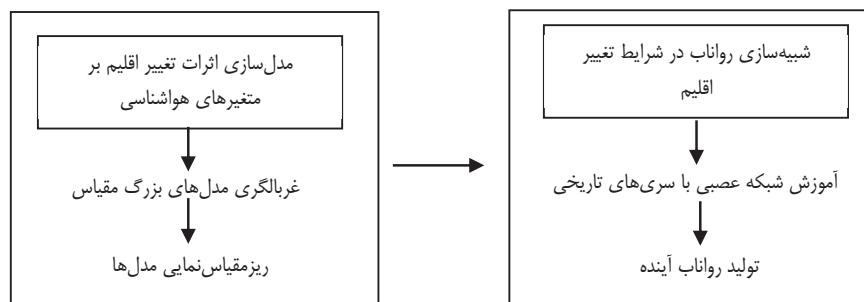
#### ۲-۲- مدل SDSM

در طبقه بندی روش‌های ریزمقیاس‌نمایی، SDSM به بهترین شکل به عنوان ترکیبی از مولد آب و هوایی تصادفی و روش‌های تابع انتقال توصیف شده است. به علاوه روش‌های تصادفی به صورت مصنوعی برای بزرگ‌نمایی واریانس سری‌های زمانی ریزمقیاس روزانه در تطابق با مشاهدات مورد استفاده قرار گرفته‌اند. توصیف جامع و کاملی از مدل SDSM را می‌توان در مقالات (Wilby and Dawson 2007) دید.

AIB برای دوره ۲۰۱۱-۲۰۳۰ با نرم‌افزار LARS-WG5 در ایستگاه تنگاب استان فارس، ایران، پرداخته شده است. به منظور انتخاب مدل‌های GCM مناسب با منطقه، که گامی مهم در کاهش عدم قطعیت مدل‌های بزرگ مقیاس است، از وزن‌دهی اولیه در مقیاس ماهانه استفاده شده است. در بخش شبیه‌سازی رابطه بارش-رواناب، از الگوریتم بهینه‌سازی رقابت استعماری به منظور تعیین وزن‌ها و بایاس شبکه عصبی استفاده شده است. به منظور ارزیابی و سنجش عملکرد این مدل در سناریوهای مختلف، از شاخصه‌های آماری و گرافیکی، و در بخش پیش‌پردازش داده‌ها از نگاهت داده‌ها به فضای بین صفر و یک استفاده شده است. به علت اینکه جریان رودخانه در بالادست ایستگاه تنگاب می‌تواند به عنوان ورودی تأثیرگذار بر جریان باشد، داده‌های ایستگاه حنیفقان با مدل SDSM ریزمقیاس‌نمایی شده و به عنوان یکی از ورودی‌های روش هوش مصنوعی لحاظ شده است (لازم به ذکر است که این نکته یادآوری شود که نرم‌افزار LARS-WG نیازمند داده‌های روزانه بارش، دمای کمینه و بیشینه و تابش به عنوان ورودی است و کمبود هر یک از داده‌های ورودی در مراحل مدل‌سازی باعث پایین آمدن کارایی مدل می‌شود. از آنجا که ایستگاه حنیفقان باران‌سنجی بوده و فقط داده‌های بارش را داراست، پس برای اجرای بهتر ریزمقیاس‌سازی از مدل SDSM استفاده شده است. در پایان با مشخص شدن بهترین مدل، داده‌های خروجی LARS-WG را به عنوان ورودی، به مدل شبیه‌ساز داده شده است و تفاوت رواناب آینده و مطالعاتی با لحاظ عدم قطعیت مدل‌ها بزرگ مقیاس و سناریوهای انتشار، با نمودار جعبه‌ای به تصویر کشیده شده است.

#### ۲- روش‌شناسی تحقیق

روش انجام تحقیق در شکل ۱ نشان داده شده است. این تحقیق از دو مرحله اصلی، بررسی اثر تغییر اقلیم بر متغیرهای هواشناسی و دستیابی به رواناب آینده، تشکیل شده است. که در مرحله اول از نرم‌افزار LARS-WG در ایستگاه اصلی و از نرم‌افزار SDSM در



شکل ۱- روش انجام تحقیق

## ۲-۳- الگوریتم رقابت استعماری<sup>۲</sup> (ICA)

الگوریتم رقابت استعماری روشی در حوزه محاسبات تکاملی است که به یافتن پاسخ بهینه مسائل مختلف بهینه‌سازی می‌پردازد. این الگوریتم با مدل‌سازی ریاضی فرایند تکامل اجتماعی-سیاسی، الگوریتمی برای حل مسائل ریاضی بهینه‌سازی ارائه می‌دهد. پایه اولیه این الگوریتم را سیاست همسان‌سازی<sup>۳</sup>، رقابت استعماری<sup>۴</sup> و انقلاب<sup>۵</sup> تشکیل می‌دهند. این الگوریتم با تقلید از روند تکامل اجتماعی، اقتصادی و سیاسی کشورها و با مدل‌سازی ریاضی بخش‌هایی از این فرایند، عملگرهایی را در قالب منظم به صورت الگوریتم ارائه می‌دهد که می‌تواند به حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی کمک کند. یک توصیف جامع و کامل از این الگوریتم را می‌توان در مقاله (Atashpaz-Gargari and Lucas (2007) دید.

## ۲-۴- شبکه‌های پرسپترون چند لایه (MLP)

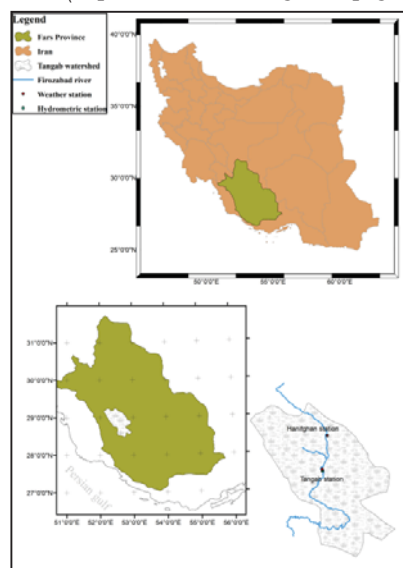
در شبکه‌های چند لایه، لایه‌ها به ترتیب به هم متصل می‌شوند به گونه‌ای که خروجی لایه اول، ورودی لایه دوم و به همین ترتیب تا آخر که خروجی‌های لایه آخر، خروجی‌های اصلی و پاسخ شبکه را تشکیل می‌دهند. به عبارت دیگر، جریان سیگنال شبکه در یک مسیر پیش‌خور صورت می‌گیرد که از لایه ورودی شروع شده و به لایه خروجی ختم می‌گردد. برای اطلاعات بیشتر می‌توان به (Rosenblatt and Frank, 1961; Rumelhart et al., 1986; Cybenko, 1989) مراجعه کرد.

## ۲-۵- منطقه مطالعاتی

این مطالعه در منطقه فیروزآباد واقع در استان فارس در ایران انجام شده است. میانگین بارش سالانه این منطقه ۵۷۰ میلی‌متر و دمای میانگین این منطقه ۱۸.۷ می‌باشد. مهمترین رود این منطقه رودخانه فیروزآباد است که آبدهی کلی آن ۵ تا ۵.۲ متر مکعب بر ثانیه است و یکی از رودهای مهم استان به شمار می‌رود. قدیمی‌ترین ایستگاه این منطقه، ایستگاه تبحیرسنجی تنگاب است که در سال ۱۹۶۵ در محل تنگاب احداث شد اما به دلیل قدیمی بودن سیستم اندازه‌گیری در سال‌های ۱۹۶۵ تا ۱۹۷۲، آمار دقیق و قابل اعتمادی در این ایستگاه وجود ندارد. دومین ایستگاه این منطقه، ایستگاه باران‌سنجی حنیفان است که در سال ۱۹۷۰ در این منطقه ایجاد شد. در این مطالعه از داده‌های ماهانه بارش و دمای ایستگاه تنگاب و داده‌های ماهانه بارش ایستگاه حنیفان مابین سال‌های ۱۹۷۲ تا ۲۰۰۲ به عنوان ورودی روش‌های بیان‌شده استفاده شده است. موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌ها و منطقه مورد مطالعه در شکل ۲ آورده شده است.

## ۲-۶- وزن‌دهی مدل‌های گردش جوی

به طور کلی توانایی مدل‌های بزرگ مقیاس در تولید داده متفاوت است و انتخاب مدل مناسب به منظور ریزمقیاس‌نمایی نیازمند مقایسه داده‌های تولید شده توسط مدل‌ها با داده‌های مشاهداتی است. در این تحقیق ابتدا داده‌های تولید شده توسط مدل بزرگ مقیاس که مورد تایید هیئت بین‌دولتهای تغییر اقلیم در گزارش چهارم می‌باشند، برای دوره پایه را با داده‌های دیدبانی مقایسه کرده و وزن هر مدل با توجه به مقایسه داده‌های تولید شده توسط این مدل‌ها در مقیاس ماهانه و داده‌های دیدبانی، بدست آمد. سپس سه مدل را که بهترین تطابق را داشتند انتخاب شدند. این انتخاب با توجه به تعداد ماه‌هایی که هر مدل در برآورد آن‌ها موفق بوده است و همچنین ۵ شاخص آماری تحلیل خطا که شامل، مجذور میانگین مربعات خطا<sup>۶</sup> (RMSE)، حداکثر خطا<sup>۷</sup> (ME)، ضریب تبیین یا تغییرات<sup>۸</sup> (CD)، کارایی مدل‌سازی<sup>۹</sup> (EF) و ضریب مجموع باقی‌مانده<sup>۱۰</sup> (CRM) (فرمول‌های (۲) تا (۶)) می‌باشند، انجام گرفته است. در وزن‌دهی، معکوس قدر مطلق اختلاف بین متغیر دیدبانی و مدل‌سازی شده، بر مجموع معکوس قدر مطلق اختلاف بین دیدبانی از مدل‌سازی شده در تمامی مدل‌ها، تقسیم می‌شود، به طوری که جمع وزن‌ها باید یک شود. هر مدلی که وزن آن بیشتر باشد توانایی مدل‌سازی متغیر مورد نظر را بیشتر خواهد داشت (فرمول ۱). در این تحقیق از داده‌های ماهیانه مابین سال‌های ۱۹۷۲ تا ۲۰۰۰ ایستگاه تنگاب و داده‌های معادل همین دوره از برونداد مدل‌های گردش جوی واقع در سایت محیط زیست کانادا استفاده شده است (آدرس سایت: <http://www.cccsn.ec.gc.ca/?page=dd-gcm>).



شکل ۲- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌ها و منطقه مورد مطالعه

حال، انجام شده است (شکل ۴). با توجه به کم بودن تعداد داده‌ها (۳۷۲ داده)، استفاده از تأخیرهای موثری که در گام‌های بالا قرار دارند، از تعداد داده‌ها کاسته و قدرت تممیم را از مدل می‌گیرد، بنابراین، از اولین تأخیر تأثیرگذار هر ورودی استفاده شده است. با توجه به شکل ۴، تأخیرهای موثر بارش بر دبی، تأخیرهای ۱۱، ۱۳، ۲۳، ۳۵ و ۳۶ هستند و تأخیرهای موثر دما، تأخیر ۵، ۱۷، ۲۹ و ۳۰ است. با توجه به مطالب بیان شده و نتایج آنالیز همبستگی متقابل، در این مطالعه از تأخیر ۱۱ بارش و ۵ دما در معماری ورودی استفاده شده است.

در این تحقیق از سناریوهای جدول ۱ به منظور انتخاب معماری داده‌های موجود استفاده شده، تا بتوان هرچه بیشتر به ساختار بهینه و به تبع از آن بهترین عملکرد مدل‌ها دست یافت. در جدول ۱،  $R$ ، رواناب،  $P_T$ ، بارش ایستگاه تنگاب،  $P_H$ ، بارش ایستگاه حنیفان و  $T_T$ ، دمای ایستگاه تنگاب است. که در زمان  $t$  و  $t-11$  و  $t-5$  با ترکیبات یاد شده در جدول، به عنوان ورودی روش‌های هوش مصنوعی استفاده شده‌اند.

**جدول ۱- سناریوهای استفاده شده در مدل شبیه‌ساز بارش- رواناب**

سناریو	ترکیب ورودی
۱	$R(t)=f(P_T(t), P_H(t))$
۲	$R(t)=f(P_T(t), P_H(t), T_T(t))$
۳	$R(t)=f(P_T(t), P_T(t-11), P_H(t), T_T(t))$
۴	$R(t)=f(P_T(t), P_H(t), P_H(t-11), T_T(t-5))$
۵	$R(t)=f(P_T(t), P_H(t), T_T(t), T_T(t-5))$
۶	$R(t)=f(P_T(t), P_T(t-11), P_H(t), P_H(t-11), T_T(t), T_T(t-5))$

#### ۲-۸- ارزیابی عملکرد سناریوها

در این تحقیق به منظور ارزیابی عملکرد سناریوها از روش آماری و گرافیکی استفاده شده است. شاخص‌های آماری استفاده شده در این مطالعه، واریانس، انحراف معیار، میانگین مجموع مربعات خطا<sup>۱۱</sup> (MSE)، ضریب نش-ساتکلیف<sup>۱۲</sup> (NSCE)، متوسط خطای نسبی مطلق<sup>۱۴</sup> (AARE) و ضریب رگرسیون<sup>۱۵</sup> (R) می‌باشند که در زیر فرمول‌های آن‌ها آورده شده است.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (7)$$

$$\mu = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (8)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (obs_i - calc_i)^2}{n} \quad (9)$$

$$NSCE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (obs_i - calc_i)^2}{\sum_{i=1}^n (obs_i - avg.obs_i)^2} \quad (10)$$

$$W_i = \frac{\frac{1}{\Delta T_i}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\Delta T_i}} \quad (1)$$

$$RMSE = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - Q_i)^2}{n} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

$$ME = \text{Max} |P_i - Q_i|_{i=1}^n \quad (3)$$

$$CD = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - Q_i)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{Q})^2} \quad (4)$$

$$EF = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2 - \sum_{i=1}^n (P_i - Q_i)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{Q})^2} \quad (5)$$

$$CRM = \frac{\sum_{i=1}^n Q_i - \sum_{i=1}^n P_i}{\sum_{i=1}^n Q_i} \quad (6)$$

که در این فرمول‌ها  $P_i$  مقادیر شبیه‌سازی شده،  $Q_i$  مقادیر مشاهداتی،  $n$  تعداد سال‌های آماری مورد مطالعه و علامت «-» در بالای  $o$  نشانگر مقادیر میانگین داده‌های مشاهداتی می‌باشد.

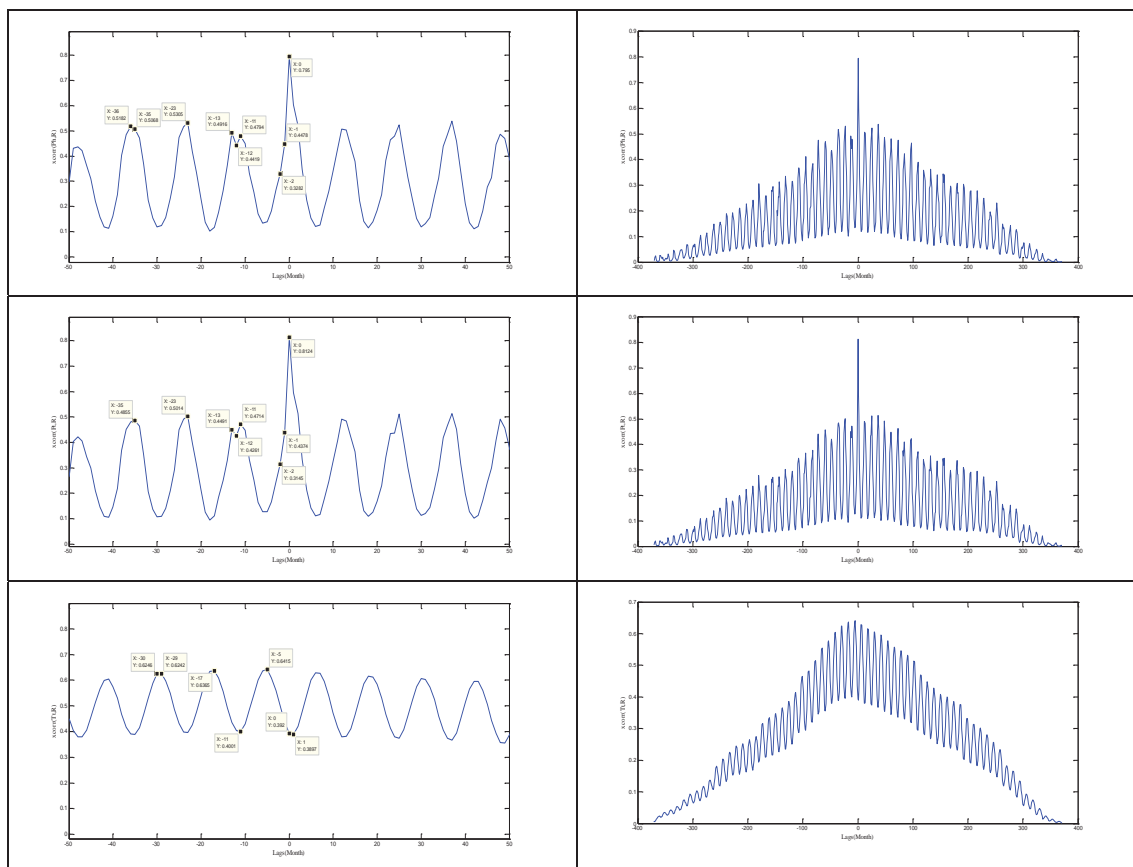
مقدار زیاد ME نشانگر بدترین حالت کارکرد مدل است در حالی که RMSE نشان می‌دهد که برآورد بیش از حد و یا کمتر از حد مدل در مقایسه با داده‌های مشاهداتی چقدر است. شاخص CD نسبت پراکندگی را بین مقادیر شبیه‌سازی شده و مشاهداتی نشان می‌دهد. مقدار شاخص EF مقادیر شبیه‌سازی شده را با میانگین مشاهداتی مقایسه می‌کند. مقادیر منفی EF بیانگر عملکرد نامناسب مدل است. شاخص CRM نشان‌گر تمایل مدل برای برآورد بیش از حد یا کمتر از حد در مقایسه با مقادیر مشاهداتی است.

#### ۲-۷- انتخاب ورودی

در فرآیند شناسایی ورودی‌های مدل، اولین گام پیدا کردن متغیرهای ورودی می‌باشد (Nourani and Komasi, 2013). به‌طور کلی متغیرهای تصادفی در رابطه R-R می‌تواند بارش، جریان‌های قبلی، تبخیر، دما و غیره باشد. بسته به در دسترس بودن اطلاعات، متغیرهای ورودی نسبت به مطالعات پیشین متفاوت می‌باشد. اغلب مطالعات بارندگی و جریان پیشین را به عنوان ورودی‌ها به کار می‌برند مانند (Campolo et al., 1999; Liang et al., 2002; Sivapragasam et al., 2007; Xu and Li, 2002) ورودی در برخی مطالعات هم چنین شامل فاکتورهای اضافی همانند دما و تبخیر می‌باشد (Abebe and Price, 2003; Abrahart et al., 1999; Coulibaly et al., 2001; Solomatine and Dulal, 2003; Solomatine and Shrestha, 2009; Tokar and Johnson, 1999; Toth and Brath, 2007; Wilby et al., 2003; Zealand et al., 1999; Zhang and Govindaraju, 2000).

به منظور تعیین تأخیرهای موثر در این مطالعه، آنالیز همبستگی متقابل بین تأخیرهای داده‌های موجود (بارش و دما)، و دبی در زمان





شکل ۴- نتایج آزمون تعیین تاخیرهای تاثیرگذار ورودی بر خروجی (شکل سمت راست وضعیت همبستگی کلی و شکل سمت چپ مقادیر حداکثر همبستگی و همچنین تاخیر متناظر با آن را نشان می‌دهد. از اعداد محور افقی در نمودار سمت چپ می‌توان به محل قرارگیری مقادیر حداکثری در نمودار سمت راست پی برد)

همانطور که از نتایج پیداست، سه مدل NCARCCSM3، INMCM3 و GFDLCM2.1 به عنوان مدل‌هایی که بیشترین سازگاری را با منطقه مورد مطالعه داشته‌اند انتخاب می‌شوند. شاخص‌های EF، CD، ME و RMSE برای تمامی مدل‌ها با مقادیر وزن‌ها مطابقت دارد و مدلی که دارای وزن بیشتری است از نظر شاخص‌های یاد شده در وضعیت بهتری قرار دارد، در مورد ضریب مجموع مقادیر باقیمانده می‌توان بیان کرد که از نظر این ضریب مدل‌های INMCM3 و NCARCCSM3 با توجه به اختلاف در مقادیر وزن، از نظر مقادیر باقیمانده کارایی یکسانی دارند. با نگاهی دقیق‌تر به نتایج ستون CRM می‌توان به این مهم دست یافت که مدل‌های HADCM3 و CGCM3T63 که در مدل ریزمقیاس نمایی SDSM استفاده می‌شوند، هر چند در برآورد ماه‌ها ضعیف‌تر نشان داده‌اند ولی در بسیاری از ماه‌ها برآوردی نزدیک به مقادیر مشاهداتی داشته‌اند و با اطمینان می‌توان نتایج خروجی این مدل‌ها را در مطالعات دخیل کرد.

$$AARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \left| \frac{obs_i - calc_i}{calc_i} \right| \right) * 100 \quad (11)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (obs_i - avg.obs_i)(calc_i - avg.calc_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (obs_i - calc_i)^2 \sum_{i=1}^N (calc_i - avg.calc_i)^2}} \quad (12)$$

در روابط فوق  $N$ ،  $\bar{x}$ ،  $x_i$  به ترتیب داده آم، متوسط داده‌ها و تعداد مشاهدات می‌باشد. همچنین  $obs_i$  جریان مشاهداتی،  $calc_i$  جریان محاسبه شده (پیش‌بینی شده)،  $avg.obs_i$  متوسط جریان مشاهداتی و  $avg.calc_i$  متوسط جریان پیش‌بینی شده می‌باشد. برای اطلاعات بیشتر در مورد شاخص‌های آماری، مطالعه‌کنندگان می‌توان به (Bland and Altman, 1996; Croxton and Cowden, 1947; Dodge et al., 2003; Dowdy and Wearden, 1983; Saeed, 2000; Székely et al., 2007; Welford, 1962) مراجعه کنند.

### ۳- بررسی و تحلیل نتایج

جدول ۲ نشان دهنده وزن مدل‌ها در تولید داده‌های دیدبانی است.

بالای مدل لارس در این ایستگاه است. چرا که مدل‌ها برای دوره ۲۰۳۰-۲۰۱۱، برای مقادیر متغیرها، جواب‌های متفاوتی را بدست داده‌اند، که این می‌تواند ریشه در شرایط اولیه حاکم بر مدل‌های بزرگ مقیاس داشته باشد، لذا استفاده از چند مدل در مطالعات ناحیه‌ای امری ضروری به نظر می‌رسد.

با بررسی انحراف معیار داده‌های حاصل از مدل، ملاحظه می‌شود که در تمامی ماه‌ها انحراف معیار دمای کمینه و بیشینه از انحراف معیار دوره آماری کمتر است. این در حالی است که انتظار بر آن است که مقادیر حدی اقلیمی در آینده افزایش یابد، لذا برای رفع این نقیصه با استفاده از فرمول زیر و ضمن حفظ میانگین‌ها، انحراف معیار آن‌ها افزایش داده می‌شود.

$$STD_{fut} = \frac{STD_{base}^{OBS}}{STD_{base}^{GCM}} \cdot STD_{fut}^{GCM} \quad (13)$$

که در آن  $STD$  انحراف معیار پارامتر هواشناسی تحت بررسی مربوط به دوره پایه ( $base$ ) و آینده ( $fut$ ) داده‌های مشاهداتی ( $OBS$ ) یا خروجی مدل گردش عمومی ( $GCM$ ) است (Babaeian and Kwon, 2005). در مورد بارش نیاز به تعدیل انحراف معیار داده‌های حاصله وجود ندارد. تقریباً تمامی مدل‌ها با افزایش بارش ماه‌های ژانویه و فوریه و کاهش بارش در ماه‌های دسامبر و مارس موافق بوده‌اند.

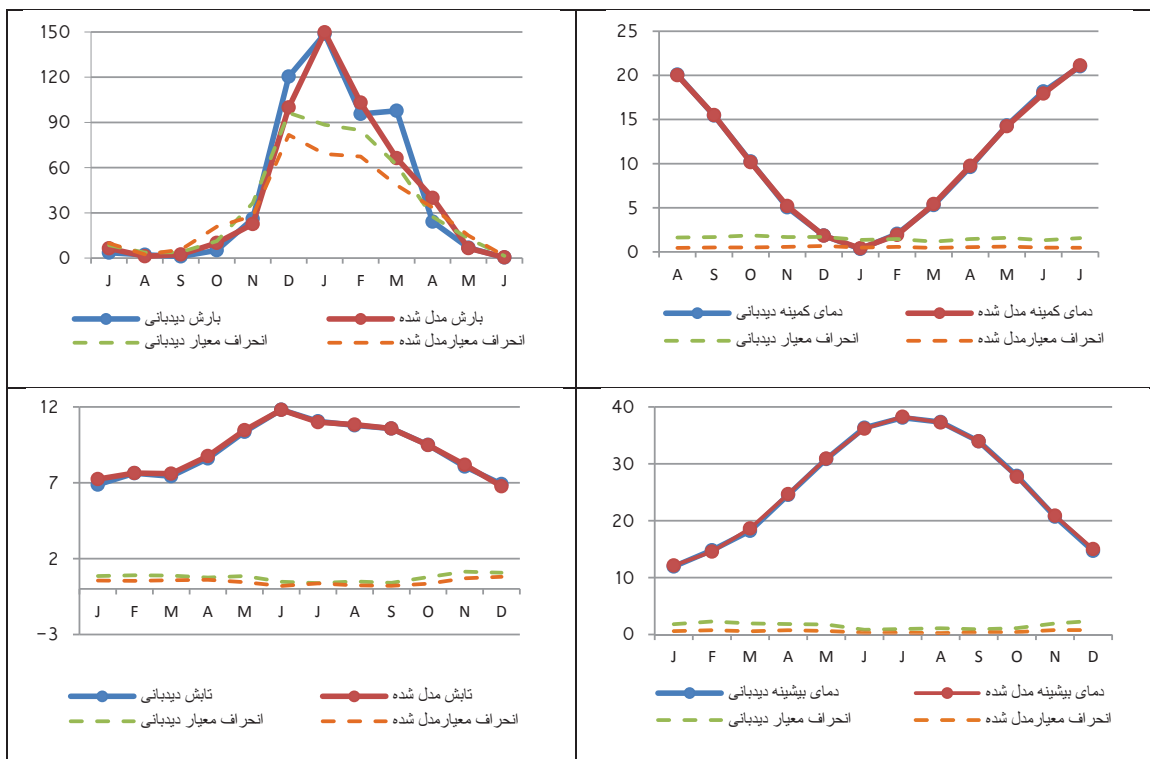
پس از انتخاب سه مدل که دارای بیشترین وزن بودند، به ریز مقیاس نمایی خروجی این مدل‌ها توسط مدل LARS-WG پرداخته شد. به طور کلی توانایی مدل مولد داده‌های آب و هوایی اثرات مستقیمی بر روی ارزیابی تغییر اقلیم در منطقه مورد مطالعه دارد. بنابراین، در ابتدا توانایی مدل LARS-WG با استفاده از داده‌های دوره دیدبانی مورد ارزیابی قرار گرفت. این کار از طریق مقایسه داده‌های دوره آماری و داده‌های تولید شده توسط مدل LARS-WG با استفاده از روش آماری و نمودار انجام شد. نتایج آزمون کولموگروف-اسمیرنوف<sup>۱۶</sup> (KS) و نتایج تست T و F و همچنین مقادیر P-Valueها برای تمامی متغیرهای مدل شده مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج نشان دهنده کارایی خوب مدل در این ایستگاه است. در شکل ۵ مقادیر دمای کمینه، دمای بیشینه، بارش و تابش حاصل از مدل LARS-WG با مقادیر دیدبانی آورده شده است. نتایج بیانگر کارایی بسیار خوب مدل در این ایستگاه است.

### ۳-۱- نتایج برآورد تغییر اقلیم در ایستگاه تنگاب

جدول ۳، مقادیر میانگین مدل شده بارش و دما را در دوره ۲۰۱۱-۲۰۳۰ نسبت به دوره دیدبانی (۱۹۷۱-۲۰۰۲) را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، تمامی مدل‌ها با افزایش دما و افزایش بارش موافق بوده‌اند. نکته قابل توجه در نتایج، تفاوت در نتایج ریزمقیاس‌شده‌ی مدل‌های گردش جوی، با توجه به کارایی

جدول ۲- جدول نتایج وزن دهی و شاخص‌های آماری تحلیل خطا (ستون وزن‌ها برابر تعداد ماه‌هایی است که هر مدل در برآورد آن‌ها از وزن بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار بوده است)

وزن‌ها	CRM	RMSE	ME	EF	CD	مدل‌ها
۸	۰/۲۹۸	۳/۰۱۲	۱۹۲/۹۰	-۰/۶۹۱	۱/۶۹۱	CGCM3T63
۳۴	۰/۳۷۱	۲/۶۰۸	۱۸۴/۹۴	-۰/۲۶۷	۱/۲۶۷	HADCM3
۱۹	۰/۷۶۹	۲/۷۶۱	۱۶۸/۰۱	-۰/۴۲۱	۱/۴۲۱	CSIROMk3
۱۹	۰/۸۴۴	۲/۶۶۳	۱۸۲/۹۵	-۰/۳۲۲	۱/۳۲۲	ECHOG
۱۳	۰/۶۴۱	۲/۶۷۸	۱۹۲/۴۵	-۰/۳۳۶	۱/۳۳۶	CNRMCM3
۱۳	۰/۷۶۳	۲/۸۶۵	۱۹۰/۶۷	-۰/۵۳۰	۱/۵۳۰	HADGEM1
۴	۰/۴۳۷	۲/۹۶۴	۱۹۱/۷۴	-۰/۶۳۷	۱/۶۳۷	MRICGCM232a
۴۷	۰/۵۷۱	۲/۲۷۹	۱۹۱/۴۶	-۰/۰۳۲	۰/۹۶۸	NCARCCSM3
۳۱	۰/۵۹۴	۲/۷۱۶	۱۹۳/۲۱	-۰/۳۷۴	۱/۳۷۴	BCM2
۹	۰/۷۱۱	۲/۷۶۶	۱۹۲/۸۸	-۰/۴۲۶	۱/۴۲۶	CGCM3T47
۱۹	۰/۷۹۰	۲/۷۹۷	۱۹۳/۰۷	-۰/۴۵۸	۱/۴۵۸	CSIROMk35
۱۸	۰/۷۹۶	۲/۷۴۹	۱۹۱/۱۸	-۰/۴۰۸	۱/۴۰۸	ECHAM5OM
۴۰	۰/۶۴۲	۲/۲۰۹	۱۹۱/۳۱	-۰/۰۷۰	۱/۰۱۰	GFGLCM2.1
۱۱	۰/۴۲۱	۲/۲۹۹	۱۸۳/۱۴	-۰/۵۹۲	۱/۵۹۲	GISSER
۴۵	۰/۵۸۱	۲/۳۷۱	۱۸۹/۰۰	-۰/۰۳۲	۰/۹۹۲	INMCM3
۳۰	۰/۹۶۵	۲/۷۳۸	۱۹۳/۲۱	-۰/۳۹۷	۱/۳۹۷	NCARPCM



شکل ۵- مقایسه نتایج حاصل از مدل و دیدبانی در ایستگاه سد تنگاب برای دوره ۱۹۷۱-۲۰۰۲

جدول ۳- مقادیر میانگین مدل شده بارش و دما در دوره آینده (۲۰۱۱-۲۰۳۰)

پارامترها	میانگین بارش (میلی متر بر روز)	میانگین دمای حداقل (سانتی گراد)	میانگین دمای حداکثر (سانتی گراد)
TANGAB 1972-2001	۱/۵	۱۰/۳	۲۵/۸
NCCCSM(A1B)	۱/۵	۱۱/۶	۲۷/۱
NCCCSM(A2)	۱/۵	۱۱/۴	۲۶/۹
NCCCSM(B1)	۱/۵	۱۱/۵	۲۷
INCM3(A1B)	۱/۵	۱۲/۲	۲۷/۶
INCM3(A2)	۱/۵	۱۱/۶	۲۷
INCM3(B1)	۱/۵	۱۱/۸	۲۷/۲
GFCM21(A1B)	۱/۵	۱۱/۱	۲۶/۵
GFCM21(A2)	۱/۵	۱۱/۲	۲۶/۷
GFCM21(B1)	۱/۵	۱۱/۱	۲۶/۶

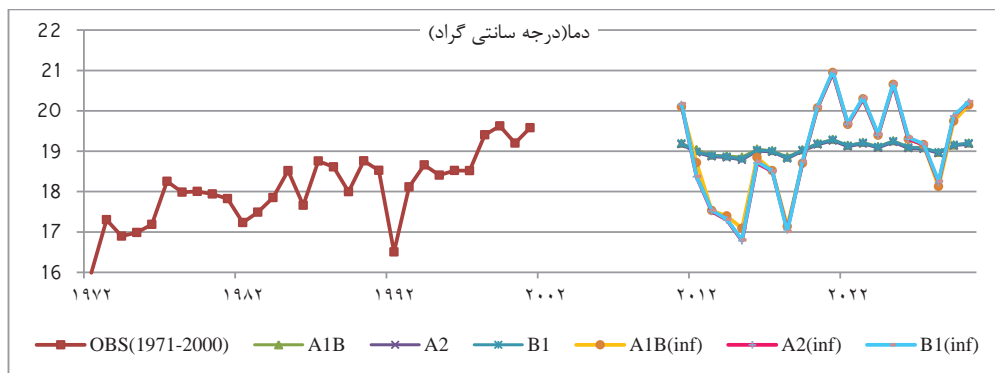
دهه‌های رسم شده است. تقریباً تمام مدل‌ها با کاهش بارش ماه‌های مارس و دسامبر و افزایش بارش ماه‌های ژانویه و فوریه موافق بوده‌اند (شکل ۷ تا ۱۰).

### ۳-۲- برآورد تغییر اقلیم ایستگاه حنیفان

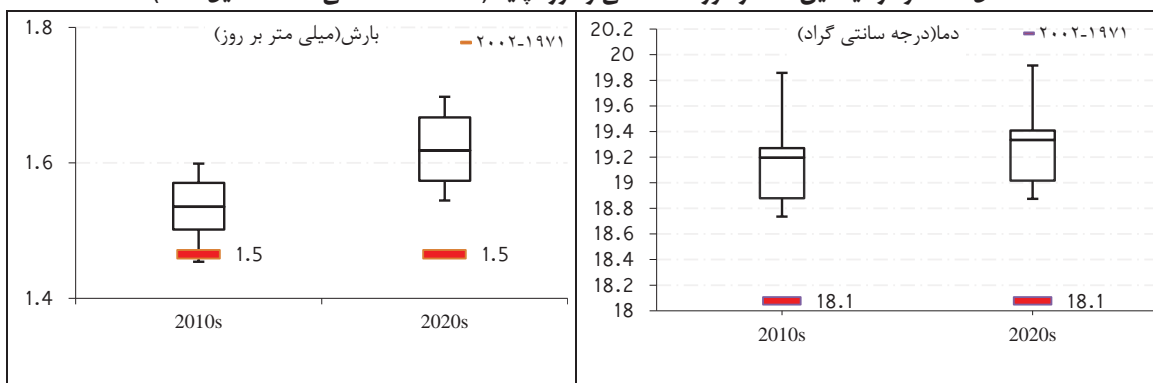
از آنجا که داده‌های روزانه موجود در این ایستگاه فقط بارش بوده و داده‌های دما به صورت ماهانه هستند، برای افزایش صحت نتایج در

شکل ۶ دمای سالانه را در دوره مورد مطالعه و دوره مشاهداتی نشان می‌دهند. با توجه به وزن هر مدل اقدام به ترکیب وزنی نتایج مدل شده است و هر سناریو جداگانه محاسبه شده و در کنار دمای تعدیل یافته رسم شده‌اند. یکی از مهم‌ترین مسائل مطرح در مدل‌سازی اقلیمی، مباحث مربوط به عدم قطعیت است که می‌تواند تاثیر بارزی بر نتایج نهایی بگذارد. در این تحقیق به منظور نمایش عدم قطعیت از نمودار جعبه‌ای استفاده شده است. این نمودار به صورت ماهانه و



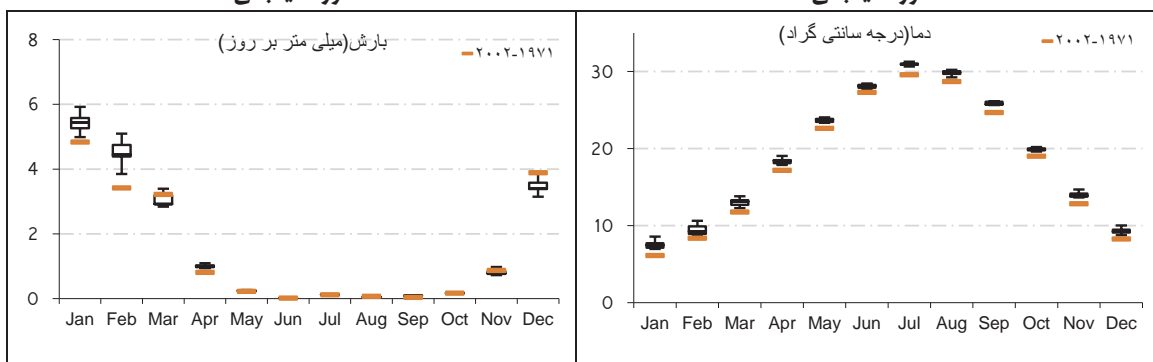


شکل ۶- نمودار میانگین دما در دوره مطالعاتی و دوره پایه (OBS = مشاهداتی، inf = تعدیل شده)



شکل ۸- نمودار دهه‌های بارش دوره‌های آینده در مقایسه با دوره دیدبانی

شکل ۷- نمودار دهه‌های دمای دوره‌های آینده در مقایسه با دوره دیدبانی



شکل ۱۰- نمودار میانگین ماهانه بارش دوره ۲۰۱۱-۲۰۳۰ در مقایسه با دوره دیدبانی

شکل ۹- نمودار میانگین ماهانه دمای دوره ۲۰۱۱-۲۰۳۰ در مقایسه با دوره دیدبانی

دقت نتایج مدل LARS-WG می‌کاهد، پس تصمیم به استفاده از مدل SDSM گرفته شده است. طبق مطالعات انجام شده، مدل SDSM از عدم قطعیت پایین‌تری نسبت به مدل LARS-WG برخوردار است (Khan et al., 2007). به منظور سنجش کارایی مدل، از آنجا که مدل SDSM یک مدل رگرسیونی است، داده‌ها به دو قسمت تقسیم گردیدند، یک قسمت (۱۹۷۱-۱۹۹۵) برای

این ایستگاه از نرم‌افزار SDSM استفاده شده است. هرچند این مدل فقط از خروجی یک مدل بزرگ مقیاس (HADCM3) استفاده می‌کند و به دلیل تفاوت شرایط اولیه با سایر مدل‌های مناسب با منطقه، ممکن است جواب‌ها دارای دقت پایین‌تری از جواب‌های مدل LARS-WG باشد، ولی به دلیل اینکه داده‌های ایستگاه سینوپتیک (دما و بارش روزانه و تابش روزانه) برای مدل LARS-WG نیاز است، و عدم حضور هر کدام از موارد یاد شده از

شکل ۱۱ و شکل ۱۲ آورده شده‌اند. مشاهده می‌شود که مدل توانایی خوبی در مدل‌سازی دوره دیدبانی دارد از این رو می‌توان بیان نمود که مدل توانایی ریز مقیاس نمایی داده‌های بزرگ مقیاس مدل‌های گردش عمومی جو را داراست و متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به درستی انتخاب شده‌اند.

کالیبراسیون مدل و قسمت دوم (۱۹۹۶-۲۰۰۰) را برای سنجش اعتبار مدل به کار گرفته شد.

### ۲-۳-۱- نتایج مدل اقلیمی در ایستگاه حنیفقان

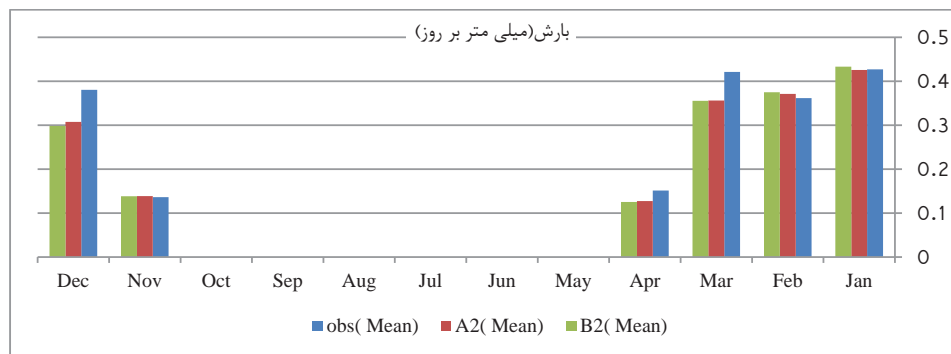
نتایج کالیبراسیون و اعتبار سنجی مدل برای بارش به ترتیب در



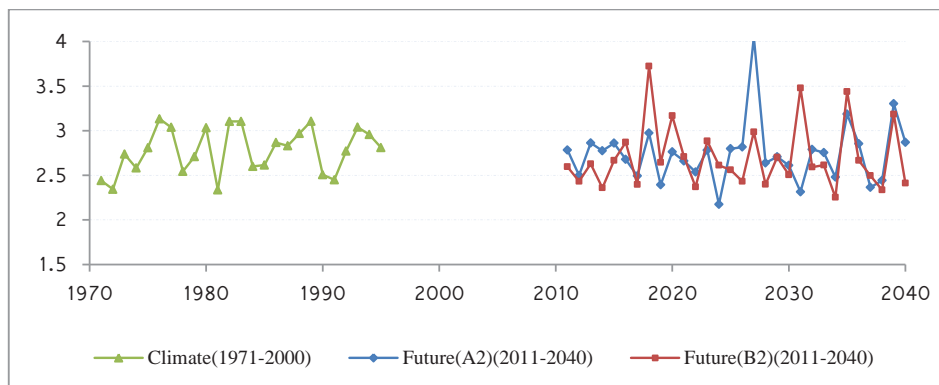
شکل ۱۱- نتایج کالیبراسیون مدل SDSM برای بارش در ایستگاه حنیفقان



شکل ۱۲- بارش شبیه‌سازی شده توسط مدل SDSM برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ در مقایسه با مقادیر مشاهداتی نظیر همین دوره (در واقع این داده‌ها را مدل نداشتند و پس از کالیبره شدن با داده‌های دوره ۱۹۹۵-۱۹۷۱ توانسته به خوبی مقادیر آن‌ها را بیابد)



شکل ۱۳- میانگین بارش ایستگاه حنیفقان به صورت ماهانه تحت دو سناریوی A2 و B2 (obs = مشاهداتی)



شکل ۱۴- متوسط بارش سالانه در دو سناریو (A2 و B2) در امتداد بارش مشاهداتی (Climate=مشاهداتی، Future= دوره آینده)

### ۳-۳- برآورد رواناب آینده

برای مقایسه جواب‌های سناریوها مقادیر شاخصه‌های آماری در بخش‌های آموزش و تست و اعتبارسنجی در جدول ۴ آورده شده‌است. در فرآیند آموزش، مشاهده شده‌است که بهترین جواب‌ها از ساختار سه لایه و بعضاً دولایه که در لایه‌های پنهان از تابع tansig (tangent sigmoid) استفاده شده است، بدست می‌آید، به عبارت دیگر یک ساختار ساده، پیچیدگی را در حد قابل قبول ایجاد می‌کند و عملاً مشاهده شد که افزایش تعداد لایه‌ها باعث کاهش کارایی شبکه و همچنین افزایش زمان پروسه می‌شود، این تأثیر را افزایش تعداد نرون‌ها در هر لایه نیز داشته است.

نتایج مدل‌سازی دوره ۲۰۱۱-۲۰۴۰ برای بارش در ایستگاه حنیفان به صورت ماهانه تحت دو سناریوی A2 و B2 در شکل ۱۳ آورده شده است. نتایج کاهش بارش برای ماه‌های مارس، دسامبر و آپریل را نشان می‌دهد.

در شکل ۱۴ متوسط بارش سالانه در دو سناریو (A2 و B2) در امتداد بارش مشاهداتی آورده شده است. مشاهده می‌شود که مدل SDSM تغییر محسوسی در مورد بارش سالانه در این ایستگاه را نشان نمی‌دهد.

جدول ۴- نتایج شاخصه‌های آماری در هر مدل- سناریو

سناریو						گام	معیار
6	5	4	3	2	1		
0/055	0/055	0/047	0/049	0/026	0/045	آموزش	σ
0/044	0/049	0/074	0/067	0/03	0/061	آزمون	
0/041	0/075	0/041	0/040	0/041	0/038	اعتبارسنجی	
0/632	0/204	0/753	0/ 811	0/904	0/800	آموزش	NSCE
0/825	0/757	0/686	0/ 666	0/763	0/357	آزمون	
0/700	0/700	0/515	0/648	0/794	0/736	اعتبارسنجی	
0/003	0/003	0/002	0/002	0/0006	0/002	آموزش	MSE
0/002	0/003	0/005	0/004	0/001	0/003	آزمون	
0/001	0/007	0/001	0/001	0/001	0/001	اعتبارسنجی	
0/804	0/625	0/900	0/958	0/951	0/894	آموزش	R
0/921	0/924	0/828	0/818	0/888	0/735	آزمون	
0/857	0/891	0/719	0/805	0/906	0/885	اعتبارسنجی	
0/538	0/559	0/504	0/571	0/443	0/545	آموزش	AARE
0/409	0/597	0/561	0/575	0/446	0/691	آزمون	
0/457	0/485	0/698	0/632	0/536	0/535	اعتبارسنجی	

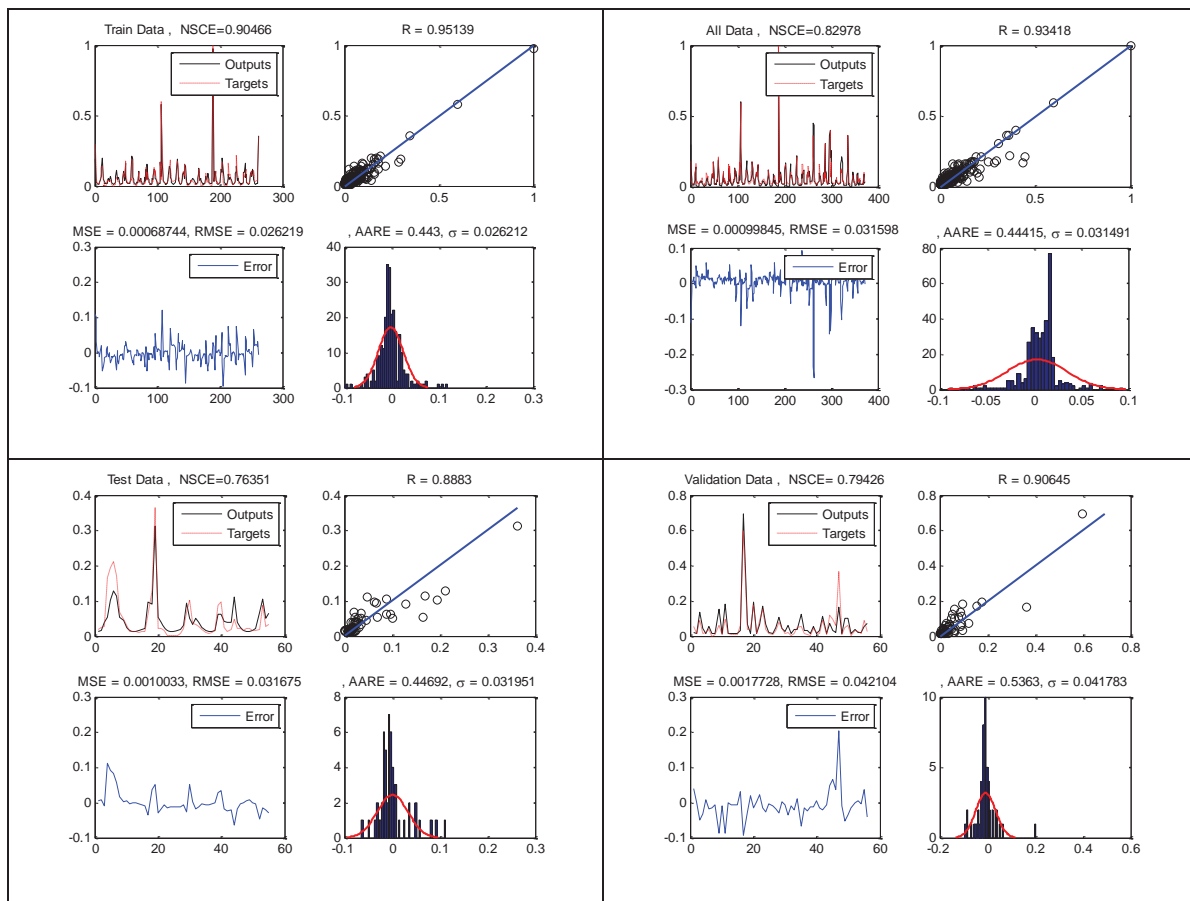
حاصل شدند که با تنظیم کردن ضرایب و پارامترهای مدل‌ها، این ضعف برطرف شده ولی از کارایی مدل کاسته می‌شود.

نتایج شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم ICA در شکل ۱۵ آورده شده است. در این شکل، نتایج شاخصه‌های آماری بیان شده در بخش ارزیابی مدل و همچنین توابع گرافیکی همچون هیستوگرام خطا و مقدار خطا شبکه در هر داده، برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، تست و کل داده‌ها آورده شده‌است.

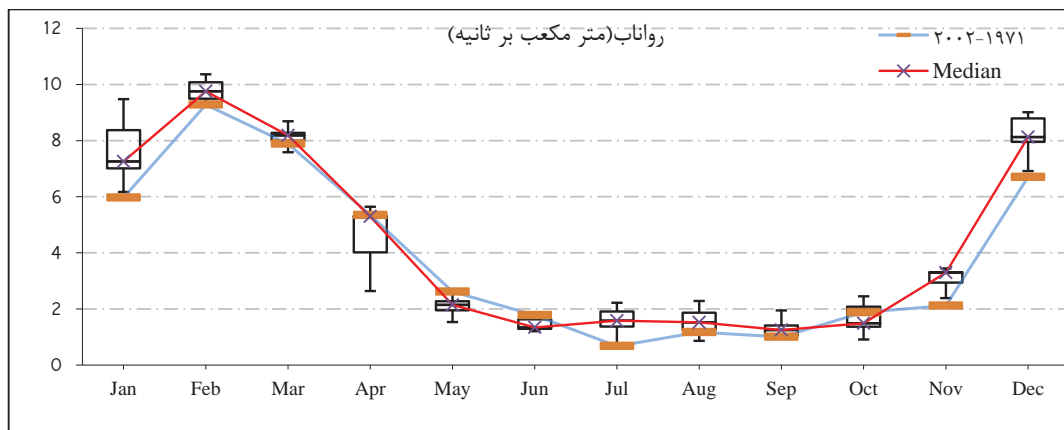
نتایج بدست آمده برای رواناب آینده در شکل ۱۶ نشان داده شده است. تفاوت در نتایج مدل‌های بزرگ مقیاس سبب استفاده از نمودار جعبه‌ای در این قسمت شده است. نتایج نشان دهنده کاهش رواناب در ماه‌های آوریل، می، جون و اکتبر و افزایش در سایر ماه‌ها شده است. بیشترین عدم قطعیت در ماه‌های ژانویه و آوریل است.

افزایش تعداد نرون‌ها در هر لایه باعث افزایش کارایی مدل در قسمت آموزش شده، ولی از دقت آن در داده‌های تست می‌کاهد. مشاهده شد که بهینه‌ترین تعداد نرون در هر لایه بین ۵ تا ۱۰ نرون (بسته به نوع سناریو) است. ورودی دما تأثیر بسزایی در نتایج شبکه دارد چرا که سناریو ۲ نتایجی بهتر از سناریو ۱ که ورودی دما در آن تأثیر ندارد، را داراست.

از طرفی مقدار همبستگی منفی ولی بالاتر در داده‌های دمای بدون تاخیر، کارایی بالاتری را از مقدار همبستگی مثبت ولی پایین‌تر در تأخیر ۵ دما را دارا است، چرا که نتایج سناریو ۲ که بیشترین قدرمطلق کوریلیشن را داشته، از نتایج سایر سناریوها بهتر بوده است. لازم به ذکر است که شبکه‌هایی که با سناریو ۱ آموزش دیده‌اند (بدون ورودی دما) گاهی اعداد منفی و غیرقابل قبولی را برای رواناب



شکل ۱۵- نتایج ANN آموزش دیده با ICA در بخش‌های آموزش، آزمون، اعتبارسنجی و کل داده‌ها



شکل ۱۶- رواناب آینده تحت مدل سناریوهای مختلف (۲۰۱۱-۲۰۳۰)

دمای میانگین به میزان ۰/۸۸ تا ۱/۹ درجه سلسیوس (بسته به سناریو-مدل) در دوره ۲۰۱۱ تا ۲۰۳۰ در مقایسه با دوره آماری گذشته افزایش می‌یابد که این می‌تواند موجب کاهش بارش‌های جامد شامل برف و... در ایستگاه گردد، بنابراین تغذیه منابع آب‌های زیرزمینی از طریق بارش‌های جامد کاهش می‌یابد. نمایش عدم قطعیت توسط نمودار جعبه‌ای، نشان داد که بیشترین عدم قطعیت در رواناب مربوط به ماه‌های ژانویه و آپریل می‌باشد. همچنین مقایسه متوسط رواناب نشان داد که، رواناب آینده در فصل بهار نسبت به دوره مشاهداتی کاهش را نشان می‌دهد. این کاهش در مهر ماه نیز مشاهده می‌شود.

#### ۵- قدرتانی و تشکر

در پایان از تمامی دست‌اندرکاران کتابخانه امام صادق بختگان که در تهیه داده و فرمت‌بندی‌های مربوطه یاری رساندند، قدردانی می‌شود.

#### پی‌نوشت‌ها

- 1-Atmospheric-Ocean General Circulation Model (AOGCM)
- 2-Imperialist Competitive Algorithm (ICA)
- 3-Assimilation
- 4-Imperialistic competition
- 5-Revolution
- 6-Root Mean Square Error (RMSE)
- 7-Maximum Error (ME)
- 8-Coefficient of Determination (CD)
- 9-Modeling Efficiency (EF)
- 10-Coefficient of Residual Mass (CRM)
- 11-Mean Square Error (MSE)
- 12-Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient (NSCE)
- 13-Average Absolute Relative Error (AARE)
- 14-Coefficient of correlation (R)

#### ۴- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

نتایج وزن‌دهی مدل‌های بزرگ مقیاس، برتری مدل‌های INMCM3 و GFDLCM2.1، NCARCCSM3 را نشان داد، این مدل‌ها دارای بیشترین وزن در برآورد ماه‌های مشاهداتی هستند. باید این نکته را خاطر نشان کرد که انتخاب مدل‌های بزرگ مقیاس مناسب با منطقه مطالعاتی گامی بزرگ در کاهش عدم قطعیت مطالعات اقلیمی است چرا که از حضور مدل‌هایی که در شرایط اولیه آن‌ها در زمان کالیبره شدن، از ایستگاه‌های موجود در نزدیکی منطقه استفاده نشده است، جلوگیری می‌کند.

ریزمقیاس‌نمایی بوسیله مدل LARS-WG با توجه به آزمون KS و P-value مقادیر خروجی در این منطقه قابل اعتماد است. نتایج مدل‌سازی نشان داد که، مجموع بارش سالانه کل ایستگاه تنگاب بطور متوسط در دوره ۲۰۱۱ تا ۲۰۳۰ به میزان ۷/۶ درصد نسبت به سال‌های ۱۹۷۲ تا ۲۰۰۰ افزایش می‌یابد. همچنین علیرغم افزایش در میزان بارش سالانه، میانگین بارش ماهانه در ماه‌های مارس، دسامبر و آگوست در دوره آینده کاهش می‌یابد و الگوی بارش‌های فصل سرد در ایستگاه سینوپتیک تمایلی به سمت جابجا شدن به سمت انتهای فصل سرد دارند. ریزمقیاس‌نمایی در ایستگاه حنیفقان به وسیله مدل SDSM تغییر محسوسی در میزان بارش سالانه نشان نمی‌دهد ولی کاهش بارش در ماه‌های اسفند و آذر و افزایش بارش در ماه‌های دی و بهمن از نتایج ریزمقیاس‌نمایی به‌وسیله این مدل است. بر اساس این مدل، برای ایستگاه حنیفقان میزان کاهش برای بارش‌های سنگین در حدود ۵ درصد و میزان افزایش برای بارش‌های خیلی سنگین در محدوده ۶ تا ۱۲ درصد (متغیر بر اساس سناریو) است. نتایج بررسی دما نشان داد که

- DeGaetano A, Troy TJ, Wolfe D (2007) Past and future changes in climate and hydrological indicators in the US Northeast. *Journal of Clim Dyn* 28:381–407.
- He Z, Wen X, Liu H, Du J (2014) A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *Journal of Hydrology* 509:379-386.
- IPCC (1995) In: Watson RT, Zinyowera MC, Moss RH (Eds.), *Impacts, adaptations and mitigation of climate change: Scientific-technical analyses*. Cambridge University Press, UK, 878p.
- IPCC (2007) Summary for policymakers, in: *climate change 2007*. Solomon S, Qin D, Manning M, Chen Z, Marquis M, Averyt KB, Tignor M, Miller HL (eds.) (2007) *Climate change 2007: The physical science basis, contribution of working group I to the fourth assessment report of the intergovernmental*.
- Jiang T, Chen YD, Xu Ch, Chen Xi, Singh VP (2007) Comparison of hydrological impacts of climate change simulated by six hydrological models in the Dongjiang Basin, South China. *Journal of Hydrology* 336:316-333.
- Khan MS, Coulibaly P, Dibike Y (2006) Uncertainty analysis of statistical downscaling methods using Canadian Global Climate Model predictors. *Hydrological Processes* 20(14):3085-3104.
- Kilsby CG, Jones PD (2007) A daily weather generator for use in climate change studies. *Environmental Modeling and Software* 22:1705-1719.
- Liong SY et al. (2002) *Genetic programming: A new paradigm in rainfall runoff modeling*. Wiley Online Library.
- Maurer EP (2007) Uncertainty in hydrologic impacts of climate change in the Sierra Nevada, California, under two emissions scenario. *Climatic Change* 82:309–325.
- Minville M, Brissette F, Leconte R (2008) Uncertainty of the impact of climate change on the hydrology of a nordic watershed, *Journal of Hydrology* 358:70-83.
- Nourani V, Komasi M (2013) A geomorphology-based ANFIS model for multi-station modeling of rainfall–runoff process. *Journal of Hydrology* 490:41-55.
- Purkey DR, Joyce B, Vicuna S, Hanemann MW, Dale LL, Yates D, Dracup JA (2007) Robust analysis of future climate change impacts on water for agriculture and other sectors: a case study in the Sacramento Valley. *Climatic Change* 87:109-122.
- 15-Kolmogorov–Smirnov test (KS)
- ۶- مراجع
- Abebe A, Price R (2003) Managing uncertainty in hydrological models using complementary models. *Hydrological Sciences Journal* 48(5):679-692.
- Abrahart R, See L, Kneale P (1999) Using pruning algorithms and genetic algorithms to optimise network architectures and forecasting inputs in a neural network rainfall-runoff model. *Journal of Hydroinformatics* 1:103-114.
- Atashpaz-Gargari E, Lucas C (2007) Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. *Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on. IEEE*, 4661-4667.
- Babaeian I, Kwon W (2005) Climate change assessment over Korea using stochastic daily data. In *Proceedings Proceeding of the First Iran–Korea Joint Workshop on Climate Modelling, 2005*
- Bland JM, Altman DG (1996) *Statistics notes: measurement error*. *Bmj*, 312(7047), 1654. Retrieved 22 November 2013
- Campolo M, Andreussi P, Soldati A (1999) River flood forecasting with a neural network model. *Water Resources Research* 35(4):1191-1197.
- Christensen N, Lettenmaier DP (2006) A multimodel ensemble approach to assessment of climate change impacts on the hydrology and water resources of the Colorado River basin. *Journal of Hydrology and Earth System Sciences* 3(6):3727–3770.
- Coulibaly P, Anctil F, Bobee B (2001) Multivariate reservoir inflow forecasting using temporal neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering* 6(5):367-376.
- Croxtan F E, Cowden D J, Klein S (1968) *Applied General Statistics*, Pitman:625.
- Cybenko G (1989) Approximation by superpositions of a sigmoidal function *Mathematics of Control, Signals, and Systems* 2(4):303–314
- Dodge Y (2003) *The Oxford Dictionary of Statistical Terms*. Oxford University Press. ISBN: 0-19-920613-9.
- Dowdy S, Wearden S (1983) *Statistics for research*, Wiley, 230p.
- Ghahramani S (2000) *Fundamentals of probability* (2nd Edition). Prentice Hall: New Jersey, 438p.
- Hayhoe K, Wake CP, Huntington TG, Luo L, Schwartz MD, Sheffield J, Wood E, Anderson B, Bradbury J,



- Székely G J, Rizzo M L, Bakirov N K (2007) Measuring and testing independence by correlation of distances. *Annals of Statistics* 35(6):2769–2794.
- Tokar AS, Johnson PA (1999) Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering* 4(3):232-239.
- Toth E, Brath A (2007) Multistep ahead stream flow forecasting: Role of calibration data in conceptual and neural network modeling. *Water Resources Research* 43(11).
- Welford BP (1962) Note on a method for calculating corrected sums of squares and products. *Technometrics* 4 (3):419–420
- Wilby R L, Charles S P, Zorita E, Timbal B, Whetton P, Mearns LO (2004) Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods. IPCC Task Group on Data and Scenario Support for Impacts and Climate Analysis.
- Wilby R L, Dawson CW (2007) SDSM4.2\_A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts.
- Wilby R, Abrahart R, Dawson C (2003) Detection of conceptual model rainfall-runoff processes inside an artificial neural network. *Hydrological Sciences Journal* 48(2):163-181.
- Wilby RL, Harris I (2006) A frame work for assessing uncertainties in climate change impacts: low flow scenarios for the River Thames, UK. *Water Resources Research*, 42.
- Xu Z, Li J (2002) Short- term inflow forecasting using an artificial neural network model. *Hydrological Processes*, 16(12): 2423-2439.
- Zealand CM, Burn DH, Simonovic SP (1999) Short term stream flow forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology* 214(1):32-48.
- Zhang B, Govindaraju RS (2000) Prediction of watershed runoff using Bayesian concepts and modular neural networks. *Water Resources Research* 36(3):753-762.
- Rasco P, Szeidl L, Semenov M (1991) A serial approach to local stochastic models: *Journal of Ecological Modeling* 57:27-41.
- Rosenblatt Fx (1961) Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms. Spartan Books, Washington DC, 1961.
- Rumelhart DE, Geoffrey EH, Williams RJ (1986) Learning internal representations by error propagation. David E. Rumelhart, James L. McClelland, and the PDP research group. (editors), *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: Foundations*. MIT Press, 1986.
- Semenov MA (2007) Development of high-resolution UKCIP02-based climate change scenarios in the UK: *Agricultural and Forest Meteorology* 144(1):127-138.
- Semenov MA, Brooks RJ, Barrow EM, Richardson CW (1998) Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates: *Climate research* 10(2):95-107.
- Semenov MA, Stratonovitch P (2010) Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts: *Climate Research* 41(1): 1.
- Sivapragasam C, Vincent P, Vasudevan G (2007) Genetic programming model for forecast of short and noisy data. *Hydrological Processes* 21(2):266-272.
- Solomatine DP, Dulal KN (2003) Model trees as an alternative to neural networks in rainfall-runoff modelling. *Hydrological Sciences Journal* 48(3):399-411.
- Solomatine DP, Shrestha DL (2009) A novel method to estimate model uncertainty using machine learning techniques. *Water Resources Research* 45(12).
- Steele- Dunne S, Lynch P, McGrath R, Semmler T, Wang Sh, Hanafin J, Nolan P (2008) The impacts of climate change on hydrology in Ireland. *Journal of Hydrology* 356(1-2):28- 45.