

تأثیر تغییرات اقلیمی بر جریان ورودی به مخازن سدها در شرایط عدم قطعیت (مطالعه موردی: سدهای بوستان و گلستان در حوضه آبریز گرگانرود)

محمد نوری^{1*}، محمد باقر شریفی² و مهدی ضرغامی³

تاریخ دریافت: 1393/11/19 تاریخ پذیرش: 1394/4/3

چکیده

امروزه با افزایش جمعیت و پیشرفت تکنولوژی، استفاده بی‌رویه از سوخت‌های فسیلی موجب افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای در اتمسفر شده است. افزایش غلظت این گازها، افزایش متوسط دما و به دنبال آن تغییرات اقلیمی را در پی خواهد داشت. تغییرات اقلیمی نیز می‌تواند بر میزان بارندگی و رواناب تأثیر بسزایی داشته باشد که با توجه به محدودیت منابع آبی در کشور تأثیر مستقیم بر سیاست‌گذاری‌های مدیریت آبی کشور خواهد داشت. در این تحقیق، اثر پدیده تغییر اقلیم بر میزان آبدهی رودخانه گرگانرود در حوضه سدهای بوستان و گلستان در استان گلستان بررسی شده است. بدین منظور اطلاعات خروجی مدل‌های گردش عمومی جو شامل مقادیر دمای حداقل، دمای حداکثر، ساعت آفتابی و بارندگی، برای دوره (1420-1393)، تحت سناریوهای انتشار با به‌کارگیری یکی از مشهورترین مدل‌های مولد داده‌های تصادفی هواشناسی با رویکرد سری‌ها (LARS-WG) ریز مقیاس شد. نتایج در مجموع نشان‌دهنده کاهش حدود 20 تا 25 درصدی بارش و افزایش 1 تا 2 درجه ای حرارت سالیانه است. برای بررسی تأثیر این تغییرات بر جریان رواناب در حوضه‌های این سدها از شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی رابطه بارش رواناب استفاده شد و مقادیر رواناب برای دوره آماری 1420-1393 پیش‌بینی شد. نتایج نشان‌دهنده کاهش رواناب در حدود 18 درصد در حوضه سد بوستان و 24 درصد در حوضه سد گلستان، در دوره مربوط می‌باشد. با توجه به اینکه این کاهش عدد قابل توجهی است حوضه نیازمند اجرای سیاست‌های سازگاری و بهبود در مدیریت منابع آب است.

واژه‌های کلیدی: بارش رواناب، تغییر اقلیم، حوضه گرگانرود، شبکه عصبی مصنوعی، مدل LARS-WG

مقدمه 1 2 3

آب‌های زیرزمینی نیز نمود پیدا می‌کند. نتایج تحقیقات نشان می‌دهد که متوسط تغییرات رواناب بر اثر پدیده تغییر اقلیم، بیشتر از تغییرات بارش است و این نسبت در مناطق خشک بیشتر از مناطق دارای آب و هوای مرطوب است (Lettenmaier et al, 1996). هم‌چنین در مناطق خشک، نسبت رواناب سالانه به بارش سالانه کمتر از مناطق تر خواهد بود. پدیده تغییر اقلیم و اثرات آن بر منابع آب، از مهم‌ترین چالش‌های مدیریت منابع آب و انرژی به شمار می‌رود. از دهه آخر قرن بیستم تاکنون تحقیقات زیادی در زمینه منابع آب و انرژی، به بررسی این پدیده و اثرات آن معطوف شده است. مدل‌های اقلیمی که بیش از 30 سال از عمر آن نمی‌گذرد، تلاش می‌کنند تا فرایندهایی که روی اقلیم تأثیر می‌گذارند را شبیه‌سازی نموده و بر اساس آن اقلیم را برای سال‌های آینده پیش‌بینی کند. چون پیش‌بینی وضعیت اقلیم آینده، به طور قطعی ممکن نمی‌باشد، راه حل جایگزین، مشخص کردن امکان رخداد‌های گوناگون برای آن است که سناریوی اقلیمی نامیده می‌شود. در حال حاضر معتبرترین ابزار جهت تولید این سناریوها مدل‌های گردش عمومی (GCM)⁴ می‌باشند. این مدل‌ها بر پایه قوانین فیزیکی برقرار بوده که به‌وسیله روابط ریاضی در یک

مدیریت منابع آب در حالت کلی شامل دو رکن اساسی برآورد میزان تقاضای آب و پیش‌بینی جریان است. برآورد میزان تقاضا با در نظر گرفتن منابع مصرفی قابل محاسبه است، اما آنچه مساله را دشوار می‌کند، پیش‌بینی جریان رودخانه در ماه‌های آینده است. برای پیش‌بینی جریان باید در ابتدا بارش برای ماه‌های آینده پیش‌بینی گردد. براساس گزارش IPCC، زمین طی قرن بیستم 0/6 درجه سانتی‌گراد گرم‌تر خواهد شد و براساس تخمین تجمع گازهای گلخانه‌ای، افزایش دمایی معادل 1 تا 3/5 درجه سانتی‌گراد تا سال 2100 میلادی پیش‌بینی می‌شود. گرم شدن زمین تا پایان قرن 21، بیش از آنچه طی 10000 سال گذشته رخ داده است، خواهد بود (کارآموز و عراقی‌نژاد، 1384).

تأثیرات تغییر اقلیم به صورت تغییر مقدار رواناب سطحی و

1 - دانشجوی دکتری مهندسی عمران آب و هیدرولیک، دانشگاه فردوسی مشهد، ایران
2 - دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، ایران
3 - دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، ایران
4 - نویسنده مسئول: (Email: mohammad.noori@stu.um.ac.ir)

4- General Circulation Model

جدید سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای را تحت عنوان SRES منتشر کرد که در سناریوی متوسط A2، کشورها به صورت مستقل و خودمختار عمل می‌کنند، جمعیت به صورت پیوسته افزایش می‌یابد، توسعه اقتصادی به صورت منطقه‌ای اتفاق خواهد افتاد و تغییر آرام و چندپاره فناوری‌ها و درآمدها حاصل خواهد شد. در سناریوی بدبینانه A1B، رشد سریع اقتصادی، افزایش جمعیت جهان به 9 میلیارد نفر در سال 2050 و سپس کاهش جمعیت، رشد سریع فناوری‌های نوین و استفاده متعادل از سوخت‌های فسیلی و غیرفسیلی را به تصویر می‌کشد و سناریوی خوش‌بینانه B1، جهانی متحدتر و دوستدار محیط زیست را نشان می‌دهد که در آن رشد سریع اقتصادی و افزایش جمعیت جهان همانند سناریوی A1B به همراه کاهش در مصرف مواد اولیه و تاکید بر راه‌حل‌های جهانی در توسعه پایدار تاکید شده است.

سمنوف توانایی مدل تولید داده‌های هواشناسی LARS-WG را جهت شبیه‌سازی دمای حداکثر روزانه در 20 منطقه با اقلیم‌های متنوع مورد آزمایش قرار داد و نتیجه گرفت که در مناطقی که مدل LARS-WG عملکرد مناسبی ندارد، حداکثر دمای روزانه از توزیع نرمال تبعیت نمی‌کند. بنابراین استفاده از مدل‌های با انعطاف‌پذیری بالاتر مانند مدل نیمه توزیعی جهت شبیه‌سازی حداکثر دما را توصیه کردند (Semenov, 2008).

سمنوف و استراتونوویچ از مدل LARS-WG جهت تخمین اثرات تغییر اقلیم بر احتمال تنش گرمایی در طول دوران رشد گندم در 4 منطقه متفاوت اروپا استفاده کردند. و نتایج را با خروجی مدل اقلیم منطقه‌ای (RCM) مقایسه کردند و نتیجه گرفتند که مدل‌های RCM بهبود قابل توجهی در کیفیت نتایج خواند داشت (Semenov and Stratonovitch, 2010).

سانیر و همکاران پنج مدل ریزمقیاس نمایی آماری را با هم مقایسه کردند. آن‌ها اقدام به تولید سری زمانی در شرایط تغییر اقلیم و تحت سناریوی A1B و برای دوره 2071 تا 2100 در شمال دانمارک کردند. سه مدل از پنج مدل افزایش مقدار بارندگی در آینده را پیش‌بینی کردند (Sunyer et al, 2012). چن و همکاران، به ارزیابی و مقایسه روش‌های مختلف ریزمقیاس نمایی، مدل‌های GCM و مدل‌های هیدرولوژیکی جهت شبیه‌سازی عرضه و تقاضای آب در هانجیانگ چین پرداختند. آن‌ها دریافتند که وقتی از داده‌های بارش تولید شده توسط روش‌های ریزمقیاس نمایی آماری به عنوان ورودی مدل‌های هیدرولوژیکی و مدل‌های GCM استفاده می‌شود رواناب شبیه‌سازی شده به‌طور قابل ملاحظه‌ای تغییر می‌کند (Chen et al, 2012). هو و همکاران سه روش ریزمقیاس نمایی آماری را با توجه به قابلیت هر یک در ریزمقیاس نمایی بارندگی روزانه در ماه‌های ژوئن و سپتامبر در 14 ایستگاه واقع در رودخانه زرد با هم مقایسه کردند. هدف آن‌ها تولید یک سناریوی بارندگی منطقه‌ای با

شبکه سه بعدی در سطح کره زمین حل می‌شوند.

یکی از مهم‌ترین مشکلات کار با مدل‌های گردش عمومی، وضوح مکانی اندک آنها و نیاز به داده‌های منطقه‌ای برای مطالعات تغییرات اقلیم است. استفاده از خروجی خام اقلیم‌مدل‌ها در هیچ منطقه‌ای توصیه نمی‌شود و استفاده از آن، نیازمند تبدیل آن به داده‌های منطقه‌ای است. از آنجا که خروجی مدل‌های چرخشی عمومی، معتبرترین روش جهت مطالعات تغییر اقلیم می‌باشد و از طرفی خروجی این مدل‌ها دارای دقت مکانی و زمانی کافی برای مطالعات تأثیر تغییر اقلیم بر سیستم‌های هیدرولوژی نمی‌باشد، لازم است داده‌های خروجی مدل‌های چرخش عمومی کوچک مقیاس گردند. به تبدیل داده‌های بزرگ مقیاس مدل‌های گردش عمومی به داده‌های منطقه‌ای و محلی یا ایستگاهی، که باعث کاهش خطا شده و داده‌های مدل گردش عمومی را در ابعاد مکانی کوچک‌تر قابل استفاده می‌کند ریزمقیاس نمایی گفته می‌شود (حسینی، 1387).

به‌طور کلی روش‌های کوچک مقیاس نمایی به دو دسته روش‌های دینامیکی و روش‌های آماری تقسیم می‌شوند (Wilby and Harris, 2006)

به اجرای مدل‌های اقلیمی منطقه‌ای با شرایط اولیه و مرزی به دست آمده از نتایج مدل‌های گردش عمومی کوچک مقیاس نمایی دینامیکی گویند. این روش با محدودیت زمانی و اجرای مدل مواجه است و نیاز به ابررایانه‌ها و یا رایانه‌های بسیار سریع دارند. اما روش‌های آماری داده‌های تاریخی یک منطقه را با نتایج مدل گردش عمومی تطابق می‌دهند تا نتایج با عدم قطعیت کم‌تری همراه باشد. به‌طور کلی به استفاده از داده‌های تاریخی برای کالیبره کردن مدل‌های تولید داده تصادفی وضع آب و هوا، ریز مقیاس نمایی آماری گفته می‌شود. برخلاف روش‌های دینامیکی که بسیار پرهزینه می‌باشند و در ایران در دسترس نمی‌باشند استفاده از روش‌های آماری در ریز مقیاس نمایی داده‌های مدل چرخش عمومی معتبرترین ابزار در کشور ما می‌باشند (صمدی و همکاران، 1386).

در ریز مقیاس نمایی آماری با استفاده از مفاهیم زنجیره مارکوف، سری فوریه، توزیع‌های آماری و روش‌های رگرسیونی، بر مبنای داده‌های تاریخی منطقه وضعیت پارامترهای اقلیمی را در آینده پیش‌بینی می‌کنند.

از آنجاییکه اثرات ناشی از تغییر اقلیم به عواملی از قبیل موقعیت جغرافیایی منطقه، شدت فعالیت‌های بشری، رشد صنعت و فن آوری و نیز جمعیت منطقه وابسته می‌باشد، بر همین اساس هیئت بین‌دولتی تغییرات اقلیمی¹ (IPCC) وضعیت آینده جهان را در قالب سناریوهایی بررسی کرده و اثرات ناشی از تغییر اقلیم را به تفکیک هر یک از این سناریوها متفاوت می‌داند. این هیأت در سال 2000 سری

1- Intergovernmental Panel on Climate Change

می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مطالعاتی

حوضه‌ی آبریز گرگانرود در بخش جنوب شرقی دریای خزر قرار دارد و در تقسیم‌بندی کلی هیدرولوژی ایران، بخشی از حوضه‌ی آبریز دریای خزر به شمار می‌رود. این حوضه در محدوده‌ی طول جغرافیایی $54^{\circ}00'$ تا $56^{\circ}29'$ شرقی و عرض جغرافیایی $36^{\circ}36'$ تا $37^{\circ}47'$ شمالی واقع شده و از شمال و شرق به حوضه‌ی رودخانه اترک، از جنوب به حوضه‌های آبریز کویر نمک و از جنوب غربی به حوضه‌ی رودخانه‌ی نکا محدود است. در شاخه اصلی رودخانه گرگانرود، سه سد مخزنی بوستان، گلستان و وشمگیر در حال بهره‌برداری هستند. در شکل ۱ موقعیت حوضه نشان داده شده است. از آنجاییکه استفاده از داده‌های بلندمدت در دقت نتایج تأثیر بسزایی دارد در انجام این تحقیق از آمار بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر و ساعت آفتابی ایستگاه‌های هواشناسی سازمان هواشناسی کل کشور و وزارت نیرو در حوضه گرگانرود شامل ایستگاه تمر در بالادست سد بوستان و ایستگاه سد گلستان در محل سد استفاده شده است. همچنین از اطلاعات آبدهی در محل هر یک از این سدها قبل و پس از دوره بهره‌برداری در یک دوره ۳۲ ساله که از شرکت آب منطقه‌ای گلستان تهیه گردیده استفاده شده است. جدول ۱ خلاصه‌ای از میانگین درازمدت این متغیرها را نشان می‌دهد. در این مطالعه حوضه‌ی آبریز گرگانرود تا محل سد گلستان به دو بخش تقسیم شده و در هر بخش، یک ایستگاه هواشناسی به عنوان ایستگاه شاخص برای هر زیرحوضه‌ی مورد نظر انتخاب شده است (شکل ۱). شایان ذکر است که ایستگاه‌های انتخاب شده از نظر آماری بهترین وضعیت را داشتند و بهترین همپوشانی را با تاریخ‌های مورد نیاز ما برقرار می‌کردند.

مدل‌سازی اقلیمی با استفاده از مدل LARS-WG

مدل‌های مصنوعی مولد پارامترهای هواشناسی مدل‌هایی هستند که خروجی مدل‌های عددی گردش عمومی جو را با استفاده از روش‌های آماری به نحوی ریزمقیاس می‌نماید که به مقدار واقعی در مقیاس ایستگاهی بسیار شباهت دارد.

جدول ۱ - مقادیر بلندمدت متغیرهای ورودی و خروجی ایستگاه‌ها

پارامتر	واحد	سد بوستان	سد گلستان
بارندگی سالانه	میلی متر	505	450
دمای حداقل	سلسیوس	9/5	13/1
دمای حداکثر	سلسیوس	23/8	24/8
رواناب سالانه	م متر مکعب	47	143

دقت بالا جهت انجام مطالعات اقلیمی بود. آن‌ها از شش شاخص بارندگی در دوره ۲۰۴۶ تا ۲۰۶۵ با استفاده از دو مدل اقلیمی به نام‌های CGCM3 و ECHAM5 تحت سناریوهای انتشار IPCC شامل A2، A1B و B1 استفاده کردند و دریافتند که تمام بخش‌های منطقه مطالعاتی افزایش میزان کل و مقدار حدی بارندگی را تجربه می‌کنند همچنین مدل‌های ریزمقیاس نمایی آماری عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های دیگر نشان می‌دهند (Hu et al, 2013). ضرغامی و همکاران از ابزار ریزمقیاس نمایی LARS-WG و مدل HADCM3 به همراه سه سناریوی A1B، A2 و B1 در ۲۰۵۵ و ۲۰۹۰ ایستگاه سینوپتیک آذربایجان شرقی برای سال‌های ۲۰۲۰، ۲۰۵۵ و ۲۰۹۰ استفاده کردند. آن‌ها اثرات تغییر اقلیم بر رواناب سه حوضه را شبیه‌سازی کردند و نتیجه گرفتند که حجم رواناب در آینده کاهش قابل ملاحظه‌ای خواهد یافت و همچنین اقلیم منطقه مورد بررسی از نیمه‌خشک به خشک تغییر خواهد یافت (Zarghami et al, 2011). راجوکار و همکاران با استفاده از یک مدل ترکیبی خطی ساده (black box) و شبکه عصبی مصنوعی بارش رواناب را برای دو حوضه بزرگ در هندوستان مدل‌سازی کردند. نتایج حاصله نشان داد رواناب برآورد شده با مدل ترکیبی خطی و شبکه عصبی مصنوعی تشابه و نزدیکی قابل قبولی نسبت به هم دارند (Rajurkara et al, 2004). لالوزانی و همکاران تأثیر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و IHACRES را جهت شبیه‌سازی بارش رواناب در شمال شرق ایران با هم مقایسه کردند و دریافتند که مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به مدل IHACRES از خود نشان می‌دهد (Lalozaee et al, 2013). در این تحقیق، یک مدل ترکیبی گردش عمومی جو شبکه عصبی مصنوعی (GCM-ANN) جهت تخمین رواناب در محل ورودی سدهای حوضه گرگانرود با بهره‌گیری از اطلاعات ایستگاه‌های باران‌سنجی و تبخیرسنجی حوضه تحت سناریوهای انتشار IPCC توسعه داده شد. اهداف این تحقیق را می‌توان در سه بخش بیان کرد:

- الف: ارزیابی عملکرد مدل LARS-WG جهت تولید داده‌های هواشناسی در دوره زمانی ۲۰۱۱ تا ۲۰۳۰
- ب: توسعه یک مدل ترکیبی GCM-ANN جهت شبیه‌سازی رواناب در واحدهای زمانی ماهانه.
- ج: ارزیابی عملکرد مدل ترکیبی GCM-ANN با استفاده از داده‌های رودخانه گرگانرود در محل سدهای بوستان و گلستان.

در این تحقیق برخلاف مطالعات قبلی، از یک مدل ترکیبی جهت تخمین رواناب با استفاده از داده‌های بارندگی و دمای حوضه بهره‌گیری شده است. در واقع نوآوری این تحقیق تلفیق مدل LARS-WG و شبکه عصبی مصنوعی و نیز توسعه یک مدل ترکیبی GCM-ANN با سازگاری مناسب با سری‌های زمانی رواناب

جهت تولید این سناریوها مدل‌های چرخشی عمومی می‌باشند. این مدل‌ها بر پایه قوانین فیزیکی برقرار بوده که به وسیله روابط ریاضی در یک شبکه سه بعدی در سطح کره زمین حل می‌شوند (Solomon et al, 2007).

در این تحقیق از سناریوی A1B از مجموعه سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای استفاده شده است. در این سناریو جهان دنیای متمایز از وضعیت فعلی آن خواهد بود. موضوع دربرگیرنده‌ی این سناریو تقویت نیروهای جمعیتی منطقه‌ای با تأکید بر ارزش خانواده و رسوم آن، رشد زیاد جمعیت و نوسانات کمتر در سرعت پیشرفت اقتصادی است (IPCC-TGCI, 1999 and IPCC, 2001).

در پایان این بخش از تحقیق، از داده‌های تولید شده شامل بارندگی، دمای حداقل، دمای حداکثر و ساعت آفتابی با استفاده از آماره‌های ضریب تعیین R^2 میانگین مربعات خطا $(RMSE)^3$ میانگین انحراف خطا $(MBE)^4$ و میانگین خطای مطلق $(MAE)^5$ که به صورت معادلات 1 تا 4 می‌باشند، اقدام به ارزیابی داده‌های تولید شده توسط مدل (دوره زمانی 1393-1420 شمسی) و داده‌های مشاهداتی (دوره زمانی 1360-1392 شمسی) موجود در دوره پایه گردید.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (1)$$

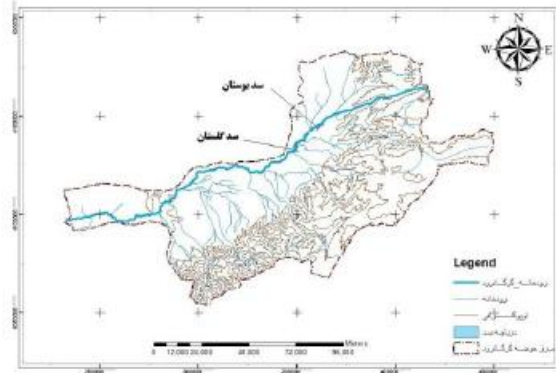
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (3)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)}{n} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad (5)$$

در روابط فوق \bar{X}_i و \bar{Y}_i به ترتیب i امین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده توسط مدل، \bar{X} و \bar{Y} میانگین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده و n تعداد کل داده‌ها می‌باشد.

شبیه‌سازی بارش رواناب با استفاده از شبکه عصبی برای بررسی آثار تغییر اقلیم بر رواناب ورودی به حوضه سدهای بوستان و گلستان، باید داده‌های اقلیمی تولید شده توسط مدل GCM پس از ریزمقیاس نمایی به رواناب تبدیل شوند. روش‌های مختلفی برای شبیه‌سازی بارش رواناب وجود دارد که در این تحقیق از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین مقادیر آبدی استفاده شده است. برای رسیدن به یک مدل مطمئن، عملیاتی از قبیل معماری شبکه، آموزش شبکه، آزمایش و صحت‌سنجی آن ضروری است. این مدل توسط بخشی از داده‌های ورودی و خروجی آموزش داده



شکل 1- موقعیت سدهای بوستان و گلستان در حوضه گرانرود

از جمله این مدل‌ها می‌توان به USCLIAMTE WGEN، SDSM، LARS-WG، CLIMGEN، GEM و ... اشاره کرد. هم-چنین مدل‌های AWE-GEN، LARS-WG، WG-PCA و مدل‌های استوکستیک هستند که از نتایج مدل‌های گردش عمومی نیز بهره می‌گیرند. LARS-WG یکی از مشهورترین مدل‌های مولد داده‌های تصادفی هواشناسی با رویکرد سری‌ها است که برای تولید مقادیر بارش، تابش خورشید، درجه حرارت حداکثر و حداقل روزانه در یک ایستگاه تحت شرایط تغییر اقلیم پایه و آینده به کار می‌رود. نسخه اولیه این مدل در بوداپست طی سال 1990 به عنوان بخشی از پروژه ارزیابی ریسک‌های کشاورزی در کشور مجارستان ابداع شد. این مدل از زنجیره مارکوف برای مدل‌سازی رخداد بارش استفاده می‌کند. در نسخه جدید LARS-WG از یک تابع توزیع احتمالاتی تجربی به جای توزیع نرمال برای تخمین دما استفاده می‌شود. هم-چنین در این نسخه برای تخمین بهتر مقادیر حدی بازه‌های مقادیر در حدود نزدیک به احتمال صفر و یک افزایش یافته‌اند. استفاده از نتایج 15 مدل گردش عمومی در LARS-WG امکانی است که دیگر مدل‌های کوچک مقیاس نمایی از آن برخوردار نمی‌باشند (Wilbey et al, 2009).

در این تحقیق برای بررسی آثار تغییر اقلیم بر رواناب حوضه ی گرانرود در محل سدهای بوستان و گلستان، از مدل LARS-WG از مجموعه مدل‌های مصنوعی مولد پارامترهای هواشناسی استفاده شده است. از آنجا که مهم‌ترین ورودی مدل‌های GCM مقدار انتشار گازهای گلخانه‌ای در دوره‌های آتی است و از طرف دیگر محاسبه و تعیین انتشار این گازها در دوره‌های آتی به‌طور قطعی امکان‌پذیر نیست، سناریوهای مختلفی که شامل چگونگی تغییرات این گازها در آینده است، بیان شده است که آنها را سناریوهای انتشار می‌نامند (مساح بوانی و مرید، 1384). در حال حاضر معتبرترین ابزار

2- Coefficient of Determination

3- Root Mean Square Error

4- Mean Bias Error

5- Mean Absolute Error

1- Weather Generator

مورد استفاده قرار گرفت. این تابع پرکاربردترین تابع فعالیت شبکه عصبی مصنوعی است که در معادله 6 نشان داده شد (Sailor et al, 2000).

$$f(S_j) = \frac{1}{1 + e^{-S_j}} \quad (6)$$

مقدار این تابع عددی بین صفر و یک است (Riad et al, 2004). برای مدل سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی سه مجموعه داده به ترتیب برای آموزش، ارزیابی و پیش بینی باید تولید شود (Sailor et al, 2000). در این تحقیق مجموعه داده های آموزش شبکه 70 درصد داده های تاریخی را تشکیل می دهند در حالی که مجموعه داده های ارزیابی و پیش بینی شبکه هر یک 15 درصد آن را شامل می شوند. در این تحقیق مدل شبکه عصبی مصنوعی در محیط برنامه متلب اجرا گردید. در نهایت جهت ارزیابی عملکرد و سنجش خطای مدل، نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی به کار رفته در این تحقیق و مقادیر رواناب مشاهداتی (دوره زمانی 1360-1392) با تخمین پارامترهای آماری زیر مورد ارزیابی قرار گرفت:

باقی مانده ریشه میانگین مربعات خطا⁵ (RRMSE)

$$RRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n O_i} \quad (7)$$

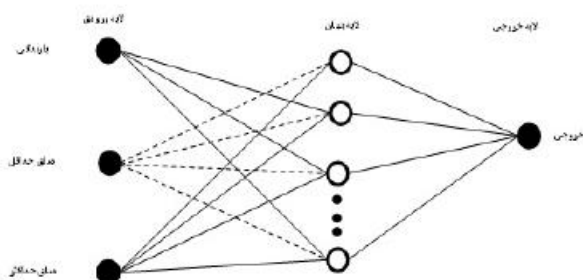
میانگین درصد خطا⁶ (MPE)

$$MPE = \sum_{i=1}^n \frac{|O_i - S_i|}{O_i} \times 100 \quad (8)$$

ضریب همبستگی⁷ (r)

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \quad (9)$$

که در آن \bar{S} مقدار رواناب برآورد شده، \bar{O} مقدار رواناب مشاهداتی، n تعداد کل داده ها، \bar{O} متوسط مقادیر رواناب مشاهداتی و \bar{S} متوسط مقادیر رواناب برآورد شده می باشند (Kalteh, 2008).



شکل 2- ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده تحقیق

ساختار نهایی مدل شبکه عصبی مصنوعی، با روش سعی و خطا و با حداقل گره در لایه مخفی تا رسیدن به حداقل مقدار RMSE و

می شوند که به آن ها داده های آموزش اطلاق می شود که نقش مهمی در یادگیری مدل دارند. یکی از مهم ترین عواملی که در توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی ضروری است تعیین تعداد بهینه عضو آموزش دهنده¹ است که از لحاظ آماری تأثیر بسزایی در تعریف رابطه غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی دارد (Wang et al, 2011). مدل استفاده شده در این مطالعه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه² با الگوریتم propagation Back می باشد. لایه ورودی شبکه متغیرهای ورودی را دریافت می کند و لایه آخر نیز شامل متغیرهایی است که شبکه آن ها را پیش بینی می کند و در واقع خروجی مدل است. تعداد لایه های مخفی و نورون های موجود در هر لایه از طریق روش سعی و خطا حاصل می شود. نورون های موجود در هر لایه با تمام نورون های لایه قبل و بعد از خود در ارتباط هستند. حدود 95 درصد کاربردهای شبکه عصبی از این الگوریتم استفاده می کنند (Harpham and Dawson, 2005).

در این روش ابتدا به وزن ها مقادیر تصادفی داده می شود. این وزن ها در اطلاعات ورودی ضرب شده و از تابع فعالیت³ عبور می کنند و نتیجه (خروجی هر لایه) ورودی لایه بعدی را تشکیل می دهد. در نهایت شبکه یک پاسخ در لایه خروجی خواهد داشت که با مقادیر واقعی متفاوت است. جهت کاهش خطا از روش Back propagation استفاده می شود. در این روش وزن ها به صورت تدریجی به گونه ای تغییر می کنند که خطای پیش بینی به صفر نزدیک شود. این عمل تا جایی ادامه پیدا می کند که خطای پیش بینی در حد مطلوب باقی بماند و با ورود اطلاعات جدید به شبکه مقدار خطا باید در حد مطلوب باقی بماند. بنابراین طراحی یک شبکه عبارتند از تعیین تعداد لایه های مخفی مناسب، تعداد نورون های مناسب در هر لایه و نوع تابع فعالیت به نحوی که خطای آموزش و آزمایش شبکه به حداقل برسد (Tokar, 1999).

ساختار شبکه عصبی استفاده شده در این تحقیق در شکل 2 نمایش داده شده است. نورون های هر لایه از طریق شاخص وزنی به نورون های لایه بعدی ارتباط دارند. گره j ام هر لایه اطلاعات ورودی از گره i ام در لایه قبلی را دریافت می کند. به هر داده ورودی (X_i) وزن (W_{ij}) اختصاص داده می شود. سیگنال ورودی مؤثر (S_j) در گره j ام برابر است با مجموع تمام سیگنال های ورودی و مقدار حدی نرون (b_j).

$$S_j = \sum_{i=1}^n X_i W_{ij} + b_j \quad (5)$$

تابع غیرخطی سیگموئید⁴ به عنوان تابع تبدیل (فعالیت) شبکه

- 1- Processing Elements
- 2- Multilayer Perceptron
- 3- Activation Function
- 4- Sigmoid

- 5- Residual Root Mean Square Error
- 6- Mean Percentage Error
- 7- Correlation Coefficient

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (U - L)_i \quad (11)$$

که در آن L حد 2/5 درصد و U حد 97/5 درصد توزیع تجمعی احتمال تجربی به دست آمده از داده‌های پیش‌بینی شده می‌باشد. مقدار فاکتور d کمتر از یک عدد مناسبی خواهد بود (Abbaspour et al, 2007). درصد داده‌های قرار گرفته در باند اطمینان 95 درصد با رابطه 12 محاسبه می‌شود:

$$95 PPU = \frac{1}{n} \text{count} (Q|L \leq Q \leq U) \times 100 \quad (12)$$

نتایج و بحث

صحت سنجی مدل ریزمقیاس نمایی

در این تحقیق از مدل آماری LARS-WG برای ریزمقیاس نمایی داده‌های هواشناسی بارش و دماهای حداقل و حداکثر ایستگاه‌های حوضه سد بوستان و گلستان استفاده شد. بر اساس نتایج حاصل از صحت‌سنجی ارائه شده در جدول 2، مقدار ضریب تعیین در همه موارد از مقدار قابل قبولی برخوردار می‌باشد. همچنین سایر پارامترهای آمار سنجش خطا نیز مقادیر نسبتاً پایینی را به خود اختصاص داده‌اند که مؤید انطباق قابل قبول داده‌های تاریخی و داده‌های ریزمقیاس شده نشان می‌باشد (شکل‌های 3 تا 6). ارزیابی کمی عملکرد مدل ریزمقیاس نمایی LARS-WG با تعیین پارامترهای آماری R^2 ، RMSE، MBE و MAE انجام شد. بنابراین توانایی این مدل در شبیه‌سازی داده به اثبات رسیده و می‌توان از آن جهت تولید داده‌های اقلیمی آینده بهره جست.

تغییرات پارامترهای اقلیمی

در این بخش پارامترهای اقلیمی ماهانه برآورد شده با مقادیر مشاهداتی تحت سناریوهای مختلف مورد مقایسه قرار گرفت. این پارامترها برای دوره 1393 تا 1420 و با استفاده از مدل ریزمقیاس نمایی LARS-WG و مدل گردش عمومی HADCM3 تحت سناریوهای A1B، A2 و B1 برای حوضه سدهای بوستان و گلستان پیش‌بینی شده‌اند.

حداکثر مقدار r حاصل گردید. بدین ترتیب، در تحقیق حاضر با استفاده از مقادیر مشاهداتی بارش، متوسط دمای حداقل و حداکثر و آبدهی سالانه و با به کارگیری مدل شبکه عصبی مصنوعی، روابطی میان این پارامترها و مقادیر آبدهی برقرار شد. سپس با استفاده از روابط به دست آمده و نتایج حاصل از مدل اقلیمی شامل دمای حداقل، دمای حداکثر و بارش ماهانه برای سال‌های آینده، آبدهی ماهانه و سالانه افق طرح محاسبه شد.

برآورد عدم قطعیت در پیش‌بینی رواناب

یکی دیگر از اهداف این تحقیق، بررسی و تخمین عدم قطعیت در خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی است. به این صورت که مدل شبکه عصبی مصنوعی در قالب یک نمونه‌گیری مونت کارلو به کارگیری شد. روش مونت کارلو بر اساس استفاده از اعداد تصادفی و تابع توزیع احتمالاتی استوار است. به این صورت که با استفاده از تابع توزیع احتمالاتی متغیرهای ورودی مدل به طور تصادفی تولید شده و سپس خروجی معادل آن‌ها از مدل مورد نظر به دست می‌آید. با تکرار این عمل، عدم قطعیت خروجی از طریق محاسبه پارامترهای آماری برآورد می‌گردد (Echhardt et al, 2003). در این روش از داده‌های تصادفی تولید شده استفاده می‌شود که به روش نمونه‌گیری دودویی Bootstrap شباهت دارد با این تفاوت که یک الگو در یک نمونه تکرار نمی‌شود. ابتدا از بین داده‌های واسنجی مدل، به دفعات و بدون تکرار نمونه‌گیری انجام می‌شود و برای هر نمونه عملیات صحت‌سنجی صورت می‌گیرد. این کار باعث تخمین عدم قطعیت در پارامترهای مدل و نتیجتاً خروجی مدل و تعیین حدود اطمینان مقادیر پیش‌بینی شده می‌گردد. (Marce et al, 2004) با استفاده از این روش، محدوده‌ای از خروجی که نتیجه عدم قطعیت مدل ساخته شده می‌باشد، حاصل خواهد شد.

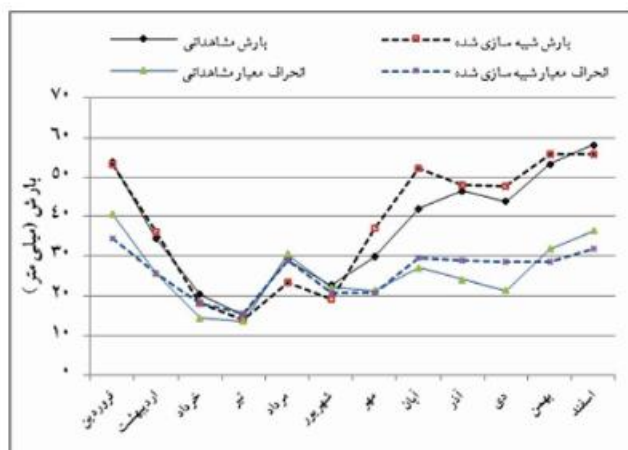
برای بررسی عدم قطعیت، حدود اطمینان 95 درصد برای پیش‌بینی‌ها در نظر گرفته شد. برای تعیین عرض متوسط باند اطمینان از فاکتور d (رابطه 10) استفاده شد:

$$\bar{d} = \frac{\bar{\sigma}}{s} \quad (10)$$

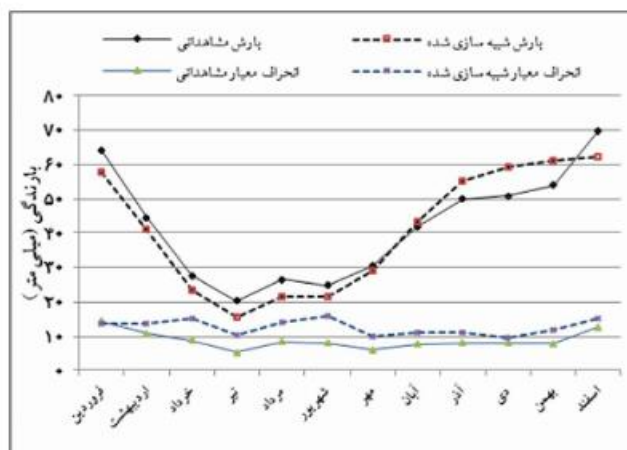
که در آن S انحراف از معیار آبدهی مشاهداتی و \bar{d} عرض متوسط باند اطمینان می‌باشد که با رابطه 11 تعریف می‌شود:

جدول 2 - نتایج ارزیابی مدل لارس LARS-WG

پارامتر	بارندگی	دمای حداقل	دمای حداکثر	ساعت آفتابی
R^2	0/88	0/99	0/99	1/0
RMSE	6/36	0/58	1/23	1/1
MBE	5/23	0/45	1/10	0/98
MAE	1/02	0/26	1/09	0/97

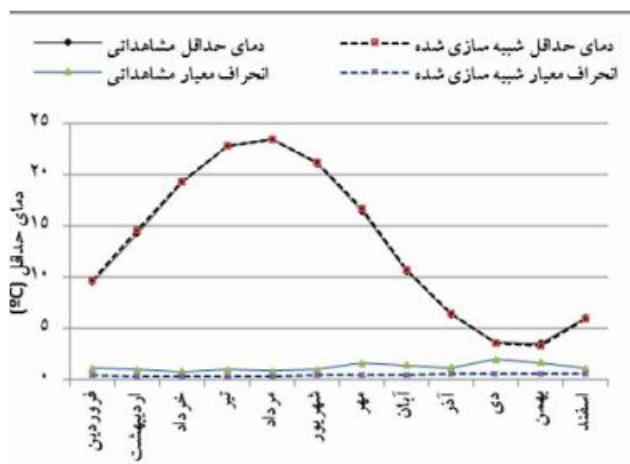


ب

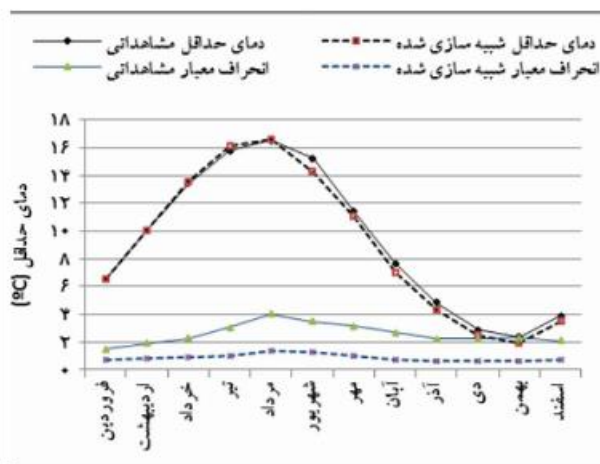


الف

شکل 3- میانگین و انحراف معیار بارش ماهانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با مدل LARS-WG: الف: سد بوستان ب: سد گلستان

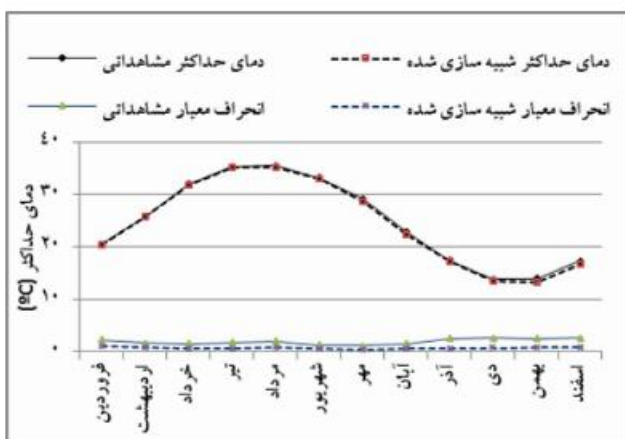


ب

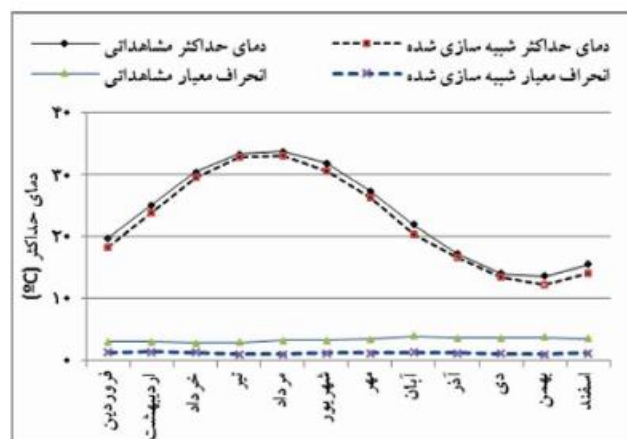


الف

شکل 4- میانگین و انحراف معیار حداقل دمای ماهانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با مدل LARS-WG: الف: سد بوستان ب: سد گلستان

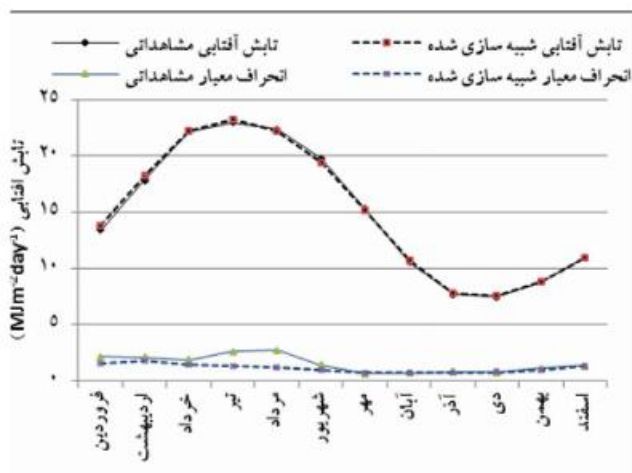


ب

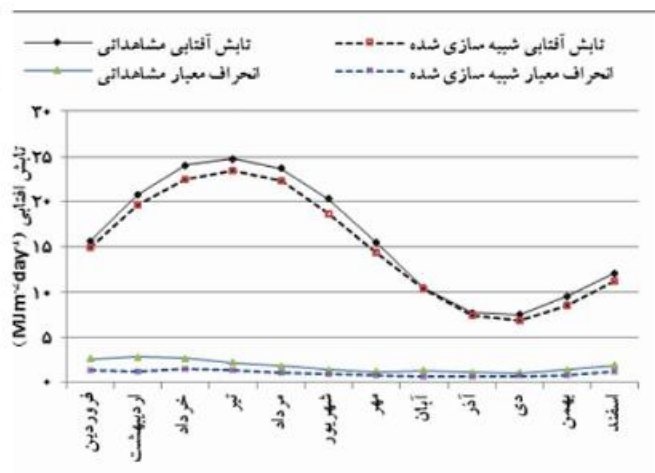


الف

شکل 5- میانگین و انحراف معیار حداکثر دمای ماهانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با مدل LARS-WG: الف: سد بوستان ب: سد گلستان



ب



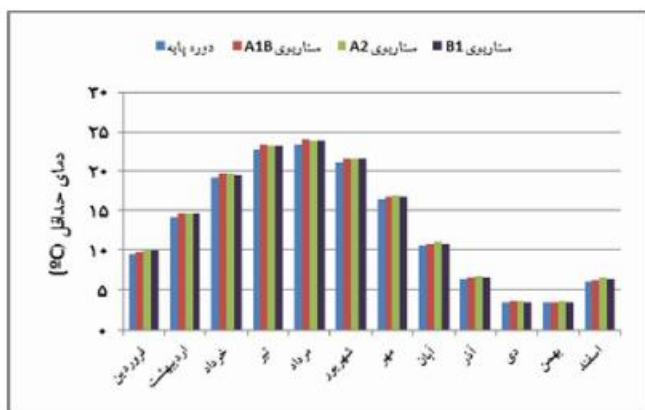
الف

شکل 6- میانگین و انحراف معیار تابش آفتابی ماهانه مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با مدل LARS-WG: الف: سد بوستان ب: سد گلستان

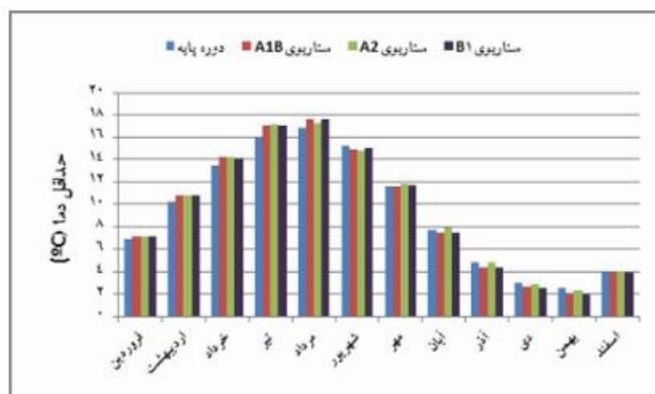
ماه‌های سال در یک دوره بلندمدت حاصل شده است که از اختلاف دمای دو منطقه در فصول گرم و سرد سال ناشی می‌شود. در این میان تغییرات سناریوی A2 که یک سناریوی متوسط است ملموس‌تر از دو سناریوی دیگر می‌باشد. در کل براساس نتایج، افزایش دما در فصول بهار و تابستان ملموس‌تر از پاییز و زمستان است که می‌توان دلیل آن را در گرم‌تر شدن طبیعی هوا ناشی از نوع اقلیم منطقه دانست. همچنین در برخی از ماه‌های فصول سرد سال یعنی پاییز و زمستان، کاهش دما پیش‌بینی شده است. به طور کلی می‌توان ادعا کرد در سه دهه آینده زمستان سردتر و تابستان گرم‌تری مشاهده خواهد شد.

تجزیه و تحلیل دما تحت تأثیر تغییر اقلیم

بررسی تغییرات دمای متوسط ماهانه (دمای حداقل و حداکثر) تحت سناریوهای سه‌گانه در (شکل‌های 7 و 8) نشان داده شده است. نتایج حاصل از سه سناریو حاکی از تغییرات محسوس دما در اکثر زمان‌ها طی سه دهه آینده است و این تغییرات برای هر سناریو متفاوت است. نتایج به دست آمده از هر سه سناریو حداکثر افزایش دمای متوسط به مقدار 1/5 درجه سانتی‌گراد در سد بوستان و 1 درجه سانتی‌گراد در سد گلستان در دوره 1393-1420 را نشان می‌دهد. البته این تفاوت نسبی است که با در نظر گرفتن دمای کل

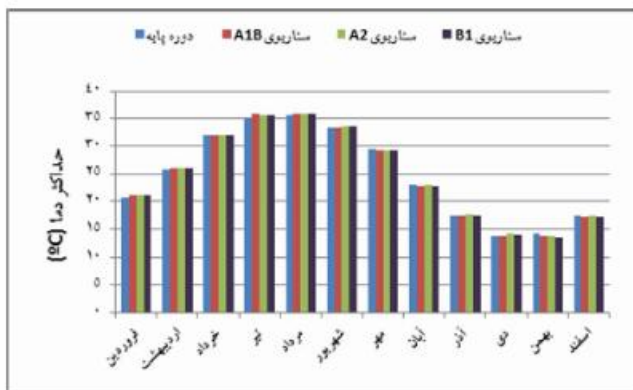


ب

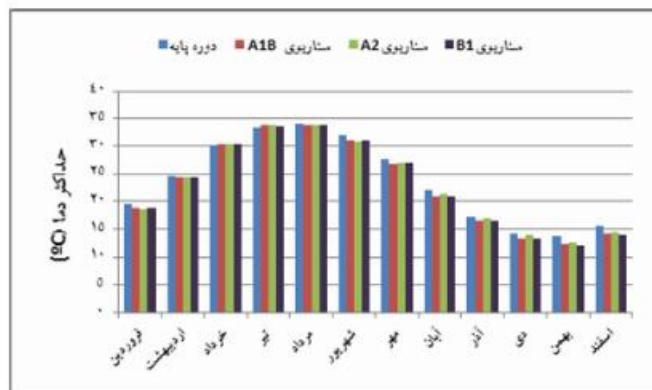


الف

شکل 7- تغییرات میانگین حداقل دمای ماهانه دوره پایه و دوره 1393-1420 تحت سناریوهای انتشار: الف: سد بوستان ب: سد گلستان



ب



الف

شکل 8 - تغییرات میانگین حداکثر دمای ماهانه دوره پایه و دوره 1393-1420 تحت سناریوهای انتشار: الف: سد بوستان ب: سد گلستان

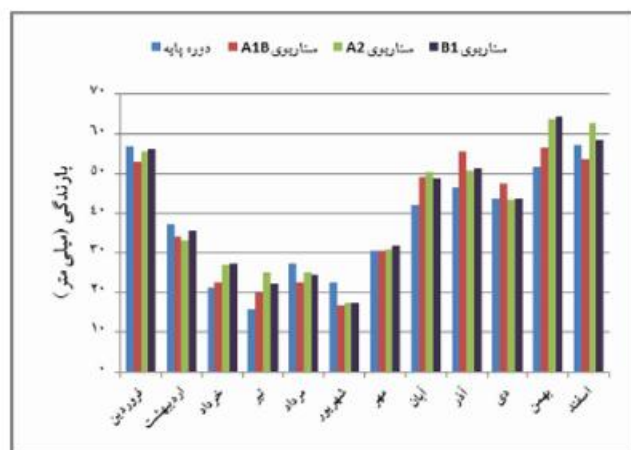
سرد سال شده است. از میان سه سناریوی بررسی شده، سناریوی خوشبینانه B1 شدت کاهش بارندگی بیش‌تری نسبت به دو سناریوی دیگر نشان می‌دهد (شکل 9).

برآورد تغییرات جریان رودخانه در محل سدها

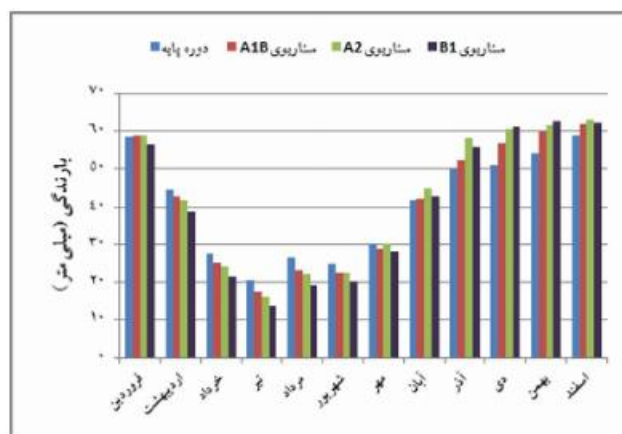
در این مطالعه، تغییرات رواناب در دو ایستگاه هیدرومتری حوضه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی محاسبه شد و مقادیر متوسط رواناب در هر یک از این ایستگاه‌ها با دوره‌ی مشاهداتی مقایسه شد. به همین منظور داده‌های مورد استفاده به سه بخش تقسیم شدند. بخش اول شامل 70 درصد داده‌ها، جهت آموزش شبکه و بخش دوم و سوم نیز هریک شامل 15 درصد داده‌ها می باشند که به ترتیب برای آزمایش و صحت‌سنجی

تجزیه و تحلیل بارش تحت تأثیر تغییر اقلیم

مقادیر بارندگی برای دوره‌های زمانی آتی توسط مدل LARS-WG ریزمقیاس شده و با دوره‌ی آماری درازمدت موجود مقایسه شد. به طور میانگین مقدار بارش در دوره‌ی آماری 1393-1420 نسبت به دوره‌ی مشاهداتی 1360-1392 تحت سناریوهای A1B، A2 و B1 برای سد بوستان به ترتیب تا 14، 19 و 23 درصد کاهش و برای سد گلستان نیز به ترتیب تا 28، 25 و 26 درصد کاهش را نشان می‌دهد. علت تفاوت در میزان کاهش بارندگی این دو منطقه را می توان این گونه تفسیر نمود که با توجه به موقعیت جغرافیایی سدهای مورد مطالعه و بالطبع اقلیم این مناطق، میزان بارندگی سالانه در سد بوستان بیش‌تر از سد گلستان است. هم‌چنین با توجه به نتایج مدل -سازي دمای حداقل و حداکثر، شدت کاهش بارندگی در زمستان کم‌تر از تابستان است که بعضاً منجر به افزایش بارندگی در برخی ماه‌های



ب



الف

شکل 9 - تغییرات بارندگی ماهانه دوره پایه و دوره 1393-1420 تحت سناریوهای انتشار در حوضه‌های: الف: سد بوستان ب: سد گلستان

به عدد یک نزدیک‌تر باشد بیانگر عملکرد بهتر شبکه می‌باشد. پس از شکل‌گیری بهترین شبکه، اقدام به تولید رواناب دوره آبی می‌گردد. نتایج رواناب برآورد شده در قالب محاسبه پارامترهای آماری در جدول 4 ارائه شده است. از این جدول استنباط می‌شود که مدل شبکه عصبی با حدود 2 درصد خطا برآورد مناسبی از رواناب داشته است. مقادیر رواناب پیش‌بینی شده برای هر یک از ایستگاه‌ها در شکل 11 نمایش داده شده است. همچنین رگرسیون خطی رواناب برآورد شده و مشاهداتی در شکل 12 ارائه شده است. به‌طور میانگین، کاهش رواناب نسبت به دوره پایه تحت سناریوی A1B در حوضه سد بوستان تا 18 درصد و در حوضه سد گلستان تا 24 درصد است. بنابراین نتایج به‌دست‌آمده در هر دو ایستگاه، مقدار رواناب کاهش یافته است (شکل 11). البته شایان ذکر است که این روند کاهشی در هر دو ایستگاه یکسان نبوده و میزان کاهش رواناب در ایستگاه سد گلستان بیش‌تر از ایستگاه سد بوستان می‌باشد.

تحلیل عدم قطعیت مدل بارش رواناب

در این مقاله همچنین به بررسی تأثیر عدم قطعیت روش شبیه‌سازی بارش رواناب در پیش‌بینی رواناب پرداخته شد. در هر یک از مراحل واسنجی و صحت‌سنجی مدل تعداد 500 تکرار داده تصادفی برای پیش‌بینی رواناب تولید گردید. سپس حدود اطمینان 95 درصد از طریق تعیین مقادیر 2/5 درصد و 97/5 درصد توزیع احتمالاتی تجربی مشخص گردید. پارامترهای عدم قطعیت محاسبه شده نیز در جدول 4 ارائه شده است.

همچنین پارامترهای آماری سنجش خطا برای میانگین رواناب پیش‌بینی شده توسط مدل محاسبه شد که در جدول 5 به همراه مقادیر این پارامترها برای مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است.

بر اساس نتایج حاصل شده و با مقایسه پارامترها، اثر عدم قطعیت مدل پیش‌بینی باعث بهبود کیفیت نتایج می‌شود. به عبارت دیگر می‌توان نتیجه گرفت، لحاظ نکردن عدم قطعیت در مطالعات بررسی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب می‌تواند نتایج غیر کاربردی در پی داشته باشد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله، آثار تغییر اقلیم بر آبدی رودخانه گرگانود در محل ورودی سدهای بوستان و گلستان در دوره 1420-1393 با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و گردش عمومی بررسی شد. چهار پارامتر هواشناسی (دمای حداقل، دمای حداکثر، بارش و ساعت آفتابی) با استفاده از مدل LARS-WG و سناریوهای انتشار A1B، B1 و A2 شبیه‌سازی شده‌اند و نتایج حاصله حاکی از دقت مناسب

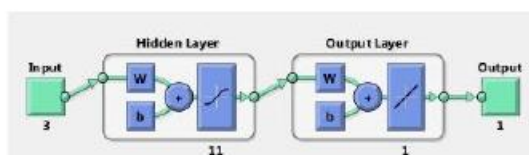
مدل آموزش یافته و تعیین خطای مدل‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی پارامترهای مؤثر ورودی و خروجی مدل معرفی شدند. در این تحقیق مقدار رواناب ماهانه هر یک از ایستگاه‌های مطالعاتی به عنوان خروجی شبکه و متغیرهای بارندگی، دمای حداقل و دمای حداکثر به عنوان ورودی شبکه در مقیاس ماهانه مورد استفاده قرار گرفتند. از آنجاییکه متغیرهای ورودی شبکه دارای اهمیت یکسانی نیستند و ممکن است برخی از آن‌ها رابطه معناداری با متغیر خروجی نداشته باشند و یا با عدم قطعیت همراه باشند، به تعیین درجه اهمیت متغیرهای ورودی بر خروجی پرداخته شده است. برای این کار با حذف هر یک از 4 متغیر ورودی، خروجی شبکه مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد تا نتایج حاصله باهم مقایسه گردند. بر اساس جدول 3 با محدود کردن پارامترهای ورودی اختلاف قابل توجهی بین نتایج حاصل شد به طوری که با کاهش تعداد پارامترهای ورودی از سه پارامتر به یک پارامتر اصلی (بارش)، مقدار خطای مدل از حدود 2 درصد به 4 تا 4/5 درصد افزایش می‌یابد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت حذف هر یک از عوامل اقلیمی ضمن کاهش تعداد ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی منجر به بهبود نتایج و عملکرد شبکه نمی‌شود. همچنین در ادامه جهت ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی بارش رواناب و با هدف دسترسی به نتایج همسان با داده‌های واقعی، فعالیت شبکه با مقادیر مختلفی از تعداد نرون‌های لایه مخفی مورد آزمون قرار گرفت و این کار تا زمانی ادامه یافت که تغییر محسوس در عملکرد شبکه عصبی ایجاد نشود. به این صورت که شبکه نهایی دارای حداقل پیچیدگی و حداکثر عملکرد باشد. در نهایت نتیجه شد حداقل مقدار خطا (RMSE) زمانی به‌دست می‌آید که تعداد نرون‌های لایه میانی 11 باشد (شکل شماره 10). البته این شبکه به ازای دو و سه لایه مخفی نیز اجرا شد که بهبود قابل ملاحظه‌ای در عملکرد شبکه مشاهده نشد. همچنین این شبکه با مقادیر مختلف چرخه‌های آموزش¹ نیز مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاکی از این بود که تعداد چرخه‌های آموزش کم‌تر، اگرچه باعث کند شدن سرعت آموزش شبکه می‌گردد اما در نهایت باعث بهبود خروجی‌ها می‌گردد. بنابراین کم‌ترین مقدار خطا به ازای تعداد 23 چرخه به‌دست آمد.

در این بخش سناریوی A1B از بین سه سناریوی بررسی شده انتخاب شد زیرا این سناریو نسبت به سایر سناریوها تطابق بیش‌تری با منابع انرژی و شرایط منطقه دارد. در تمام مطالعات انجام شده، دقت عملکرد شبکه بر اساس تفاوت مقدار رواناب شبیه‌سازی شده و مشاهداتی در مقیاس سالانه تعیین می‌گردد. این تفاوت با مقایسه ضریب همبستگی (رابطه 8) انجام می‌شود. هرچه مقدار این ضریب

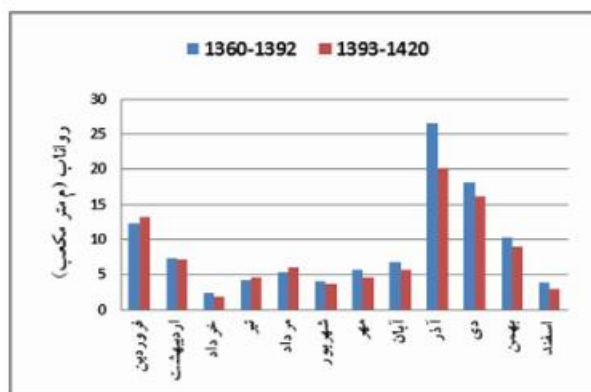
مدل‌سازی این پارامترها می‌باشد. هم‌چنین مدل LARS-WG با اطمینان بالایی جهت تولید داده‌های اقلیمی آینده مورد استفاده قرار گرفت. یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه جهت برآورد رواناب مورد استفاده قرار گرفت.

جدول 3 - آماره‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی برای ورودی‌های مختلف

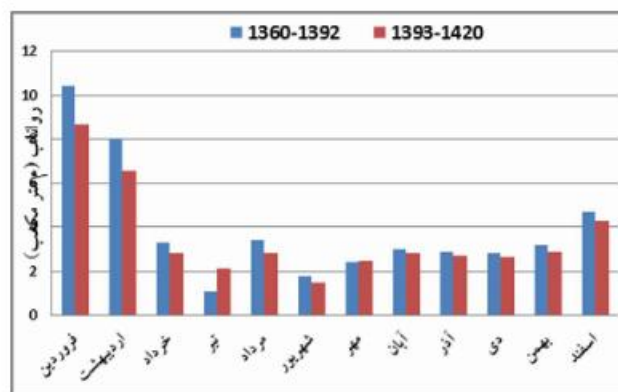
ایستگاه	پارامتر آماری	بارش		دمای حداقل	
		بارش دمای حداقل	بارش دمای حداکثر	دمای حداقل	دمای حداکثر
سد بوستان	RRMSE	0/24	0/32	0/29	0/36
	MPE (%)	1/84	2/33	2/68	3/42
	r	0/98	0/76	0/69	0/62
سد گلستان	RRMSE	0/23	0/30	0/31	0/37
	MPE (%)	1/63	2/21	2/54	2/81
	r	0/98	0/79	0/81	0/74



شکل 10 - ساختار تهبایی شبکه عصبی مصنوعی پس از ارزیابی

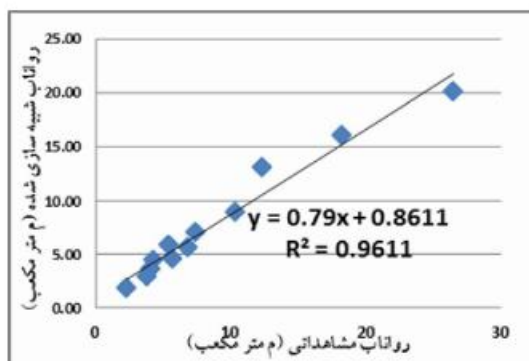


ب

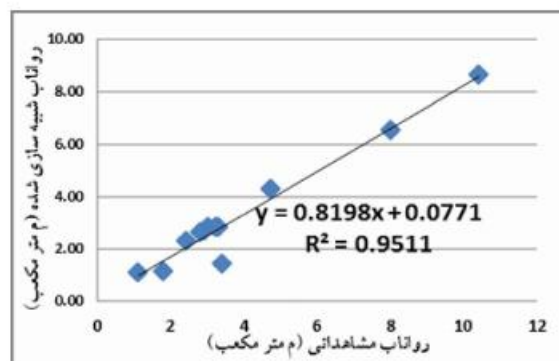


الف

شکل 11 - اثرات تغییر اقلیم بر رواناب رودخانه گرگانرود در حوضه‌های: الف: سد بوستان ب: سد گلستان



ب



الف

شکل 12 - مقایسه رواناب مشاهداتی با رواناب شبیه‌سازی شده شبکه عصبی مصنوعی در حوضه‌های: الف: سد بوستان ب: سد گلستان

جدول 4 - پارامترهای عدم قطعیت مدل پیش‌بینی رواناب

پارامتر	واسنجی	صحت سنجی
فاکتور d	0/88	0/94
باند اطمینان 95 (%)	82/23	79/67

سازمان IPCC که آثار تغییر اقلیم را در مناطق معتدل عرض جغرافیایی که ایران در آن واقع شده کوچک می‌شمارد، پیش‌بینی شدنی بود که نشان از صحت مطالعات دارد. این نتایج نشان می‌دهد دیگر فرضیه‌های هیدرولوژیکی که در طراحی سیستم آبی منطقه در نظر گرفته شده، قابل استناد نیست، زیرا به‌طور سنتی آن طراحی‌ها بر پایه منابع آبی ثابت و بدون تغییر صورت گرفته است. از این رو لزوم طراحی دوباره و اصلاح آن، با در نظر گرفتن تأثیرات تغییر اقلیم اجتناب‌ناپذیر است و این امر، همکاری و هماهنگی بیشتر متخصصین هواشناسی، هیدرولوژی و سیاست‌گذاری را طلب می‌کند. با توجه به نتایج حاصله منابع آبی منطقه در آینده و به‌خصوص در فصول گرم سال با چالش جدی روبرو خواهد شد هم‌چنین خشکسالی‌های طولانی و تبدیل رودخانه‌های دائمی به رودخانه‌های فصلی دور از انتظار نخواهد بود. این تغییرات بر اکوسیستم منطقه نیز تأثیر به‌سزایی خواهند داشت. بنابراین لزوم یافتن استراتژی‌های مناسب و جدید سازگار با این شرایط، جهت مواجهه با این پدیده در آینده بیش از پیش توصیه می‌گردد.

منابع

- حسینی، ف. 1387. اثرات تغییر اقلیم بر حوضه رودخانه کرخه. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه صنعتی شریف. تهران.
- کارآموز، م. و عراقی نژاد، س. 1384. هیدرولوژی پیشرفته. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر. تهران.
- صمدی، ف.، مساح بوانی، ع. و مهدوی، م. 1386. مطالعه اثر روش‌های ریزمقیاس‌نمایی رگرسیونی بر رژیم جریان رودخانه. کمیته ملی آبیاری و زهکشی ایران. تهران.
- مدرسی، ف.، عراقی نژاد، س.، ابراهیمی، ک. و خلقی، م. 1391. بررسی اثرات تغییر اقلیم بر آورد سالانه رودخانه. مجله آب و خاک. 25، 6: 1365-1377.
- مساح بوانی، ع. و مریدی، س. 1384. اثرات تغییر اقلیم بر رودخانه زاینده-رود. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک. 34، 9: 17-27.
- Abbaspour, K.C., Yang, J., Maximov, I., Siber, R., Bogner, K., Mieleitner, J., Zobrist, J. and Srinivasan, R. 2007. Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur watershed using SWAT. Journal of Hydrology. 333:413-430.

طبق نتایج حاصله کاهش متغیرهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی از پارامترهای بارش، دمای حداقل و حداکثر به یک پارامتر بارندگی، خطای مدل‌سازی به حداکثر مقدار خود می‌رسد. بنابراین ورودی این مدل حداقل و حداکثر دما و مقدار بارش ماهانه دو حوضه در یک دوره 32 ساله بوده است.

جدول 5 - پارامترهای آماری سنجش خطا مدل پیش‌بینی و منفرد

ایستگاه	پارامتر آماری	مدل منفرد	مدل پیش‌بینی
سد بوستان	RRMSE	0/24	0/21
	MPE (%)	1/84	1/80
	r	0/98	0/99
سد گلستان	RRMSE	0/23	0/22
	MPE (%)	1/63	1/58
	r	0/98	0/99

نتایج در مجموع نشان از کاهش بارندگی و افزایش دما دارد، تجزیه و تحلیل داده‌های دما نیز نشان از افزایش دما دارد. برای شبیه‌سازی فرایند بارش رواناب با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های بارش و رواناب در 2 ایستگاه وارد مدل شد که بر این اساس در هر دو ایستگاه به طور نسبی رواناب کاهش یافته است. با توجه به مشخص شدن ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی، برای سال‌های آتی نیز می‌توان با وارد کردن داده‌های بارش، دمای حداقل و حداکثر، مقدار رواناب را برآورد نمود. طبیعی است که با گذشت زمان و افزایش اطلاعات، دقت مدل نیز افزایش خواهد یافت. در پایان و با توجه به دقت قابل قبول نتایج مدل ترکیبی، استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت شبیه‌سازی بارش رواناب در سایر حوضه‌ها مورد پیشنهاد محقق می‌باشد.

این تحقیق نتایج مشابهی با نتایج مدرسی و همکاران (2012) داشت. به طوری که در آن، تأثیر تغییر اقلیم بر حجم آبدی سالانه رودخانه گرگانرود تحت مدل اقلیمی HADCM2 و دو سناریوی A2 و SRB2 بررسی شد که تحت سناریوی SRB2 رواناب رودخانه‌ها تغییر معناداری نخواهد داشت (1/3 درصد) و تحت سناریوی A2، رواناب طی 30 سال آینده، 14/4 درصد کاهش خواهد یافت (مدرسی و همکاران، 1391). نتایج این تحقیق در مقایسه با تحقیق پیش رو، با توجه به عدم قطعیت‌های موجود در تغییر اقلیم، تفاوت معناداری را نشان نمی‌دهد و در کل، این نتایج با توجه به ارزیابی‌های کلی

- relationship with artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 285, 96-113.
- Riad, S.; Mania, J. Rainfall-runoff model using an artificial neural network approach. *Mathematical and Computer Modelling* 2004, 40, 839-846.
- Sailor, D. J., Hu, T., Li, X., & Rosen, J. N. (2000). A neural network approach to local downscaling of GCM output for assessing wind power implications of climate change. *Renewable Energy*, 19, 359-378.
- Semenov, M. A. (2008). Simulation of extreme weather events by a stochastic weather generator. *Climate Research*, 35, 203-212.
- Semenov, M. A., & Stratonovitch, P. (2010). Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts. *Climate Research*, 41, 1-14.
- Solomon, S., Qin, D., Manning, M., & Marquis, M. (2007). *The Physical Science Basis Contribution of Working Group I to the fourth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. United Kingdom and USA: Cambridge University Press.*
- Sunyer, M. A., Madsen, H., & Ang, P. H. (2012). A comparison of different regional climate models and statistical downscaling methods for extreme rainfall estimation under climate change. *Atmospheric Research*, 103, 119-128.
- Tokar, A., Sezin, & Johnson. (1999). Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(3), 232-239.
- Wang, Y. M., Traore, S., Kerh, T., & Leu, J. M. (2011). Modelling reference evapotranspiration using feed forward back propagation algorithm in arid regions of Africa. *Irrigation and Drainage*, 60, 404-417.
- Wilby, R. L., & Harris, I. (2006). A framework for assessing uncertainties in climate change impacts: low flow scenarios for the River Thames. *Water Resources Research*, 42, W02419.
- Wilby, R. L., Troni, J., Biot, Y., Tedd, L., Hewitson, B. C., Smith, D. M., & Sutton, R. T. (2009). A review of climate risk information for adaptation and development planning. *International Journal of Climatology*, 29(9), 1193-1215.
- Zarghami, M., Abdi, A., Babaeian, I., Hassanzadeh, Y., & Kanani, R. (2011). Impacts of climate change on runoffs in East Azerbaijan, Iran. *Global and Planetary Change*, 78, 137-146.
- Chen, H., Chong, Y. X., & Shenglian, G. (2012). Comparison and evaluation of multiple GCMs, statistical downscaling and hydrological models in the study of climate change impacts on runoff. *Journal of Hydrology*, 434-435, 36-45.
- Eckhardt, K., Breuer, L. and Frede, H. G. (2003). "Parameter uncertainty and the significance of simulated land use change effects." *Journal of Hydrology*, 273, pp. 164-176.
- Harpham, C., & Dawson, C. W. (2005). The effect of different basis functions on a radial basis function network for time series prediction: A comparative study. *Neurocomputing*, 69, 2161-2170.
- Hu, Y., Maskey, S., & Uhlenbrook, S. (2013). Downscaling daily precipitation over the Yellow River source region in China: a comparison of three statistical downscaling methods. *Theoretical and Applied Climatology (Springer)*, 112(3-4), 447-460.
- IPCC. (2001). *The Scientific Basis of Climate Change, Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (First ed., pp. 630). UK: Cambridge University.*
- IPCC-TGCI. (1999). *Guidelines on the use of scenario data for climate impact and adaptation assessment. UK: Intergovernmental Panel on Climate Change.*
- Kalteh, A. M. (2008). Rainfall-Runoff modelling using artificial neural networks (ANNs): modelling and understanding. *Caspian Journal of Environmental Sciences*, 6(1), 53-58.
- Lalozaee, A., Pahlavanravi, A., Bahreini, F., Ebrahimi, H., & Iezadi, H. (2013). Efficiency Comparison of IHACRES Model and Artificial Neural Networks (ANN) in Rainfall-Runoff Process Simulation in Kameh Watershed (A Case Study in Khorasan Province, NE Iran). *International Journal of Agriculture: Research and Review*, 3(4), 900-907.
- Lettenmaier, D., McCabe, G., & Stakhivn, E. (1996). *Global Climate Change: Effect on the Hydrologic Cycle: McGraw Hill.*
- Marce, R., Comerma, M., Garcia, J. C. and Armengol, J. (2004). "A neuro-fuzzy modeling tool to estimate fluvial nutrient loads in watersheds under timevarying human impact." *Limnology and Oceanography: Methods*, 2, pp. 342-355.
- Rajurkara, M. P., Kothyarib, U. C., & Chaube, U. C. (2004). Modeling of the daily rainfall-runoff

Effects of Climate Changes on Inflow of Reservoirs in the Uncertainty Condition (Case Study: Bostan and Golestan Dams in the Gorganroud Catchment)

M. Noori^{1*}, M.B Sharifi² and M. Zarghami³

Received: Feb.08, 2015

Accepted: Jun.24, 2015

Abstract

Today, with population increases and technology advances, excessive use of fossil fuels has increased greenhouse gases in the atmosphere. Increased concentrations of these gases in the atmosphere, lead to an increase in average temperature and consequently the climate change. Also, the climate change can affect the rainfall and runoff. With attention to limited water resources in Iran, the study of this impact is very important for water resources management. In this study, the effects of climate change on Gorganroud river runoff to the Bostan and Golestan reservoirs located in Golestan province of Iran is studied. The minimum temperatures, maximum temperature, hours of sunshine and precipitation are downscaled with LARS-WG model for the period of 2015 to 2040 and under different emission scenarios. The results show about 20 – 25% decrease in rainfall and an increase of about 1 - 2 centigrade degrees in annual temperature. To investigate the effect of these changes on the river runoff, Artificial Neural Network is used to model the relation between rainfall and runoff. And the amount of runoff between years 2015 to 2040 is predicted. The results show a reduction in runoff about 18% in inflo to the Bostan reservoir and 24% in inflo to the Golestan reservoir catchment in next years. These results represents that the basin needs adaptation and mitigation policies for effective water resources management.

Keywords: Rainfall-Runoff, Climate Change, Gorganroud Basin, Artificial Neural Network, LARS-WG Model

1- PhD Candidate, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University, Mashhad, Iran

2- Associate professor, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University, Mashhad, Iran

3- Associate professor, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

(* -Corresponding Author Email: mohammad.noori@stu.um.ac.ir)