

تغییرات اقلیمی بر دما، بارش و رواناب حوضه درودزن استان فارس با استفاده از رویکرد میانگین گروهی چند تشبیهی

ابوالقاسم صیادی^۱، ناصر طالب بیدختی^۲، محسن نجارچی^{۳*}، سید محمدمهدی نجفی زاده^۴

چکیده

در این مطالعه اثر تغییرات اقلیمی بر دما، بارندگی و رواناب در حوضه ی درودزن در شمال شرق استان فارس بررسی شده است. تغییرات دما و بارندگی در دو دوره ی آتی میانی و دور با استفاده از ۱۵ تشبیه (model) گردش عمومی جو حالت ۳ (CMIP3)، تحت سه نمایشنامه ی (scenario) انتشار گازهای گلخانه ای A2، B1 و A1B، ریز مقیاس نمایی شده و مطالعه شد. تفاوت در میزان تغییرات دما و بارندگی در این دو دوره، نسبت به مقدار های مشاهداتی در ۱۵ تشبیه حاکی از وجود عدم قطعیت در نتایج است. برای کاهش این عدم قطعیت و محدود کردن نتایج برای مدیریت و برنامه ریزی منابع آب، به رویکرد گروهی توجه شد. برای تهیه رویکرد گروهی، از فراسنج های (parameter) پرونده های (file) نمایشنامه ۱۵ تشبیه فوق میانگین گرفته شد. به طوری که یک تشبیه جدید اقلیمی با عنوان میانگین گروهی چند تشبیهی برای هر دوره به دست آمد. سپس رواناب های این دو دوره، تحت رویکرد مذکور، با استفاده از شبکه ی عصبی پیشخور تولید شدند. نتایج نشان از افزایش میانگین ماهانه دمای حداقل و حداکثر هر دو دوره تحت سه نمایشنامه، داشتند. در اکثر تشبیه ها، بارندگی در ماه های اولیه ی سال های میلادی کاهش و در فصل بهار افزایش، می یابد. به طور کلی میانگین بارندگی سالانه در این دو دوره تحت سه نمایشنامه ی انتشار، کاهش نشان داد. حداکثر مقدار کاهش در دوره ی آتی دور بود. علاوه بر آن، رواناب دو دوره ی آتی نیز در اغلب سال ها کاهش نشان می دهد.

واژه های کلیدی: تغییرات اقلیمی، شبکه ی عصبی بارش-رواناب، ریزمقیاس نمایی، LARS WG، میانگین گروهی چند تشبیهی

^۱ دانشجوی دوره دکتری مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اراک، ایران

^۲ استاد، بخش مهندسی، راه و ساختمان - دانشگاه شیراز، ایران

^۳ استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اراک، ایران

^۴ استاد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اراک، ایران

* نویسنده مسئول: mohsennajarchi@yahoo.com

۱- مقدمه

یکی از چالش‌های مهم سال‌های اخیر سرتاسر دنیا، بحث تغییر اقلیم و مدیریت منابع موجود آب است. تغییراتی اقلیمی که ناشی از افزایش گازهای گلخانه‌ای در جو زمین است، باعث افزایش دما، و کاهش بارندگی و یا وقوع خشکسالی و سیلاب‌های ویرانگر در بسیاری از نقاط دنیا از جمله ایران شده است. افزایش دما، افزایش تبخیر آب‌های سطحی و مصرف آب را به دنبال خواهد داشت و همزمان با کاهش بارندگی و منابع آب‌های سطحی، و برداشت بیشتر از آب‌های زیرزمینی، مشکلات عدیده‌ای را برای جوامع بشری به دنبال خواهد داشت. افزایش تولید گازهای گلخانه‌ای به خصوص دی‌اکسید کربن، با ازدیاد جمعیت و استفاده از سوخت‌های سنگواره‌ای همزمان با گسترش صنایع، باعث گرم‌تر شدن کره زمین شده است و پیش‌بینی می‌شود که این افزایش تا سال ۲۱۰۰ بین ۱/۴ تا ۵/۸ درجه‌ی سانتیگراد باشد (سولومان و همکاران، ۲۰۰۷). خشک شدن تالابها و دریاچه‌ها و رودها و به دنبال آنها ایجاد کانون‌های تولید ریزگرد، مشکلات عدیده‌ی زیست‌محیطی و تأثیرات مخرب بر صنعت، کشاورزی، بهداشت و سایر سامانه‌های مرتبط با اقلیم از جمله آثار منفی تولید بیش از حد گازهای گلخانه‌ای است (چانگ، ۲۰۰۷). همچنین، گسترش مناطق خشک و کویری و کوچ‌های اجباری و درگیری‌های منطقه‌ای از دیگر پیامدهای تغییرات اقلیمی است. بنابراین موضوع توجه به تغییر اقلیم و تحلیل تأثیر آن بر دما، بارش و رواناب از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردار است. در راستای مواجهه با این چالش‌ها، لازم است که انواع نمایشنامه‌های ممکن بررسی و تحلیل شده و راه‌کارهای مناسب پیش‌بینی گردد. بنابراین، برنامه‌ریزی برای مدیریت صحیح منابع آب‌های سطحی و زیرزمینی، و ساماندهی رودها و سامانه‌های هشدار سیلاب، مستلزم برآورد رواناب و آبدهی رودها با در نظر گرفتن تأثیرهای تغییرات اقلیمی دارد. از ابزارهای معتبر و مهم بررسی آثار تغییرات اقلیمی بر متغیرهای آب‌شناسی و هواشناسی، شبیه‌سازی

متغیرهای اقلیمی به وسیله‌ی تشبیه‌های جفت شده جوی-اقیانوسی^۱ است. به رغم اینکه این تشبیه‌ها فراسنج‌های جوی-اقیانوسی را برای مدت طولانی شبیه‌سازی می‌کنند، ولی آنها اولاً ضمن اینکه فرآیندهای اقلیمی را ساده‌سازی می‌کنند، ثانیاً، قدرت تفکیک مکانی کمی دارند و لازم است که این ضعف با ریزمقیاس‌نمایی^۲ خروجی آنها، برطرف گردد. روش‌های ریزمقیاس‌نمایی عبارتند از: روش‌های آماری و پویایی. که روش‌های آماری خود شامل روش‌های آماری همچون وایزی (regression) و تولیدکننده‌های هواشناسی هستند^۳. برای غلبه بر نقص اول تشبیه‌های گردش عمومی^۴ از روش‌های ریزمقیاس‌نمایی پویا استفاده می‌شود. در این روش معادلات حاکم با روش‌های تحلیل عددی، اما با شبکه ریزتر نسبت به تشبیه‌های گردش عمومی جو حل می‌شوند. ولی روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری در قیاس با روش‌های پویا دارای سرعت بیشتر و هزینه‌ی کمتری هستند (وود و همکاران، ۲۰۰۴). از آنجایی که رواناب نتیجه بارش هر حوضه است، ایجاد تشبیه بارش - رواناب از اهمیت خاصی برخوردار است. این رابطه یکی از پیچیده‌ترین فرآیندهای آب‌شناسی است، که تحت تأثیر فراسنج‌های مختلف فیزیکی و آب‌شناسی است. لذا پیش‌بینی رواناب حوضه یکی از مهمترین موضوع‌های آب‌شناسی است (سلاجقه و همکاران، ۲۰۰۹). به خاطر رابطه‌ی غیرخطی پیچیده بارش-رواناب و تعداد زیاد فراسنج‌های موثر بر آن، استفاده از روش‌های هوشمند همچون شبکه‌ی عصبی در ایجاد تشبیه بارش-رواناب گسترش زیادی یافته است (سینها، ۲۰۱۷؛ پتل و جوشی، ۲۰۱۷). بنابراین، پس از ریزمقیاس‌نمایی خروجی تشبیه‌های جهانی تغییر اقلیم (GCMs)، از بارش و دمای شبیه‌سازی شده تحت تشبیه‌های مختلف اقلیمی به عنوان ورودی در شبیه‌سازی رواناب دوره‌های آتی استفاده می‌شود. از کارهای انجام شده در این زمینه می‌توان به موضوع‌های زیر اشاره نمود.

ضرقامی و همکاران (۲۰۱۱) در پژوهشی، تأثیر تغییر اقلیم را بر رواناب رودها در حوضه دریاچه ارومیه برای

³ Weather Generators

⁴ General Circulation Models (GCMs)

¹ AOGCM

² Downscaling

کاهش بین ۳۰ تا ۴۴/۴ درصد کاهش رواناب دوره های آتی نسبت به مقدار مشاهداتی، وجود داشت. که این امر به مدیریت پایدار و استفاده صحیح منابع آبی حوضه ی ریچموند، کمک خواهد نمود. کاشانی و همکاران (۲۰۱۶) از تلفیق تشبیه ولترا (Volterra) و شبکه ی عصبی برای شبیه سازی رابطه ی بارش-رواناب در حوضه های شمال ایران استفاده کردند (IVANN^۳). تشبیه IVANN با استفاده از داده های بارش باران و رواناب ساعتی در رابطه با سیزده طوفان برای مطالعه ی پاسخ کوتاه مدت حوضه ی جنگل در شمال ایران تهیه شد. از تشبیه ولترا به عنوان یک تشبیه غیر خطی (تشبیه مرتبه دوم (SOV^۴)) بهره وری شد و با استفاده از روش معمولی حداقل مربعات (OLS^۵) حل شد. عملکرد تشبیه ها با استفاده از پنج معیار عملکرد، یعنی ضریب کارایی، خطای میانگین مربع خطاها، خطای حجم کل، خطای نسبی خطای حداکثر و خطای زمان برای رسیدن به جواب، ارزیابی شد. نتایج نشان دادند که تشبیه IVANN به خوبی از تشبیه های نیمه توزیع شده و توزیع شده برای شبیه سازی روند بارش باران استفاده می کند. در مقایسه با تشبیه های یکپارچه، تشبیه SOV توزیع شده دارای دقت کمتری برای شبیه سازی روند بارش باران است. لی و همکاران (۲۰۱۶) آثار تغییرات اقلیمی را بر منابع آب حوضه رود گرند در ایالت انتاریو کانادا با توسعه ی تشبیه دو مرحله ای (PRECIS^۶) و (HIM^۷) مطالعه نمودند. بارش و رواناب آتی (۲۰۱۰-۲۰۷۱) تحت دو نمایشنامه ی انتشار A2 و B2 با استفاده از تشبیه PRECIS شبیه سازی شد. نتایج مطالعه های آنها نشان دادند اگرچه بارش سالانه ی دوره ی آتی نسبت به مشاهداتی تغییر چندانی نمی کنند، ولی الگوی بارش در درون هر سال تغییر می نماید. بارش در زمستان افزایش و در تابستان کاهش می یابد. که این، تغییر در برنامه ریزی و مدیریت منابع آب برای انطباق با شرایط جدید را می طلبد. میسلان و همکاران (۲۰۱۵) از شبکه ی عصبی پس انتشار جهت پیش بینی بارش ماهانه ایستگاه

دوره ی ۲۰۱۰-۲۰۱۰ پیش بینی نمودند. آنان برای پیش بینی، فراسنج های هواشناسی از خروجی تشبیه گردش عمومی جوی HADCM3 را با استفاده از نرم افزار LARS-WG استفاده کردند. در ادامه، برای شبیه سازی تشبیه بارش - رواناب از تشبیه شبکه ی عصبی مصنوعی بهره بردند. نتایج این پژوهش نشان دادند که خروجی تشبیه اغلب افزایش دما و کاهش بارش را در دوره ی آتی نشان داد. بحری و همکاران (۱۳۹۲) در پژوهشی از تشبیه LARS-WG برای ریز مقیاس نمایی برون دادهای HADCM3 تحت سناریوی A2 در دوره ی ۲۰۱۱-۲۰۳۰ استفاده کردند. نتایج این پژوهش حاکی از افزایش ۲/۷ درصدی بارش سالانه است، به طوری که بیشترین کاهش آن مربوط به آوریل و بیشترین افزایش مربوط به مارس بود. میانگین دمای حداقل افزایش ۳/۰ تا ۶/۱ درجه سانتیگراد خواهد داشت. بیشترین افزایش دمای حداکثر در می به میزان ۶/۱ درجه سانتیگراد و کمترین افزایش آن در فوریه به میزان ۳/۰ خواهد بود. علی صفی و ساروکالیچ (۲۰۱۷) اثر تغییر اقلیم آتی را بر روی پاسخ آب شناسی حوضه ی رود ریچموند واقع در نیو ساوت ولز (NSW) استرالیا با استفاده از تشبیه مفهومی بارش-رواناب (HBV^۱) مطالعه کردند. از بارش، دما و رواناب و تبخیر - تعرق بلندمدت ماهانه ی دوره ی ۲۰۱۴-۱۹۷۲ برای واسنجی کردن، صحت سنجی تشبیه HBV، قبل از پیش بینی رواناب، استفاده کردند. بارش و رواناب آتی از تشبیه چندگانه ی گروهی استخراج شده از ۷ تشبیه GCMs زیرمجموعه ی تشبیه های (CMIP3^۲) تحت نمایشنامه های انتشار گازهای گلخانه ای A2, A1B, B1 شبیه سازی نمودند. از بارش و رواناب آتی مذکور جهت شبیه سازی رواناب سه دوره ی آتی نزدیک (۲۰۴۳-۲۰۱۶)، میانی (۲۰۷۱-۲۰۴۴) و دور (۲۰۹۹-۲۰۷۲) استفاده کردند. طی دوره ی حاضر، تحت همه ی نمایشنامه ها کاهشی بین ۱ تا ۲۴ درصد نسبت به میانگین سالانه ی مشاهداتی، در رواناب سالانه ی دوره های آتی مشاهده شد. همچنین

⁵ Ordinary Least Squares

⁶ Providing Regional Climates for Impacts Studies

⁷ Hydrological Inference Model

¹ the Hydrologiska Byrans Vattenbalansavdelning Model

² Coupled Model Intercomparison Project Phase 3

³ Integrated Volterra Model and Neural Network

⁴ Second-Order Volterra

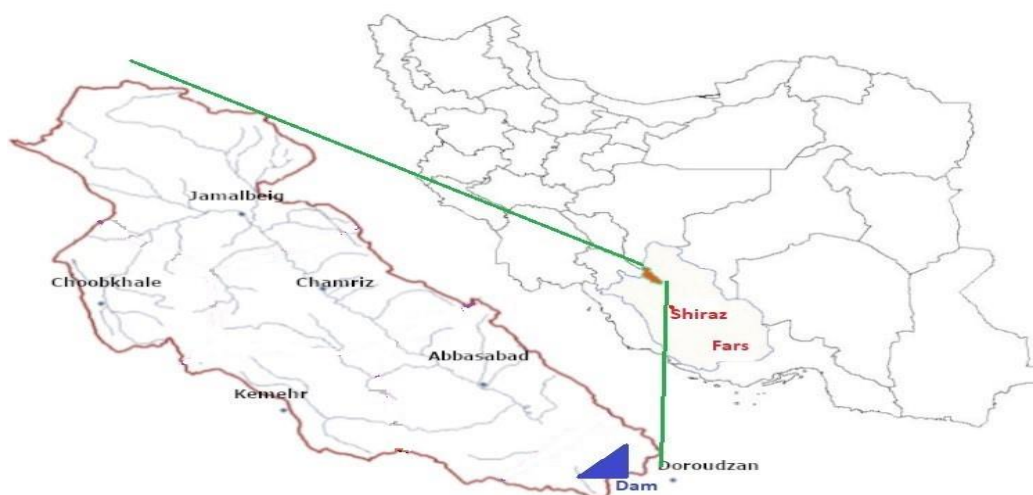
روش پیشنهادی با استفاده از آن برای پیش بینی رواناب در حوضه آقشی آزمایش شد. نتایج نشان دادند که این رویکرد قادر است پیش بینی رواناب را دقیق تر از شبکه ی عصبی مصنوعی و تشبیه انفیس پیش بینی کند. مقایسه ی سه الگوریتم مختلف آموزشی Gradient Descent Conjugate Gradient (CG) , Conjugate Gradient (GDX) برای توسعه ی تشبیه Lavenberg-Marquardt (LM) های شبکه ی عصبی برای پیش بینی بارش با استفاده از داده های ماهانه آب سنجی و اطلاعات آب و هوایی برای توسعه ی تشبیه شبکه ی عصبی نشان داده است که با تلفیق کارایی محاسباتی با فراسنج های ورودی که متغیرهای آب و هواشناسی را توصیف می کنند، می توان عملکرد پیش بینی شبکه ی عصبی را افزایش داد. مطالعه ها نشان دادند که از نظر دقت و سرعت همگرایی الگوریتم آموزشی الگوریتم GDX بیشترین سرعت و الگوریتم LM پایین ترین سرعت را دارد. (بیشاپ و بیشاپ، ۱۹۹۵؛ سلیمانی، ۲۰۰۹؛ میچی، ۲۰۱۴).

۲- مواد و روشها و نتایج

۲-۱ شبیه سازی تغییرات اقلیمی

حوضه ی درودزن در شمال شرقی استان فارس واقع شده است، سد احداث شده بر روی رود کر، بخش مهمی از نیازهای آبی صنعت، کشاورزی و شرب مزارع و شهرهای پایین دست از جمله شیراز را تامین می کند (شکل ۱).

تنگارنگ در اندونزی استفاده کردند. آنها سه معماری [2-50-20-1, epochs 1000, epoch 500] را به کار بردند. نتایج آنها نشان دادند که معماری [2-50-20-1, with epochs 1000] براساس ضابطه ی خطای حداقل مربعات بهترین عملکرد را در پیش بینی بارش ماهانه این حوضه را دارد. فرج زاده و همکاران (۲۰۱۴) برای پیش بینی رواناب حوضه ی دریاچه ارومیه از شبکه ی عصبی استفاده کردند. تغییرات اقلیمی، احداث پل میان گذر بر دریاچه، احداث چندین سد و بهره برداری بیش از حد از منابع آبی برای کشاورزی، باعث افت شدید تراز دریاچه و ایجاد هکتارها نمکزار شده است. بنابراین با توجه به اهمیت پیش بینی رواناب حوضه، آنها از تشبیه شبکه ی عصبی پیش خور و گروه زمانی (time serie)، استفاده کردند. اسدی و همکاران (۲۰۱۳) یک تشبیه هوشمند ترکیبی را، برای پیش بینی رواناب پیشنهاد دادند. تشبیه پیشنهادی ترکیبی از روشهای پیش پردازش اطلاعات، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم آموزشی لنینرگ-مارکورد (LM) برای یادگیری شبکه های عصبی پیش خور است. در واقع، با استفاده از الگوریتم ژنتیک، وزن های اولیه ی شبکه ی عصبی برای تنظیم با الگوریتم LM تکامل می یابد. همچنین، از روش های پیش پردازش داده ها مانند انتقال داده ها، انتخاب متغیرهای ورودی و خوشه بندی داده ها برای بهبود دقت تشبیه استفاده کردند. توانایی



شکل ۱- نقشه موقعیت حوضه و ایستگاه های مورد مطالعه.

نرم افزار LARS WG ابتدا به وسیله ی خود نرم افزار کیفیت داده ها بازبینی شده، سپس آماره های داده های مشاهداتی همچون میانگین و انحراف معیار و طول دوره های خشک و تر (برای بارش) محاسبه می شوند. در مرحله ی بعد، برای همان دوره ی زمانی داده های هواشناسی (دما، بارش و ساعات آفتابی) را شبیه سازی و تولید کرده و آماره های نظیر داده های مشاهداتی را تولید می کند. برای صحت سنجی نتایج و اطمینان از دقت نرم افزار سه آزمون F, t و کلموگروف-اسمیرنوف (K-S) انجام شده و میانگین، انحراف معیار و میزان هم قوارگی (برازش) دو گروه داده با هم مقایسه می شود. در صورت اطمینان از دقت نرم افزار در باره ی هر ایستگاه باران سنجی، اقدام به تولید داده های بارش و

در ابتدا، اثر تغییرات اقلیم بر بارش، دمای حوضه با استفاده از نرم افزار LARS WG بررسی شد. در این قسمت از ۱۵ تشبیه اقلیمی (جدول ۱) گروه CMIP3 موجود در پایگاه داده این نرم افزار تحت نمایشنامه ی انتشار گازهای گلخانه ای A1B برای تولید داده های دو دوره ی آتی ۲۰۴۶-۲۰۶۵ و ۲۰۸۰-۲۰۹۹ برای کلیه ی ایستگاه های حوضه ی درودزن استفاده شد. ابتدا ۱۵ تشبیه اقلیمی موجود (سمنوف، ۲۰۱۰) در پایگاه داده های نرم افزار LARS WG تحت نمایشنامه انتشار A1B برای دو دوره ی آتی میانی (۲۰۴۶-۲۰۶۵) و دور (۲۰۸۰-۲۰۹۹) را برای ۶ ایستگاه باران سنجی مندرج در جدول های (۳و۲) اجرا می کنیم، یعنی برای هر ایستگاه ۱۵ و دو دوره ی زمانی در نظر گرفته شده است. برای صحت سنجی نتایج

جدول ۱- تشبیه های اقلیمی مورد استفاده در مطالعه.

تشبیه	عرض جغرافیایی ^o	نمایشنامه های در دسترس		
		طول ^o جغرافیایی	دوره ی آتی میانه	دوره ی آتی دور
NCPCM	2.81	2.79	A1B, A2, B1	-
CNCM3	2.81	2.79	A1B, A2	A1B, A2
CSMK3	1.88	1.87	A1B, B1	A1B, B1
FGOALS	2.81	2.79	A1B, B1	A1B, B1
GFCM20	2.50	2.00	A1B, A2, B1	A1B, A2, B1
GIAOM	4.00	3.00	A1B, B1	A1B, B1
HADGEM	1.88	1.25	A1B, A2	-
INCM3	5.00	4.00	A1B, A2, B1	A1B, A2, B1
IPCM4	3.75	2.54	A1B, A2, B1	A1B, A2, B1
MIHR	1.13	1.12	A1B, B1	A1B, B1
MPEH5	1.88	1.87	A1B, A2, B1	A1B, A2, B1
NCCCSM	1.41	1.40	A1B, A2, B1	A1B, A2, B1
BCM2	2.81	2.79	A1B, B1	A1B, B1
CGMR	3.75	3.71	A1B	A1B
HADCM3	3.75	2.50	A1B, A2, B1	A1B, A2, B1

جدول ۲- مشخصات ایستگاه های مورد استفاده در مطالعه.

ایستگاه	رود	ارتفاع (m)	E(d-m-s)	N(d-mm-s)	وزن (%)
درودزن	کر	1661	50-33-00	36-03-00	19.0
چوبخله	چوبخله	2053	51-53-58	30-32-51	8.6
کمبر	کر	2377	51-52-41	30-27-00	9.2
عباس آباد	کر	1690	52-15-23	30-19-02	24.6
جمالیگ	شیرین	2010	51-57-13	30-36-30	19.0
چمریز	کر	1840	52-06-03	30-28-00	19.6

جدول ۳- میانگین ماهانه و سالانه و سال های آماری ایستگاه های حوضه درودزن به میلیمتر.

سالانه	دسامبر	نوامبر	اکتبر	سپتامبر	اوت	جولای	ژوین	می	اپریل	مارچ	فوریه	ژانویه	ایستگاه
1007.54	168.33	132.92	12.63	1.96	0.83	1.63	0.50	17.88	110.08	191.58	175.33	193.88	کمبر
526.57	112.35	41.00	6.36	0.05	0.57	0.59	0.71	18.28	57.71	93.04	88.81	107.11	جمالیگ
516.74	109.81	34.73	3.88	0.04	0.41	1.11	0.42	5.76	40.09	82.29	107.27	130.94	درودزن
859.29	172.75	70.24	10.86	0.50	1.20	1.83	1.80	29.38	103.00	153.88	152.76	161.08	چوخله
419.92	75.54	59.46	3.04	0.00	0.21	0.83	0.00	8.13	35.92	73.00	66.75	97.04	چمریز
424.98	74.65	61.54	3.04	0.00	0.85	0.08	0.08	6.77	35.46	69.19	76.34	96.97	عباس آباد
551.47	105.7	59.43	5.38	0.2	0.6	0.8	0.4	12	53.3	95.46	98.35	119.8	میانگین

ساعات آفتابی برای دو دوره ی آتی شده است. در ادامه، برای مثال، نتایج صحت سنجی تشبیه LARS WG در خصوص ایستگاه درودزن در جدول های (۴ تا ۷) آمده است:

قابل ذکر است که آزمون t برای مقایسه ی میانگین دو گروه داده به کار می رود. در صورتی که مقدار P Value بزرگتر از ۰.۰۵ باشد، دو گروه داده دارای اختلاف معناداری از نظر میانگین نیستند (سمنوف، ۲۰۰۲).

جدول ۴- مقایسه بارش میانگین ماهانه مشاهداتی و تولیدی نرم افزار LARS WG برای ایستگاه درودزن.

شرح	ژانویه	فوریه	مارچ	اپریل	می	ژوین	جولای	اوت	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
بارش مشاهداتی (mm)	112	94.72	75.1	39.95	6.25	0.32	0.74	0.26	0.09	5.45	46.4	87.06
بارش تولیدی (mm)	128	97.66	85.5	38.35	6.52	0.31	1.6	0.24	0.38	6.29	39.8	84.17
آزمون t	-0.9	-0.183	-0.8	0.198	-0.1	0.043	-0.98	0.098	-1.61	-0.378	0.499	0.17
P Value	0.37	0.855	0.43	0.844	0.921	0.966	0.33	0.922	0.113	0.707	0.62	0.866
ارزیابی	خوب	عالی	خوب	عالی	عالی	عالی	خوب	عالی	خوب	خیلی خوب	خیلی خوب	عالی

جدول ۵- نتایج آزمون F مقایسه انحراف معیار داده های مشاهداتی و شبیه سازی ایستگاه درودزن.

شرح	ژانویه	فوریه	مارچ	اپریل	می	ژوین	جولای	اوت	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
sd_obs	69.28	69.31	51.91	35.02	10.96	0.88	2.63	1.13	0.36	9.19	51.72	81.80
sd_gen	76.48	61.91	53.82	31.34	11.28	1.00	4.07	0.89	0.93	8.94	55.12	58.97
f test	1.22	1.25	1.08	1.25	1.06	1.29	2.39	1.64	6.62	1.06	1.14	1.92
P Value	0.60	0.51	0.86	0.52	0.89	0.49	0.02	0.16	0.00	0.86	0.74	0.06
ارزیابی	خوب	خوب	عالی	خوب	عالی	خوب	ضعیف	خوب	ضعیف	عالی	خوب	خوب

جدول ۶- نتایج آزمون k-s مقایسه هم قواری دو گروه زمانی داده های بارش مشاهداتی و شبیه سازی ایستگاه درودزن.

فصل	خشک/تر	N	K-S	P Value	ارزیابی
DJF	تر	12	0.34	0.1097	برازش خوب
DJF	خشک	12	0.052	1	برازش عالی
MAM	تر	12	0.081	1	برازش عالی
MAM	خشک	12	0.188	0.7665	برازش خوب خیلی
JJA	تر	12	0	1	برازش عالی
JJA	خشک	12	0.174	0.8416	برازش خوب خیلی
SON	تر	12	0.287	0.2522	برازش خوب
SON	خشک	12	0.171	0.8563	برازش خوب خیلی

جدول ۷- نتایج آزمون K-S برای بارش روزانه.

ارزیابی	P Value	K-S	N	ماه
برازش عالی	1	0.037	12	ژانویه
برازش عالی	1	0.055	12	فوریه
برازش عالی	1	0.059	12	مارچ
برازش عالی	0.9975	0.112	12	اپریل
برازش عالی	0.9685	0.139	12	می
برازش خوب خیلی	0.8416	0.174	12	ژوئن
برازش خوب	0.0955	0.348	12	جولای
برازش ضعیف	0.0002	0.609	12	اوت
برازش ضعیف	0.0173	0.435	12	سپتامبر
برازش خوب	0.4809	0.237	12	اکتبر
برازش عالی	1	0.044	12	نوامبر
برازش عالی	1	0.053	12	دسامبر

[validation approach]. رویکرد مقدار های حدی (حداکثر / حداقل) بهترین راه برای برنامه ریزی در گستره ی وسیعی از ملاحظات است، این رویکرد، طرح را برای حداکثر تغییر و همچنین طرح ریزی برای حداقل تغییر را در بر می گیرد. رویکرد گروهی می گوید که بهتر است که برای تغییر تحت میانگین تمام تشبیه ها برنامه ریزی شود. این رویکرد از یک میانگین یا میانه ی تمام تشبیه ها (یا تشبیه های بسیاری) برای کاهش عدم اطمینان استفاده می کند. تشبیه فردی رویکرد اعتبارسنجی نشان می دهد که تشبیه هایی که به لحاظ تاریخی مناسب هستند، برای مشاهده های آب و هوایی باید برای برنامه ریزی شوند. این مشاهده های بیش از سی ساله از یک مجموعه ی داده جهانی تاریخی را (به عنوان مثال، مرکز ملی پیش بینی محیطی (NCEP¹)) با همه تشبیه ها مقایسه می کند تا ببیند با کدام انطباق بیشتری دارد. پس از آن، تنها از چهار یا پنج تشبیه با بهترین تطابق، استفاده می شود. در این تحقیق از رویکرد دوم استفاده شده است (کومرو همکاران، ۲۰۰۷؛ سمنوف، ۲۰۰۲ و ۲۰۱۰).

برای تولید تشبیه رویکرد گروهی به صورت زیر اقدام می شود. ابتدا مقدار های ستون ۲ تا ۷ پرونده نمایشنامه هر کدام از ۱۵ تشبیه استخراج شده، و پس از استخراج مقدار های فوق برای کلیه ی ۱۵ تشبیه اقلیمی، میانگین آنها حساب شده و به عنوان یک پرونده نمایشنامه اقلیمی با عنوان گروهی به نرم افزار LARS WG معرفی و

همان طور که در جدول (۶) مشخص است، نرم افزار به خوبی طول دوره های تر و خشک را برای فصل های مختلف شبیه سازی کرده، و در نتیجه، دو گروه داده مشاهداتی و شبیه سازی شده برای دوره ی پایه دارای توزیع احتمالاتی تقریباً یکسانی هستند.

لازم به ذکر است که آزمونهای t و F و K-S در باره ی بارش، Tmin (دمای حداقل روزانه) و Tmax (دمای حداکثر روزانه) کلیه ایستگاه ها نیز انجام شده و پس از اطمینان از دقت تشبیه، اقدام به تولید گروه زمانی بارش، دمای حداقل و حداکثر روزانه برای دو دوره ی آبی، شده است. پس از مقایسه نتایج حاصل از ۱۵ تشبیه مختلف، مشخص شد که اختلافاتی بین نتایج آنها وجود دارند، این موضوع، به خاطر وجود عدم قطعیت های مختلف نظیر عدم قطعیت در نمایشنامه های انتشار، ابعاد متفاوت سلول های تشبیه ها ی مختلف، شرایط مرزی و نحوه ی حل معادلات حاکم به وسیله ی هر تشبیه اقلیمی و خطاهای موجود در شبیه سازی و تولید داده نرم افزار است، بنابراین انتخاب گسترده ای از تشبیه های آب و هوایی موجود برای ارائه پیش بینی های آینده وجود دارد. به منظور محدود کردن پیش بینی ها به تعداد انگشت شماری از تشبیه هایی که می توانند در مطالعه های تاثیر تغییرات آب و هوایی استفاده می شود، سه رویکرد در نظر گرفته می شوند. رویکرد مقدار های حدی (حداکثر / حداقل) از بین همه تشبیه ها و نمایشنامه ها، رویکرد میانگین یا گروهی [ensemble approach] و رویکرد اعتبار سنجی

¹ National Center Environment Prediction

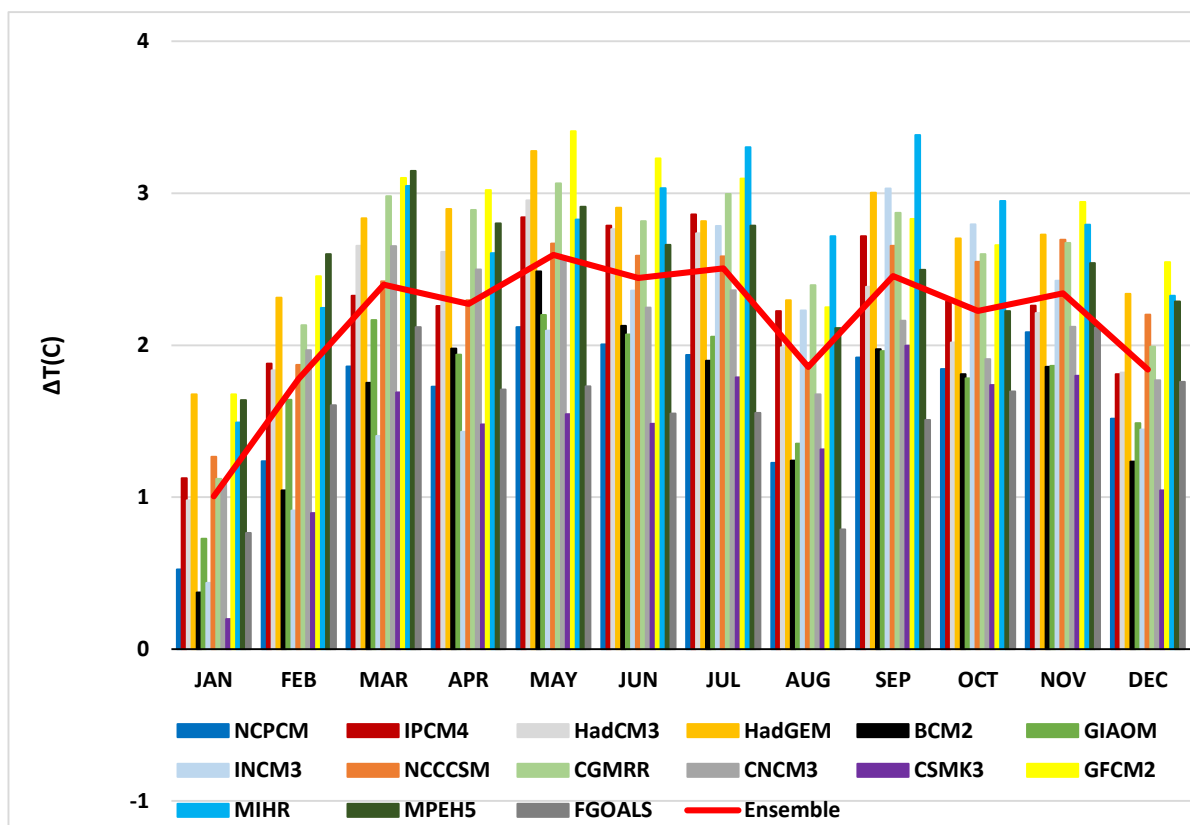
حداقل و حداکثر و بارش روزانه تحت ۱۵ تشبیه (شامل ۱۵ تشبیه CMIP3 و تشبیه رویکرد گروهی، برای دو دوره ی آتی درج شده اند (شکل های ۲ تا ۷).

۲-۲ نتایج ریزمقیاس نمایی بارش و دماهای آتی

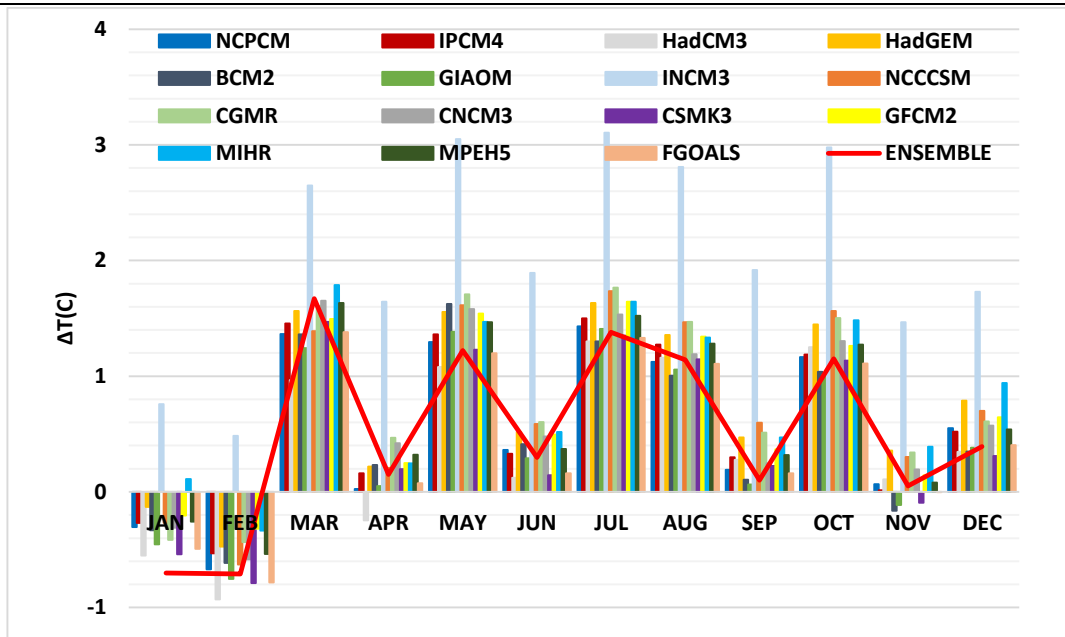
شکل (۲) نشان می دهد که بیشترین افزایش میانگین ماهانه دمای حداقل روزانه (Tmin) برای دوره ی آتی میانی تحت نمایشنامه A1B، مربوط به ترتیب مربوط به می با ۳/۴۱ درجه ی سانتیگراد تحت تشبیه GFCM2، و کمترین افزایش دما مربوط به ژوئن و تشبیه CSMK3 و برابر ۰/۲ است. آنچه واضح است این است که تقریباً همه ی تشبیه ها تحت هر سه نمایشنامه برای دوره ی میانی افزایش دما را پیش بینی می کنند.

اقدام به تولید نمایشنامه برای دوره ی آتی تحت آن نمایشنامه انتشار، می شود. مقدار های ستونهای ۲ تا ۷ عبارتند از: ستون ۲: تغییرات نسبی در میانگین بارش ماهانه هر ماه نسبت به دوره ی مشاهداتی، ستون ۳: تغییرات نسبی در طول دوره های تر هر ماه نسبت به دوره ی مشاهداتی آن، ستون ۴: تغییرات نسبی در طول دوره ی خشک هر ماه نسبت به دوره ی مشاهداتی آن، ستون ۵: تغییرات مطلق در میانگین روزانه دمای حداقل هر ماه نسبت به دوره ی مشاهداتی آن، ستون ۶: تغییرات مطلق در میانگین روزانه دمای حداکثر هر ماه نسبت به دوره ی مشاهداتی آن، ستون ۷: تغییرات نسبی در میزان تشعشع های آفتابی هر ماه نسبت به دوره ی مشاهداتی آن.

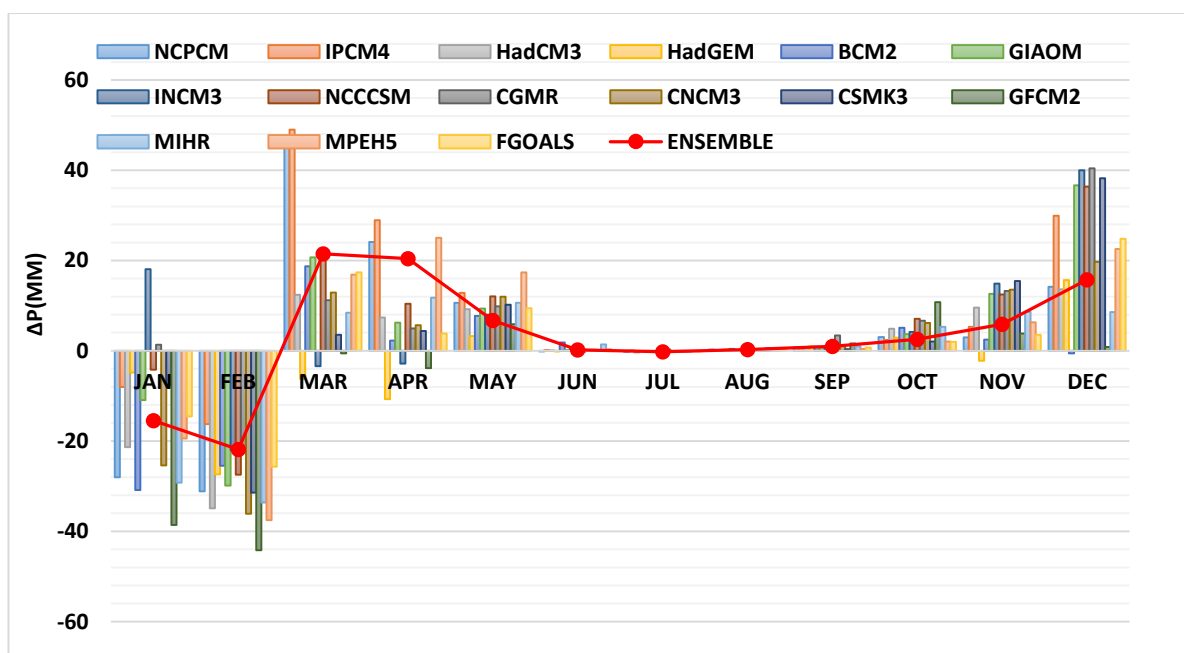
بنابراین یک تشبیه اقلیمی گروهی نیز به ۱۵ تشبیه قبلی اضافه خواهد شد. در ادامه شکل تغییرات دماهای



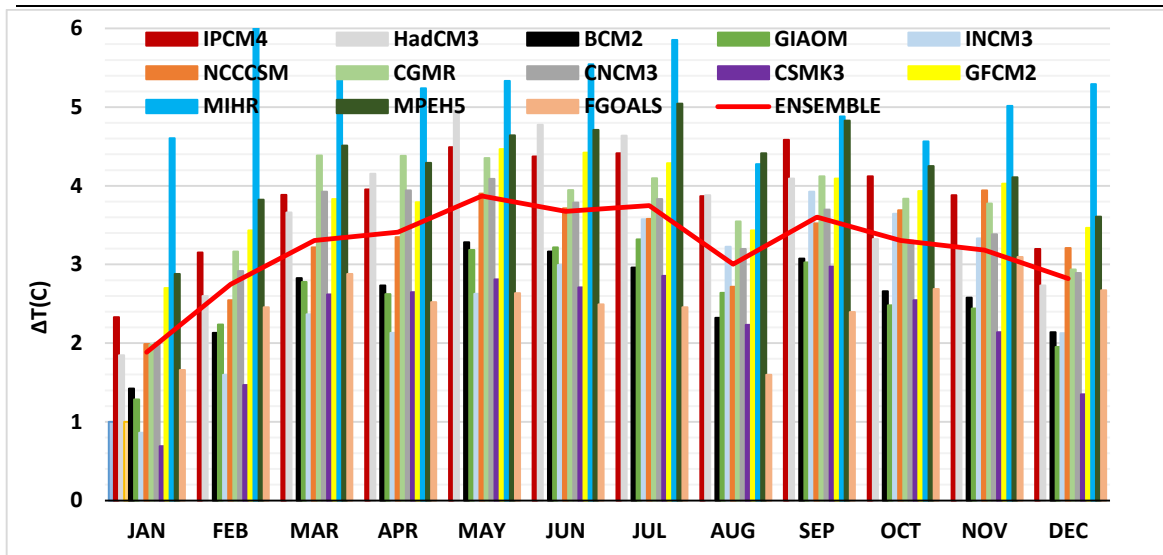
شکل ۲- تغییرات Tmin تحت تشبیه های مختلف GCM، رویکرد تشبیه گروهی نسبت به مقدار مشاهداتی برای دوره ی آتی میانی تحت نمایشنامه A1B.



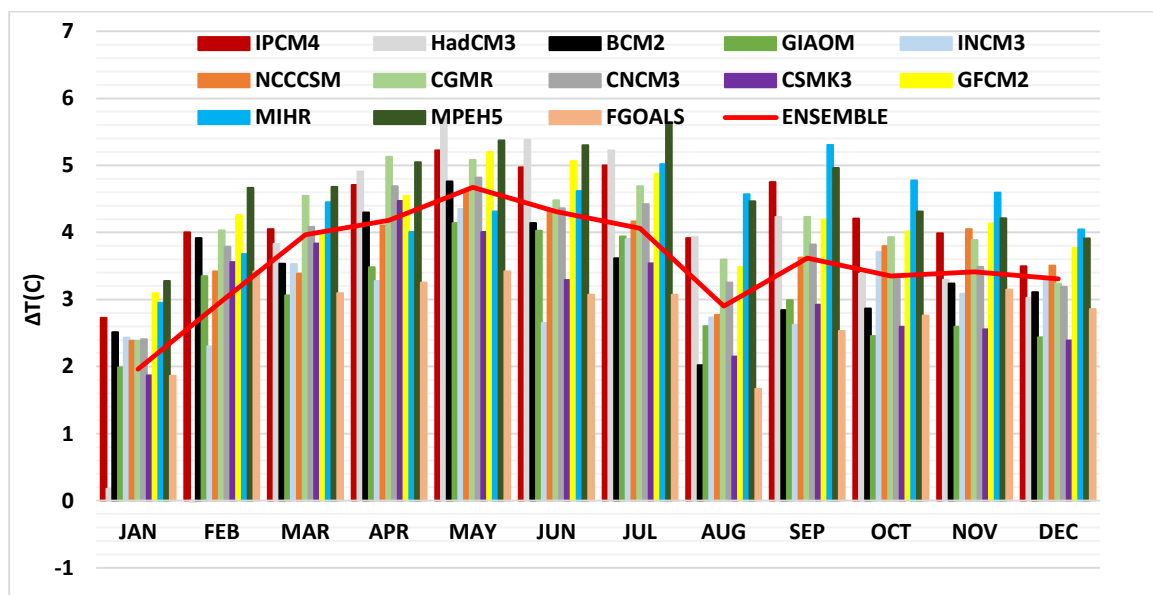
شکل ۳- تغییرات Tmax تحت تشبیه های مختلف GCM، رویکرد تشبیه ENSEMBLE نسبت به مقدار مشاهداتی برای دوره ی آتی میانی تحت نمایشنامه A1B.



شکل ۴- تغییرات بارش ماهانه، تحت تشبیه های مختلف GCM، رویکرد تشبیه گروهی نسبت به مقدار مشاهداتی برای دوره ی آتی میانی تحت نمایشنامه A1B.



شکل ۵- تغییرات Tmin تحت تشبیه های مختلف GCM، رویکرد تشبیه گروهی نسبت به مقدار مشاهداتی برای دوره ی دور تحت نمایشنامه AIB.



شکل ۶- تغییرات Tmax تحت تشبیه های مختلف GCM، رویکرد تشبیه گروهی نسبت به مقدار مشاهدات برای دوره ی آتی دور تحت نمایشنامه AIB.

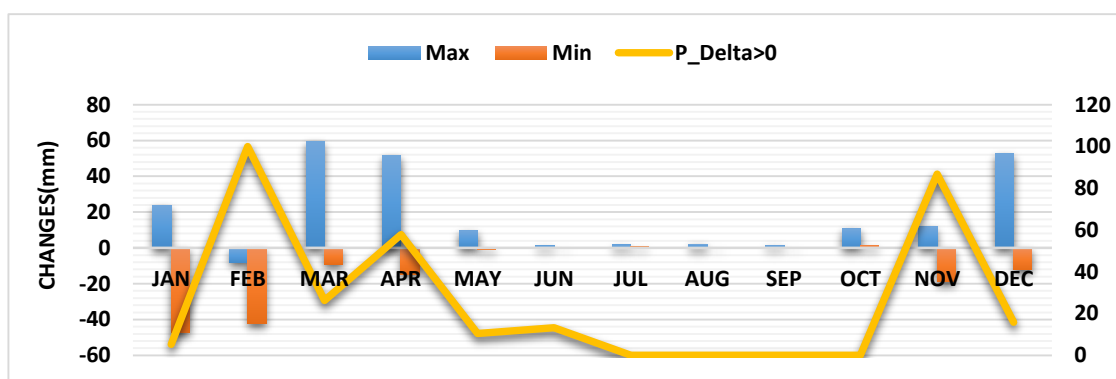
که الگوی بارش درون سالی نیز در دوره ی آتی میانی تغییر می کند. بیشترین افزایش بارش ماهانه تحت تشبیه IPCM4 و مارچ و به میزان ۴۹/۳ میلیمتر و کمترین کاهش بارش مربوط به فوریه و تشبیه GFCM2 به میزان ۴۴ میلی متر است. بیشترین افزایش Tmin برای دوره ی آتی دور مربوط به می تحت تشبیه GFCM2 و به میزان ۳/۴۱ و کمترین مربوط به فوریه و تحت GFCM2 به میزان ۱/۶۸ درجه ی سانتیگراد است. آنچه مشخص

تقریباً همه ی تشبیه ها تحت هر سه نمایشنامه برای دوره ی میانی افزایش دما را پیش بینی می کنند. شکل (۳) نشان می دهد که بیشترین افزایش میانگین ماهانه دمای حداکثر روزانه (Tmax) برای دوره ی آتی میانی مربوط به جولای و تشبیه اقلیمی INCM3 و به میزان ۳/۱۱ و کمترین افزایش دما نیز مربوط به فوریه و تحت تشبیه اقلیمی HadCM3 و به میزان ۰/۹۳- درجه ی سانتی گراد است. شکل (۴) نیز نشان می دهد

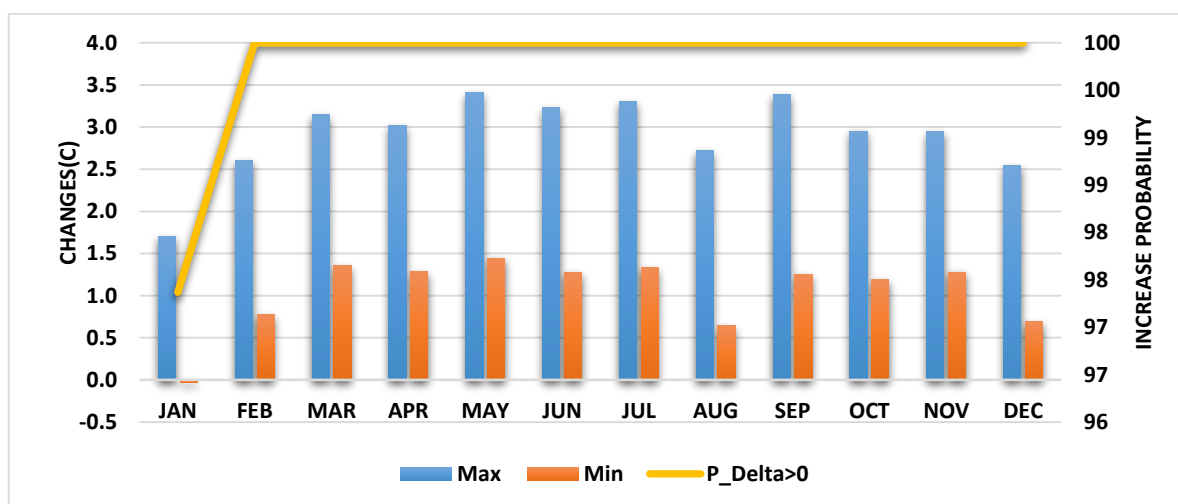
های آتی، نسبت به مقدار مشاهداتی است. الگوی تغییرات درون سالی بارش دوره ی آتی دور نیز همانند دوره ی قبل است. شایان ذکر است، کلیه ی رخداد های فوق تحت نمایشنامه های A2 و B1 نیز انجام شده، و خلاصه نتایج تحقیق تحت هر سه نمایشنامه در شکل های (۲ تا ۷) آمده اند.

در ادامه محدوده ی تغییرات دما و بارش هر ماه در دوره ی آتی میانی، تحت کلیه تشبیه ها ی در دسترس و سه نمایشنامه انتشار (۳۵ حالت) و همچنین میزان احتمال افزایش هر کدام از آنها نسبت به مقدار مشاهداتی آورده شده اند (شکل های ۸ تا ۱۰).

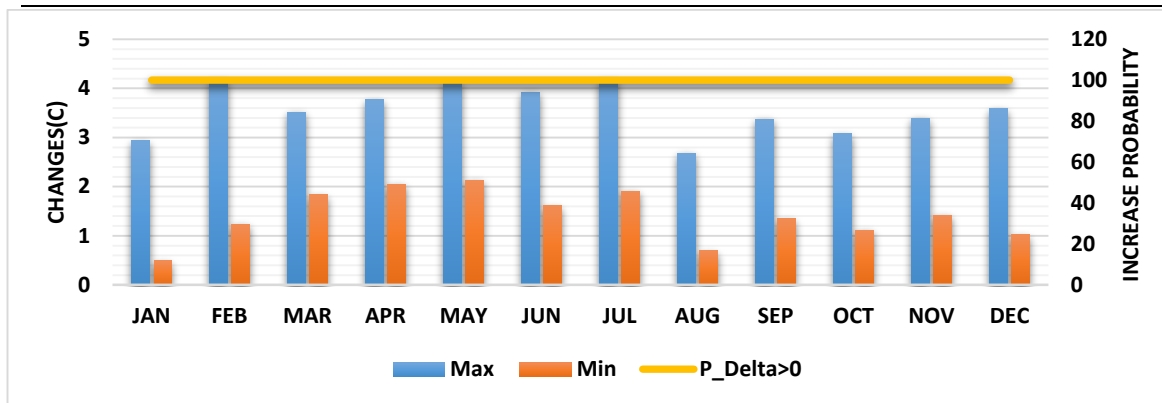
است با قطعیت ۱۰۰ درصد افزایش دمای حداقل روزانه تحت همه تشبیه ها قابل پیش بینی است (شکل ۵). شکل (۶) نشان می دهد که بیشترین تغییرات Tmax برای دوره ی آتی دور حداقل و حداکثر به ترتیب برابر ۰/۴۷- و ۵/۶۴ درجه ی سانتیگراد و فوریه تحت تشبیه HadCM3 و جولای تحت تشبیه MPEH5 است. در این دوره، بیشترین افزایش بارش ماهانه به میزان ۷۹/۲ میلیمتر مربوط به دسامبر و تحت تشبیه اقلیمی IPCM4 و بیشترین کاهش مربوط به فوریه و به میزان ۴۸/۳۹ میلیمتر و تحت تشبیه GFCM2 است. در شکل های فوق ΔT و ΔP به ترتیب تغییرات میانگین ماهانه ی دمای روزانه (حداکثر و حداقل) در و احد سانتیگراد و بارش ماهانه در واحد میلیمتر دوره



شکل ۸- محدوده ی تغییرات بارش ماهانه دوره ی آتی میانی تحت کلیه تشبیه ها و سه نمایشنامه انتشار و میزان احتمال (افزایش).



شکل ۹- محدوده ی تغییرات میانگین ماهانه دمای حداقل روزانه دوره ی میانی تحت کلیه تشبیه ها و سه نمایشنامه انتشار و میزان احتمال (افزایش).



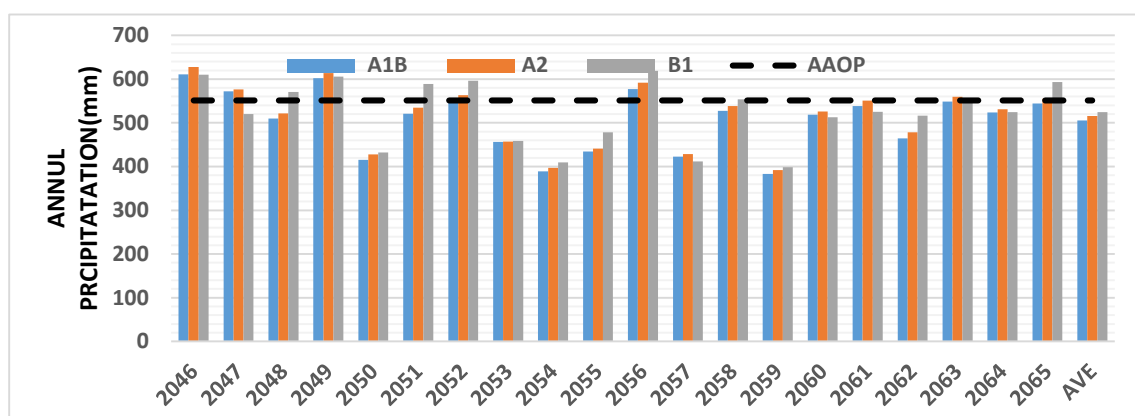
شکل ۱۰- محدوده ی تغییرات میانگین ماهانه دمای حداکثر روزانه دوره ی میانی تحت کلیه تشبیه ها و سه نمایشنامه انتشار و میزان احتمال (افزایش).

نشان می دهد (شکل های ۱۱ و ۱۲). بر اساس شکل (۱۳) بیشترین کاهش مربوط به دوره ی آتی دور و تحت نمایشنامه B1 و به میزان ۱۰۱٫۲ میلیمتر است.

۲-۳ تعیین بده آتی آبیگر سد درودزن

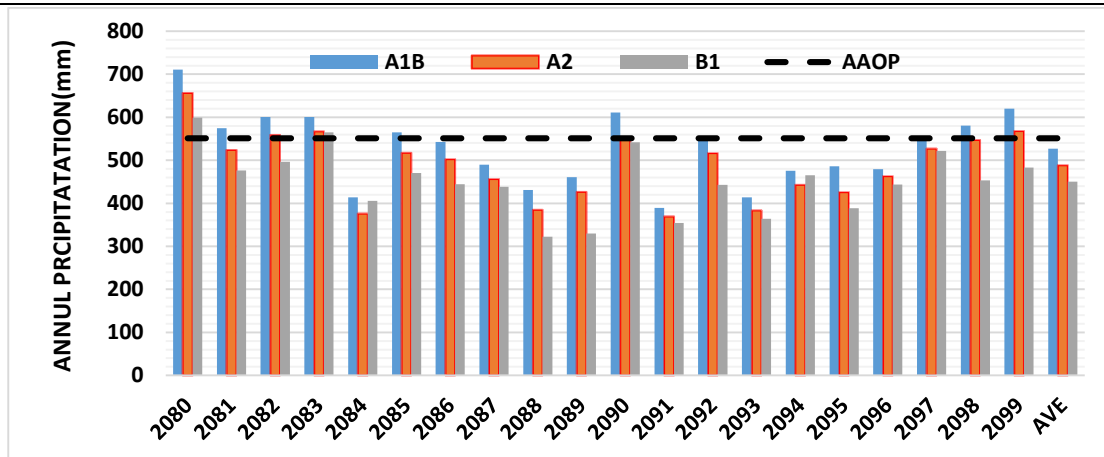
به منظور تعیین بده (رواناب) ورودی به آبیگر سد طی دو دوره ی آتی لازم است رابطه بارش-رواناب^۱ تشبیه گردد، که برای تشبیه سازی آن از شبکه ی عصبی مصنوعی استفاده شده است. پس از تعیین بارش و دمای دوره های آتی حوضه براساس تشبیه ها و نمایشنامه های مختلف، از آنجا که دامنه ی تغییرات آنها براساس کلیه ی

با توجه به اینکه در ماه های ابتدایی سال های آتی با کاهش بارندگی و در ماه های انتهایی با افزایش بارندگی ماهانه نسبت به مقدار مشاهداتی مواجه گردیدیم، اقدام به رسم شکل های مقایسه ی بارش سالانه آتی و میانگین مشاهداتی شده است. نتایج حاکی از کاهش بارش اکثر سال های هر دوره ی آتی نسبت به مقدار میانگین مشاهداتی سالانه دوره ی پایه دارند. در ضمن طبق شکل (۱۱) میانگین بارش سالانه هر دوره ی نیز نسبت به مقدار میانگین سالانه بارش مشاهداتی (AAOP)، کاهش نشان می دهد. در این شکلها (AVE) میانگین بارش سالانه ی هر دوره ی است. همچنین میانگین سالانه ی بارش هر دو دوره ی آتی نسبت به مقدار مشاهداتی کاهش

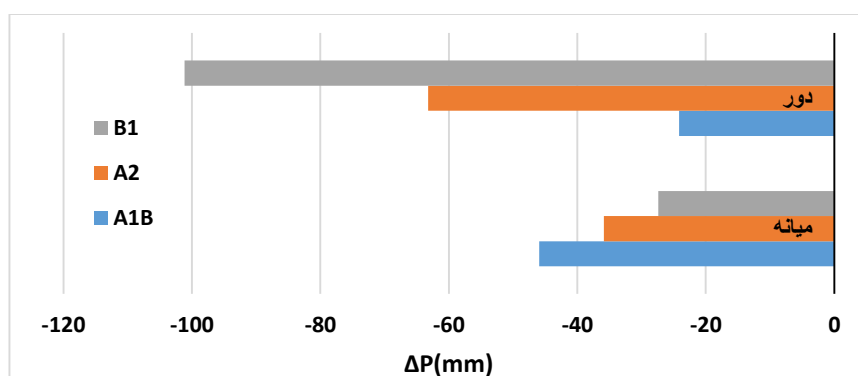


شکل ۱۱- تغییرات میانگین بارش سالانه دو دوره ی آتی دور تحت تشبیه اقلیمی گروهی و سه نمایشنامه انتشار نسبت به مقدار مشاهداتی- (A) دوره ی آتی میانی- (B) دوره ی آتی میانی.

¹ Rainfall-Ruoff



شکل ۱۲- تغییرات میانگین بارش سالانه دو دوره ی آتی دور تحت تشبیه اقلیمی گروهی و سه نمایشنامه انتشار نسبت به مقدار مشاهداتی- (A) دوره ی آتی میانی- (B) دوره ی آتی دور.



شکل ۱۳- مقایسه میانگین سالانه مشاهداتی و دو دوره ی آتی تحت سه نمایشنامه انتشار.

از داده ها به صورت روزانه استفاده شد و سپس از داده های ماهانه استفاده گردید. به دلیل اینکه داده های روزانه بارش، که یکی از مهمترین داده های ورودی تشبیه بارش-رواناب هستند، دارای از تعداد زیادی صفر برخوردارند، نسبت به تشبیه بارش-روانابی که از داده های ماهانه استفاده شد، دارای خطای بیشتری بودند. به عبارت دیگر رسیدن به یک تشبیه شبکه ی عصبی مناسب با استفاده از داده های روزانه، که بارش هم یکی از آنهاست، امری مشکل و کم احتمال است. ولی در مناطق پربارش، احتمالاً آموزش تشبیه بارش-رواناب روزانه به دلیل تعداد بالای داده های روزانه بارش غیر صفر، آسانتر است. در ادامه انواع شبکه های ی عصبی مورد بررسی شده و عملکرد آنها در جدول ۸ درج گردیده است.

تشبیه ها، زیاد بود، نتایج تشبیه گروهی (بارش و دما) برای شبیه سازی رواناب آتی استفاده شد. ابتدا با وارد نمودن ترکیب های مختلف گروه های زمانی بارش، دما و رواناب چند روز قبل، به عنوان ورودی و رواناب به عنوان خروجی، بهترین معماری و نوع شبکه ی عصبی که دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی بود مشخص گردید، سپس رواناب دوره های آتی ورودی به آبخیز تعیین شد.

به منظور تشبیه سازی رابطه ی بین بارش-رواناب حوضه به وسیله ی شبکه ی عصبی - مصنوعی، انواع شبکه های عصبی، الگوریتم های آموزشی، تعداد لایه های پنهان، نرون های موجود در لایه ی پنهان، تابع محرک و ... انتخاب و آزمون گردید و از بین آنها بهترین شبکه ی عصبی و معماری انتخاب شد. لازم به ذکر است که در ابتدا

جدول ۸- عملکرد انواع شبکه عصبی مختلف تشبیه بارش-رواناب ماهانه حوضه درودزن.

رودی	خروج ی	الگوریتم آموزش	معماری شبکه	تابع انتقال		درصد داده ها			RMSE		r	
				لایه ۱	لایه ۲	آموز ش	صحت سنجی	آزمو ن	آموز ش	صحت سنجی		آزمون
Tave,P,E	Q	CG	3-15-8-1	TAN H	LTAN H	65	15	25	0.15 0	0.230	38.66 0	0.71 9
P,E	Q	CG	2-4-4-1	TAN H	LTAN H	70	10	20	0.15 0	0.280	27.18 0	0.67 0
Tave,P,E	Q	CG	3-4-4-1	TAN H	LTAN H	65	15	25	0.15 0	0.320	19.13 0	0.84 0
Tave,P,E	Q	CG	3-4-4-1	TAN H	LTAN H	80	10	10	0.10 0	1.180	34.99 0	0.60 0
Tave,P,E	Q	CG	3-4-4-1	TAN H	LTAN H	65	15	25	0.12 0	0.650	35.69 0	0.58 6
Tave,P,E	Q	CG	3-4-4-1	TAN H	LTAN H	70	10	20	0.19 0	0.200	44.98 0	0.59 7
P,Tave	Q	CG	2-4-4-1	TAN H	LTAN H	70	10	20	0.15 0	0.280	34.18 0	0.61 0
P-3,P-2,P-1,P	Q	CG	4-4-4-1	TAN H	LTAN H	75	10	15	0.00 8	0.027	17.50 0	0.72 6
P-3,P-2,P-1,P	Q	CG	4-14-10-1	TAN H	LSIG	75	10	15	0.00 2	0.005	46.12 0	0.23 8
P-2,P-1,P	Q	CG	3-4-4-1	TAN H	LTAN H	75	10	15	0.01 8	0.023	54.23 0	0.53 0
P-1,P	Q	CG	2-4-4-1	TAN H	LTAN H	75	10	15	0.03 2	0.027	17.50 0	0.48 0
P-3,P-2,P-1,P	Q	CG	4-4-4-1	TAN H	LSIG	75	10	15	0.00 3	0.008	20.11 0	0.91 1

الگوریتم آموزشی CG عملکرد مناسب تری را در آموزش شبکه ی عصبی داشت.

شبکه ی عصبی GFF، یک شبکه ی عصبی مصنوعی است، که در آن اتصال میان واحدهای تشکیل دهنده آن یک چرخه را تشکیل نمی دهند. در واقع، این شبکه، متفاوت از شبکه های عصبی بازگشتی است. شبکه ی و LINEAR SIGMOID (LSIG) آزمون شدند و از آنها بهره وری گردید.

$$f(x) = LSIG(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x_i^{lin} < 0 \\ 1 & \text{if } x_i^{lin} > 1 \\ x_i^{lin} & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

$$f(x) = LTANH(x) = \begin{cases} -1 & \text{if } x_i^{lin} < -1 \\ 1 & \text{if } x_i^{lin} > 1 \\ x_i^{lin} & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

$$f(x) = TANH(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

در جدول (۸) نوع شبکه ی عصبی GFF^1 ، انتخاب شده است. چون با بررسی چندین شبکه ی عصبی همچون RBF^2 ، MLP^3 و ... این شبکه ی عصبی بهترین عملکرد را نشان داد. از میان الگوریتم های آموزشی $L-M^4$ و CG^5 (ونگ و همکاران، ۲۰۱۱ و ۲۰۱۸) نیز

عصبی پیشخور اولین و ساده ترین نوع شبکه ی عصبی مصنوعی است. در این شبکه اطلاعات تنها از یک مسیر حرکت می کند که جهت آن رو به جلو می باشد. در واقع اطلاعات با شروع از گره (نورون) های ورودی و گذر از لایه های پنهان (در صورت وجود) به سمت گره های خروجی می روند. همان طور که گفته شد در این شبکه حلقه یا دوری وجود ندارد (ونگ و همکاران، ۲۰۱۱ و ۲۰۱۸). توابع انتقال نیز TANGENT HYPERBOLIC (TANH)، LINEAR TANGENT HYPERBOLIC (LTANH)

³ radial basis function

⁴ levenberg marquardt

⁵ conjugate gradient

¹ generalized feed forward

² multiplayer perceptron

در شکل (۱۴) نشان داده شده، که حاکی از دقت کافی آن است.

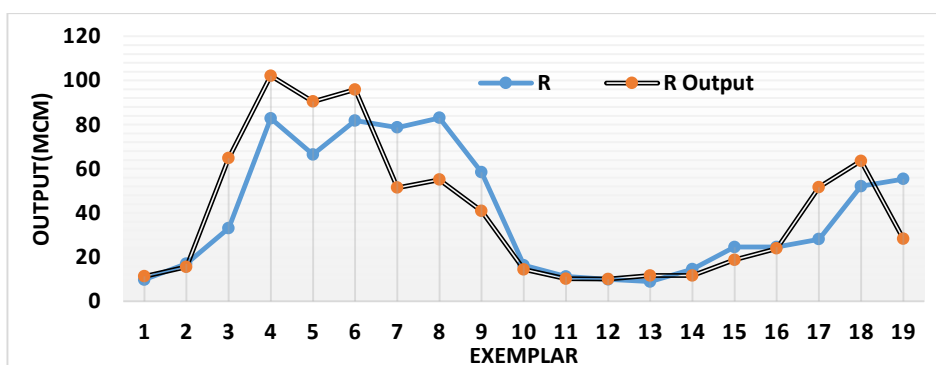
در شکل اشاره شده، R رواناب مشاهداتی و R Output رواناب شبیه سازی شده به وسیله ی شبکه ی عصبی است. پس از تعیین شبکه ی عصبی مناسب، اقدام به تولید داده های رواناب برای دو دوره ی آتی شد. از خروجی تشبیه گروهی تحت سه نمایشنامه انتشار (بارش ماهانه)، به عنوان ورودی شبکه ی عصبی استفاده شد. شکل رواناب دو دوره ی آتی تحت تشبیه اقلیمی گروهی و سه نمایشنامه ی انتشار در ادامه درج شده اند (شکل های ۱۵ و ۱۶): در دو شکل اخیر R_OBS_MIN و R_OBS_AVE حداقل و میانگین رواناب ۲۸ ساله ورودی به آبگیر سد است. همان طور که مشاهده می شود در تقریباً در همه ی طول هر دو دوره، کاهش رواناب ورودی به پشت سد مشاهده می شود. که این امر، نتایج غیر قابل اغمازی بر محیط زیست و منابع آبی منطقه داشته و مستلزم برنامه ریزی جامع برای تطبیق و مقابله با چالش های ناشی از آن است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (O_i - S_i)^2}{n}} \quad (۴)$$

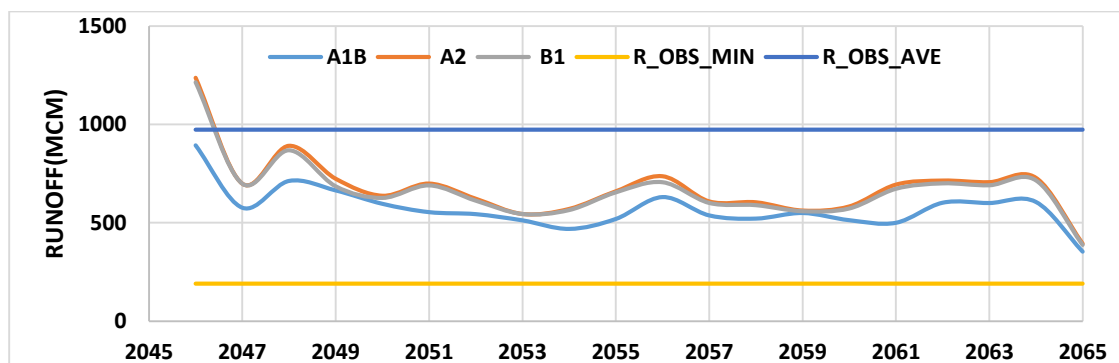
$$\frac{\sum_i^n (O_i - \bar{O}) \sum_i^n (S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_i^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_i^n (S_i - \bar{S})^2}} \quad (۵)$$

$x_i^{lin} = \beta x_i$ is the scaled and offset activity inherited from the LinearAxon.

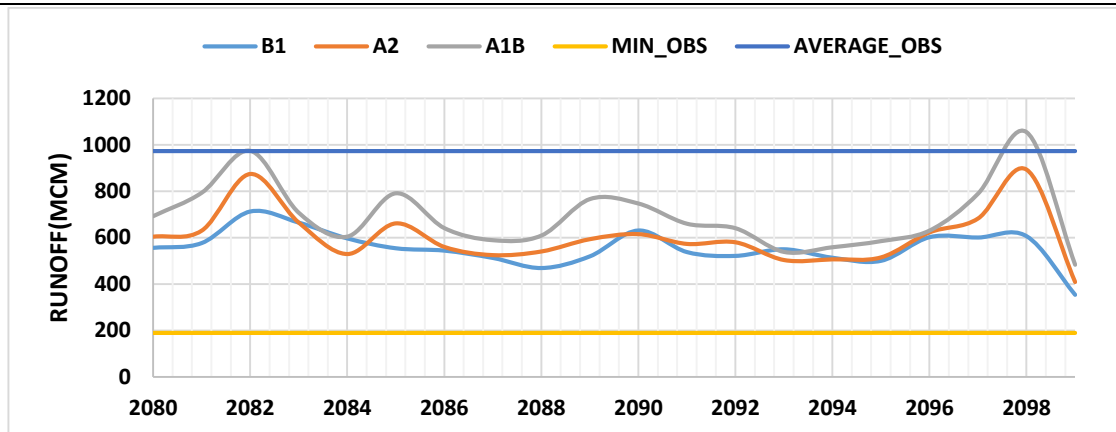
که در آنها O داده مشاهداتی و S داده شبیه سازی شده \bar{O} و \bar{S} میانگین آنها و n تعداد کل داده ها هستند. شایان گفتن است که از آنجا که در مرحله های آموزش و صحت سنجی از داده های بهنجار شده (normalized) استفاده می گردد. مقدار های RMSE کمتر از ۱ بوده ولی در مرحله ی آزمون داده ها بهنجار نبوده و بنابراین لزومی به اینکه مقدار RMSE کمتر از یک باشد، نیست. عملکرد شبکه ی عصبی منتخب در مرحله آزمون



شکل ۱۴- رواناب مشاهداتی-شبیه سازی ماهانه سد درودزن در مرحله آزمون شبکه ی عصبی.



شکل ۱۵- حداقل و میانگین رواناب مشاهداتی و دوره ی آتی میانی تحت تشبیه گروهی و سه نمایشنامه انتشار.



شکل ۱۶- حداقل و میانگین رواناب مشاهداتی و دوره ی آبی دور تحت تشبیه گروهی و سه نمایشنامه انتشار.

۳- بحث و نتیجه گیری

و ایجاد کانوهای ریزگردها، می بایست برنامه ریزهای بلندمدت مدیریتی برای مقابله و تطبیق با این چالشها، مد نظر قرار گیرند. با وجود تعدد تشبیه ها و دامنه ی مختلف تغییرات فراسنج های هواشناسی در هر دو دوره ی آبی، برای کاهش میزان عدم قطعیت مقدار های خروجی و کاهش تعداد تشبیه ها جهت برنامه ریزی ساده تر، رویکرد میانگین گروهی چند تشبیهی (multi-model ensemble mean) در پیش گرفته شد. پرونده نمایشنامه این تشبیه گروهی با میانگین گیری از فراسنج های پرونده های نمایشنامه ۱۵ تشبیه GCM ایجاد گردید، و تحت این تشبیه نیز، تحت هر سه نمایشنامه ی انتشار و برای هر دو دوره ی آبی، فراسنج های هواشناسی شبیه سازی گردیدند. از خروجی تشبیه گروهی به عنوان ورودی، جهت ایجاد تشبیه بارش رواناب با استفاده از شبکه ی عصبی استفاده شد. نتایج حاصل نشان دادند که شبکه ی عصبی GFF با الگوریتم آموزشی CG و معماری ۴-۴-۱ بهترین عملکرد را دارد. پس از آن، رواناب دو دوره ی آبی تحت تشبیه مذکور و سه نمایشنامه انتشار اصلی تشبیه سازی گردید. نتایج نشان دادند که الگوی تغییرات درون سالی و برون سالی رواناب با الگوی تغییرات بارش همخوانی داشته و حاکی از کاهش آن نسبت به مقدار میانگین بلند مدت سالانه مشاهداتی است.

منابع:

۱) بحری، م.، م. دستورانی، و م. گودرزی، بررسی خشکسالی های دهه ۲۰۳۰-۲۰۱۱ تحت اثر تغییر اقلیم،

از ۱۵ تشبیه اقلیمی گروه CMIP3 موجود در پایگاه داده های تشبیه LARS WG تحت سه نمایشنامه انتشار اصلی گازهای گلخانه ای A1B, A2, B1 برای ریزمقیاس نمایی خروجی از تشبیه ها ی GCM و ارزیابی تاثیر تغییرات اقلیمی بر فراسنج های هواشناسی و آب شناسی حوضه ی سد درودزن برای دو دوره ی آبی استفاده شد. از آمار ۶ ایستگاه هواشناسی مشاهداتی به عنوان ورودی تشبیه ها ی اقلیمی استفاده گردید. پس از ارزیابی دقت تشبیه در باره ی هر کدام از ایستگاه ها، اقدام به شبیه سازی بارش و دمای دو دوره ی آبی شد. با توجه به وجود عدم قطعیت های مختلف تشبیه ها ی GCM و نمایشنامه های انتشار، داده های مشاهداتی، دقت متفاوت هر کدام از تشبیه ها، روشهای حل معادلات حاکم و شرایط مرزی و سایر منابع عدم قطعیت، خروجی های متفاوتی از تشبیه ها به دست آمدند. ولی آنچه مشخص است تحت اکثر قریب به اتفاق تشبیه ها و نمایشنامه ها، افزایش دمای حداقل و حداکثر روزانه و کاهش بارش سالانه مشاهده گردید؛ در خصوص بارش، جا به جایی الگوی بارش درون سالی دیده شد، یعنی در ماه های ابتدایی کاهش بارش و در بعضی از ماه های دیگر افزایش بارش مشاهده شد، بدین خاطر، برای مقابله با آثار این پدیده بر مدیریت منابع آبی، و همچنین آثار زیست محیطی کاهش منابع آبهای سطحی و به تبع آن زیرزمینی و افزایش تبخیر ناشی از افزایش تبخیر - تعرق و خشک شدن دریاچه ها و تالاب ها

- 11) Mislan H, Hardwinarto S, Sumaryono MA. Rainfall monthly prediction based on artificial neural network: a case study in Tenggarong Station, East Kalimantan-Indonesia. *Procedia Computer Science*. 2015;59:142-51.
- 12) Patel, A.B. and G.S. Joshi, Modeling of Rainfall-Runoff Correlations Using Artificial Neural Network-A Case Study of Dharoi Watershed of a Sabarmati River Basin, India. *Civil Engineering Journal*, 2017. 3(2): p. 78-87
- 13) Semenov, M.A. and P. Stratonovitch, Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts. *Climate research*, 2010. 41(1):41 p. 1-14.
- 14) Semenov, M.A., E.M. Barrow, and A. Lars-Wg, A stochastic weather generator for use in climate impact studies. User Man Herts UK, 2002.
- 15) Solomon S, Manning M, Marquis M, Qin D. Climate change 2007-the physical science basis: Working group I contribution to the fourth assessment report of the IPCC. Cambridge university press; 2007 Sep 10.
- 16) Salajegheh, A., A. Fathabadi, and M. Mahdavi, Investigation on the efficiency of neuro-fuzzy method and statistical models in simulation of rainfall-runoff process. *Journal of Range and Watershed Management*, 2009. 62(1): p. 65-79.
- 17) Sinha, J., A Comparison of Network Types in Artificial Neural Network-Based Rainfall-Runoff Modelling. *International Journal of Applied Research on Information Technology and Computing*, 2011. 1(1): p. 41-50.
- 18) Solaimani, K., Rainfall-runoff prediction based on artificial neural network (a case study: Jarahi Watershed). *American-Eurasian J. Agric. & Environ. Sci*, 2009. 5(6): p. 856-865.
- 19) Wang, J., W. Wu, and J.M. Zurada, Deterministic convergence of conjugate gradient method for feedforward neural networks. *Neurocomputing*, 2011. 74(14): p. 2368-2376.
- 20) Wang J, Zhang B, Sun Z, Hao W, Sun Q. A novel conjugate gradient method with مطالعه موردی: حوزه حوضه اسکندری، استان اصفهان. *مهندسی و مدیریت حوضه*, ۲۰۱۵. ۷(۲): ۱۵۷-۱۷۱.
- 2) Al-Safi, H.I.J. and P.R. Sarukkalige, Assessment of future climate change impacts on hydrological behavior of Richmond River Catchment. *Water Science and Engineering*, 2017. 10(3): p. 197-208.
- 3) Asadi S, Shahrabi J, Abbaszadeh P, Tabanmehr S. A new hybrid artificial neural networks for rainfall-runoff process modeling. *Neurocomputing*. 2013 Dec 9;121:470-80.
- 4) Bishop, C. and C.M. Bishop, Neural networks for pattern recognition. 1995: Oxford university press.
- 5) Change, C., The Physical Science Basis. Summary for Policymakers. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Jelektronnyj resurs*] URL: <http://www.ipcc.ch>, 2007.
- 6) Comer, A., A. Fenech, and W. Gough, Selecting a global climate model for understanding future scenarios of climate change. *Linking climate models to policy and decision-making*, 2007: p. 133-145.
- 7) Farajzadeh, J., A.F. Fard, and S. Lotfi, Modeling of monthly rainfall and runoff of Urmia lake basin using “feed-forward neural network” and “time series analysis” model. *Water Resources and Industry*, 2014. 7: p. 38-48.
- 8) Kashani MH, Ghorbani MA, Dinpashoh Y, Shahmorad S. Integration of Volterra model with artificial neural networks for rainfall-runoff simulation in forested catchment of northern Iran. *Journal of Hydrology*. 2016 Sep 1;540:340-54.
- 9) Li Z, Huang G, Wang X, Han J, Fan Y. Impacts of future climate change on river discharge based on hydrological inference: A case study of the Grand River Watershed in Ontario, Canada. *Science of the Total Environment*. 2016 Apr 1;548:198-210.
- 10) Michie, M., Introduction, in *Working Cross-culturally*. 2014, Springer. p. 1-12.

- generalized Armijo search for efficient training of feedforward neural networks. *Neurocomputing*. 2018 Jan 31;275:308-16.
- 21) Wood AW, Leung LR, Sridhar V, Lettenmaier DP. Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. *Climatic change*. 2004 Jan 1;62(1-3):189-216.
- 22) Zarghami M, Abdi A, Babaeian I, Hassanzadeh Y, Kanani R. Impacts of climate change on runoffs in East Azerbaijan, Iran. *Global and Planetary Change*. 2011 Aug 1;78(3-4):137-46.