

بر آورد میزان تأثیر تغییر اقلیم بر بارش - رواناب حوضه‌ی آبخیز صوفی چای

مسعود غریب دوست^{۱*}، محمد علی قربانی^۲، ایمان فروزنده شهرکی^۳

چکیده

امروزه تأثیر پدیده‌ی گرم شدن جهانی و تغییر اقلیم، به خاطر افزایش گازهای گلخانه‌ای در نیوار، بر بسیاری از سامانه‌های طبیعی به اثبات رسیده است. تمامی شبیه‌های گردش عمومی نیوار (GCM) آینده‌ی گرمتری را برای کره‌ی زمین پیش‌بینی می‌کنند. وقوع چنین شرایطی می‌تواند فرایندهای آبشناسی، نظیر بارش و جریان رودها را، که یکی از اصلی‌ترین منابع تأمین کننده آب حوضه‌ها می‌باشد، تحت تأثیر قرار دهد. به دلیل تفکیک فضایی کم، یا ساده سازی برخی پدیده‌های خرد مقیاس در شبیه‌های گردش عمومی جو، این نرم افزارها نمی‌توانند تقریب درستی را از شرایط آب و هوایی منطقه‌ی مورد مطالعه ارائه دهند؛ لذا، بایستی خروجی آنها تا حد ایستگاه هواشناسی ریزمقیاس گردد. در این تحقیق داده‌های شبیه گردش عمومی جو HadCM3 با به کارگیری نرم افزار LARS-WG طبق دو نمایشنامه‌ی A2 و A1B، ریزمقیاس شده و فراسنجهای روزانه‌ی بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر حوضه‌ی آبخیز صوفی چای برای سه دوره‌ی ۲۰۱۱-۲۰۳۰، ۲۰۴۶-۲۰۶۵ و ۲۰۸۰-۲۰۹۹ تولید گردیدند. جهت ارزیابی تأثیر تغییر اقلیم بر رواناب حوضه، از شبیه‌های هوشمند شبکه‌ی عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده شده است. نتایج حاکی از افزایش مقطعی بارش در دوره‌ی ۲۰۱۱-۲۰۳۰، و کاهش آن در آینده‌های دورتر نسبت به اقلیم کنونی، افزایش تدریجی دمای حداقل و دمای حداکثر در هر سه دوره، و کاهش اندازه‌ی رواناب در آینده نسبت به حال حاضر می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: بارش-رواناب، حوضه‌ی صوفی چای، ریزمقیاس نمایی، شبیه LARS-WG، شبیه‌های هوشمند

^۱ مسعود غریب دوست، کارشناس ارشد مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

Gharibdoust.m@gmail.com

^۲ محمد علی قربانی، دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، m_ali_ghorbani@ymail.com

^۳ ایمان فروزنده شهرکی، کارشناس ارشد مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

imanfrozandeh@gmail.com

مقدمه

اقلیم سامانه ی پیچیده‌ای است که عمدتاً به دلیل افزایش گازهای گلخانه‌ای در حال تغییر می باشد. مهمترین اثر تغییر اقلیم تأثیرگذاری آن بر پدیده‌های حدی جوی و اقلیمی نظیر طوفان، سیل، تگرگ، خشکسالی، امواج گرمایی و سرماهای نابهنگام خواهد بود. معتبرترین ابزار جهت بررسی اثرات پدیده تغییر اقلیم بر سامانه‌های مختلف، استفاده از متغیرهای اقلیمی شبیه-سازی شده با کاربرد شبیه‌های گردش عمومی جفت شده ی جوی-اقیانوسی می‌باشد. این شبیه‌ها قادرند فراسنجهای جوی و اقیانوسی را برای یک دوره ی بلند مدت با استفاده از نمایشنامه های تأییدشده هیأت بین دولتی تغییر اقلیم (IPCC) شبیه‌سازی نمایند (میچل، ۲۰۰۳). اما ضعف عمده ی آنها قدرت تفکیک مکانی کم، و نیز ساده‌سازی‌هایی است که برای فرایندهای اقلیمی در نظر می‌گیرند (ویلی و همکاران، ۱۹۹۸). برای فائق آمدن به ضعف قدرت تفکیک پایین، لازم است که خروجی این شبیه‌ها قبل از استفاده در مطالعات ارزیابی اثرات تغییر اقلیم، ریزمقیاس شوند (جانسون و همکاران، ۱۹۹۶). ریزمقیاس نمایی را می توان با کاربرد دو روش پویایی و آماری انجام داد. در ریزمقیاس‌نمایی آماری می‌توان از روشهای متداول آماری مانند وایزی، و همچنین شبیه‌های مولد هواشناسی استفاده کرد. در روش ریزمقیاس نمایی پویایی معادلات حاکم بر بسته ی هوا در شبکه های ریزتری از شبکه شبیه گردش عمومی جو با استفاده از روشهای تحلیل عددی، از قبیل تفاضل محدود حل می‌شوند، که در صورت استفاده از این روش می توان به تقیصه ی دوم شبیه‌های گردش عمومی جو، یعنی ساده‌سازی فرایندهای جوی نیز فائق آمد (ویلی و هریس، ۲۰۰۶). در روشهای آماری می‌توان در عرض چند ثانیه، ریزمقیاس نمایی را برای یک پایگاه یا ایستگاه مشخص در چندین دهه انجام داد، در حالی که روشهای پویایی معمولاً با محدودیت زمانی مواجه می‌باشند؛ لذا، استفاده از روشهای آماری، خصوصاً در مواقعی که هزینه ی کمتر و ارزیابی سریعتر عوامل موثر بر تغییرات آب و هوایی مورد نیاز باشد، از مزیت و قابلیت بیشتری برخوردار است (عباسی و همکاران، ۱۳۸۹). امروزه استفاده از انواع شبیه‌های ریزمقیاس نمایی آماری مانند LARS-WG، SDSM، CLIMGEN و MET &

ROLL برای شبیه سازی رفتار اقلیم در نقاط مختلف جهان رایج می‌باشد. به جهت این که فراسنج رواناب جزء خروجی شبیه‌های گردش عمومی نیست، لذا می‌بایست از شبیه‌های هوشمند جهت برآورد آن استفاده نمود. در ارتباط با تغییر اقلیم و شبیه سازی بارش- رواناب مطالعات زیادی صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. عبدو و همکاران (۲۰۰۹) به ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر فراسنجهای دمای کمینه و بیشینه، و بارش با شبیه گردش عمومی HadCM3 پرداخته و برای ریزمقیاس نمایی از روشهای آماری تحت نمایشنامه های A2 و B2 استفاده کردند. سوویگنت و همکاران (۲۰۱۰) در تحقیقی به بررسی عملکرد شبیه ریزمقیاس نمایی آماری SDSM تحت نمایشنامه های A2 و B2 شبیه گردش عمومی جو HadCM3 در حوضه ی الکیو، شیلی، پرداخته و عملکرد این شبیه را قابل قبول گزارش کردند. هاشمی و همکاران (۲۰۱۰) توانایی هر دو برنامه ی SDSM و LARS-WG برای شبیه سازی بسامد بارشهای حداکثر حاصل از شرایط فعلی حوضه ی کلوتا را در جنوب نیوزیلند مورد ارزیابی قرارداده و به این نتیجه رسیدند که هر دو برنامه از توانایی قابل قبولی برای شبیه سازی اقلیم برخوردارند. اشرف و همکاران (۱۳۹۰) با به کار گیری شبیه LARS-WG داده های شبیه گردش عمومی جو HadCM3 طبق سه نمایشنامه ی A2، B1 و A1B ریزمقیاس نموده و تغییرات فصلی بارش، دمای کمینه و بیشینه ی استان خراسان رضوی را مورد بررسی قرار دادند. گون (۲۰۰۹) برای پیش بینی بده ی جریان روزانه ی رود شویل کیل در ایالات متحده از روشهای برنامه ریزی ژنتیک و شبکه ی عصبی مصنوعی استفاده کرد. وی نشان داد که هر دو روش نتایج قابل قبولی را دارند ولی برنامه ریزی ژنتیک از دقت بالاتری برخوردار است. کیشی و همکاران (۲۰۱۲) فرایند بارش - رواناب حوضه ی کوروکاواک واقع در شمال غرب ترکیه را با کمک سه روش شبکه ی عصبی مصنوعی، نروفازی و برنامه‌ریزی ژنتیک شبیه سازی و با روش وایزی خطی مورد مقایسه قرار دادند که نتایج آنها حاکی از برتری شبیه‌های هوشمند نسبت به وایزی خطی بودند. در این تحقیق خروجی شبیه گردش عمومی HadCM3 با استفاده از شبیه LARS-WG تحت نمایشنامه های

برطرف کردن محدودیتهای زنجیره‌ی مارکف است. هرچند که زنجیره‌ی مارکف یک روش مرسوم برای شبیه‌سازی پدیده بارش می‌باشد، ولی قادر نیست حداکثر طول دوره‌ی خشکسالی را شبیه‌سازی کند، در حالی که این فراسنج در ارزیابی محصولات کشاورزی بعضی مناطق دنیا از اهمیت قابل توجهی برخوردار است. در این شبیه‌ی وقوع بارش به صورت گروههای تر و خشک شبیه‌ی می‌شود، بطوری که گروه تر به روزهایی با بارش بیش از صفر میلی‌متر تعریف می‌شود و طول هر گروه به صورت تصادفی از طریق توزیع نیمه تجربی تر و خشک اختصاص یافته به آغاز هر ماه تعیین می‌گردد. برای روزهای تر، مقادیر بارش از طریق توزیع نیمه تجربی تعیین می‌شود که مربوط به بارشی می‌باشد که از طول گروههای تر یا بارش روزهای قبلی مستقل می‌باشد. دماهای کمینه و بیشینه‌ی روزانه به صورت فرایندهای تصادفی با میانگین و انحرافهای معیار روزانه، که وابسته به وضعیت تر یا خشک بودن روز مورد نظرند، شبیه‌سازی می‌شوند. گروه فوریه مرتبه‌ی سوم برای شبیه‌سازی میانگین و انحراف معیار دمای فصلی به کار می‌رود. مقادیر حاصل از تفاضل مقادیر میانگین از مقدار مشاهداتی در تحلیل خود همبستگی زمانی داده‌های کمینه و بیشینه مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به تغییر پذیری متغیر تابش خورشیدی در بازه‌های تر و خشک، از توزیعهای نیمه تجربی مجزایی برای توصیف این فراسنج در طول بازه‌های تر و خشک استفاده شده و به صورت مستقل از دما شبیه‌سازی گردد (سمنوف و همکاران، ۲۰۰۲). فرایند شبیه‌سازی به کمک برنامه‌ی LARS-WG از سه بخش اصلی تشکیل شده که عبارتند از: واسنجی، ارزیابی و تولید یا شبیه‌سازی داده‌های هواشناسی دهه‌های آینده. نیاز اساسی شبیه در مرحله واسنجی کردن، پرونده‌ای است که مشخص‌کننده‌ی رفتار اقلیم در دوره‌ی گذشته می‌باشد، این پرونده با استفاده از داده‌های روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر حوضه‌ی صوفی چای، و با در نظر گرفتن یک دوره‌ی ۲۵ ساله به عنوان دوره‌ی پایه تهیه شده و شبیه بر اساس آن اجرا گردیده است. ارزیابی شبیه LARS-WG با مقایسه‌ی بین داده‌های گذشته و داده‌های تولید شده با کاربرد شبیه انجام می‌شود که نتایج مربوط به ارزیابی در قسمت بحث

A2 و A1B ریزمقیاس شده و با کمک شبیه‌های هوشمند به ارزیابی تاثیر تغییر اقلیم بر بارش- رواناب حوضه‌ی صوفی چای پرداخته شده است.

مواد و روشها

منطقه و داده‌های مورد مطالعه

منطقه‌ی مورد مطالعه این تحقیق حوضه‌ی آبخیز صوفی چای به عنوان یکی از زیر حوضه‌های اصلی سد علویان واقع در شمال غرب ایران، و حد فاصل عرضهای شمالی $37^{\circ} 14' 43''$ تا $37^{\circ} 44' 12''$ ، و طولهای شرقی $45^{\circ} 56' 29''$ تا $46^{\circ} 26' 56''$ می‌باشد. ارتفاع حوضه در بالا دست روستای علویان بین ۱۴۹۵ تا ۳۳۹۸ متر متغیر است. بیشترین شیب حوضه در قسمت شمالی آن قرار گرفته است و با حرکت به سوی جنوب از شدت آن کاسته می‌شود (شکل ۱). نزدیکترین ایستگاههای آبسنجی و سینوپتیک به حوضه‌ی صوفی چای به ترتیب ایستگاههای تازه‌کند سدعلویان و سینوپتیک مراغه می‌باشد و فراسنجهای آبشناسی مورد استفاده در این تحقیق شامل مقادیر روزانه‌ی بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر ایستگاه سینوپتیک مراغه در بازه‌ی زمانی (۱۹۸۳/۰۶/۰۱-۲۰۰۸/۱۲/۳۱)، و نیز مقادیر بده‌ی روزانه‌ی ایستگاه آبسنجی تازه‌کند در بازه‌ی زمانی (۱۹۸۳/۰۶/۰۱-۲۰۰۷/۰۳/۲۰) می‌باشد. ویژگیهای آماری فراسنجهای مذکور در جدول (۱) ارائه شده اند.

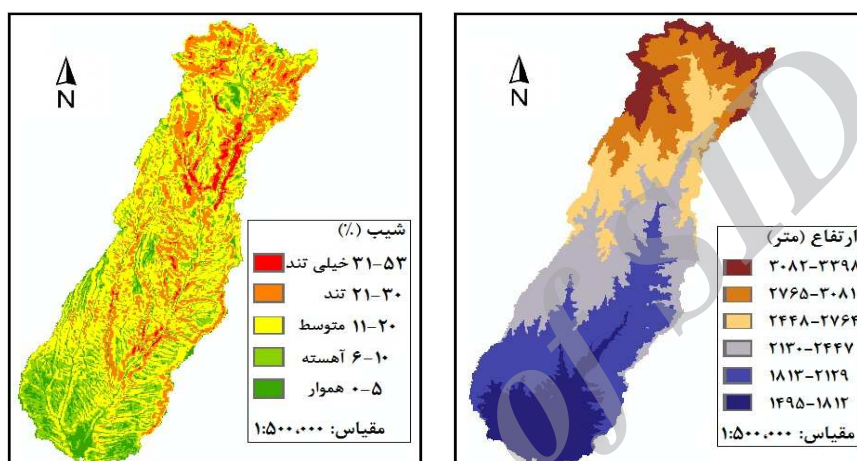
شبیه ریزمقیاس نمایی LARS-WG

شبیه LARS-WG^۱ یکی از مشهورترین الگوهای مولد داده‌های تصادفی وضع هواست که برای تولید مقادیر بارش، تابش، دماهای بیشینه و کمینه‌ی روزانه در یک ایستگاه تحت شرایط اقلیمی پایه و آینده به کار می‌رود. نسخه‌ی اولیه این شبیه در بوداپست طی سال ۱۹۹۰ به عنوان بخشی از طرحهای ارزیابی خطرکردن کشاورزی در مجارستان ارائه شد و کارایی آن به وسیله‌ی سیمونف در هجده ایستگاه هواشناسی واقع در آمریکا، اروپا و آسیا ارزیابی گردید. هسته‌ی اصلی این شبیه استفاده از زنجیره‌ی مارکف است که به کرات از آن برای شبیه‌سازی رخداد بارش استفاده شده است. در واقع، هدف اصلی از کاربرد و ایجاد شبیه LARS-WG برای

1- Long Ashton Research Station Weather generator

و نتایج آورده شده است. پس از اطمینان از صحت نتایج ارزیابی و قابلیت برنامه ی LARS-WG در شبیه سازی جدول ۱- مشخصات آماری مقادیر روزانه بده، بارش، دماهای کمینه و بیشینه، حوضه ی آبخیز صوفی چای.

ضریب چولگی	انحراف معیار	واریانس	مینیمم	ماکزیمم	میانگین سالانه	بده (m ³ /s)
۳/۰۵	۵/۲۷	۲۷/۷۷	۰/۳۲	۵۵/۰۵	۳/۶۸	
۵/۸۱	۳/۱۰	۹/۶۱	۰	۴۲	۳۴۰/۰۲	بارش (mm)
-۰/۱۵	۸/۸۹	۷۹/۱۲	-۲۰/۶	۲۸/۲	۷/۸۲	دمای حداقل (°C)
-۰/۱۵	۱۱/۱۹	۱۲۵/۴۲	-۶/۴	۴۰/۴	۱۸/۵۳	دمای حداکثر (°C)



شکل ۱- نقشه ی رقوم ارتفاعی و نقشه ی تقسیمات شیب.

شبکه های عصبی از عناصر عملیاتی ساده ای ساخته می شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل کرده و شبیه ساده شده ای از عقل انسانند. این عناصر از سامانه های عصبی زیستی الهام گرفته شده اند. شبکه ی عصبی مصنوعی با داده های موجود طی فرایند یادگیری آموزش دیده و جهت پیش بینی در آینده مورد استفاده قرار می گیرد. یکی از ساده ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمانهای پیشنهادی برای استفاده در شبیه سازی عصب های واقعی، شبیه پرسپترون چند لایه یا به اختصار MLP^۱ می باشد که از یک لایه ی ورودی، یک لایه ی خروجی و یک یا چند لایه ی پنهان تشکیل شده است. در این ساختار تمام نرونهای یک لایه به تمام نرونهای لایه بعد متصل می باشند. در شکل (۲) نمونه ای از شبکه پرسپترون چند لایه (با یک لایه ی پنهان) مشاهده می گردد.

داده های هواشناسی، تولید فراسنجهای روزانه ی مذکور برای سه دوره ی ۲۰۳۰-۲۰۱۱، ۲۰۶۵-۲۰۴۶ و ۲۰۹۹-۲۰۸۰ انجام گرفته است. در این تحقیق از شبیه گردش عمومی HadCM3 به کمک ریزمقیاس نمایی شبیه LARS-WG تحت دو نمایشنامه ی A2 و A1B استفاده شده است.

شبیه های پیش بینی رواناب

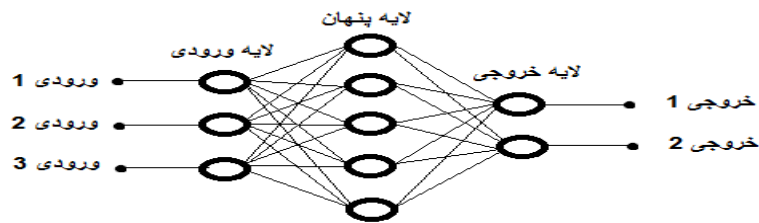
شبیه LARS-WG توانایی تولید رواناب برای آینده را ندارد و تنها به تولید فراسنجهای روزانه بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر و تشعشع برای دوره های مد نظر آینده می پردازد. لذا از شبیه های هوشمند جهت تخمین رواناب با استفاده از فراسنجهای تولیدی شبیه LARS-WG برای آینده می توان بهره جست. بدین منظور، در این تحقیق، از شبیه های هوشمند شبکه های عصبی مصنوعی و برنامه ریزی ژنتیک استفاده می شود.

شبکه ی عصبی مصنوعی

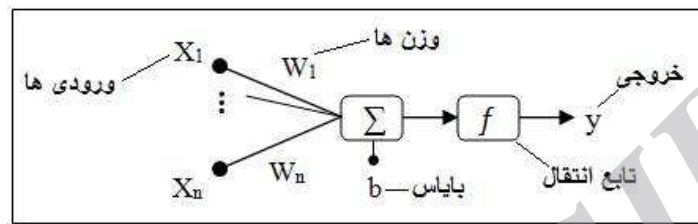
^۱ Multi Layers Perceptron

کدام از لایه‌ها تعدادی نرون به عنوان واحدهای

همان طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، بر روی هر



شکل ۲- شبکه‌ی پرسپترون چند لایه با یک لایه‌ی پنهان.



شکل ۳- شبیه غیرخطی یک نرون مصنوعی.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n W_i X_i + b\right) \quad (1)$$

که در آن X_i ورودی (خروجی لایه‌ی نرون قبل) و W_i وزن متناظر با هر ورودی، b اریبی، f تابع انتقال و y خروجی نرون است (یو و جنکیو، ۲۰۰۲).

برنامه ریزی ژنتیک

برنامه‌ریزی ژنتیک تعمیم یافته‌ی روش الگوریتم ژنتیک می‌باشد که برای اولین بار به وسیله‌ی کزا (۱۹۹۲) بر اساس انگاره‌ی داروین ارائه شد. برنامه‌ریزی ژنتیک یک روش برنامه‌ریزی خودکار می‌باشد که راه حل مسأله را با استفاده از برنامه‌ی رایانه‌ای ارائه می‌کند. در ابتدای فرایند، هیچ گونه رابطه‌ی تابعی در نظر گرفته نشده، و این روش قادر به بهینه‌سازی ساختار شبیه و مؤلفه‌های آن می‌باشد. تفاوت اساسی موجود بین برنامه‌ریزی ژنتیک و الگوریتم ژنتیک به طبیعت هر یک از افراد بر می‌گردد، به نحوی که افراد در الگوریتم ژنتیک، ردیفهای خطی با طول ثابت می‌باشند (کروموزومها) ولی در برنامه‌ریزی ژنتیک، همان شاخه‌های مجزایند. همچنین، در برنامه‌ریزی ژنتیک بر ساختار درختی مجموعه‌ها تأکید می‌شود، ولی الگوریتم ژنتیک، بر اساس سامانه‌ی ارقام دو دویی عمل می‌نماید. در تحقیق حاضر

پردازنده وجود دارند که با اتصالاتی وزن‌دار به یکدیگر متصل می‌شوند. نحوه‌ی اتصال نرون‌ها و چگونگی تنظیم فراسنجهای آنها، که از آن به عنوان الگوریتم یادگیری یاد می‌شود، منجر به نتایج متفاوتی از شبکه می‌گردد. طی فرایند آموزش، این وزنها، و مقادیر ثابتی که با آنها جمع شده اصطلاحاً اریبی^۱ نامیده می‌شوند، بطور پی‌درپی تغییر می‌کنند تا این که خطا به کمترین مقدار خود برسد. شبیه عمومی شبکه‌های پرسپترون، شبکه‌های جلو رونده^۲ با روال آموزش انتشار به عقب^۳ است. شبکه‌های جلو رونده شبکه‌هایی هستند که ورودیهای لایه‌ی اول، نرونهای آن به لایه بعدی متصل بوده و در هر سطح این مسأله صادق بوده تا به لایه‌ی خروجی برسد. روال انتشار به عقب بدین معنی است که پس از مشخص شدن خروجی شبکه، ابتدا وزنها لایه‌ی آخر تصحیح شده و بعد به ترتیب وزنها لایه‌ی قبل تصحیح می‌شوند. شکل (۳) یک شبیه غیرخطی را از یک نرون مصنوعی نشان می‌دهد.

فرایند صورت گرفته به وسیله‌ی این نرون را می‌توان از نظر ریاضی به صورت رابطه (۱) بیان نمود:

¹ bias

² feed forward

³ back propagation training

در این روابط n تعداد داده‌ها، x_{oi} مقدار مشاهده شده، x_{pi} مقدار پیش‌بینی شده، \bar{x}_o میانگین مشاهداتی و \bar{x}_p میانگین پیش‌بینی شده است.

نتایج و بحث

نتایج شبیه LARS-WG

• بارش

در شبیه LARS-WG. برای سنجش اختلاف بین دو جامعه ی شبیه شده و واقعی از آزمون "کای-مربع"^۳ استفاده می‌شود. در این آزمون مربع اختلاف بین فراوانی طبقات دو جامعه با هم مقایسه شده و مقدار کای-مربع محاسبه می‌شود، در صورتی که اختلاف بین آنها کوچک باشد، می‌توان نتیجه گرفت که اختلاف معنی داری بین دو جامعه ی آماری (شبیه شده و واقعی) وجود ندارد. در جدول (۲)، مقادیر کای-مربع توزیع بارشهای روزانه ماههای سال محاسبه و آورده شده است. براساس این جدول، نتایج حاصله در سطح ۵ درصد معنی دارند؛ بنابراین، توانمندی شبیه در ایجاد داده‌های بارش ماهانه بررسی شده و مورد تایید قرار گرفته است. در شکل (۴) میانگین بارش واقعی و شبیه سازی شده به همراه انحراف معیار آنها ترسیم گردیده که نشان دهنده ی انطباق خوب میانگین و انحراف معیار بارش واقعی و شبیه سازی شده می‌باشد. به منظور بررسی این موضوع که آیا داده های مشاهداتی و شبیه سازی شده بارش ماهانه از یک جامعه ی آماری می باشند یا نه؛ مقادیر t و احتمال آن برای هر ماه محاسبه شده است. در جدول (۳) مقادیر بارش واقعی، شبیه شده، انحراف معیار، مقادیر t و F دیده می‌شود. با توجه به این که تعداد سالهای مورد استفاده در تولید داده با کاربرد LARS-WG برای حوضه ی صوفی چای ۲۵ سال بوده است، لذا مطابق جدول t -student و مقایسه ی t محاسباتی با t بحرانی، شبیه سازی بارش در همه ی ماهها در سطح معنی داری ۵ درصد قابل قبول می‌باشد. آزمون F به منظور بررسی این موضوع که داده های دو گروه مشاهداتی و شبیه سازی شده دارای توزیع بهنجار یکسان با واریانس مشابه هستند یا نه، به کار می‌رود. در واقع آزمون F برای معنی دار بودن اختلاف بین واریانس‌های دو نمونه انجام می‌شود. اگر مقادیر F محاسبه شده از مقدار بحرانی در جدول بیشتر باشد،

از برنامه ی GeneXproTools برای توسعه و اجرای شبیه‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده به عمل آمده است. برنامه یاد شده بر اساس برنامه‌ریزی صریح ژنتیک (GEP) استوار است. GEP ویرایش جدیدی از برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد که به استنتاج برنامه‌های رایانه‌ای با اندازه‌ها و شکل‌های مختلف می‌پردازد. یکی از نقاط قوت GEP آن است که معیار تنوع ژنتیکی بسیار ساده بوده و لذا عملگرهای ژنتیک در سطح کروموزومی عمل می‌نمایند. همچنین، یکی دیگر از نقاط قوت این روش، عبارت از طبیعت منحصر به فرد چند ژنه آن است که زمینه ارزیابی شبیه‌های پیچیده‌های را، که شامل چندین زیر شبیه می‌باشند فراهم می‌آورد (فریرا، ۲۰۰۱). جهت شبیه‌سازی با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، ابتدا فراسنجهای موارد ذیل باید تعیین شوند. ۱- مجموعه پایانه‌ها (شامل متغیرهای مسأله و اعداد ثابت تصادفی) ۲- مجموعه ی عملگرهای ریاضی مورد استفاده در روابط ۳- انتخاب معیار مناسب (از قبیل ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و...)، برای سنجش برازش روابط ۴- تعیین فراسنجهای مهار کننده ی اجرای برنامه (اندازه ی جمعیت، احتمال مربوط به به کارگیری عملگرهای ژنتیکی و جزییات دیگر مربوط به اجرای برنامه) ۵- معیار پایان و ارائه ی نتایج اجرای برنامه (مثل تعداد تولید جمعیت جدید، و یا تعیین یک مقدار مشخص برای برازش روابط، که اگر میزان پردازش برابر یا بیشتر از آن مقدار شد، اجرا متوقف شود).

معیارهای ارزیابی شبیه‌های پیش‌بینی رواناب

در این تحقیق، به دلیل استفاده از ساختارهای مختلف ورودی به شبیه‌های هوشمند، برای ارزیابی شبیه بهینه در برآورد رواناب از دو معیار زیر استفاده شده است. جذر میانگین مربعات خطا^۱:

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{oi} - x_{pi})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

ضریب همبستگی^۲:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{oi} - \bar{x}_o)(x_{pi} - \bar{x}_p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{oi} - \bar{x}_o)^2 \sum_{i=1}^n (x_{pi} - \bar{x}_p)^2}} \quad (3)$$

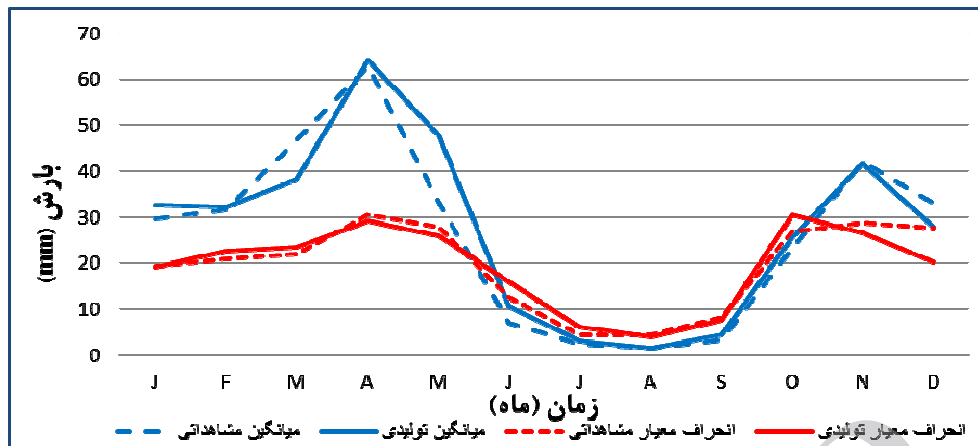
¹ root mean squared error

² correlation coefficient

³ chi-square

گروه مشاهداتی و شبیه سازی از یک توزیع آماری تبعیت می کنند.

اختلافها معنی‌دار خواهند بود؛ بر این اساس، تمامی مقادیر F موجود در جدول حاکی از آنند که واریانس دو



شکل ۴- شبیه سازی موفق بارش ماهانه ایستگاه مراغه با کاربرد شبیه LARS-WG.

جدول ۲- مقادیر آزمون کای - دو برای توزیع بارشهای روزانه ماههای مختلف.

ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	ژوئیه	اوت	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
۰/۰۹۶	۰/۰۵۰	۰/۱۳۲	۰/۰۵۹	۰/۰۳۸	۰/۱۷۵	۰/۲۱۸	۰/۲۱۸	۰/۲۶۱	۰/۱۲۴	۰/۰۴۷	۰/۱۰۴

جدول ۳- مقادیر بارش واقعی و شبیه سازی شده (mm)، انحراف معیار (mm)، مقادیر F و t.

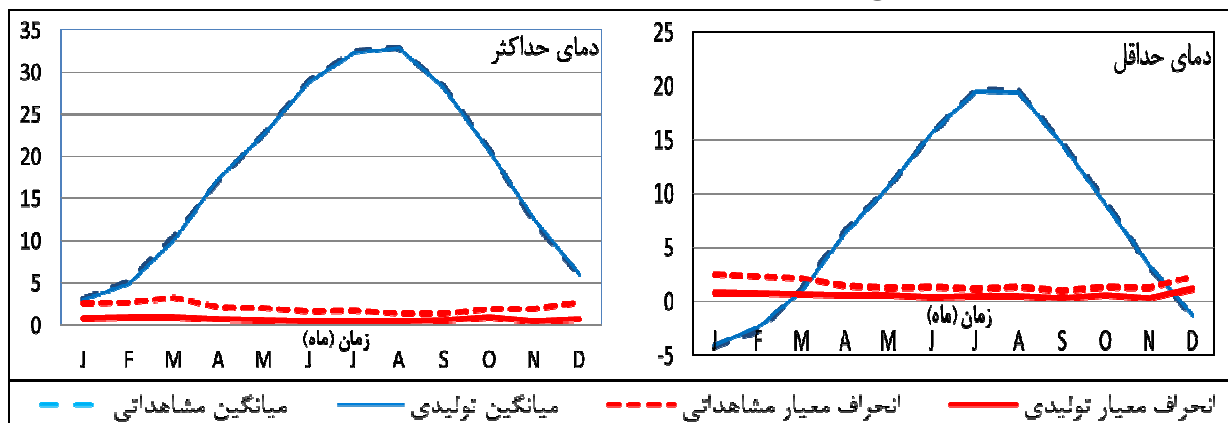
ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	ژوئیه	اوت	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
۲۹/۶۴	۳۱/۴۴	۴۶/۸	۶۲/۷۸	۳۳/۳	۶/۹	۲/۵	۱/۵۵	۳/۳	۲۳/۲	۴۲	۳۳/۱۲
۱۹/۴۱	۲۰/۸۸	۲۱/۹۵	۳۰/۴۵	۲۷/۹۶	۱۲/۴۲	۴/۳۸	۴/۴۰	۸/۲۰	۲۶/۸۶	۲۸/۶۷	۲۷/۵۷
۳۲/۶	۳۲/۲۶	۳۸/۱۲	۶۴/۰۴	۴۷/۸۸	۱۰/۵۸	۳/۱۵	۱/۶۱	۴/۲۷	۲۵/۵	۴۱/۶۷	۲۷/۸۹
۱۹/۱۳	۲۲/۴۵	۲۳/۴۹	۲۹/۱۶	۲۵/۸۶	۱۵/۸۳	۶/۱۲	۳/۹۰	۷/۴۹	۳۰/۵۳	۲۶/۵۸	۲۰/۱
-۰/۵۱	-۰/۱۲	۱/۲۷	-۰/۱۴	-۱/۷۹	-۰/۸۸	-۰/۴۲	-۰/۰۴	-۰/۴۱	-۰/۲۷	۰/۰۴	۰/۷۱
۰/۰۳	۱/۱۵	۱/۱۴	۱/۰۹	۱/۱۶	۱/۶۲	۱/۹۴	۱/۲۷	۱/۲	۱/۲۹	۱/۱۶	۱/۸۸

• دماهای کمینه و بیشینه

ماهها آشکار گردید که میانگین مقادیر شبیه شده و مشاهداتی از یک جامعه ی آماری می باشند. علاوه بر آن، در شکل (۵) توانمندی شبیه در شبیه سازی دمای کمینه و بیشینه ماهانه و انحراف معیار آنها نشان داده شده است. همان طور که ملاحظه می‌شود، مقادیر شبیه شده و مشاهداتی تطابق بسیار خوبی را با همدیگر دارند.

بررسی مقادیر کای-مربع توزیع دماهای کمینه و بیشینه روزانه نشان داد که تمامی مقادیر در سطح ۵ درصد قابل قبول بوده و شبیه LARS-WG از توانمندی مطلوبی در شبیه‌سازی دمای کمینه و بیشینه روزانه همانند بارش برخوردار می‌باشد. همچنین، با مقایسه ی مقادیر t محاسباتی و بحرانی دماهای کمینه و بیشینه برای تمامی

نتایج شبیه Hadcm3 تحت نمایشنامه های A2 و A1B



شکل ۵- شبیه سازی موفق دماهای کمینه و بیشینه ماهانه (سانتی گراد) در ایستگاه مراغه با کاربرد LARS-WG.

نتایج شبکه ی عصبی مصنوعی

برای ایجاد شبکه‌ای مطلوب (دقت بالا و خطای کم) میان فراسنجهای ورودی و خروجی دوره پایه، الگوهای مختلفی (جدول ۷) به عنوان ورودی به شبکه ی عصبی مصنوعی در نظر گرفته شده است. جهت انتخاب بهترین شبیه، مقادیر معیارهای نیکویی برازش در دو مرحله ی آموزش و صحت سنجی، برای چهار شبیه مورد استفاده، در جدول (۸) آورده شده اند. به منظور برآورد رواناب دوره‌های آتی از شبیه شماره چهار، به علت نتایج بهتر (ضریب همبستگی بالاتر و خطای کمتر) استفاده شده است. مقادیر روزانه ی بارش، دمای کمینه و دمای بیشینه که با کاربرد شبیه Hadcm3 تحت دو نمایشنامه ی A2 و A1B برای دوره‌های مذکور در آینده تولید شده‌اند، با ۷ تأخیر به عنوان ورودی به شبکه داده شده و مقادیر روزانه رواناب به عنوان خروجی با کاربرد شبکه تولید می‌گردند. در جداول (۱۰ و ۹) نتایج مربوط به هر دو نمایشنامه ارائه شده اند.

نتایج برنامه ریزی ژنتیک

نرم افزار GeneXprotools مورد استفاده برای برنامه‌ریزی ژنتیک از نظر تعداد فراسنجهای ورودی با محدودیت روبه‌رو بوده و با افزایش تعداد فراسنجهای ورودی سرعت محاسبات کم و زمان رسیدن به یک برازش مناسب طولانی می‌شود؛ به همین دلایل فراسنجهای ورودی الگوهای ارائه شده در جدول (۱۱)

با در نظر گرفتن بازه ی زمانی ۱۹۸۳-۲۰۰۸ به عنوان دوره ی پایه ی ورودی به شبیه LARS-WG، فراسنجهای روزانه ی بارش، دمای کمینه و دمای بیشینه برای سه دوره در آینده بر اساس شبیه Hadcm3 تحت نمایشنامه‌های A2 و A1B تولید گردید. در جداول (۵ و ۴) تغییرات میانگین سالانه ی فراسنجهای مذکور نسبت به دوره ی پایه برای هر دو نمایشنامه آورده شده است. در دوره ی پایه (۱۹۸۳-۲۰۰۸) متوسط بارش دوره حدود ۳۴۰ میلی متر، متوسط دمای کمینه روزانه ۷/۸۲ درجه ی سانتی گراد و متوسط دمای بیشینه روزانه ۱۸/۵۳ درجه ی سانتی گراد می‌باشد.

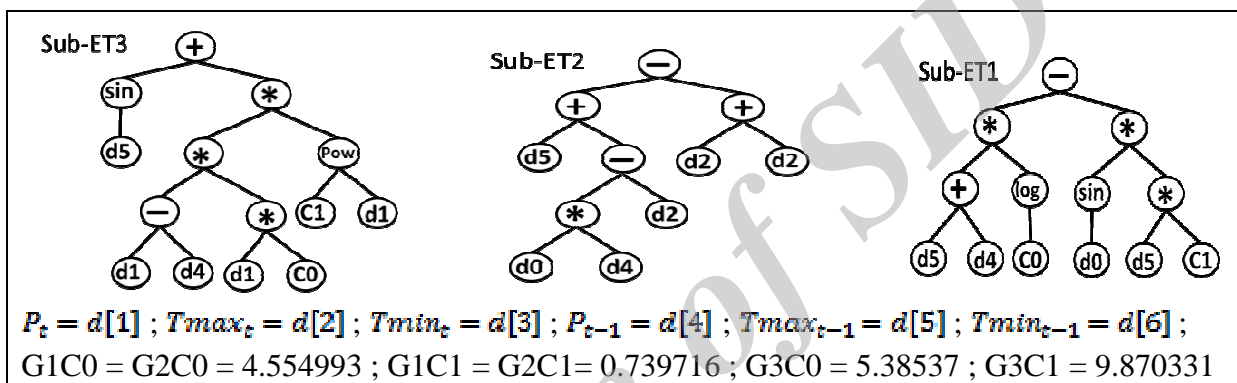
نتایج شبیه های پیش‌بینی رواناب

برای شبیه سازی به کمک شبیه‌های پیش‌بینی کننده بایستی فراسنجهای ورودی و خروجی شبیه به درستی مشخص شوند. در تحقیق حاضر داده‌های مربوط به میزان رواناب روزانه ایستگاه آبخیز تازه‌کند واقع در حوضه ی آبخیز صوفی چای، به عنوان خروجی شبیه‌های پیش‌بینی بوده و از داده‌های بارندگی، دمای کمینه و دمای بیشینه با زمان تأخیرهای مختلف به عنوان ورودی استفاده شده است. در هر دو شبیه ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۰ درصد بقیه برای صحت سنجی می‌باشد. به دلیل مقیاس روزانه ی داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، فراسنجهای ورودی و خروجی از ضریب همبستگی پایینی برخوردار بودند؛ لذا، برای افزایش دقت شبیه‌های هوشمند در تخمین رواناب تغییرات آورده شده در جدول (۶) بر روی داده‌ها اعمال گردید.

همچنین، شبیه درختی حاصل از بهترین الگوی حاصل از برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش بینی بده ی جریان روزانه ایستگاه تازه کند در شکل (۶) نشان داده شده است. تغییرات مقدار میانگین سالانه ی رواناب تولیدی برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به دوره ی پایه بر اساس رابطه ی (۸) و خروجی شبیه HadCM3 تحت دو نمایشنامه ی A2 و A1B برای دوره‌های آینده مطابق جداول (۱۳ و ۱۴) می‌باشد.

نهایتاً دارای یک تأخیر هستند. نتیجه ی ارزیابی الگوهای متفاوت ورودی در جدول (۱۲) قابل ملاحظه می‌باشد. به منظور برآورد رواناب روزانه ی دوره‌های آتی از الگوی شماره ۳، به دلیل نتایج بهتر (ضریب همبستگی بالاتر و خطای کمتر) استفاده می‌شود. شکل ریاضی شبیه حاصل به منظور پیش بینی بده ی جریان رود صوفی چای در مقیاس زمانی روزانه به صورت زیر می‌باشد:

$$Q_t = 0.6584 * [Tmin_{t-1} + Tmax_{t-1}] - (4) \\ [0.7397 * \sin P_t * Tmin_{t-1}] + \\ [(P_t * Tmax_{t-1}) + Tmin_{t-1} - Tmin_t] + \\ [-2Tmin_t + \sin(Tmin_{t-1})] + \\ [Tmax_t - Tmax_{t-1}] * [5.3853 * Tmax_t \\ * (9.8703)^{Tmax_t}]$$



شکل ۶- بیان درختی شبیه پیش بینی رواناب روزانه در ایستگاه مورد مطالعه.

جدول ۴- تغییرات میانگین سالانه ی اقلیم در ایستگاه مراغه (شبیه Hadcm3 با نمایشنامه ی A2).

دوره مورد مطالعه (میلادی)	تغییرات دمای حداکثر (°C)	تغییرات دمای حداقل (°C)	تغییرات در بارش سالانه mm (%)
۲۰۱۱ - ۲۰۳۰	+ ۰/۶	+ ۰/۷	+ ۹/۱ (۲/۶۷)
۲۰۴۶ - ۲۰۶۵	+ ۲/۰	+ ۲/۱	- ۲۱/۸ (۶/۴۱)
۲۰۸۰ - ۲۰۹۹	+ ۴/۵	+ ۴/۶	- ۵۷/۹ (۱۷/۰۲)

جدول ۵- تغییرات میانگین سالانه اقلیم در ایستگاه مراغه (شبیه Hadcm3 با نمایشنامه ی A1B).

دوره مورد مطالعه (میلادی)	تغییرات دمای حداکثر (°C)	تغییرات دمای حداقل (°C)	تغییرات در بارش سالانه mm (%)
۲۰۱۱ - ۲۰۳۰	+ ۰/۴۳	+ ۰/۵۴	+ ۱۱/۷۹ (۳/۴۶)
۲۰۴۶ - ۲۰۶۵	+ ۲/۲۲	+ ۲/۳۳	- ۱۱/۱۹ (۳/۲۹)
۲۰۸۰ - ۲۰۹۹	+ ۳/۶۸	+ ۳/۷۳	- ۳۶/۹۵ (۱۰/۸۶)

جدول ۶- تغییرات اعمال شده در مورد داده‌ها جهت شبیه سازی رواناب.

$$p(t') = Sum(p_t, \dots, p_{t-20}) \quad Tmax(t') = Average(Tmax_t + \dots + Tmax_{t-20}) \\ R(t') = R(t) \quad Tmin(t') = Average(Tmin_t + \dots + Tmin_{t-20})$$

جدول ۷- شبیه های مختلف شبکه ی عصبی مصنوعی بررسی شده در این تحقیق.

الگوی ورودی	ساختار شبیه
۱	$R = f[p(t'), p(t' - 1); Tmax(t'), Tmax(t' - 1); Tmin(t'), Tmin(t' - 1)]$
۲	$R = f[p(t'), \dots, p(t' - 3); Tmax(t'), \dots, Tmax(t' - 3); Tmin(t'), \dots, Tmin(t' - 3)]$
۳	$R = f[p(t'), \dots, p(t' - 5); Tmax(t'), \dots, Tmax(t' - 5); Tmin(t'), \dots, Tmin(t' - 5)]$
۴	$R = f[p(t'), \dots, p(t' - 7); Tmax(t'), \dots, Tmax(t' - 7); Tmin(t'), \dots, Tmin(t' - 7)]$

جدول ۸- تحلیل آماری دقت شبیه شبکه ی عصبی مصنوعی.

مرحله	معیار نیکویی برازش	الگوی ورودی
صحت سنجی	آموزش	
۰/۶۹۱۷	۰/۷۱۱۶	R
۰/۱۵۸۸	۰/۱۴۸۹	RMSE
۰/۷۲۰۸	۰/۷۴۹۱	R
۰/۱۵۳۱	۰/۱۴۲۳	RMSE
۰/۷۸۱۲	۰/۸۰۹۶	R
۰/۱۳۷۰	۰/۱۱۸۸	RMSE
۰/۸۴۷۴	۰/۸۷۸۱	R
۰/۰۹۸۵	۰/۰۹۳۱	RMSE

جدول ۹- تغییرات میانگین سالانه ی رواناب حوضه ی صوفی چای (بر اساس شبیه HadcM3 با نمایشنامه ی A2).

دوره مورد مطالعه (میلادی)	تغییرات در رواناب سالانه (m^3/s (%))
۲۰۱۱ - ۲۰۳۰	-۰/۴۲ (۱۱/۴)
۲۰۴۶ - ۲۰۶۵	-۰/۷۳ (۱۹/۸)
۲۰۸۰ - ۲۰۹۹	-۱/۴۱ (۳۸/۳)

* میانگین سالانه ی رواناب دوره ی پایه ۳/۶۸ مترمکعب بر ثانیه می باشد.

جدول ۱۰- تغییرات میانگین سالانه ی رواناب حوضه ی صوفی چای (بر اساس شبیه HadcM3 با نمایشنامه ی A1B).

دوره مورد مطالعه (میلادی)	تغییرات در رواناب سالانه (m^3/s (%))
۲۰۱۱ - ۲۰۳۰	-۰/۳۹ (۱۰/۵)
۲۰۴۶ - ۲۰۶۵	-۰/۷۱ (۱۹/۲)
۲۰۸۰ - ۲۰۹۹	-۰/۸۹ (۲۴/۱)

* میانگین سالانه ی رواناب دوره ی پایه ۳/۶۸ مترمکعب بر ثانیه می باشد.

جدول ۱۱- الگوهای مختلف مورد استفاده در شبیه برنامه‌ریزی ژنتیک.

الگو ورودی	ساختار شبیه
۱	$R = f[p(t); Tmax(t); Tmin(t)]$
۲	$R = f[p(t), p(t-1); Tmax(t); Tmin(t)]$
۳	$R = f[p(t), p(t-1); Tmax(t), Tmax(t-1); Tmin(t), Tmin(t-1)]$

جدول ۱۲- تحلیل آماری دقت شبیه برنامه‌ریزی ژنتیک.

مرحله	معیار نیکویی برازش	الگو ورودی
صحت سنجی	آموزش	
۰/۶۶۴۱	۰/۶۸۳۷	R
۰/۱۶۵	۰/۱۶۲	RMSE
۰/۷۰۱۵	۰/۷۲۰۱	R
۰/۱۵۸	۰/۱۵۱	RMSE
۰/۷۳۸۷	۰/۷۵۳۱	R
۰/۱۳۴	۰/۱۳۳	RMSE

جدول ۱۳- تغییرات میانگین سالانه ی رواناب حوضه ی صوفی چای (بر اساس شبیه Hadcm3 با نمایشنامه ی A2).

دوره ی مورد مطالعه (میلادی)	تغییرات در رواناب سالانه (m^3/s (%))
۲۰۱۱ - ۲۰۳۰	-۰/۶۶ (۱۷/۹)
۲۰۴۶ - ۲۰۶۵	-۰/۷۲ (۱۹/۵)
۲۰۸۰ - ۲۰۹۹	-۰/۸۶ (۲۳/۳)

جدول ۱۴- تغییرات میانگین سالانه ی رواناب حوضه ی صوفی چای (بر اساس شبیه Hadcm3 با نمایشنامه ی A1B).

دوره ی مورد مطالعه (میلادی)	تغییرات در رواناب سالانه (m^3/s (%))
۲۰۱۱ - ۲۰۳۰	-۰/۶۶ (۱۷/۹)
۲۰۴۶ - ۲۰۶۵	-۰/۷۱ (۱۹/۲)
۲۰۸۰ - ۲۰۹۹	-۰/۷۴ (۲۰/۱)

اصلیترین منابع تأمین کننده ی آب حوضه‌ها هدف از تحقیق حاضر برآورد میزان تاثیر تغییر اقلیم بر بارش- رواناب حوضه ی صوفی چای می‌باشد. در این تحقیق مقادیر روزانه بارش، دماهای بیشینه و دماهای کمینه حوضه ی صوفی چای بین سالهای ۱۹۸۳ تا ۲۰۰۸ به

نتیجه‌گیری

امروزه پدیده ی گرم شدن جهانی و تغییر اقلیم به خاطر افزایش گازهای گلخانه ای امری اثبات شده است. باتوجه به اهمیت تغییر اقلیم و تاثیر آن بر فرایندهای آبشناسی نظیر بارش و جریان رودها به عنوان یکی از

- خاک (علوم و صنایع کشاورزی). جلد ۲، شماره ۲۴، صفحه ۲۳۳-۲۱۸.
- 3- Abdo, K.S., Fiseha, B.M., Rientjes, THM., Gieske, A.S.M., Haile, A.T. 2009. Assessment of climate change impacts on the hydrology of Gilgel Abay catchment in lake Tana Basin, Ethiopia. *Hydrological Processes* 23: 3661-3669.
 - 4- Ferreira, C. 2001. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems* 13: 87-129.
 - 5- Guven, A. 2009. Linear genetic programming for time-series modeling of daily flow rate. *Journal of Earth System Science*, 118: 157-173.
 - 6- Hashmi M.Z., Shamseldin, A.Y., and Melville, B W. 2010. Comparison of SDSM and LARS-WG for simulation and down scaling of extreme precipitation events in a watershed. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 25: 475-484.
 - 7- Johnson, G.L., Hanson, C.L., Hardegree, SP., and Ballard, E.B. 1996. Stochastic weather simulation: over view and analysis of two Commonly used model. *Journal of Applied meteorology* 35: 1878-1896.
 - 8- Kisi, O., Shiri, J., and Tombul. M. 2012. Modeling rainfall – runoff process using soft computing techniques. *Computers & Geosciences*. 23:412-422.
 - 9- Koza, J.R. 1992. Genetic programming on the programming of computers by means of natural selection. MIT Press, Cambridge.
 - 10- Mitchell, T.D. 2003. Pattern scaling : An examination of accuracy of the technique
- عنوان دوره ی پایه شبیه LARS-WG در نظر گرفته شد و با استفاده از شبیه HadCM3 تحت دو نمایشنامه ی A1B و A2 این فراسنجها برای دوره‌های آینده تولید گردید که نتایج حاکی از افزایش مقطعی بارش در دوره ۲۰۳۰-۲۰۱۱ (۲/۶ درصد در نمایشنامه ی A2 و ۳/۴ درصد در نمایشنامه ی A1B) و کاهش آن در آینده‌های دورتر (۱۷ درصد در نمایشنامه ی A2 و ۱۰/۸ درصد در نمایشنامه ی A1B) نسبت به اقلیم کنونی، و افزایش تدریجی دماهای کمینه و بیشینه در آینده بوده که با مطالعات قبلی صورت گرفته در این منطقه همچون تحقیق ضرغامی و همکاران (۲۰۰۹) منطبق می‌باشد. همچنین، باید توجه نمود که چون نمایشنامه ی A2 نمایشنامه ی منطقی‌تری نسبت به نمایشنامه ی A1B می‌باشد نتایج آن قابل قبولتر است. نتایج هر دو شبیه هوشمند نشان دهنده‌ی کاهش میزان رواناب در آینده نسبت به حال حاضر می‌باشد. شبکه ی عصبی براساس نمایشنامه ی A2 کاهش معادل با ۲۸ درصد و براساس نمایشنامه ی A1B کاهش معادل با ۲۴ درصد را برای آینده ی دور برآورد کرد. برنامه‌ریزی ژنتیک نیز بر اساس نمایشنامه ی A2 کاهش ۲۳ درصدی و بر اساس نمایشنامه ی A1B کاهش برابر با ۲۰ درصد را پیش بینی نمود. که با توجه به دقت بالاتر، خطای پایینتر و زمان محاسبه‌ی بسیار کم شبکه ی عصبی می‌توان چنین نتیجه گرفت که شبکه ی عصبی مصنوعی روشی مناسبتر و بهتر از برنامه‌ریزی ژنتیک برای شبیه سازی رواناب در آینده می‌باشد.

مراجع

- ۱- اشرف ب، موسوی بایگی م، کمالی غ، داوری ک. ۱۳۹۰. پیش بینی تغییرات فصلی پارامترهای اقلیمی در ۲۰ سال آتی با استفاده از ریز مقیاس نمایی آماری داده های مدل HadCM3 (مطالعه موردی: استان خراسان رضوی). نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). جلد ۲۵، شماره ۴، صفحه ۹۵۲-۹۴۰.
- ۲- عباسی ف، ملبوسی ش، بابائیان ا، اثمیری م، برهانی ر. ۱۳۸۹. پیش بینی تغییرات اقلیمی خراسان جنوبی در دوره ۲۰۳۹-۲۰۱۰ میلادی با استفاده از ریز مقیاس نمایی آماری خروجی مدل ECHO-G. نشریه آب و

- for describing future climates. *Climate Change*, 60:217-242.
- 11- Semenov, M.A., and Barrow, E.M. 2002. LARS-WG a stochastic weather generator for use in climate impact studies. User's manual, Version 3.0.
 - 12- Souvignet, M., Gaese, H., Ribbe, L., Kretschmer, N., and Oyarzun, R. 2010. Statistical downscaling of precipitation and temperature in north-central Chile: an assessment of possible climate change impacts in an arid Andean watershed. *Hydrological Sciences Journal*, 55: 41-57.
 - 13- Wilby, L.R., Hay, L.E., and Leavesley, G.H. 1998. A comparison of downscaled and raw GCM output: Implications for climate change scenarios in the San Juan River Basin. Colorado. *Journal of Hydrology* 225: 67-91.
 - 14- Wilby, R.L., and Harris, I. 2006. A framework for assessing uncertainties in climate impact : Low flow scenarios for the river thames, UK. *Water resource research*. Doi: 10.1029/2005 WR004065.
 - 15- Yu, H.H., and Jenq, N.H. 2002. *Handbook of Neural Network Signal Processing*. CRC Press.
 - 16- Zarghami, M., Hassanzadeh, Y., Babaeian, I., and Kanani, R. 2009. climate Change and water resources vulnerability: case study of Tabriz City. *SENSE Symposium on Climate Proofing*