Irrigation Sciences and Engineering
Vol.40, No. 2, Summer 2017, p. 89-101

علوم و مهندسی آبیاری
جلد ٤٠، شماره‌ی۲، تابستان ٩٦، ص. ١٠١-٨٩

تاثیر تغییر اقلیم بر بارش- رواناب حوضه آبریز صوفی چای

مسعود غریب دوست[۱]، محمدعلی قربانی[۲*] و عطیه حسینی زاده[۳]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه تبریز.
۲*- نویسنده مسئول، دانشیار دانشگاه تبریز، دانشکده کشاورزی، گروه مهندسی آب. m_ali_ghorbani@ymail.com
۳- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز.

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۰/۱۷ تاریخ پذیرش: ۹۴/۱۱/۴

چکیده

امروزه تاثیر پدیده گرمایش جهانی و تغییر اقلیم به خاطر افزایش گازهای گلخانه‌ای در اتمسفر بر بسیاری از سیستم‌های طبیعی به اثبات رسیده است. تمامی مدل‌های گردش عمومی آتمسفر (GCM) آینده گرم‌تری را برای کره‌ی زمین پیش‌بینی می‌کنند. وقوع چنین شرایطی می‌تواند فرآیندهای هیدرولوژیک نظیر بارش و جریان رودخانه‌ها را که یکی از اصلی‌ترین منابع تأمین‌کننده آب حوضه‌ها می‌باشد تحت تاثیر قرار دهد. به دلیل تفکیک فضایی کم یا ساده سازی برخی پدیده‌های خرد مقیاس در مدل‌های گردش عمومی جو، این مدل‌ها نمی‌توانند تقریب درستی از شرایط آب و هوایی مناطق کوچک ارائه دهند، لذا بایستی خروجی آن‌ها تا حد ایستگاه هواشناسی ریزمقیاس گردد. در این تحقیق داده‌های مدل گردش عمومی جو HadCM3 با به کارگیری مدل LARS-WG طبق دو سناریوی A2 و A1B ، ریزمقیاس شده و پارامترهای روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر حوضه آبریز صوفی چای برای سه دوره ۲۰۳۰-۲۰۱۱، ۲۰٦٥-۲۰٤٦ و ۲۰۹۹- ۲۰۸۰ تولید گردید. برای ارزیابی تاثیر تغییر اقلیم بر رواناب حوضه، از مدل‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده شده است. نتایج حاکی از افزایش مقطعی بارش در دوره ۲۰۳۰-۲۰۱۱ و کاهش آن در آینده‌های دورتر نسبت به اقلیم کنونی، افزایش تدریجی دمای حداقل و دمای حداکثر در هر سه دوره و کاهش میزان رواناب در آینده نسبت به حال حاضر می‌باشد.

کلیدواژها: بارش-رواناب، حوضه صوفی چای، ریزمقیاس نمایی، مدل LARS-WG، مدل‌های هوشمند

The Impact of climate change Effects on rainfall-runoff ifn the Sufi-Chai Basin

M. Gharibdoust[1], M. A. Ghorbani[2*] and A. Hosseinizade[3]

1- M. Sc, Water Resource Engineering, Tabriz University, Iran
2*- Corresponding Author, Associate Professor, Tabriz, University of Tabriz, Faculty of Agriculture, Department of Water Engineering, Iran.
3- M. Sc, Water Resource Engineering, ShahidChamran University of Ahvaz, Iran.

Received:7 January 2015 Accepted: 24 January 2016

Abstract

Nowaday, the impact of global warming and climate change because of the increased effects of greenhouse gases in the atmosphere has been observed in many natural systems. All the general circulation models of the atmosphere predict warmer future for the earth. Hydrological processes such as rainfall and river flows as one of the main sources of water supply basins could be affected in such circumstances. Due to the low spatial resolution or simplification of some micro-scale phenomena in atmospheric general circulation models, these models cannot be employed for accurate approximation of the climate of the considered area, therefore, their output must be down scaled to the meteorological station range. In this study, the data of HadCM3 general circulation model down scaling with the use of LARS-WG model under two scenarios A2 and A1B and Parameters of daily rainfall, minimum temperature and maximum temperature of the Sufi-Chi basin generated for three periods (2011-203, 2046-2065-, 2080-2099). To assess

the effect of climate change on runoff is used from artificial neural networks and genetic programming of intelligent model. The results indicate that the rainfall will increase in 2011-2030 and will decrease in the further future. Also the maximum and minimum temperatures will gradual increase in three periods of future and the amount of runoff will decrease in future than current time.

Keywords: Rainfall-runoff, Sufi-Chi basin, Downscaling, LARS-WG, Intelligent models.

مقدمه

اقلیم سیستم پیچیده‌ای است که عمدتاً به دلیل افزایش گازهای گلخانه‌ای در حال تغییر است. 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 بر ای بررسی اثرات پدیده تغییر اقلیم بر سیستم‌های مختلف، استفاده از متغیرهای اقلیمی شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های گردش عمومی جفت شده جوی-اقیانوسی می‌باشد. این مدل‌ها قادرند پارامترهای جوی و اقیانوسی را برای یک دوره بلند مدت با استفاده از سناریوهای تأییدشده هیئت بین دولتی تغییر اقلیم[1] مدل‌سازی نمایند (میتچل[2]، ۲۰۰۳). اما ضعف عمده آنها قدرت تفکیک مکانی کم و نیز ساده‌سازی‌هایی است که برای فرایندهای اقلیمی در نظر می‌گیرند (ویلبی و همکاران[3]، ۱۹۹۸). برای فائق آمدن به ضعف قدرت تفکیک پایین، لازم است که خروجی این مدل‌ها قبل از استفاده در مطالعات ارزیابی اثرات تغییر اقلیم، ریزمقیاس شوند (جانسون و همکاران[4]، ۱۹۹۶). ریز مقیاس نمایی را می توان به دو روش دینامیکی و آماری انجام داد. در ریز مقیاس‌نمایی آماری می‌توان از روش‌های متداول آماری مانند رگرسیون و همچنین مدل‌های مولد هواشناسی استفاده کرد. در روش ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی معادله‌های حاکم بر بسته هوا در شبکه‌های ریزتری از شبکه مدل گردش عمومی جو با استفاده از روش‌های تحلیل عددی از قبیل تفاضل محدود حل می‌شوند که در صورت استفاده از این روش می‌توان به نقیصه دوم مدل‌های گردش عمومی جو یعنی ساده‌سازی فرایندهای جوی نیز فائق آمد (ویلبی و هریس[5]، ۲۰۰۶). در روش‌های آماری می‌توان در عرض چند ثانیه، ریزمقیاس‌نمایی را برای یک منطقه یا ایستگاه مشخص در چندین دهه انجام داد در حالی که روش‌های دینامیکی معمولاً با محدودیت زمانی مواجه می‌باشند. لذا استفاده از روش‌های آماری، خصوصاً در مواقعی که هزینه 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 مدل‌های ریز مقیاس نمایی آماری مانند LARS-WG، SDSM، CLIMGEN و MET & ROLL برای مدل‌سازی رفتار اقلیم در نقاط مختلف جهان رایج می‌باشد. به جهت اینکه پارامتر رواناب جزء خروجی مدل‌های گردش عمومی نمی‌باشد لذا می‌بایست از مدل‌های هوشمند جهت برآورد آن استفاده نمود. در ارتباط با تغییر اقلیم و مدل‌سازی بارش- رواناب مطالعات زیادی صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. عبدو و همکاران[6] (۲۰۰۹) به ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر پارامترهای دمای کمینه و بیشینه، و بارش با مدل گردش عمومی HadCM3 پرداختند و برای ریز مقیاس نمایی از روش های آماری تحت سناریوهای A2 و B2 استفاده کردند. سوویگنت و همکاران[7] (۲۰۱۰) در تحقیقی به بررسی عملکرد مدل ریز مقیاس نمایی آماری SDSM تحت سناریوهای A2 و B2 مدل گردش عمومی جو HadCM3 در حوضه الکیو شیلی پرداختند و عملکرد این مدل را قابل قبول گزارش کردند. هاشمی و همکاران[8] (۲۰۱۰) توانایی هر دو مدل SDSM و LARS-WG برای شبیه سازی فرکانس بارش‌های حداکثر حاصل از شرایط فعلی حوضه کلوتا در جنوب نیوزیلند را مورد ارزیابی قراردادند و به این نتیجه رسیدند که هر دو مدل از توانایی قابل قبولی برای شبیه سازی اقلیم برخوردار هستند. اشرف و همکاران (۱۳۹۰) با به کار گیری مدل LARS-WG داده‌های مدل گردش عمومی جو HadCM3 طبق سه سناریوی A2، B1 و A1B ریز مقیاس نمودند و تغییرات فصلی بارش، دمای کمینه و بیشینه استان خراسان رضوی را مورد بررسی قرار دادند. گون[9] (۲۰۰۹) برای پیش‌بینی دبی جریان روزانه رودخانه شویل کیل در ایالات متحده از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرد، وی نشان داد که هر دو روش نتایج قابل قبولی دارند ولی برنامه‌ریزی ژنتیک از دقت بالاتری برخوردار است. کیسی و همکاران[10] (۲۰۱۲) فرآیند بارش ـ رواناب حوضه کوروکاواک واقع در شمال غرب ترکیه را به کمک سه روش شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی و برنامه‌ریزی ژنتیک مدل‌سازی و با روش

1- Intergovernmental Panel on Climate Change
2- Mitchell
3- Wilby *et al.*
4- Johnson *et al.*
5- Wilby and Harris

6- Abdo *et al.*
7- Souvignet *et al.*
8 - Hashmi *et al.*
9- Guven
10- Kisi *et al.*

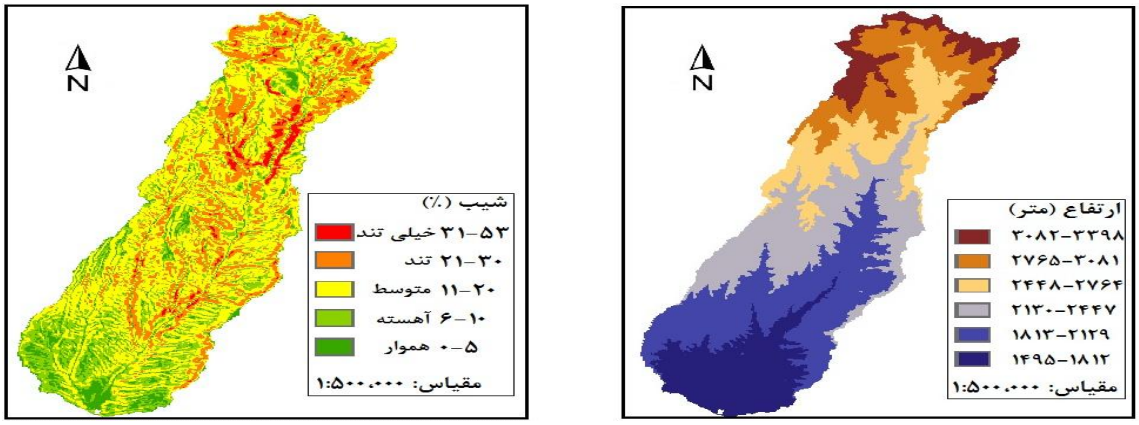
رگرسیون خطی مورد مقایسه قرار دادند که نتایج آنها حاکی از برتری مدل‌های هوشمند نسبت به رگرسیون خطی بود.

در این تحقیق خروجی مدل گردش عمومی HadCM3 با استفاده از مدل LARS-WG تحت سناریوهای A2 و A1B ریزمقیاس شده و به کمک مدل‌های هوشمند به ارزیابی تاثیر تغییر اقلیم بر بارش- رواناب حوضه صوفی چای پرداخته شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه و داده‌های مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه این تحقیق حوضه آبریز صوفی چای به عنوان یکی از زیر حوضه های اصلی سد علویان واقع در شمال غرب ایران و حد فاصل عرض های شمالی "۴۳ ' ۱۴ ° ۳۷ تا "۱۲ ' ۴۴ ° ۳۷ و طول های شرقی "۲۹ ' ۵۶ ° ۴۵ تا "۵۶ ' ۲۶ ° ۴۶ می باشد. ارتفاع حوضه در بالا دست روستای علویان بین ۱۴۹۵ تا ۳۳۹۸ متر متغیر است بیش ترین شیب حوضه در قسمت شمالی آن قرار گرفته است و با حرکت به سوی جنوب از شدت آن کاسته می‌شود (شکل۱). نزدیک‌ترین ایستگاه‌های هیدرومتری و سینوپتیک به حوضه صوفی چای به ترتیب ایستگاه‌های هیدرومتری تازه‌کند سدعلویان و سینوپتیک مراغه می‌باشد و پارامترهای هیدرولوژیکی مورد استفاده در این تحقیق شامل مقادیر روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر ایستگاه سینوپتیک مراغه در بازه زمانی (۱۹۸۳/۰۶/۰۱-۲۰۰۸/۱۲/۳۱) و نیز مقادیر دبی روزانه ایستگاه هیدرومتری تازه‌کند در بازه زمانی (۱۹۸۳/۰۶/۰۱-۲۰۰۷/۰۳/۲۰) می‌باشد. مشخصات آماری پارامترهای مذکور در جدول (۱) ارائه شده است.



شکل۱- نقشه رقوم ارتفاعی و نقشه تقسیمات شیب

جدول ۱- مشخصات آماری مقادیر روزانه دبی، بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر حوضه آبریز صوفی چای

	میانگین سالانه	ماکزیمم	مینیمم	واریانس	انحراف معیار	ضریب چولگی
دبی(مترمکعب بر ثانیه)	۳/۶۸	۵۵/۰۵	۰/۳۲	۲۷/۷۷	۵/۲۷	۳/۰۵
بارش (میلی‌متر)	۳۴۰/۰۲	۴۲	۰	۹/۶۱	۳/۱۰	۵/۸۱
دمای حداقل (درجه سانتی‌گراد)	۷/۸۲	۲۸/۲	-۲۰/۶	۷۹/۱۲	۸/۸۹	-۰/۱۵
دمای حداکثر (درجه سانتی‌گراد)	۱۸/۵۳	۴۰/۴	-۶/۴	/۴۲ ۱۲۵	۱۱/۱۹	-۰/۱۵

مدل ریزمقیاس نمایی LARS-WG

مدل LARS-WG[1] یکی از مشهورترین الگوهای مولد داده های تصادفی وضع هوا است که برای تولید مقادیر بارش، تابش، درجه حرارت های بیشینه و کمینه روزانه در یک ایستگاه تحت شرایط اقلیمی پایه و آینده به کار می رود. نسخه اولیه این مدل در بوداپست طی سال ۱۹۹۰ به عنوان بخشی از پروژه‌ی ارزیابی ریسک کشاورزی در کشور مجارستان ارائه شد و کارآیی این مدل توسط سیمونف در ۱۸ ایستگاه هواشناسی واقع در آمریکا، اروپا و آسیا ارزیابی گردید. هسته اصلی این مدل استفاده از زنجیره مارکف است که به کرات از آن برای مدل سازی رخداد بارش استفاده شده است. در واقع هدف اصلی از کاربرد و ایجاد مدل LARS-WG برای برطرف نمودن محدودیت های زنجیره مارکف است. هرچند که زنجیره مارکف یک روش مرسوم برای مدل سازی پدیده بارش می باشد ولی قادر نیست حداکثر طول دوره خشکسالی را مدل سازی نماید، در حالی که این پارامتر در ارزیابی محصولات کشاورزی بعضی مناطق دنیا از اهمیت قابل توجهی برخوردار است. در این مدل وقوع بارش به صورت سری های تر و خشک مدل می شود، به طوری که سری تر به روزهایی با بارش بیش از صفر میلی متر تعریف می شود و طول هر سری به صورت تصادفی از طریق توزیع نیمه تجربی تر و خشک اختصاص یافته به آغاز هر ماه تعیین می شود. برای روزهای تر، مقادیر بارش از طریق توزیع نیمه تجربی ای تعیین می شود که مربوط به بارشی می باشد که از طول سری های تر یا بارش روزهای قبلی مستقل می باشد. درجه حرارت های کمینه و بیشنه روزانه به صورت فرآیندهای تصادفی با میانگین و انحراف معیارهای روزانه که وابسته به وضعیت تر یا خشک بودن روز مورد نظر هستند، مدل سازی می شوند. سری فوریه مرتبه سوم برای شبیه سازی میانگین و انحراف معیار درجه حرارت فصلی به کار می رود. مقادیر حاصل از تفاضل مقادیر میانگین از مقدار مشاهداتی در تحلیل خود همبستگی زمانی داده های حداقل و حداکثر مورد استفاده قرار می گیرد. با توجه به تغییر پذیری متغیر تابش خورشیدی در بازه های تر و خشک، از توزیع های نیمه تجربی مجزایی برای توصیف این پارامتر در طول بازه های تر و خشک استفاده شده و به صورت مستقل از دما مدل می شود (سمنوف و بارو[2]،۲۰۰۲). فرآیند مدل‌سازی به کمک مدل LARS-WG از سه بخش اصلی تشکیل شده که عبارتند از: واسنجی ، ارزیابی و تولید یا شبیه سازی داده‌های هواشناسی دهه‌های آینده. نیاز اساسی مدل در مرحله واسنجی کردن، فایلی است که مشخص کننده رفتار اقلیم در دوره گذشته می باشد، این فایل با استفاده از داده های روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر حوضه صوفی چای و با در نظر گرفتن یک دوره ۲۵ ساله به عنوان دوره پایه تهیه شده و مدل بر اساس آن اجرا گردیده است. ارزیابی مدل LARS-WG با مقایسه بین داده های گذشته و داده های تولید شده توسط مدل انجام می‌شود که نتایج مربوط به ارزیابی در قسمت بحث و نتایج آورده شده است. پس از اطمینان از صحت نتایج ارزیابی و قابلیت مدل LARS-WG در شبیه‌سازی داده‌های هواشناسی، تولید پارامترهای روزانه مذکور برای سه دوره ۲۰۳۰-۲۰۱۱ ، ۲۰۶۵-۲۰۴۶ و ۲۰۹۹-۲۰۸۰ انجام گرفته است. در این تحقیق از مدل گردش عمومی HadCM3 به کمک ریزمقیاس نمایی مدل LARS-WG تحت دو سناریوی A2 و A1B استفاده شده است.

مدل‌های پیش‌بینی رواناب

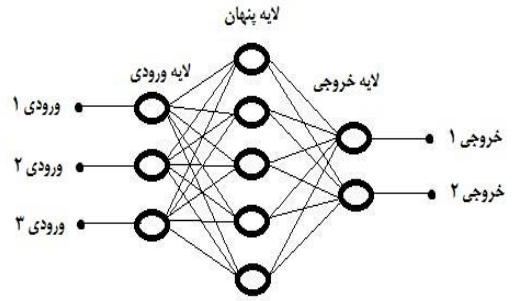
مدل LARS-WG توانایی تولید رواناب برای آینده را ندارد و تنها به تولید پارامترهای روزانه بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر و تشعشع برای دوره‌های مد نظر آینده می‌پردازد. لذا از مدل‌های هوشمند برای تخمین رواناب با استفاده از پارامترهای تولیدی مدل LARS-WG برای آینده می‌توان بهره جست. بدین منظور در این تحقیق از مدل‌های هوشمند شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

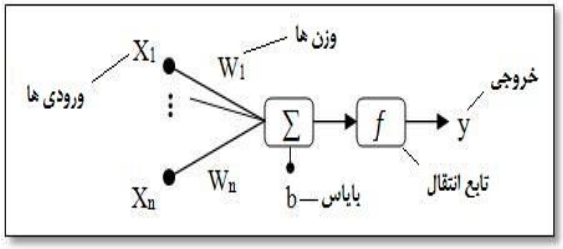
شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می کنند و مدل ساده شده‌ای از عقل انسان هستند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های موجود طی فرآیند یادگیری آموزش دیده و برای پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمان‌های پیشنهادی برای استفاده در مدل‌سازی عصب‌های واقعی، مدل پرسپترون چند لایه یا به اختصار MLP[3] می‌باشد که از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه پنهان تشکیل شده است. در این ساختار تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل می‌باشند. در شکل (۲) نمونه‌ای از شبکه پرسپترون چند لایه (با یک لایه پنهان) مشاهده می‌گردد.

همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود روی هر کدام از لایه‌ها تعدادی نرون به عنوان واحدهای پردازنده وجود دارند که با اتصالاتی وزن‌دار به یکدیگر متصل می شوند. نحوه اتصال نرون‌ها و چگونگی تنظیم پارامترهای آنها که از آن به عنوان الگوریتم یادگیری یاد می‌شود، منجر به نتایج متفاوتی از شبکه می‌شود. طی فرآیند آموزش، این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آنها جمع می‌شوند و اصطلاحا بایاس[4] نامیده می‌شوند، به طور پی‌درپی تغییر می‌کنند تا اینکه خطا به کمترین مقدار خود برسد.

1- Long Ashton Research Station Weather Generator
2- Semenov and Barrow
3- Multi Layers Perceptron
4 -Bias



شکل۲- شبکه پرسپترون چند لایه با یک لایه پنهان



شکل۳- مدل غیرخطی یک نرون مصنوعی

مدل عمومی شبکه‌های پرسپترون، شبکه‌های جلو رونده[1] با روال آموزش انتشار به عقب[2] است. شبکه‌های جلو رونده شبکه‌هایی هستند که ورودی‌های لایه اول، نرون‌های آن به لایه بعدی متصل بوده و در هر سطح این مسئله صادق بوده تا به لایه خروجی برسد. روال انتشار به عقب بدین معنی است که پس از مشخص شدن خروجی شبکه، ابتدا وزن‌های لایه آخر تصحیح شده و بعد به ترتیب اوزان لایه های قبل تصحیح می شوند. شکل (۳) یک مدل غیرخطی از یک نرون مصنوعی را نشان می دهد.

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

$$y = f(\sum_{i=1}^{n} W_i X_i + b) \qquad (۱)$$

که در آن X_i: ورودی (خروجی لایه نرون قبل) و W_i: وزن متناظر با هر ورودی، b: بایاس، f : تابع انتقال و y: خروجی نرون است (یو و جنکیو[3]، ۲۰۰۲).

برنامه ریزی ژنتیک

برنامه‌ریزی ژنتیک تعمیم یافته روش الگوریتم ژنتیک می‌باشد که برای اولین بار توسط جان کزا[4] (۱۹۹۲) بر اساس تئوری داروین ارائه شد. برنامه‌ریزی ژنتیک یک روش برنامه‌ریزی خودکار میباشد که راه حل مسئله را با استفاده از برنامه کامپیوتری ارائه می‌کند. در این روش در ابتدای فرآیند، هیچ‌گونه رابطه تابعی در نظر گرفته نشده و این روش قادر به بهینه‌سازی ساختار مدل 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 مجزا می‌باشند. همچنین در برنامه‌ریزی ژنتیک بر ساختار درختی مجموعه‌ها تأکید می‌شود ولی الگوریتم ژنتیک، بر اساس سیستم ارقام دودوئی عمل می‌نماید. در تحقیق حاضر از برنامه GeneXproTools برای توسعه و اجرای مدل‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده به عمل آمده است. برنامه یاد شده بر اساس برنامه‌ریزی صریح ژنتیک[5] استوار است. برنامه‌ریزی صریح ژنتیک ویرایش جدیدی از برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد که به استنتاج برنامه‌های رایانه‌ای با اندازه‌ها و شکل‌های مختلف می‌پردازد. یکی از نقاط قوت این برنامه 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 مدل‌های پیچیده‌ای را که شامل چندین زیر مدل می‌باشند فراهم می‌آورد (فریرا[6]، ۲۰۰۱). برای مدل‌سازی با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، ابتدا پارامترهای موارد ذیل باید تعیین شوند: ۱- مجموعه ترمینال‌ها (شامل متغیرهای مسئله واعداد ثابت تصادفی)، ۲- مجموعه عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول‌ها، ۳-

1- Feed Forward
2- Back Propagation Training
3- Yu HH, Jenq
4 -Koza

5- GEP
6- Ferreira

انتخاب معیار مناسب (از قبیل ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و...)، برای سنجش برازش فرمول‌ها، ۴- تعیین پارامترهای کنترل‌کننده اجرای برنامه (اندازه جمعیت، احتمال مربوط به بکارگیری عملگرهای ژنتیکی و جزئیات دیگر مربوط به اجرای برنامه)، ۵- معیار پایان و ارائه نتایج اجرای برنامه (مثل تعداد تولید جمعیت جدید و یا تعیین یک مقدار مشخص برای برازش فرمول‌ها که اگر میزان برازش برابر یا بیشتر از آن مقدار شد، اجرا متوقف شود).

معیارهای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی رواناب

در این تحقیق به دلیل استفاده از ساختارهای مختلف ورودی به مدل‌های هوشمند، برای ارزیابی مدل بهینه در برآورد رواناب از دو معیار زیر استفاده شده است:

جذر میانگین مربعات خطا[1] :

$$RMSE = [\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_{oi} - x_{pi})^2]^{1/2} \qquad (۲)$$

ضریب همبستگی[2]:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{oi}-\overline{x_o})(x_{pi}-\overline{x_p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_{oi}-\overline{x_o})^2 \sum_{i=1}^{n}(x_{pi}-\overline{x_p})^2}} \qquad (۳)$$

نتایج و بحث

نتایج مدل LARS-WG

• بارش

در مدل LARS-WG . برای سنجش اختلاف بین دو جامعه مدل شده و واقعی از آزمون "کای- دو[3]" استفاده می‌شود. در این آزمون مربع اختلاف بین فراوانی طبقات دو جامعه با هم مقایسه شده و مقدار کای- دو محاسبه می‌شود، در صورتی که اختلاف بین آنها کوچک باشد، می‌توان نتیجه گرفت که اختلاف معنی‌داری بین دو جامعه آماری (مدل شده و واقعی) وجود ندارد. در جدول (۲) مقادیر کای- دو توزیع بارش‌های روزانه ماه‌های سال محاسبه و آورده شده است. براساس این جدول نتایج حاصله در سطح پنج درصد معنی دار هستند، بنابراین توانمندی مدل در ایجاد داده‌های بارش ماهانه بررسی شده و مورد تأیید قرار گرفته است.

در شکل (۴) میانگین بارش واقعی و شبیه‌سازی شده به همراه انحراف معیار آنها رسم شده است که نشان‌دهنده‌ی انطباق خوب میانگین و انحراف معیار بارش واقعی و مدل سازی شده می‌باشد. به منظور بررسی این موضوع که آیا داده های مشاهداتی و شبیه سازی شده بارش ماهانه از یک جامعه آماری هستند یا نه مقادیر t و احتمال آن برای هر ماه محاسبه شده است. در جدول (۳) مقادیر بارش واقعی، مدل شده، انحراف معیار، مقادیر t و F دیده می‌شود با توجه به اینکه تعداد سال های مورد استفاده در تولید داده توسط LARS-WG برای حوضه صوفی چای ۲۵ سال بوده است، لذا مطابق جدول t-student و مقایسه t محاسباتی با t بحرانی ، مدل‌سازی بارش در همه‌ی ماه‌ها در سطح معنی داری پنج درصد قابل قبول می‌باشد. آزمون F به منظور بررسی این موضوع که داده های دو گروه مشاهداتی و شبیه سازی شده دارای توزیع نرمال یکسان با واریانس مشابه هستند یا نه، به کارمی‌رود. در واقع آزمون F برای معنی‌دار بودن اختلاف بین واریانس‌های دو نمونه انجام می شود. اگر مقادیر F محاسبه شده از مقدار بحرانی در جدول بیشتر باشد، اختلاف‌ها معنی‌دار خواهد بود بر این اساس تمامی مقادیر F موجود در جدول حاکی از آن است که واریانس دو گروه مشاهداتی و مدل سازی از یک توزیع آماری تبعیت می کنند.

•دمای حداقل و حداکثر

بررسی مقادیر کای-دو توزیع دماهای حداقل و حداکثر روزانه نشان داد که تمامی مقادیر در سطح پنج درصد قابل قبول هستند و مدل LARS-WG از توانمندی مطلوبی در مدل‌سازی دمای حداقل و حداکثر روزانه همانند بارش برخوردار می‌باشد. همچنین با مقایسه مقادیر t محاسباتی و بحرانی دمای حداقل و حداکثر برای تمامی ماه‌ها آشکار گردید که میانگین مقادیر مدل شده و مشاهداتی از یک جامعه آماری هستند. علاوه بر آن در شکل (۵) توانمندی مدل در شبیه سازی دمای حداقل و حداکثر ماهانه و انحراف معیار آنها نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود مقادیر مدل شده و مشاهداتی تطابق بسیار خوبی با همدیگردارند.

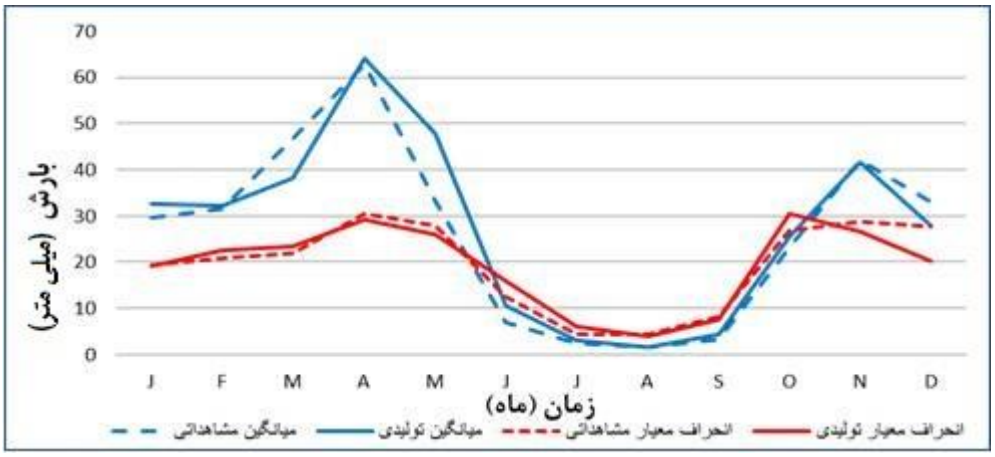
نتایج مدل HadcM3 تحت سناریوهای A2 و A1B

با در نظر گرفتن بازه زمانی ۲۰۰۸-۱۹۸۳ به عنوان دوره‌ی پایه ورودی به مدل LARS-WG ، پارامترهای روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر برای سه دوره در آینده بر اساس مدل HadcM3 تحت سناریوهای A2 و A1B تولید گردید. در جدول‌های (۴) و (۵) تغییرات میانگین سالانه پارامترهای مذکور نسبت به دوره پایه برای هر دو سناریو آورده شده است. در دوره پایه (۲۰۰۸-۱۹۸۳) متوسط بارش دوره حدود ۳۴۰ میلی متر، متوسط دمای حداقل روزانه ۷/۸۲ درجه سانتی گراد و متوسط دمای حداکثر روزانه ۱۸/۵۳ درجه سانتی گراد می‌باشد.

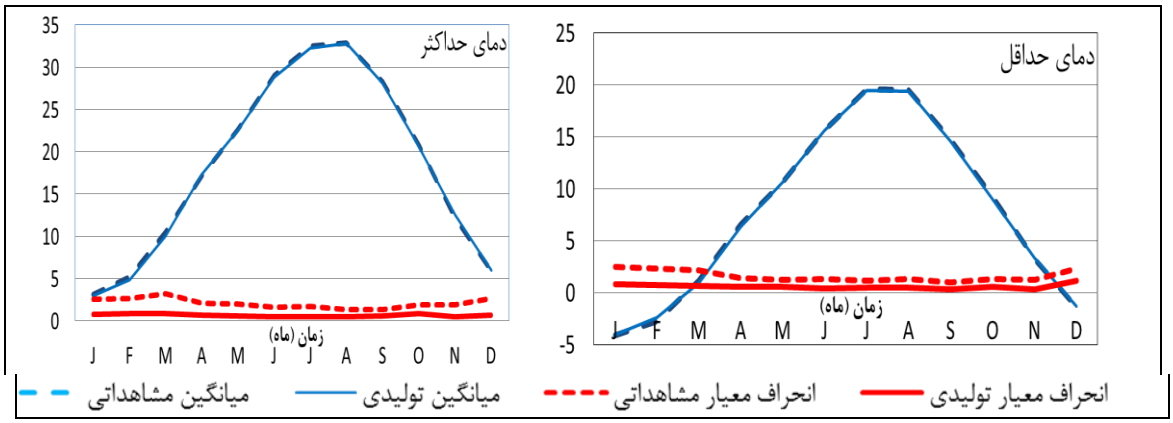
1-Root Mean Squared Error
2- Correlation Coefficient
3- Chi-Square

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

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



شکل٤- مدل سازی موفق بارش ماهانه ایستگاه مراغه توسط مدل LARS-WG



شکل٥- مدل سازی موفق دمای حداقل و حداکثر ماهانه (سانتی گراد) در ایستگاه مراغه توسط LARS-WG

جدول ۳- مقادیر بارش واقعی و مدل شده(میلی‌متر) ، انحراف معیار(میلی‌متر) ، مقادیر T و F

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

جدول ٤- تغییرات میانگین سالانه اقلیم در ایستگاه مراغه (مدل HadcM3 با سناریو A2)

تغییرات در بارش سالانه میلی‌متر (درصد)	تغییرات دمای حداقل (درجه سانتی‌گراد)	تغییرات دمای حداکثر (درجه سانتی‌گراد)	دوره مورد مطالعه (میلادی)
+ ۹/۱ (۲/۶۷)	+ ۰/۷	+ ۰/۶	۲۰۱۱ – ۲۰۳۰
– ۲۱/۸ (۶/۴۱)	+ ۲/۱	+ ۲/۰	۲۰۴۶ – ۲۰۶۵
– ۵۷/۹ (۱۷/۰۲)	+ ۴/۶	+ ۴/۵	۲۰۸۰ – ۲۰۹۹

جدول ٥- تغییرات میانگین سالانه اقلیم در ایستگاه مراغه (مدل HadcM3 با سناریو A1B)

تغییرات در بارش سالانه میلی‌متر (درصد)	تغییرات دمای حداقل (درجه سانتی‌گراد)	تغییرات دمای حداکثر (درجه سانتی‌گراد)	دوره مورد مطالعه (میلادی)
+ ۱۱/۷۹ (۳/۴۶)	+ ۰/۵۴	+ ۰/۴۳	۲۰۱۱ – ۲۰۳۰
– ۱۱/۱۹ (۳/۲۹)	+ ۲/۳۳	+ ۲/۲۲	۲۰۴۶ – ۲۰۶۵
– ۳۶/۹۵ (۱۰/۸۶)	+ ۳/۷۳	+ ۳/۶۸	۲۰۸۰ – ۲۰۹۹

نتایج مدل‌های پیش‌بینی رواناب

برای مدل سازی به کمک مدل‌های پیش بینی کننده بایستی پارامترهای ورودی و خروجی مدل به درستی مشخص شوند. در تحقیق حاضر داده‌های مربوط به میزان رواناب روزانه ایستگاه هیدرومتری تازه‌کند واقع در حوضه آبریز صوفی چای، به عنوان خروجی مدل‌های پیش بینی بوده و از داده‌های بارندگی، دمای حداقل و دمای حداکثر با زمان تاخیرهای مختلف به عنوان ورودی استفاده شده است. در هر دو مدل ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۰ درصد بقیه برای صحت سنجی می‌باشد. به دلیل مقیاس روزانه داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، پارامترهای ورودی و خروجی از ضریب همبستگی پایینی برخوردار بودند، لذا برای افزایش دقت مدل‌های هوشمند در تخمین رواناب تغییرات آورده شده در جدول (۶) بر روی داده‌ها اعمال گردید.

نتایج شبکه عصبی مصنوعی

برای ایجاد شبکه‌ای مطلوب (دقت بالا و خطای کم) میان پارامترهای ورودی و خروجی دوره پایه، الگوهای مختلفی (جدول ۷) به عنوان ورودی به شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شده است. جهت انتخاب بهترین مدل، مقادیر معیارهای نیکویی برازش در دو مرحله آموزش و صحت سنجی، برای چهار مدل مورد استفاده، در جدول (۸) آورده شده است.

به منظور برآورد رواناب دوره‌های آتی از مدل شماره چهار ، به علت نتایج بهتر (ضریب همبستگی بالاتر و خطای کمتر) استفاده شده است. مقادیر روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر که به وسیله مدل HadcM3 تحت دو سناریو A1B و A2 برای دوره‌های مذکور در آینده تولید شده‌اند با ۷ تاخیر به عنوان ورودی به شبکه داده شده و مقادیر روزانه رواناب به عنوان خروجی توسط شبکه تولید می‌شوند. در جدول‌های (۹) و (۱۰) نتایج مربوط به هر دو سناریو ارائه شده است.

جدول ٦- تغییرات اعمال شده روی داده‌ها برای مدل سازی رواناب

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

جدول ۷- مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی بررسی شده در این تحقیق

الگوی ورودی	ساختار مدل
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 مدل شبکه عصبی مصنوعی

الگوی ورودی	معیار نیکویی برازش	مرحله	
		آموزش	صحت سنجی
۱	ضریب همبستگی	۰/۷۱۱۶	۰/۶۹۱۷
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۱۴۸۹	۰/۱۵۸۸
۲	ضریب همبستگی	۰/۷۴۹۱	۰/۷۲۰۸
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۱۴۲۳	۰/۱۵۳۱
۳	ضریب همبستگی	۰/۸۰۹۶	۰/۷۸۱۲
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۱۱۸۸	۰/۱۳۷۰
* ۴ *	ضریب همبستگی	۰/۸۷۸۱	۰/۸۴۷۴
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۰۹۳۱	۰/۰۹۸۵

نتایج برنامه ریزی ژنتیک

نرم افزار GeneXprotools مورد استفاده برای برنامه‌ریزی ژنتیک از نظر تعداد پارامترهای ورودی با محدودیت روبه‌رو بوده و با افزایش تعداد پارامترهای ورودی سرعت محاسبات کم و زمان رسیدن به یک برازش مناسب طولانی می‌شود، به همین دلایل پارامترهای ورودی الگوهای ارائه شده در جدول (۱۱) نهایتاً دارای یک تاخیر هستند. نتیجه ارزیابی الگوهای متفاوت ورودی در جدول (۱۲) قابل ملاحظه می‌باشد.

جدول ۹- تغییرات میانگین سالانه رواناب حوضه صوفی چای (بر اساس مدل HadcM3 با سناریو A2)

تغییرات در رواناب سالانه مترمکعب برثانیه (درصد)	دوره مورد مطالعه (میلادی)
-۰/۴۲ (۱۱/۴)	۲۰۱۱ – ۲۰۳۰
-۰/۷۳ (۱۹/۸)	۲۰۴۶ – ۲۰۶۵
-۱/۴۱ (۳۸/۳)	۲۰۸۰ – ۲۰۹۹

* میانگین سالانه رواناب دوره پایه ۳/۶۸ مترمکعب بر ثانیه می‌باشد.

جدول ۱۰- تغییرات میانگین سالانه رواناب حوضه صوفی چای (بر اساس مدل HadcM3 با سناریو A1B)

تغییرات در رواناب سالانه مترمکعب برثانیه (درصد)	دوره مورد مطالعه (میلادی)
-۰/۳۹ (۱۰/۵)	۲۰۱۱ – ۲۰۳۰
-۰/۷۱ (۱۹/۲)	۲۰۴۶ – ۲۰۶۵
-۰/۸۹ (۲۴/۱)	۲۰۸۰ – ۲۰۹۹

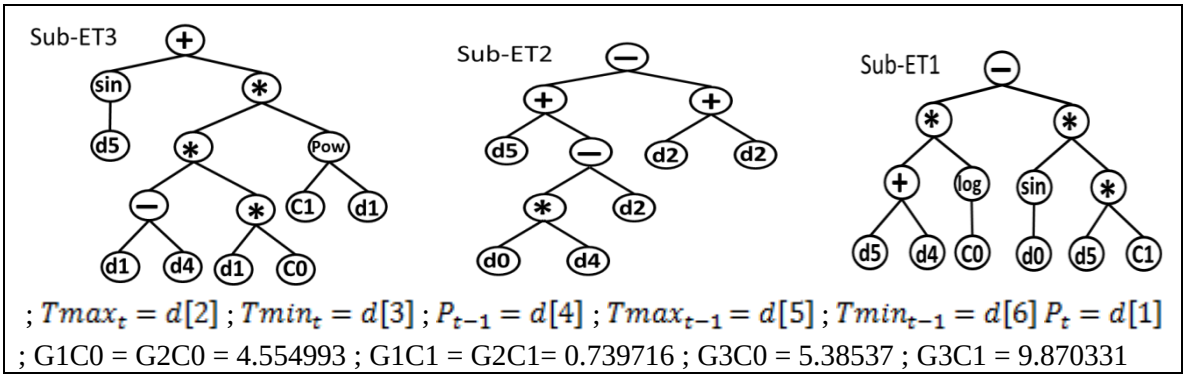
* میانگین سالانه رواناب دوره پایه ۳/۶۸ مترمکعب بر ثانیه می‌باشد.

جدول ۱۱- الگوهای مختلف مورد استفاده در مدل برنامه‌ریزی ژنتیک

الگو ورودی	ساختار مدل
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 مدل برنامه‌ریزی ژنتیک

الگو ورودی	معیار نیکویی برازش	مرحله	
		آموزش	صحت سنجی
۱	ضریب همبستگی	۰/۶۸۳۷	۰/۶۶۴۱
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۱۶۲	۰/۱۶۵
۲	ضریب همبستگی	۰/۷۲۰۱	۰/۷۰۱۵
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۱۵۱	۰/۱۵۸
۳	ضریب همبستگی	۰/۷۵۳۱	۰/۷۳۸۷
	جذر میانگین مربعات خطا	۰/۱۳۳	۰/۱۳۴



; $Tmax_t = d[2]$; $Tmin_t = d[3]$; $P_{t-1} = d[4]$; $Tmax_{t-1} = d[5]$; $Tmin_{t-1} = d[6]$ $P_t = d[1]$

; G1C0 = G2C0 = 4.554993 ; G1C1 = G2C1= 0.739716 ; G3C0 = 5.38537 ; G3C1 = 9.870331

شکل ٦- بیان درختی مدل پیش بینی رواناب روزانه در ایستگاه مورد مطالعه

جدول ۱۳- تغییرات میانگین سالانه رواناب حوضه صوفی چای (بر اساس مدل HadcM3 با سناریو A2).

تغییرات در رواناب سالانه مترمکعب برثانیه (درصد)	دوره مورد مطالعه (میلادی)
-۰/۶۶ (۱۷/۹)	۲۰۱۱ – ۲۰۳۰
-۰/۷۲ (۱۹/۵)	۲۰۴۶ – ۲۰۶۵
-۰/۸۶ (۲۳/۳)	۲۰۸۰ – ۲۰۹۹

جدول ١٤- تغییرات میانگین سالانه رواناب حوضه صوفی چای (بر اساس مدل HadcM3 با سناریو A1B).

تغییرات در رواناب سالانه مترمکعب برثانیه (درصد)	دوره مورد مطالعه (میلادی)
-۰/۶۶ (۱۷/۹)	۲۰۱۱ – ۲۰۳۰
-۰/۷۱ (۱۹/۲)	۲۰۴۶ – ۲۰۶۵
-۰/۷۴ (۲۰/۱)	۲۰۸۰ – ۲۰۹۹

به منظور برآورد رواناب روزانه دوره‌های آتی از الگوی شماره سه، به دلیل نتایج بهتر (ضریب همبستگی بالاتر و خطای کمتر) استفاده می‌شود. شکل ریاضی مدل حاصل به منظور پیش بینی دبی جریان رودخانه صوفی چای در مقیاس زمانی روزانه به صورت زیر می‌باشد:

$$Q_t = 0.6584 * [Tmin_{t-1} + Tmax_{t-1}] - [0.7397 * \sin P_t * Tmin_{t-1}] + [(P_t * Tmax_{t-1}) + Tmin_{t-1} - Tmin_t] + [-2Tmin_t + \sin(Tmin_{t-1})] + [Tmax_t - Tmax_{t-1}] * [5.3853 * Tmax_t * (9.8703)^{Tmax_t}] \quad (۴)$$

همچنین مدل درختی حاصل از بهترین الگوی حاصل از برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش بینی دبی جریان روزانه ایستگاه تازه کند در شکل (۶) نشان داده شده است.

تغییرات مقدار میانگین سالانه رواناب تولیدی برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به دوره پایه بر اساس رابطه (۸) و خروجی مدل HadCM3 تحت دو سناریو A2 و A1B برای دوره‌های آینده مطابق جدول‌های (۱۳) و (۱۴) می‌باشد.

نتیجه‌گیری

امروزه پدیده گرمایش جهانی و تغییر اقلیم به خاطر افزایش گازهای گلخانه ای امری اثبات شده است. باتوجه به اهمیت تغییر اقلیم و تاثیر آن بر فرآیندهای هیدرولوژیکی نظیر بارش و جریان رودخانه‌ها به عنوان یکی از اصلی ترین منابع تأمین کننده آب حوضه‌ها هدف از تحقیق حاضر برآورد میزان تاثیر تغییر اقلیم بر بارش- رواناب حوضه صوفی چای می‌باشد. . در این تحقیق مقادیر روزانه بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر حوضه صوفی چای مابین سالهای ۱۹۸۳ تا ۲۰۰۸ به عنوان دوره پایه مدل LARS-WG در نظر گرفته شد و با استفاده از مدل HadCM3 تحت دو سناریو A2 و A1B این پارامترها برای دوره‌های آینده تولید گردید که نتایج حاکی از افزایش مقطعی بارش در دوره ۲۰۳۰-۲۰۱۱ (۲/۶ درصد در سناریو A2 و ۳/۴ درصد در سناریو A1B) و کاهش آن در آینده‌های دورتر (۱۷ درصد در سناریو A2 و ۱۰/۸ درصد در سناریو A1B) نسبت به اقلیم کنونی، و افزایش تدریجی دمای حداقل و دمای حداکثر در آینده بوده که با مطالعات قبلی صورت گرفته در این منطقه همچون تحقیق ضرغامی و همکاران (۲۰۰۹) منطبق می‌باشد. نتایج هر دو مدل هوشمند نشان دهنده‌ی کاهش میزان رواناب در آینده نسبت به حال حاضر می‌باشد. شبکه عصبی براساس سناریو A2 کاهشی معادل با ۳۸ درصد و بر اساس سناریو

A1B کاهشی معادل با ۲۴ درصد را برای آینده دور برآورد نمود. برنامه‌ریزی ژنتیک نیز بر اساس سناریو A2 کاهش ۲۳ درصدی و بر اساس سناریو A1B کاهشی برابر با ۲۰ درصد را پیش بینی نمود. که با توجه به دقت بالاتر، خطای پایین‌تر و زمان محاسبه‌ی بسیار کم شبکه عصبی می‌توان چنین نتیجه گرفت که شبکه عصبی مصنوعی روشی مناسب تر و بهتر از برنامه‌ریزی ژنتیک برای مدل سازی رواناب در آینده می‌باشد.

منابع

۱- اشرف، ب.، موسوی بایگی، م.، کمالی، غ. و ک. داوری. 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)، ۲۵ (۴): ۹۵۲-۹۴۰.

۲- عباسی، ف.، ملبوسی، ش.، بابائیان، ا.، اثمری، م. و ر. برهانی. 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 خاک (علوم و صنایع کشاورزی). ۲ (۲۴): ۲۳۳-۲۱۸.

3- Abdo, K.S., Fiseha, B.M., Rientjes, T.H.M., Gieske, A.S.M. and A.T. Haile. 2009. Assessment of climate change impacts on the hydrology of Gilgel Abay catchment in lake Tana Basin. Ethiopia. Hydrological Processes, 23(26): 3661-3669.

4- Ferreira, C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. Complex Systems, 13(2): 87-129.

5- Guven, A. 2009. Linear genetic programming for time-series modeling of daily flow rate. Journal of Earth System Science, 118(2): 157-173.

6- Hashmi, M.Z., Shamseldin, A.Y. and B.W. Melville. 2010. Comparison of SDSM and LARS-WG for simulation and down scaling of extreme precipitation events in a watershed. Stochastic Enviromental Research and Risk Assessment, 25: 475-484.

7- Johnson, G.L., Hanson, C.L., Hardegree, S.P. and E.B. Ballard. 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 M. Tombul. 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 for describing future climates. Climate Change, 60:217-242.

11- Semenov, M.A. and E.M. Barrow. 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 R. Oyarzun. 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(1): 41-57.

13- Wilby, L.R., Hay, L.E. and G.H. Leavesley. 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 I. Harris. 2006. A framework for assessing uncertainties in climate change impacts: Low-flow scenarios for the River Thames, UK. Water Resources Research, 42(2): 1-10.

15- Yu HH and N.H. Jenq. 2002. Handbook of Neural Network Signal Processing. CRC Press.

16- Zarghami, M., Hassanzadeh, Y., Babaeian, I. and R. Kanani. 2009. Climate change and water resources vulnerability; Case study of Tabriz City. In SENSE symposium on climate proofing cities (1).