



پیش‌بینی کمی کیفی دبی رودخانه خرم رود در اثر تغییر اقلیم با مدل نروسولوشن و

رگرسیون بردار پشتیبان

سیران مارابی^۱، مریم حافظ پرست^{۲*}

تاریخ ارسال: ۱۳۹۹/۰۸/۲۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۲/۱۸

مقاله پژوهشی برگرفته از پایان نامه کارشناسی ارشد

چکیده

آگاهی از کیفیت منابع آب یکی از نیازمندی‌های مهم در برنامه‌ریزی و توسعه منابع آب و حفاظت آن هست. رودخانه‌ها به‌عنوان اصلی‌ترین منبع تأمین‌کننده نیاز شرب، کشاورزی و صنعت از اهمیت خاصی برخوردار هستند. در این پژوهش به منظور بررسی اثرات بلندمدت دما و بارش رودخانه خرم رود در شهر کنگاور استان کرمانشاه از خروجی چهار مدل اقلیمی گزارش پنجم (IPCC(AR5)، تحت سناریوهای RCP4.5، RCP6 برای دوره پایه (۱۹۸۳-۲۰۱۵) استخراج گردید و با داده‌های اقلیمی مشاهداتی مقایسه شد. مقادیر روزانه پارامترهای اقلیمی بارش و دمای مدل‌های برتر برای دوره‌های آتی ۲۰۵۲-۲۰۲۰ و ۲۰۵۳-۲۰۸۵ با روش ریزمقیاس‌سازی LARSWG6 در منطقه مطالعاتی تولید شد. به‌منظور پیش‌بینی رواناب از مدل شبکه عصبی مصنوعی در نرم افزار نروسولوشن استفاده گردید. پس از کالیبراسیون مدل در دوره پایه ۲۰۱۵-۱۹۸۳، پیش‌بینی برای دوره‌های آتی انجام شد و در ادامه به‌منظور پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب رودخانه از مدل رگرسیون بردار پشتیبان در محیط برنامه‌نویسی پایتون استفاده گردید. نتایج حاکیست مقدار بارش در مدل‌های MIROC-ESM-CHEM و CanESM2 افزایش و در بقیه کاهش را نشان می‌دهد. دما در کلیه مدل‌ها و سناریوهای اقلیمی افزایش می‌یابد که بیش‌ترین مقدار آن معادل ۳/۳۲ درجه سانتیگراد در دوره دوم آتی در مدل GFDL-CM3 می‌باشد. مقدار کاهش آبدهی میانگین مدل‌ها و سناریوهای اقلیمی حاصل از خروجی مدل نروسولوشن در دوره دوم نسبت به دوره اول ۹/۲۹ درصد می‌باشد. تغییرات میزان آبدهی بر پارامترهای کیفی رودخانه تأثیر گذاشته بنابراین مقادیر پارامترهای Ca, Mg, TDS, EC, CL و مجموع آنیونها با توجه به تعداد داده‌های مشاهداتی مناسب آنها پیش‌بینی گردید و نتایج نشان داد پارامترهای کیفی در اکثر مدل‌ها در سناریوی RCP6 بیشتر از سناریوی RCP4.5 است و مدل FIO پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به سایر مدل‌ها داشته‌است. پیشنهاد می‌گردد تغییرات پارامترهای کیفی در دوره آتی با مدل‌های دو بعدی کیفیت آب نیز مدل‌سازی گردد و با نتایج حاصل از این پژوهش مقایسه گردد.

واژه‌های کلیدی: پارامترهای کیفی، پیش‌بینی، دبی، نروسولوشن، LARSWG6، RCP، SVR

^۱ کارشناس ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. پست الکترونیکی: aban228.sm@gmail.com

^۲ استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده علوم و مهندسی کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. پست الکترونیکی: m.hafezparast@razi.ac.ir

(مسئول مکاتبه)



مقدمه

هیات بین‌الدول تغییر اقلیم^۱ با هدف اصلی شناخت جنبه‌های تغییر اقلیم و بخصوص چگونگی اثر فعالیت‌های انسانی بر آن، پس از بررسی عنوان کرد که عوامل طبیعی و غیر طبیعی باعث برهم خوردن شرایط حاکم بر اجزاء مختلف اقلیم کره زمین می‌شود. در سال ۲۰۱۴، گروه‌های کاری هیات بین‌الدول تغییر اقلیم گزارش ارزیابی پنجم تغییر اقلیم را ارائه نموده‌اند و هم‌اکنون در حال تکمیل و تصویب گزارش ترکیبی ۶ می‌باشند (Fu و همکاران، ۲۰۱۳). تغییر اقلیم و فعالیت‌های انسانی از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر برنامه‌ریزی منابع آب و هیدرولوژیکی منطقه‌ای می‌باشد (Fu و همکاران، ۲۰۰۷؛ Hao و همکاران، ۲۰۱۳؛ Zhang و همکاران، ۲۰۱۵). مطالعات متعددی در زمینه تأثیر تغییر اقلیم بر رواناب صورت گرفته‌است از جمله در پژوهشی که برای پیش‌بینی تغییرات هیدرولوژیکی و ارزیابی سازگاری آنها در حوضه رودخانه چائوفرایا در تایلند صورت گرفت. شبیه‌سازی هیدرولوژیکی با استفاده از خروجی ۶ مدل GCM تحت سناریوی RCP4.5 و برای دو بازه‌ی آینده نزدیک و دور انجام گرفت. نتایج نشان می‌دهد که رواناب در هر سناریو به مقدار ۲۰ درصد افزایش می‌یابد (Kotsuki و همکاران، ۲۰۱۴). در تحقیق Tan و همکاران (۲۰۱۴)، اثرات تغییر اقلیم را بر حوضه رودخانه جوهور در مالزی بررسی کردند. آنها داده‌های شش مدل GCM، تحت سه سناریو RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 را به‌عنوان ورودی به مدل کالیبره شده SWAT وارد کردند. نتایج نشان داد که تغییرات بارش سالانه از ۱/۰۱ تا ۸/۸۸ و درجه حرارت از ۰/۶ تا ۳/۲۱، منجر به تغییر در دبی رودخانه در حدود ۰/۹۱ تا ۱۲/۹۵ درصد نسبت به دوره مشاهداتی شده‌است. Mohammed و همکاران (۲۰۱۵)، در پژوهشی با استفاده از تجزیه و تحلیل هیدرولوژیکی منطقه‌ای و همچنین مدل-سازی به بررسی گزینه‌های مختلفی که امکان دارد در رژیم حوضه دریاچه چامپلین در اثر تغییرات آب و هوایی اتفاق افتد را با سناریوهای مختلف آب و هوایی بررسی کردند و از داده‌های دو سناریو RCP4.5، RCP8.5 جهت بررسی

تغییرات اقلیمی استفاده کردند، نتایج نشان داد که در رژیم رودخانه در حداکثر ۷ روز ۳۰ درصد جریان افزایش شدید و در ۴ روز ۶۰ درصد از رواناب روند افزایشی خواهد داشت. Ouyang و همکارانش (۲۰۱۵)، به منظور ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر دبی رودخانه حوضه آبریز هانگ نیژانگ در ژاپن، از شش مدل GCM از مدل‌های جفت‌شده پروژه فاز پنجم (CMIP5) تحت سناریو RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 استفاده کردند. از روش عامل تغییر برای اصلاح اریبی، بین خروجی‌های GCM و داده‌های مشاهداتی و از مدل SWAT برای شبیه‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان داد که بارش در اواسط و اواخر قرن ۲۱ افزایش می‌یابد. با این حال، به دلیل افزایش تبخیر و تعرق، رواناب به میزان ۰/۸ تا ۶/۹ درصد کاهش می‌یابد. دمای هوا نیز به طور پیوسته برای همه مدل‌های GCM و برای همه سناریوهای RCP افزایش می‌یابد. Ho و همکاران (۲۰۱۶) یک مدل هیدرولوژیکی نیمه توزیعی را برای حوضه رودخانه Tocantins-Aroaguia در شمال برزیل توسعه و مورد کالیبراسیون و اعتبارسنجی قرار دادند. سپس تغییرات اقلیمی را برای منطقه‌ی مورد مطالعه برای ۴۱ مدل و دوره‌ی زمانی ۲۰۷۱-۲۱۰۰ تحت سناریو RCP4.5 شبیه‌سازی کردند. Hafezparast و همکاران (۲۰۱۸)، از مدل‌سازی هیدرولوژیکی برای ارزیابی تأثیر تغییر اقلیم بر شرایط هیدرولوژیکی سد دوبرج در دهلران استفاده کردند. در این مطالعه از مدل Csirok3-5-0 تحت سناریو RCP8.5 استفاده شد. مقادیر بارش و دما برای دوره آتی ۲۰۴۴-۲۰۱۶ با استفاده از روش عامل تغییر ریزمقیاس‌شده و به منظور شبیه‌سازی رواناب حوضه از مدل اِپِکرس^۲ استفاده کردند. نتایج حاکی از کاهش میزان متوسط رواناب از ۶/۲۷ مترمکعب در دوره پایه به ۵/۷۸ مترمکعب در دوره آتی می‌باشد. در پژوهش Sarzaeim و همکاران (۲۰۱۷)، که تقاضای زیست محیطی رودخانه کرخه در ایران را تحت تأثیر تغییر اقلیم در دوره زمانی ۲۰۵۹-۲۰۱۰ مورد بررسی قرار دادند. ارزیابی وضعیت تغییر اقلیم با روش RCP و عامل

^۲ IHACRES

^۱ Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)



CNRM، Canesm2، MIROC5) و دو سناریو (RCP4.5، RCP8.5) بررسی و از یک مدل هیدرولوژیکی به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی جریان استفاده شد. برای هر دو حوضه رودخانه کلیه مدل‌ها کاهش دبی سالانه را از ۸ درصد (حوضه رودخانه سنگال) تا ۲۲ درصد (حوضه رودخانه گامبیا) تحت سناریو RCP4.5 و کاهش بیشتر دبی سالانه از ۱۶ درصد (حوضه سنگال) و ۲۶ درصد (حوضه گامبیا) تحت سناریو rcp8.5 را گزارش می‌دهد. Hosseini و همکاران (۲۰۱۷)، به بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر کیفیت رودخانه Prairie Regulated پرداختند، جریان‌ات در امتداد رودخانه Qu Appelle آینده از طریق افزایش میزان دبی برای رفع نیازهای کشاورزی، صنعت و رشد جمعیت در جنوب ساسکاچون افزایش می‌یابد. افزایش دبی و دما به علت تغییرات اقلیمی بر کیفیت آب رودخانه تأثیرگذار می‌باشد. از مدل کیفی (WASP) به منظور شبیه‌سازی کیفی رودخانه در حال حاضر و آینده استفاده گردید. سپس مدل برای پیش‌بینی (غلظت مواد مغذی (نیتروزن و فسفات) و دینامیک اکسیژن) برای سال‌های ۲۰۵۵-۲۰۵۰ و ۲۰۸۵-۲۰۸۰ مورد استفاده قرار گرفت. در مطالعه‌ی Salami و سالاری (۲۰۱۶)، از دو روش مدل‌سازی ریاضی و شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی ویژگی‌های کیفی آب رودخانه از قبیل: اکسیژن محلول (DO)، کل جامدات محلول (TDS)، سختی کل (TH)، قلیائیت (PH)، کدورت (TU)، هدایت الکتریکی (EC)، دما (T)، اسیدیته (PH) استفاده شد. در تحقیق Eghtetaf و همکاران (۲۰۱۵)، با هدف بررسی تأثیرات تغییر اقلیم بر پارامترهای بارش، دما، رواناب و کیفیت منابع آب سطحی در حوضه آبریز بالخلی‌چای واقع در استان اردبیل پایه‌گذاری شده است. در بازه‌های زمانی ۲۰۱۱-۲۰۳۰ و ۲۰۶۵-۲۰۴۶ و ۲۰۹۹-۲۰۸۰ نتایج حاکی از افزایش دما در حدود ۵ درجه سانتی‌گراد و کاهش میانگین بارش سالانه تا ۱۴ میلیمتر در دوره ۲۰۸۰ الی ۲۰۹۹ میلادی است. با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، رواناب ورودی به سد پامچی در سه بازه مطالعاتی مذکور برآورد گردید. نتایج حاکی از کاهش ۱۱، ۱۳ و ۱۷

تغییر صورت گرفت. میانگین دما بارندگی برای دوره ۲۰۱۰-۲۰۵۹ به ترتیب ۵/۲-۱/۷ و ۹/۲-۱/۹ درصد افزایش را نشان داد. نتایج شبیه‌سازی دبی افزایش ۷/۷-۰/۹ درصدی را در جریان متوسط در طول دوره مورد نظر نشان می‌دهند. بررسی و پیش‌بینی تغییرات پارامترهای کیفی در یک رودخانه، به لحاظ اهمیت آن در بحث شرب، یکی از اهداف مدیران و برنامه‌ریزان منابع آب، می‌باشد. حفظ کیفیت آب در اولویت سیاست‌گذاری قرار دارد، لذا مطالعه در جهت پیش‌بینی روند تغییرات کیفیت آب و استفاده از روش‌های کارا، برای مدیریت بهتر رودخانه‌ها ضروری به نظر می‌رسد. از آنجایی که کیفیت آب تحت تأثیر فاکتورهای زیادی است و برخی از این فاکتورها رابطه‌ی غیرخطی پیچیده‌ای با هم دارند، روش‌های مختلف رگرسیون خطی و غیرخطی تک‌متغیره و چندمتغیره، روش‌های یادگیری ماشینی و روش‌های هوش مصنوعی مانند مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان برای بدست آوردن مقادیر ثبت نشده به کار برد. در مطالعه Isazadeh و همکاران (۲۰۱۹) مدل و ترکیب ورودی مناسب جهت تخمین پارامترهای کیفی هدایت الکتریکی (EC)، یون کلسیم (Ca) و یون سدیم (Na) آب‌خوان‌های دشت گیلان با دو مدل SVM و ANN تعیین گردید. نتایج نشان داد که هر دو مدل توانایی بسیار زیادی در تخمین پارامترهای کیفی آب‌خوان‌ها دارند. همچنین عملکرد مدل SVM نسبت به مدل ANN، به‌ازای تعداد ورودی کمتر بهتر است و در تعداد ورودی بیشتر برعکس می‌باشد. Zhang و همکاران (۲۰۱۹) پارامترهای کیفی آب را با روش رگرسیون بردار پشتیبان برای رودخانه هانجینگ^۱ شبیه‌سازی کردند و بهینه‌سازی پارامترهای این روش با مدل‌های الگوریتم ژنتیک و PSO، GS^۲ انجام شد. نتایج نشان داد دقت پیش‌بینی مدل GA-SVR به طور معنی‌داری بهتر از روش‌های PSO-SVR، GS-SVR، SVR است. در تحقیق Bodian و همکاران (۲۰۱۸)، به بررسی تأثیرات تغییر اقلیمی در دو حوضه اصلی رودخانه سنگال و گامبیا پرداخته شد. بارش و تبخیر تعرق بر اساس دمای پیش‌بینی شده ۶ مدل GCM (HadGEM2-ES، HadGEM2-CC، CSIRO،

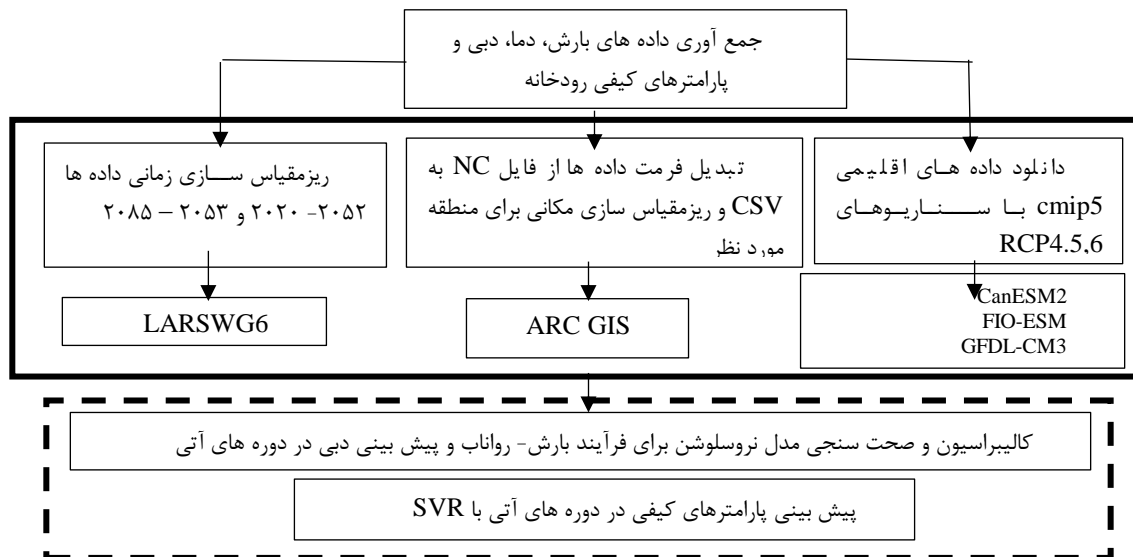


Whitehead و همکاران، ۲۰۰۹). با توجه به پیشینه مطالعاتی بررسی پارامترهای کیفی در اثر تغییر اقلیم نسبت به پارامترهای کمی کمتر مورد توجه قرار گرفته است و بنابراین در این پژوهش تغییرات دبی و پارامترهای کیفی به طور همزمان در اثر تغییر اقلیم بررسی گردید. همچنین به منظور بررسی تغییرات بلند مدت دما و بارش و تاثیر آن بر دبی رودخانه خرم رود و سپس بررسی تغییرات پارامترهای کیفی این رودخانه روش کار در شکل ۱ نشان داده شده است.

مواد و روشها

با توجه به موارد مطرح شده در شکل ۱ هدف از این پژوهش شامل ۱- پیش‌بینی مقادیر بارش و دما در دوره ۲۰۲۰-۲۰۵۲ و ۲۰۸۵-۲۰۵۳ و ۲- پیش‌بینی دبی رودخانه خرم‌رود در اثر تغییرات دما و بارش در دوره آبی و ۳- پیش‌بینی پارامترهای کیفی رودخانه خرم رود شامل Ca, Mg, CL و مجموع آنیونها در ایستگاه آران در اثر تغییرات دما، بارش و دبی در دوره آبی است.

درصدی رواناب ورودی به سد است. با استفاده از پارامترهای دما، بارش و رواناب و استفاده از مدل شبکه‌های عصبی تغییرات TDS و EC تحت شرایط تغییر اقلیم برآورده شد. نتایج نشان‌دهنده‌ی افزایش ۳ درصدی در هر یک از پارامترهای فوق می‌باشد. در تحقیق Ansari Mahabadi و همکاران (۲۰۱۲)، برای پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب در رودخانه سفیدرود از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره استفاده شده است. بدین منظور از سری زمانی آبدهی و پارامترهای کیفی هدایت الکتریکی، بی‌کربنات، کلر، سولفات، اسیدیت، سدیم، پتاسیم، کلسیم، منیزیم و کل جامدات محلول در سالهای ۱۳۸۴-۱۳۶۱ از ایستگاه هیدرومتری آستانه واقع در رودخانه سفیدرود استفاده شد. شبیه‌سازی و پیش‌بینی چهار پارامتر هدایت الکتریکی، کلر، سولفات و کل جامدات محلول نشان داد بیشترین و کمترین مقدار میانگین مربعات خطای شبیه‌سازی به ترتیب مربوط به پارامترهای هدایت الکتریکی و بی‌کربنات است. محققان در سراسر جهان تأثیر تغییر اقلیم را بر روی آب در دسترس مورد مطالعه قرار داده‌اند اما توجه کمتری به تأثیر تغییر اقلیم بر روی کیفیت آب شده است.)



شکل (۱): فلوچارت انجام پژوهش

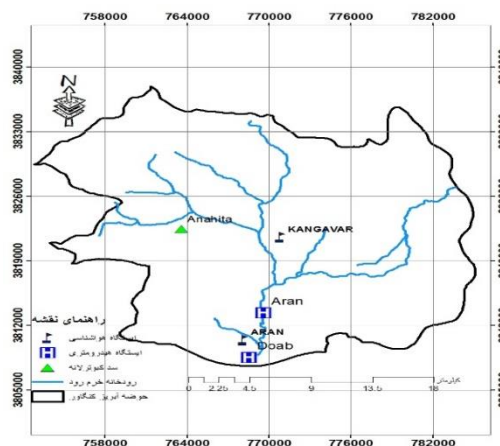
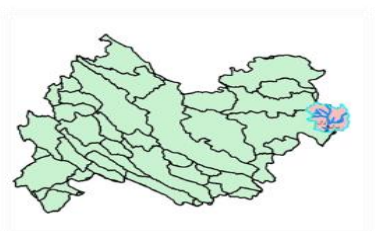
می‌کند. بخش بزرگی از غرب ایران را ارتفاعات بلند و به هم پیوسته زاگرس تشکیل می‌دهد و دشت حاصل خیز کنگاور در غرب این ارتفاعات در ارتفاع ۱۴۵۷ متری از سطح دریا قرار گرفته است. ارتفاعات زاگرس میانی، بخش شمالی و شمال غرب این دشت وسیع را دربر گرفته است. آب دشت

مشخصات عمومی منطقه مطالعاتی

منطقه مورد مطالعه حوضه رودخانه خرم‌رود در شهرستان کنگاور می‌باشد که با وسعتی حدود ۶۷۴ کیلومتر مربع در شرق استان کرمانشاه واقع گردیده است. در این منطقه عمده بارش در ماه‌های آذر و دی ریزش

اطلاعات هواشناسی و هیدرومتری در جداول ۱ و ۲ ارائه شده است (شرکت آب منطقه‌ای کرمانشاه).

حاصل خیز کنگاور با توجه به بارندگی‌های مناسب که در سفره‌های زیرزمینی ذخیره می‌شود و یا از سراب‌های فراوان این منطقه تأمین شده است که در رودخانه‌های خرم‌رود، اسدآباد و کنگاور جریان یافته از به هم پیوستن این رودخانه‌ها رود پر آب گاماسیاب تشکیل می‌گردد.



شکل (۲): منطقه مطالعاتی حوضه رودخانه خرم رود در استان کرمانشاه

پارامتر	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	ژوئیه	اوت	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
بارندگی (میلیمتر)	معدل	۵۸	۶۵	۶۹	۶۷	۳۶	۴	۱	۳	۲۸	۶۳	۵۳
	بارش حداکثر	۲۸۳	۳۰۵	۳۳۹	۳۴۷	۲۱۱	۲۱	۸	۱۹	۸۳	۱۷۶	۱۰۸
	بارش حداقل	۱۳	۲۷	۲۲	۱۱	۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰
دما (سانتی‌گراد)	معدل	-۰/۰۶	۲/۳۲	۶/۹۷	۱۲/۰۸	۱۶/۸۵	۲۲/۵۳	۲۶/۵۶	۲۰/۷۶	۱۴/۸۳	۷/۷۸	۲/۹۶
	حداکثر مطلق	۴/۴۷	۶/۸۷	۱۱/۰۱	۱۵/۴۱	۲۰/۰۶	۲۵/۸۷	۲۹/۸۵	۲۸/۳۴	۲۳/۸۹	۱۷/۶۲	۷/۲۸
	حداقل مطلق	-۸/۶۵	-۸/۳	۱/۴۶	۹/۹۴	۱۳/۷	۱۸/۶۱	۲۳/۳۶	۲۲/۲۱	۱۷/۹۷	۱۲/۸	۵/۵۴

جدول (۱): اطلاعات هواشناسی کنگاور

جدول (۲): اطلاعات آبدهی رودخانه خرم‌رود در دوره پایه (مترمکعب بر ثانیه)

ماه	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	ژوئن	ژوئیه	اوت	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
آبدهی متوسط	۵/۲۳	۶/۵۳	۸/۱۶	۸/۱۵	۵/۳۱	۱/۸۱	۰/۳	۰/۰۶	۰/۰۵	۰/۵۱	۲/۹۲	۵



گرفته شده است (IPCC, 2014). پژوهش حاضر بر اساس داده‌های هوا شناسی ایستگاه کنگاور و آران که در حوضه رودخانه خرم‌رود قرار دارد از مدل‌های اقلیمی CMIP5 انجام شده است. متغیرهای اقلیمی مورد نیاز در این پژوهش (بارش و دمای روزانه) در دوره پایه ۳۳ سال (۲۰۱۵-۱۹۸۳ میلادی) از ایستگاههای سینوپتیک و هواشناسی حوضه رودخانه خرم‌رود در محدوده شهر کنگاور تهیه شد. جهت تولید سناریوهای اقلیمی در دوره‌های آتی ۲۰۵۲-۲۰۲۰ و ۲۰۸۵-۲۰۵۳ میلادی، از خروجی ۳ مدل گزارش پنجم (AR5) IPCC تحت سناریوهای RCP6، RCP4.5 و مدل CanESM2 تحت سناریو RCP4.5 استفاده شده است.

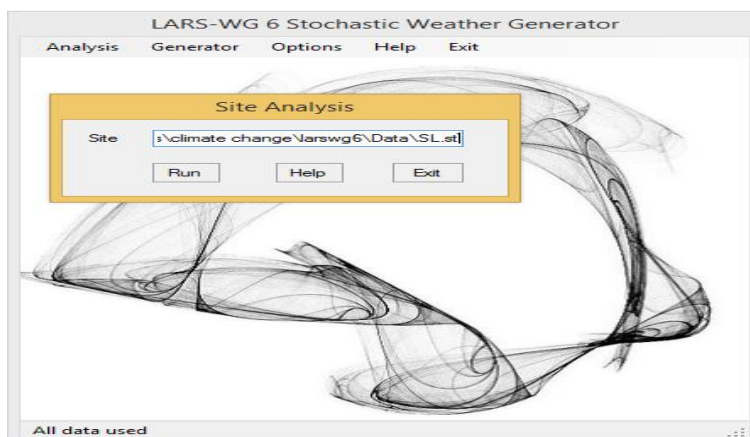
ریز مقیاس گردانی با روش LARSWG6

مدل LARSWG6 مولد مصنوعی داده‌های آب و هوایی است که می‌تواند برای شبیه‌سازی داده‌های هواشناسی در یک مکان واحد تحت شرایط اقلیم حال و آینده بکار رود. این مدل توانایی تولید سری‌های زمانی داده‌های آب و هوایی یکسان با دوره دیده بانی را دارد. در این روش با شبیه‌سازی و تولید داده‌های آب و هوایی مصنوعی در مقیاس محلی می‌توان مطالعات تغییر اقلیم را در یک ایستگاه انجام داد. خواص آماری داده‌های تولید شده مشابه دوره آماری بوده اما انحراف معیار آنها به نسبت اختلاف داده‌های مدل GCM در دوره آینده و گذشته تصحیح می‌شود. داده‌ها در سری‌های زمانی روزانه برای یک سری متغیرهای اقلیمی مناسب برای مثال بارش، دمای کمینه و بیشینه و تابش (مگاژول بر متر مربع) ایجاد می‌شوند. در مدل larsWG6 مدل‌های گزارش پنجم قرار گرفته‌اند و قابلیت انتخاب مدل‌ها در لیست این نرم افزار موجود است. در این مدل اولین گام تولید سری‌های زمانی روزانه داده‌های آب و هوایی در مقیاس ایستگاهی است (<https://climatology.ir>). در این فرایند داده‌های دیده بانی شده برای هر ایستگاه آنالیز شده و دو فایل در برگیرنده مشخصه‌های آماری تولید می‌شوند شکل ۳.

سناریوهای واداشت تابشی

سناریوهای RCPs در سال ۲۰۱۰ توسط یک کمیته علمی و زیر نظر هیات بین‌الدول تغییرات اقلیمی ارائه شد. خانواده RCP شامل ۴ سناریو مختلف است که عبارتند از: RCP2.6، RCP4.5، RCP6 و RCP8.5 که بر اساس مشخصات متفاوت سطح تکنولوژی، وضعیت اجتماعی و اقتصادی، خط مشی‌ها در هر شرایطی می‌تواند منجر به سطح انتشار متفاوت گازهای گلخانه‌ای بر اساس نقش آن بر سطح واداشت تابشی شود (IPCC، ۲۰۰۷، ۲۰۱۳، ۲۰۱۴).

در این پژوهش از سناریوهای RCP6 و RCP4.5 استفاده شده است که سناریو RCP6 توسط گروه مدل‌سازی AIM در موسسه ملی مطالعات محیطی ژاپن طراحی شده است. در این سناریو میزان جمعیت جهانی حدود ۳ میلیارد نفر تخمین زده شده است که اندکی کمتر از میزان در نظر گرفته شده در سناریو A2 از سری سناریوهای SRES است. میزان غلظت دی‌اکسیدکربن تا سال ۲۱۰۰ میلادی ۸۵۰ (قسمت در میلیون) و اثر گازهای گلخانه‌ای بر واداشت‌های تابشی تا ۶ وات بر مترمربع تخمین زده است. در این سناریو واداشت تابشی بعد از سال ۲۱۰۰ به دلیل استفاده از فناوری‌های نو و سیاست‌های کاهش گازهای گلخانه‌ای، ثابت می‌ماند. سناریوی RCP4.5 که توسط مدل‌سازی MiniCAM طراحی شده است. میزان غلظت دی‌اکسیدکربن در این سناریو تا ۲۱۰۰ میلادی ۷۵۰ (قسمت در میلیون) تخمین زده شده است و واداشت تابشی ناشی از گازهای گلخانه‌ای تا قبل از سال ۲۱۰۰ در مقدار ۴/۵ وات بر مترمربع ثابت می‌ماند. در این سناریو میزان رشد جمعیت کمتر از سناریوی RCP2.6 تخمین زده شده است اما در دیگر پارامترهای مؤثر در تغییرات اقلیمی (مانند نرخ استفاده از انرژی‌های نو، رشد تکنولوژی و...) نسبت به سناریو RCP2.6 ضعیف‌تر در نظر



شکل (۳): فایل ورودی داده ها به نرم افزار LARSWG6

$$E = \sum_{p=1}^P E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^S (d_j^p - y_j^p)^2 \quad \text{معادله ۲}$$

وزنها با هدف کاهش تابع هزینه E به مقدار مینیمم به روش گرادیان نزولی تنظیم می گردند. معادله به روزرآوردن وزن ها به صورت زیر است:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \Delta w_{ij}(t) + \alpha \Delta w_{ij}(t-1) \quad \text{معادله ۳}$$

که در آن $\Delta w_{ij}(t) = -\left(\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}(t)}\right)$ ضریب یادگیری، α ضریب لحظه ای $w_{ij}(t+1)$ وزن جدید و $w_{ij}(t)$ وزن قبلی می باشد. همچنین در این روش، وزنها به طور مکرر برای تمامی الگوهای یادگیری به روزرآورده می شوند. روند یادگیری هنگامی متوقف می شود که مجموع کل خطا، E، برای p الگو از مقدار آستانه تعیین شده کمتر شود یا تعداد کل دوره تعلیم به پایان برسد. لازم به ذکر است که روش تعلیم مذکور، روش تعلیم پس انتشار خطا با ترم لحظه ای می باشد و احتمال همگرایی در مینیمم های محلی را نسبت به روش پس انتشار خطا کاهش می دهد. در این تحقیق به دلیل توانایی و انعطاف پذیری شبکه پرسپترون چندلایه در پیاده سازی توابع بین ورودی و خروجی هایی که در بین آن ها رابطه غیر خطی برقرار است، این شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم Levenberg-Marquardt یک نوع خاص از روش نیوتون است که برای حداقل سازی تابعی از مجموع مربعات سایر توابع غیر خطی مورد استفاده قرار می گیرد. این الگوریتم یک تعادل عالی بین سرعت روش نیوتون

مداسازی شبکه عصبی با روش پرسپترون چند

لایه

این شبکه شامل سه لایه ورودی، مخفی و خروجی است که تعداد سلول های هر لایه بروش سعی و خطا مشخص می گردد. سیگنال های ورودی به وسیله ضریب های به هنجار کننده به مقدار یک نرمالیزه شده و بعد از محاسبات، خروجی به مقدار واقعی برگردانده می شود. همچنین مقادیر اولیه وزن ها به صورت اتفاقی در نظر گرفته شده اند. این شبکه بر مبنای الگوریتم پس انتشار خطا آموزش می بیند. بدین ترتیب که خروجی های واقعی با خروجی های دلخواه مقایسه می شوند و وزن ها به وسیله الگوریتم پس انتشار، به صورت تحت نظارت تنظیم می گردند تا الگوی مناسبت بوجود آید. برای الگوی ورودی pام، مربع خطای خروجی برای تمامی سلول های لایه خروجی شبکه به صورت معادلات ۱ تا ۳ در می آید:

$$E_p = \frac{1}{2} (d^p - y^p)^2 \quad \text{معادله ۱}$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^s (d_j^p - y_j^p)^2$$

که در آن d_j^p خروجی دلخواه برای زامین سلول در لایه خروجی و خروجی واقعی برای زامین سلول در لایه خروجی، s بردار ابعاد بردار خروجی، y^p بردار خروجی واقعی و d^p بردار خروجی دلخواه هستند. مرجع خطای کل E برای P الگو بصورت زیر در می آید:



رابطه‌ی میان متغیرهای مستقل و وابسته با تابع جبری مانند $f(x)$ به علاوه مقداری اغتشاش (خطای مجاز ϵ) مشخص می‌شود.

$$f(x) = (w)^t \cdot \phi + b \quad \text{معادله ۴}$$

$$Y = f(x) + \text{noise} \quad \text{معادله ۵}$$

چنانچه w بردار ضرایب و b ثابت مشخصه‌های تابع رگرسیونی و ϕ نیز تابع کرنل باشد، t زمان و noise عدد تصادفی می‌باشد. آنگاه هدف پیدا کردن فرم تابعی برای $f(x)$ است. با آموزش مدل SVM از طریق مجموعه‌ای از نمونه‌ها (مجموع آموزش) تابع $f(x)$ محقق می‌شود. برای محاسبه w و b لازم است تابع خطا معادله ۶ در مدل SVM در نظر گرفتن شرایط مندرج (قیود) در معادله ۷ بهینه شود.

$$\epsilon + \epsilon_i^* (w)^t \cdot \phi(X_i) + b - y_i \leq \quad \text{معادله ۶}$$

$$\frac{1}{2} (w)^t \cdot w + C \sum_{i=1}^N \epsilon + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i^* \quad \text{معادله ۷}$$

در معادلات بالا C عددی صحیح و مثبت است که عامل تعیین جریمه در هنگام رخ دادن خطای آموزش مدل است. ϕ : تابع کرنل، N : تعداد نمونه‌ها و دو مشخصه ϵ_i و ϵ_i^* متغیرهای کمبود هستند. در نهایت تابع بردار پشتیبان رگرسیونی را می‌توان به شکل زیر بازنویسی کرد:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(X_i)^t \cdot \phi(X_i) + b \quad \text{معادله ۸}$$

که در معادله ۸، α_i میانگین ضرایب لانگراژ می‌باشد. محاسبه $\phi(X)$ در فضای مشخصه آن ممکن است بسیار پیچیده باشد. برای حل این مشکل روند معمول در مدل SVR انتخاب یک تابع کرنل به صورت رابطه زیر است:

$$K(X_i, X) = \phi(X_i)^t \sqrt{b^2 - 4ac} \quad \text{معادله ۹}$$

بنابراین برای حل مسئله باید مقادیر C ، ϵ و پارامترهای مربوط به تابع کرنل انتخابی مشخص باشند که دقت در تعیین آن‌ها در کاهش خطای مسئله تاثیر گذار است (Dibike و همکاران، ۲۰۰۱) می‌توان از توابع مختلف کرنل برای ساخت انواع ϵ -SVM استفاده کرد. انواع توابع کرنل قابل استفاده در مدل SVM رگرسیونی عبارتند از: کرنل چند جمله‌ای با سه مشخصه هدف و کرنل خطی در مطالعات بارش-رواناب عمدتاً از مدل RBF استفاده می‌شود (Rahimi and Hafezparast، ۲۰۲۰). کدنویسی

و تضمین همگرایی روش بیشترین کاهش برقرار می‌سازد (Hung و همکاران، ۲۰۰۹). امروزه ابزارهای زیادی برای طراحی و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی وجود دارد که از جمله آنها می‌توان به استفاده از زبان‌های برنامه‌نویسی مثل ++C، برنامه نویسی پایتون، نرم‌افزار متلب، نرم‌افزار نروسولوشن، نرم‌افزار Qnet اشاره کرد. در این پژوهش از نرم‌افزار نروسولوشن که دارای آکسون‌های فازی است و با انتخاب مناسب می‌توان از شیوه یادگیری فازی-عصبی نیز بهره گرفت، استفاده شده است (zareabayneh و همکاران، ۲۰۱۲). در نروسولوشن wizard های هوشمندی وجود دارند که کار طراحی شبکه و اجرای مدل را آسان می‌کند. این wizardها عبارتند از Neural Builder و Neural Expert. در هر یک از این ابزارها توانایی انتخاب انواع شبکه‌های عصبی همچون پرسپترون چندلایه، هاپفیلد، RBF، فازی و .. وجود دارد. همچنین تغییرات پارامترهای شبکه همچون تابع تبدیل، تعداد لایه پنهان، تعداد نرون، الگوریتم آموزشی، ارزیابی شبکه، تعداد epochs و... طراحی و کالیبره می‌شود. در این تحقیق از ابزار Neural Builder که یکی از پرکاربردترین ابزارهای نروسولوشن است، به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی دبی رودخانه استفاده گردید.

رگرسیون بردار پشتیبانی (Support Vector Regression)

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک نوع یادگیری نظارت شده است که برای دسته‌بندی، تخمین و برآورد تابع برازش داده‌ها به کار می‌رود، به طوری که کمترین خطا در دسته بندی داده‌ها و یا تابع برازش رخ دهد که در سال ۱۹۹۲ توسط وپنیک که یک ریاضیدان روس بود، برپایه نظریه یادگیری آماری بنا گردیده است. این روش یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه‌سازی مقید است که از اصل استقرای کمینه سازی خطای ساختاری استفاده کرده و به یک جواب بهینه کلی منجر می‌گردد. روش Support Vector Regression مدل رگرسیونی SVM می‌باشد. در SVR تابعی مرتبط با متغیر وابسته Y که خود تابعی از چند متغیر x است، برآورد می‌شود.



برای پیش بینی در دوره‌های آبی انتخاب می‌شوند. در این پژوهش مدل‌های موجود در جدول ۳ و ۴ به لحاظ پارامترهای بارش و دما بر اساس معیارهای در نظر گرفته شده دارای مقدار خطای کم و ضریب همبستگی بالا با داده‌های مشاهداتی هستند و از اینرو برای پیش‌بینی دما و بارش در دوره آبی در نظر گرفته شده‌اند.

جدول (۳): شاخص‌های عملکرد مدل‌های اقلیمی نسبت به داده‌های مشاهداتی بارش

مدل	بارش		
	R	RMSE	MAE
MIROC-ESM-CHEM	۰/۹۷	۸/۹۶	۷/۴۱
FIO-ESM	۰/۹۲	۱۲/۳۴	۹/۰۳
GFDL-CM3	۰/۹۵	۹/۹۳	۸/۰۲
CanESM2	۰/۹۲	۱۲/۰۳	۹/۵۲

جدول (۴): شاخص‌های عملکرد مدل‌های اقلیمی نسبت به داده‌های دما

مدل	دما		
	R	RMSE	MAE
MIROC-ESM-CHEM	۰/۹۸	۱/۴۵	۱/۳۷
FIO-ESM	۰/۹۹	۱/۵۴	۱/۴۹
GFDL-CM3	۰/۹۸	۱/۲۷	۱/۱
CanESM2	۰/۹۸	۱/۲۱	۱/۱۱

نتایج حاصل از ریزمقیاس نمای مدل LARSWG6

خروجی‌های روزانه مدل LARSWG6 به صورت ماهانه مرتب و سپس به شکل میانگین درازمدت ماهانه برای مدل‌های مختلف و هردو سناریو در دوره اول و دوم آبی در شکل‌های ۴ تا ۷ نشان داده شده‌است.

این قسمت توسط زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه Sklearn انجام شده‌است.

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

به منظور مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌های موردبررسی از پارامترهای میانگین مربعات خطا (RMSE)، خطای مطلق میانگین (MAE)، ضریب تعیین (R) و ضریب ناش ساتکلیف استفاده گردید معادلات ۱۰ تا ۱۳:

$$RMSE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \right)^{0.5} \quad \text{معادله ۱۰}$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |P_i - O_i| \quad \text{معادله ۱۱}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad \text{معادله ۱۲}$$

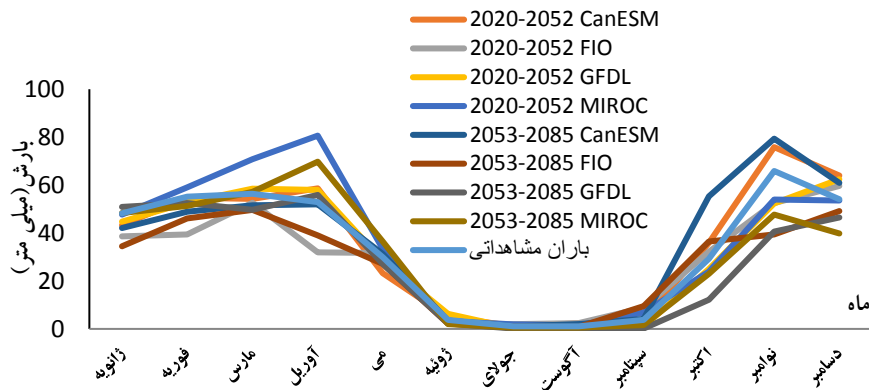
$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|}{\sum_{i=1}^n |O_i - \bar{O}_i|} \quad \text{معادله ۱۳}$$

در این روابط، n تعداد داده‌ها، O_i مقادیر مشاهداتی، P_i مقادیر محاسباتی توسط مدل‌ها و \bar{O}_i و \bar{P} مقادیر متوسط مشاهداتی و محاسباتی توسط مدل می‌باشد (Zare Abyaneh و همکاران، ۲۰۱۰).

بحث و نتایج

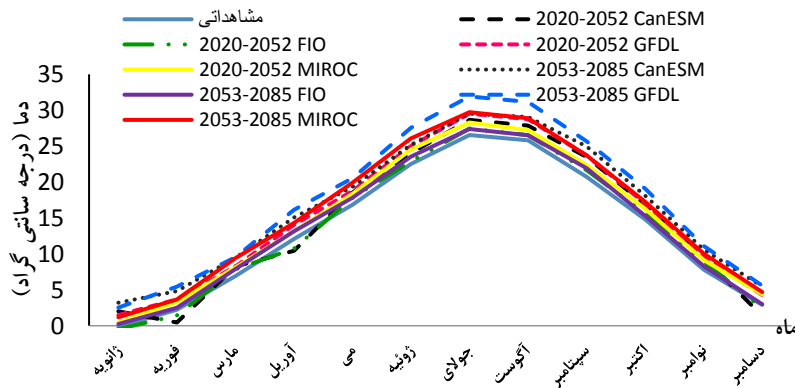
بررسی مدل‌های اقلیمی منتخب

جهت بررسی عملکرد مدل‌ها و خصوصاً عملکرد مدل‌های اقلیمی در منطقه مطالعاتی از معیارهای خطا و ضریب همبستگی استفاده شد. در جدول ۱ و ۲ خروجی هر مدل اقلیمی نسبت به داده‌های مشاهداتی در دوره پایه (۲۰۱۵-۱۹۸۳) نشان داده شده‌است. از آنجائیکه تعداد مدل‌های اقلیمی گزارش پنجم بسیار زیاد هستند تعدادی از مدل‌ها که داده‌های دوره تاریخی آنها با داده‌های مشاهداتی به لحاظ معیارهای خطا و ضریب همبستگی مناسب با شند



شکل (۴): پیش‌بینی بارش حاصل از سناریوی RCP4.5 در دوره اول و دوم آبی

آبی ۲۰۲۰ و ۱۵/۳۲ درصد در دوره ۲۰۵۳ مدل GFDL- CM3 کاهش را نسبت به دوره پایه مشاهداتی گزارش کردند. بیش‌ترین اختلاف در بین بارش درازمدت ماهانه مدل‌ها با مقادیر مشاهداتی در فصل زمستان در ماه فوریه دوره آبی ۲۰۲۰ مدل FIO-ESM گزارش شد. بیش‌ترین اختلاف در بین بارش درازمدت ماهانه با مقادیر مشاهداتی در فصل بهار در سناریو RCP4.5، در مدل MIROC-ESM-CHEM در دوره آبی ۲۰۲۰ و در ماه آوریل مشاهده شد. در فصل پاییز بیش‌ترین اختلاف در ماه نوامبر مدل FIO-ESM در دوره آبی ۲۰۵۳ رخ داده است.



شکل (۵): پیش‌بینی دما حاصل از سناریوی RCP4.5 در دوره اول و دوم آبی

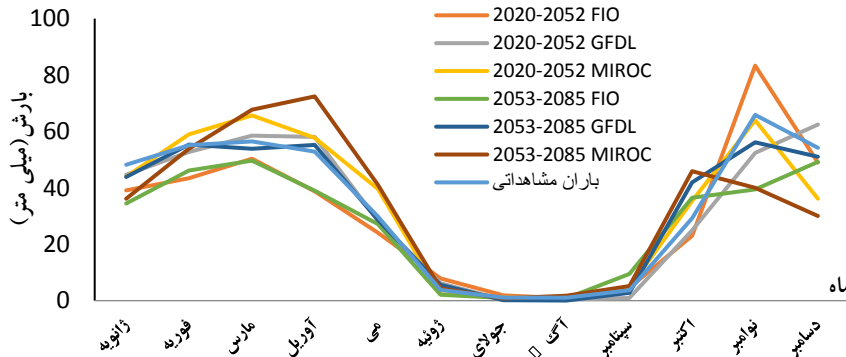
مدل‌های اقلیمی و دوره پایه در ماه آوریل مدل GFDL- CM3 در دوره آبی ۲۰۵۳ مشاهده شد. در فصل تابستان نتایج مربوط به کمترین اختلاف متوسط دما مربوط به مدل FIO-ESM در ماه آگوست در دوره آبی ۲۰۲۰ مشاهده شد و بیش‌ترین اختلاف در ماه جولای مدل CanESM2 در دوره آبی ۲۰۵۳ رخ داده است.

نتایج بارش شبیه‌سازی مدل‌های اقلیمی تحت سناریو RCP4.5 نشان داد، میانگین درازمدت ماهانه به میزان ۵/۴۵ درصد در دوره آبی ۲۰۲۰-۲۰۵۲ و ۷/۱۲ درصد در دوره آبی ۲۰۸۵-۲۰۵۳ مدل CanESM2 نسبت به دوره پایه ۲۰۱۵-۱۹۸۳ افزایش یافته است. مدل MIROC-ESM-CHEM یک افزایش ۸/۵ درصدی را برای دوره آبی ۲۰۲۰ و کاهش ۵/۶۸ درصدی را برای دوره آبی ۲۰۵۳ پیش‌بینی کرد. میانگین درازمدت بارش ماهانه به میزان ۱۰/۶۹ درصد در دوره آبی ۲۰۲۰ و ۱۶/۱۷ درصد در دوره آبی ۲۰۵۳ مدل FIO-ESM، ۲/۶۱ درصد در دوره

تغییرات دما در سناریو RCP4.5 نشان داد کمترین اختلاف بین متوسط درازمدت ماهانه دمای دوره پایه و دوره‌های آبی در فصل زمستان در ماه فوریه مدل FIO-ESM در دوره آبی ۲۰۵۳ و بیش‌ترین اختلاف در ماه ژانویه مدل Canesm2 در دوره آبی ۲۰۵۳ مشاهده گردید. بیش‌ترین اختلاف در بین متوسط درازمدت ماهانه دمای

مدل MIROC-ESM-CHEM مقدار ۲/۳۶ درجه سانتیگراد را نشان می‌دهد.

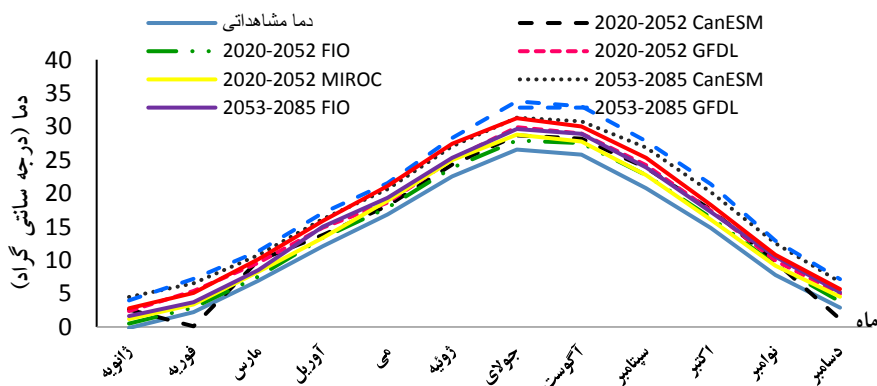
میزان افزایش دما را ۲/۹۱۱ درجه سانتیگراد، مدل FIO-ESM به میزان ۰/۶۲، مدل GFDL-CM3 تقریباً ۳/۳۳ و



شکل (۶): پیش بینی بارش حاصل از سناریوی RCP6 در دوره اول و دوم آتی

دوره آتی ۲۰۵۳ می‌باشد، که این مدل در هر دو سناریو RCP به طور کلی، بیشترین اختلاف را گزارش می‌کند و کمترین اختلاف در فصل زمستان در RCP6 مربوط به ماه فوریه مدل GFDL-CM3 در دوره ۲۰۵۳ می‌باشد. در فصل بهار بیشترین اختلاف مربوط به ماه فوریه مدل MIROC-ESM-CHEM در دوره آتی ۲۰۵۳ پیش‌بینی شد. در فصل تابستان بیشترین اختلاف در ماه ژوئیه مدل FIO-ESM در دوره ۲۰۲۰ و کمترین اختلاف در ماه جولای مدل MIROC-ESM-CHEM در دوره آتی ۲۰۲۰ رخ داد. در فصل پاییز بیشترین اختلاف در ماه نوامبر مدل FIO-ESM در دوره آتی ۲۰۵۳ و کمترین اختلاف در ماه سپتامبر مدل FIO-ESM در دوره آتی ۲۰۲۰ مشاهده شد.

نتایج بارش شبیه‌سازی مدل‌های اقلیمی تحت سناریو RCP6 نشان داد، میانگین درازمدت به میزان ۲/۱۸ در صد در دوره ۲۰۲۰ مدل MIROC-ESM-CHEM نسبت به دوره پایه افزایش یافته‌است. در حالی که متوسط درازمدت ماهانه در دوره آینده ۲۰۲۰ در مدل FIO-ESM به میزان ۷/۳۸ در صد و مدل GFDL-CM3 به میزان ۲/۳۵ در صد نسبت به دوره پایه کاهش را گزارش کردند. در دوره آینده ۲۰۵۳ مدل‌ها FIO-ESM، GFDL-CM3، MIROC-ESM-CHEM به ترتیب ۱۶/۴۴، ۲/۶۶، ۱/۳۲ و ۷/۱۵ در صد کاهش بارندگی را نسبت به دوره پایه (۲۰۱۵-۱۹۸۳) پیش‌بینی کردند. بیشترین اختلاف در بین بارش درازمدت ماهانه مدل‌ها با مقادیر مشاهده‌ای در فصل زمستان در ماه آپریل مدل MIROC-ESM-CHEM در



شکل (۷): پیش بینی دما حاصل از سناریوی RCP6 در دوره اول و دوم آتی

شبیه‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

برای مدل‌سازی رواناب رودخانه خرم‌رود با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی از نوع شبکه‌های پرسپترون چندلایه MLP^۱ با یک لایه پنهان با تعداد نورون‌های متفاوت استفاده شده است. که به طور گسترده‌ای در مدل‌سازی هیدرولوژیکی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Salari و همکاران، ۲۰۱۸). علت انتخاب یک لایه پنهان عدم ارتباط مستقیم لایه‌های میانی با خروجی شبکه و تاثیر ناچیز تغییرات لایه میانی در تعدیل وزن‌ها می‌باشد ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد برای دوره تست شبکه در نظر گرفته شد. در این مطالعه تابع تانژانت هیپربولیک به عنوان تابع محرک برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است (Burchard-Levine و همکاران، ۲۰۱۴). تعداد نورون‌های موجود در لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مساله مورد بررسی، مشخص شد، حال آنکه تعداد نورون‌های موجود در لایه پنهان با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطا مشخص گردید. روند کار با تعداد نورون‌های کم آغاز و با افزودن نورون‌های اضافی تا زمانی ادامه پیدا کرد که افزایش نورون‌های بیشتر تاثیری در بهبود خطا نداشت. مشخصات مدل منتخب در شبیه‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۵ ذکر شده است.

جدول (۵): مشخصات مدل منتخب شبکه عصبی مصنوعی

مشخصات مدل	
$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1), Q(t-1)$	ورودی
$Q(t)$	خروجی
MLP(multi-layer feed-forward back propagation)	شبکه
tanhaxon	تابع انتقال
Levenberg – Marguardt	الگوریتم آموزشی
۷۰	درصد مرحله واسنجی
۳۰	درصد مرحله صحت سنجی
۱	تعداد لایه پنهان
۱۷	تعداد نورون لایه پنهان
۳۵۰۰	تعداد تکرار

تغییرات دما در سناریو RCP6 در دوره آتی ۲۰۵۲-۲۰۲۰، افزایش ۰/۷۵ درجه سانتی‌گرادی در مدل FIO-ESM، ۱/۷۴ درجه سانتی‌گرادی در مدل GFDL-CM3، ۱/۱ درجه سانتی‌گرادی در مدل MIROC-ESM-CHEM نسبت به دوره پایه ۲۰۱۵-۱۹۸۳ مشاهده شد. در دوره آتی ۲۰۵۳-۲۰۸۵، مدل‌های FIO-ESM، GFDL-CM3، MIROC-ESM-CHEM به ترتیب ۱/۱۸، ۳/۳۲، ۲/۲۱، ۲/۱۶ درجه سانتی‌گراد افزایش را نسبت به دوره پایه ۱۹۸۳-۲۰۱۵ نشان می‌دهند. کمترین اختلاف بین متوسط درازمدت دمای دوره پایه و دوره‌های آتی تحت سناریو RCP6 در فصل زمستان در ماه ژانویه دوره آتی ۲۰۲۰ در مدل FIO-ESM و بیشترین اختلاف در ماه فوریه دوره آتی ۲۰۵۳ در مدل GFDL-CM3 مشاهده شد. در فصل تابستان به ترتیب کمترین و بیشترین اختلاف دما در ماه جولای مدل‌های FIO-ESM دوره آتی ۲۰۵۳ و مدل MIROC دوره آتی ۲۰۵۳ وجود دارد. در فصل پاییز بیشترین اختلاف در ماه سپتامبر مدل GFDL-CM3 دوره آتی ۲۰۵۳ مشاهده گردید.

^۱. MultiLayer Perceptron

تواند برای پیش‌بینی دبی در زمان آبی مورد استفاده قرار گیرد. نمودار دوره واسنجی و صحت‌سنجی در شکل ۸ نشان داده شده‌است.

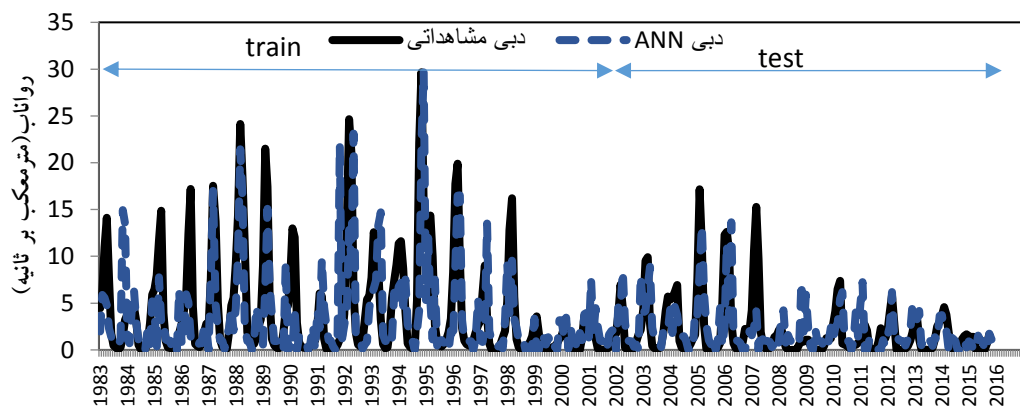
پس از مشخص شدن مدل منتخب شبیه‌سازی رواناب دوره پایه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و نرم‌افزار نروسولوشن صورت گرفت. معیارهای خطا برای مرحله واسنجی و صحت‌سنجی در جدول ۶ حاکی است مدل می

جدول (۶): ضرایب آماری مدل ANN در دوره واسنجی و صحت‌سنجی

NSE	MAE	RMSE	R	ANN
۰/۷۳	۱/۲۹	۲/۰۸	۰/۸۹	مرحله واسنجی
۰/۶۸	۳/۱۸	۴/۰۱	۰/۵۹	مرحله صحت‌سنجی

(NSE)، بیشتر از ۰/۵ باشد که در مطالعات انجام شده Kavian و همکاران (۲۰۱۵) و Hafezparast و همکاران (۲۰۱۸) به‌منظور معیاری برای ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌است.

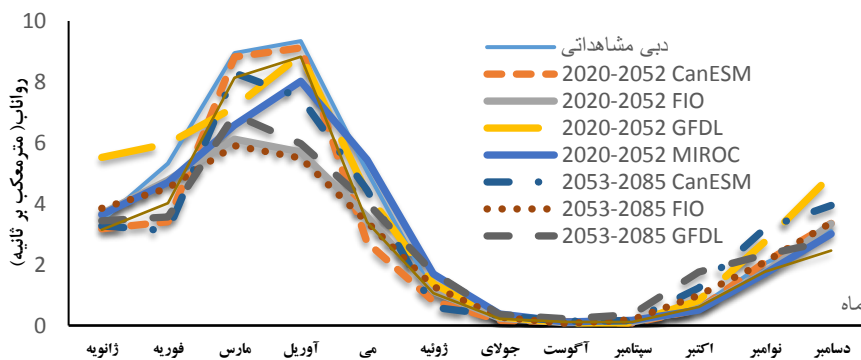
طبق مطالعات (Binaman and Shoemaker, ۲۰۰۵) و Santhi و همکاران (۲۰۰۱)، شبیه‌سازی مدل هیدرولوژیکی زمانی می‌تواند رضایت‌بخش تشخیص داده شود که شاخص آماری R^2 بیشتر از ۰/۶ و نش-ساتکلیف



شکل (۸): مقایسه رواناب شبیه‌سازی شده توسط مدل ANN و رواناب مشاهداتی در دوره پایه

RCP4.5، RCP6 در شکل‌های ۹ و ۱۰ نشان داده شده‌است. هم‌چنین مقادیر دراز مدت دبی مدل‌های اقلیمی مختلف در جدول ۷ نمایش داده شده‌است.

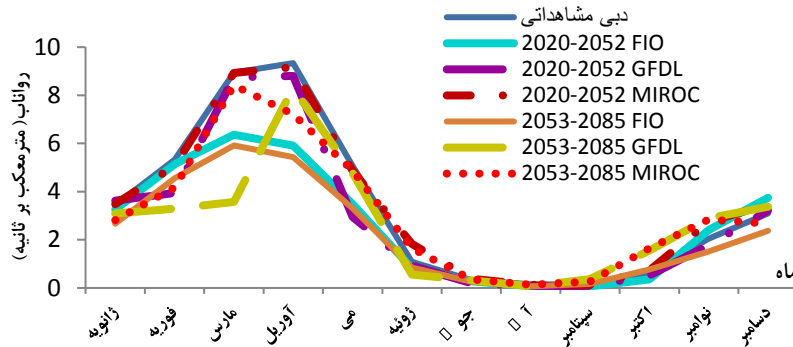
به‌منظور پیش‌بینی رواناب در دوره‌های آبی، خروجی مدل‌های اقلیمی به مدل شبکه عصبی فراخوانی شد. متوسط درازمدت دبی دوره‌های آبی تحت سناریوهای



شکل (۹): مقایسه درازمدت آبدهی ماهانه مشاهداتی و آبی تحت سناریو RCP4.5

نتایج حاکی از آن است که در RCP4.5 کلیه مدل‌های اقلیمی یک روند کاهش را برای دبی در دوره‌های آبی مخصوصاً در زمستان و بهار پیش‌بینی می‌کنند، به جز مدل

نتایج حاصل از شبیه‌سازی رواناب تحت سناریو RCP6 بیان می‌کند که کلیه مدل‌های اقلیمی در زمستان و بهار کاهش رواناب را برای حوضه رودخانه خرم‌رود



شکل (۱۰): مقایسه درازمدت آبدی ماهانه مشاهداتی و آبی تحت سناریو RCP6

پیش‌بینی می‌کنند به جز مدل MIROC-ESM-CHEM در دوره آبی ۲۰۲۰ که رواناب ۳/۴۵ مترمکعب بر ثانیه را پیش‌بینی کرده است.

پیش‌بینی می‌کنند به جز مدل MIROC-ESM-CHEM در دوره آبی ۲۰۲۰ که رواناب ۳/۴۵ مترمکعب بر ثانیه را پیش‌بینی کرده است.

جدول (۷): مقایسه نتایج پیش‌بینی دبی در مدلها، دوره‌ها و سناریوهای مختلف اقلیمی با دوره مشاهداتی

		2053-2085			2020-2052			دوره‌های آبی	
CanES M	FI O	GFD L	MIRO C	CanES M	FIO	GFD L	MIRO C	رواناب مشاهداتی	سناریوها
۳/۱۲	۱۵۸	۲/۷۱	۲/۷۵	۲/۸۹	۲/۶۷	۳/۵۷	۳/۱۳		RCP 4.5
	۲							۳/۲۹	
-	۱۲۸	۲/۵۶	۳/۲	-	۲/۴۹	۲/۹۵	۳/۴۵		RCP 6
	۲								

عوامل طبیعی موثر بر کیفیت آب‌های سطحی شامل شرایط هیدرولوژیکی، شرایط زمین‌شناسی حاکم بر منطقه، تکامل هیدروشیمیایی آب در جهت حرکت آن در طول مسیر، ساختارهای زمین‌شناسی، نوع رسوبات تشکیل‌دهنده سفره آب زیرزمینی، تبخیر از سطح ایستابی و در مواردی نیز تاثیر آب‌های زیرزمینی منطقه می‌باشد. مشخصات کیفی رودخانه خرم‌رود در جدول ۸ نشان داده شده است.

پیش‌بینی پارامترهای کیفی رودخانه با روش رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) آبهای سطحی از منابع ارزشمند تهیه آب شرب، کشاورزی و صنعت در تمام نقاط هستند. با توجه به تغییرات کیفی آب‌های سطحی که می‌تواند در اثر فعالیت‌های انسان و توسعه فعالیت‌های صنعتی صورت گیرد بررسی و مطالعه این منابع به منظور حفظ و اصلاح کیفیت ضروری است (He و همکاران، ۲۰۱۴؛ Iqbal و همکاران، ۲۰۱۸).

جدول (۸): مشخصات کیفی رودخانه خرم‌رود

پارامتر واحد میانگین	Na meq/lit	Ca meq/lit	Cl meq/lit	Mg meq/lit	TDS mgr/lit	EC moh/cm	So4 meq/lit	PH	TH	دما آب درجه سانتیگراد
۰/۷۵	۲/۲۴	۰/۵۶	۱/۴۷	۲۷۸	۴۱۴	۰/۵۷	۷/۹	۲۳۰	۱۳/۲	

جمع‌آوری گردید و با برازش مدل رگرسیون بردار پشتیبان آموزش و صحت‌سنجی (جدول ۹) انجام‌گردید و سپس

با بررسی داده‌های کیفی موجود، ۱۱۴ داده مشاهداتی از پارامترهای کیفی که در جدول ۶ ارائه شده

مقادیر پیش‌بینی شده این پارامتر در جدول ۱۰ نشان داده شده‌است.

جدول (۹): ضرایب آماری مدل SVR در دوره واسنجی و صحت سنجی

NSE	MAE	RMSE	R	SVR
۰/۸۵	۱/۰۹	۰/۸۶	۰/۸۹	مرحله واسنجی
۰/۷۸	۲/۲۸	۰/۹۵	۰/۷۷	مرحله صحت سنجی

جدول (۱۰): مقادیر پیش‌بینی شده پارامترهای کیفی در مدلها و سناریوهای اقلیمی

2053-2085				2020-2052				دوره های آتی	
CanESM	FIO	GFDL	MIROC	CanESM	FIO	GFDL	MIROC	سناریوها	TDS مشاهداتی
۲۸۱/۰۲	۲۸۵	۲۸۳/۹۸	۲۸۳/۶۷	۲۷۲/۶۳	۲۷۵/۷۸	۲۷۸/۲۳	۲۷۰/۹۵	RCP 4.5	۲۷۸
-	۲۹۷/۶۵	۲۸۵/۲	۲۹۰/۴۹	-	۲۸۴/۳	۲۸۲/۲	۲۷۸/۹۳	RCP 6	
۴۲۲/۲۸	۴۲۸/۲۹	۴۳۶/۷۵	۴۱۶/۲۸	۴۰۴/۷۲	۴۰۷/۴۷	۳۹۸/۰۷	۴۰۲/۱۷	RCP 4.5	EC مشاهداتی
-	۴۷۲/۲۹	۴۶۸/۵۹	۴۵۱/۴۸	-	۴۰۹/۲۳	۴۰۴/۰۷	۴۹۹/۱۳	RCP 6	۴۱۴
۰/۴۸	۰/۹۲	۰/۵۱	۰/۵	۰/۴۸	۲/۰۲	۰/۴۶	۰/۴۷	RCP 4.5	CI مشاهداتی
-	۲/۷	۱/۰۸	۰/۵۲	-	۱/۵۶	۰/۴۷	۰/۴۹	RCP 6	۰/۵۶
۵/۴۵	۵/۲	۵/۲۵	۵/۲۷	۵/۴۲	۵/۱۸	۲/۶۲	۵/۴	RCP 4.5	جمع آبیونهای مشاهداتی
-	۵/۱۴	۵/۲۳	۴/۹۲	-	۵/۲۴	۵/۲۵	۲/۲۴	RCP 6	۴/۵۳
۱/۷۸	۲/۲۲	۲/۳۵	۲/۳۴	۲/۱۸	۲/۰۴	۰/۸	۱/۷۵	RCP 4.5	Mg مشاهداتی
-	۱/۶۹	۲/۱۸	۱/۵۶	-	۲/۳۴	۲/۰۸	۰/۷	RCP 6	۱/۴۷
۲/۷۳	۳/۰۹	۲/۰۳	۱/۷۹	۱/۷۳	۳/۷	۰/۸۵	۲/۷۳	RCP 4.5	Ca مشاهداتی
-	۳/۵۹	۳/۲۶	۲/۵۴	-	۲/۳۳	۲	۰/۵۲	RCP 6	۲/۲۴

نتیجه‌گیری

افزایشی یا کاهش‌ی پیش‌بینی نشده‌است. سپس اثر این پارامترها بر میزان آبدهی رودخانه خرم رود بررسی شد. به این منظور بر اساس مطالعاتی که در زمینه مدل‌های بارش-رواناب انجام شده (Karamouz و همکاران، ۲۰۱۲؛ Najah و همکاران، ۲۰۰۹؛ Nasr and Zahran، ۲۰۱۴) مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در صورتی که به خوبی آزموده و تست شده باشند گزینه‌های مناسبی هستند. در پژوهشی که Majidi و همکاران (۲۰۱۸) با عنوان تحلیل روند تغییرات آبدهی رودخانه در بازه زمانی ۱۳۶۳-۱۳۹۲ انجام دادند نشان داد بیشترین شیب منفی خط روند در مقیاس سالانه متعلق به آبدهی ایستگاه آران معادل ۰/۳۶ مترمکعب بر ثانیه در سال بود. در این پژوهش با استفاده از خروجی مدل‌ها و سناریوهای اقلیمی در دوره‌های آتی ۲۰۵۲-۲۰۲۰ و ۲۰۵۳-۲۰۸۵ به طور میانگین از همه مدل‌ها و سناریوها در دوره اول آتی ۸/۲ درصد و در دوره

در این پژوهش با بررسی مدل‌های اقلیمی برای منطقه مورد نظر مدل‌های مناسب انتخاب گردید و سپس در مدل LARSWG6 به صورت روزانه ریزمقیاس گردانی شد. در ادامه میزان تغییرات بارش و دما در منطقه مورد ارزیابی قرار گرفت. Zohrabi و همکاران (۲۰۱۶) در پژوهشی با عنوان شناسایی روند تغییرات دما و بارش سالانه در حوضه آبریز کرخه و Nazeri Tahroudi و همکاران (۲۰۱۶) در پژوهش دیگری با عنوان تحلیل روند تغییرات ایستگاهی و منطقه‌ای بارش نیم قرن اخیر کشور ایران روند کاهش بارش را در این ایستگاه به ترتیب برای سالهای ۱۹۷۱-۲۰۱۱ و ۱۹۶۱-۲۰۱۰ نشان دادند. در حالی که در این پژوهش در مدل‌های مختلف اقلیمی افزایش و کاهش بارش در دوره‌های آتی مشاهده شد که در بخش نتایج بارش به طور کامل آورده شده و هیچ روند معنی دار مشخص

مدل موفق‌تری برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی آبیاری شده است. پس از کالیبراسیون و صحت‌سنجی این مدل در زبان برنامه‌نویسی پایتون و برآورد معیارهای خطا مقادیر تعدادی از پارامترهای کیفی که تعداد قابل توجهی آماره‌های مشاهده‌ای مناسب دارند برای دوره‌های اول و دوم آبیاری پیش‌بینی گردید.

دوم آبیاری ۱۶/۴۱ درصد کاهش دبی را نشان می‌دهد. به دلیل اهمیت کیفیت آبهای سطحی در تامین بخشی از نیازهای شرب و صنعت شهر کنگاور اقدام به پیش‌بینی پارامترهای کیفی رودخانه نموده که در این روش بر اساس پژوهش‌های Bozorg-Haddad و همکاران (۲۰۱۷) و Rezaei و همکاران (۲۰۱۹) رگرسیون بردار پشتیبان

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله از شرکت آب منطقه‌ای کرمانشاه که اطلاعات مورد نیاز را در اختیار این پژوهش قرار داده‌اند تشکر و قدردانی می‌نمایند.

منابع

- انصاری مهابادی، س.، شمسانی، ا.، مساح، ا. (۱۳۹۱). اثر تغییر اقلیم بر تناوب دبی. سومین کنفرانس ملی مدیریت یکپارچه منابع آب، ساری.
- اقتطاف، م. (۱۳۹۴). اثرات تغییر اقلیم بر کیفیت و کمیت منابع آب سطحی، رودخانه بالیخلو چای. پایان‌نامه کارشناسی ارشد.
- پورخیراله، ز.، حافظ پرست، م.، فاطمی، س.ا. (۱۳۹۶). تغییرات پارامترهای بارش، دما و دبی تحت سناریوی واداشت تابشی (منطقه مطالعاتی: شهرستان دهلران)، دومین کنفرانس ملی هیدرولوژی ایران، شهرکرد، ایران.
- حافظ پرست، م.، پورخیراله، ز. (۱۳۹۷). اثر سناریوهای واداشت تابشی بر شاخصهای هیدرولوژیکی، مطالعه موردی: حوزه آبخیز سد دوبرج، نشریه علمی-پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز، جلد ۱۰، شماره ۲، صفحات ۲۳۱-۲۴۸.
- رحیمی، ب.، حافظ پرست مودت، مریم. (۱۳۹۹). مقایسه مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن و آیهکرس در پیش‌بینی تغییرات رواناب تحت تاثیر تغییر اقلیم (مطالعه موردی: سد جامیشان). تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۱(۱۰)، ۲۴۹۹-۲۴۸۳.
- رضایی، ا.، شاهی‌نژاد، ب.، یونسی، ح. (۱۳۹۸). ارزیابی مدل‌های هوشمند در برآورد میزان مواد جامد محلول در آب رودخانه کشکان، استان لرستان. مهندسی و مدیریت آبخیز، ۱۱(۱)، ۱۶۵-۱۴۷.
- ظهرایی، ن.، مساح بوانی، ع.، گودرزی، ا.، حیدرنژاد، م. (۱۳۹۵). شناسایی روند تغییرات دما و بارش سالانه در حوضه آبریز کرخه. اکویولوژی تالاب، ۸(۲): ۵-۲۲.
- عیسی زاده، م.، بی‌آزار، س.م.، اشرف‌زاده، ا.، خانجانی، ر. (۱۳۹۸). تخمین پارامترهای کیفی آبخوان دشت گیلان با استفاده از آزمون گاما و مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی. فصلنامه علوم و تکنولوژی محیط زیست، 21(2)، 1-21.
- گلشن، م.، کاویان، ع.، روحانی، ح.، اسمعیلی‌عوری، ا. (۱۳۹۴). واسنجی چند ایستگاهی رواناب حوضه آبخیز هراز با مدل SWAT، تحقیقات آب و خاک ایران ۴۶(۲)، ۳۰۳-۲۹۳.
- مجیدی، ع.ا.، رادفر، م.، میرعباسی نجف‌آبادی، ر.، معروفی، صفر. (۱۳۹۷). تحلیل روند خصوصیات خشکسالی‌های هواشناسی استان همدان. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، ۹(۱۷): ۲۹۵-۳۰۵.
- ناظری تهرودی، م.، خلیلی، ک.، احمدی، ف. (۱۳۹۵). تحلیل روند تغییرات ایستگاهی و منطقه‌ای بارش نیم قرن اخیر کشور ایران. آب و خاک ۳۰(۲)، ۶۵۴-۶۴۳.



- Binaman J and Shoemaker CA. 2005. An analysis of high-flow sediment event data for evaluating model performance *Journal of Hydrological Processes* 19: 605-620.
- Bodian, A., Dezetter, A., Diop, L., Deme, A., Djaman, K., & Diop, A. 2018. Future Climate Change Impacts on Streamflows of Two Main West Africa River Basins: Senegal and Gambia. *Hydrology*, 5(1), 21.
- Bozorg-Haddad, O., S. Soleimani and H.A. Loáiciga. 2017. Modeling water-quality parameters using genetic algorithm, least squares support vector regression and genetic programming. *Journal of Environmental Engineering*, 143: 15-32.
- Burchard-Levine A, Liu S, Vince F, Li M, Ostfeld A. 2014. A hybrid evolutionary data driven model for river water quality early warning. *J Environ Manag* 143:5-16.
- Dibike, Y.B., Velickov, S., Solomatine, D.P. and Abbott, M.B. 2001. Model induction with support vector machines: introduction and applications. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 15(3), 208-216.
- Fu, G., Charles, S. P., Viney, N. R., Chen, S. and Wu, J. Q. 2007. Impacts of climate variability on streamflow in the Yellow River. *Hydrology Process*, 61(65):3431-3436.
- Fu, G., Charles, S. P., Chiew, F. H., Teng, J., Zheng, H., Frost, A. J., Liu, W. and Kirshner, S. 2013. Modelling runoff with statistically downscaled daily site, gridded and catchment rainfall series. *Journal of Hydrology*, 466:654- 665
- Hao, Z., AghaKouchak, A., & Phillips, T. J. 2013. Changes in concurrent monthly precipitation and temperature extremes. *Environmental Research Letters*, 8(3), 034014
- He, Z., Wen, X. Liu, H. and Du, J. 2014. A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *Journal of Hydrology* 509: 379-386.
- Ho, J. T., Thompson, J. R., & Brierley, C. 2016. Projections of hydrology in the Tocantins-Araguaia Basin, Brazil: uncertainty assessment using the CMIP5 ensemble. *Hydrological Sciences Journal*, 61(3), 551-567
- Hosseini, N., Johnston, J., & Lindenschmidt, K. E. 2017. Impacts of climate change on the water quality of a regulated prairie river. *Water*, 9(3), 199.
- Hung, N. Q., Babel, M. S., Weesakul, S., & Tripathi, N. K. 2009. An artificial neural network model for rainfall forecasting in Bangkok, Thailand. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13(8), 1413-1425.
- IPCC. 2007. *Climate Change: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Exit EPA Disclaimer Contribution of Working Group II to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. In: M.L. Parry, et al (eds). Cambridge Univ. Press, Cambridge, UK. 676p.
- IPCC. 2013. Summary for policymakers. In: Stocker, T.F., Qin, D., Plattner, G.-K., Tignor, M., Allen, S.K., Boschung, J., Nauels, A., Xia, Y., Bex, V., Midgley, P.M. (6013). *Climate Change: The Physical Science Basis*, Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- IPCC. 2014. Summary for policymakers. In: *Climate Change 6014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Field, C.B., V.R. Barros, D.J. Dokken, K.J. Mach, M.D. Mastrandrea, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S. Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L. White (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 1-36.
- Using Numerical Modeling Approach in Major Climate Classes of Asia. *International journal of environmental research and public health*, 15(10), 2258
- Karamouz, M., Fallahi, M., Nazif, S., & Farahani, M. R. (2012). Long lead runoff simulation using data-driven models. *International Journal of Civil Engineering*, 10(4), 328-336.

- Kotsuki, S., Tanaka, K. and Watanabe, S. 2014. Projected hydrological changes and their consistency under future climate in the Chao Phraya River Basin using multi-model and multiscenario of CMIP5 dataset. *Hydrological Research Letters*, 8(1), 27–32.
- Mohammed, I. N., Bomblies, A., & Wemple, B. C. 2015. The use of CMIP5 data to simulate climate change impacts on flow regime within the Lake Champlain Basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 3, 160-186
- Najah, A., Elshafie, A., Karim, O. A., & Jaffar, O. (2009). Prediction of Johor River water quality parameters using artificial neural networks. *European Journal of Scientific Research*, 28(3), 422-435.
- Nasr M, Zahran HF (2014) Using of pH as a tool to predict salinity of groundwater for irrigation purpose using artificial neural network. *Egyptian Journal of Aquatic Research*, 40:111-115.
- Ouyang, F., Zhu, Y., Fu, G., Lü, H., Zhang, A., Yu, Z. and Chen, X. 2015. Impacts of climate change under CMIP5 RCP scenarios on streamflow in the Huangnizhuang catchment. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 29(7), 1781-1795
- Sarzaeim, P., Bozorg-Haddad, O., Fallah-Mehdipour, E., & Loáiciga, H. A. 2017. Environmental water demand assessment under climate change conditions. *Environmental monitoring and assessment*, 156(7), 356
- Salami, E. S., Salari, M., Ehteshami, M., Bidokhti, N. T., & Ghadimi, H. 2016. Application of artificial neural networks and mathematical modeling for the prediction of water quality variables (case study: southwest of Iran). *Desalination and Water Treatment*, 57(56), 27073-27084.
- Salari, M., Shahid, E.S., Afzali, S.H., Ehteshami, M., Conti, G. O., Derakhshan, Z., & Sheibani, S. N. 2018. Quality assessment and artificial neural networks modeling for characterization of chemical and physical parameters of potable water. *Food and Chemical Toxicology*, 118, 212-219.
- Santhi C, Arnold JG, Williams J, Dugas WA and Hauck L. 2001. Validation of the SWAT model on a large river basin with point and nonpoint sources. *The American Water Resources Association* 37 (5): 1169-1188.
- Tan, M.L., Ficklin, D.L., Ibrahim, A.L., Yusop, Z. 2014. Impacts and uncertainties of climate change on streamflow of the Johor River Basin, Malaysia using a CMIP5 General Circulation Model ensemble. *J. Water Clim. Change* 5(4), 676–665. 53.
- Whitehead, P. G., Wilby, R. L., Battarbee, R. W., Kernan, M., & Wade, A. J. 2009. A review of the potential impacts of climate change on surface water quality. *Hydrological Sciences Journal*, 54(1), 101-163.
- Zare Abyaneh, H., Bayat Varkeshi, M., Marofi, S. and Amiri Chayjan, R. 2010. Evaluation of Artificial Neural Network and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System in Decreasing of Reference Evapotranspiration Parameters, *Journal of Water and Soil*. Vol. 24, No. 2, pp. 297-305.
- Zare Abyaneh, H., M. Bayat Varkeshi; S. Marofi; A. R., Ildromi. 2012. "Simulation of Malayer Plain Groundwater Level Based on Weather Data Using Artificial Neural Network". *Physical Geography Research Quarterly*, 43, 78, 17-28.
- Zhang, D., Chen, X., Yao, H., Lin, B. 2015. Improved calibration scheme of swat by separating wet and dry seasons. *Ecol. Model.* 301, 54-61
- Zhang, J., Y. Zhang, L. Chen, Q. Wang and M. Zhao. 2019. "Water Quality Prediction for Hanjiang with Optimized Support Vector Regression," 2019 IEEE 8th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), Dali, China, pp. 832-837, doi: 10.1109/DDCLS.2019.8908995.



Quantitative qualitative prediction of Khorramrud River discharge due to climate change with Neurosolution model and support vector regression

Seiran Marabi¹, Maryam Hafezparast^{1*}

Abstract

Awareness of water resources quality is one of the most important requirements in planning and developing water resources and protecting it. Rivers are of particular importance as the main source of drinking, agriculture and industry needs. In this study, in order to investigate the long-term effects of temperature and precipitation from the output of the four climatic models of the fifth report (AR5) IPCC under RCP4.5, RCP6 scenarios for the base period was extracted and compared with the observational climatic data. Daily values of precipitation climatic parameters and temperature of superior models for future periods 2020-2052 and 2085-2053 were produced by LARSWG6 Downscaling method in the study area. In order to predict runoff, artificial neural network model was used in Neurosolution software. After calibration of the model in the base period of 1983-2015, the prediction was made for future periods and then in order to predict the water quality parameters of the river, the support vector regression model was used in the Python programming environment. The results showed that the amount of precipitation in CanESM2 and MIROC-ESM-CHEM models increased and decreased in the rest. Temperature increases in all models and climatic scenarios with the highest value of 3.32 °C in the next second period in the GFDL-CM3 model. The average reduction of models and climatic scenarios resulting from Neurosolution model output in the second period was 9.29% compared to the first period. Changes in the amount of discharge affected the quality parameters of the river, so the values of parameters, TDS, EC, CL, Mg Ca and the sum of anions were predicted according to the number of appropriate observational data.

Keywords: Discharge, Neurosolution, Prediction, Quality parameters, RCP, SVR

¹ Master of water resources engineering, Razi University, Kermanshah, Iran. Email: aban228.sm@gmail.com

^{*} Assistant professor of water engineering department, Faculty of science and agricultural engineering, Razi University, Kermanshah, Iran. Email: m.hafezparast@razi.ac.ir

Extended Abstract

Research Paper

Quantitative qualitative prediction of Khorramrud River discharge due to climate change with Neurosolution model and support vector regressionSeiran Marabi¹, Maryam Hafezparast^{2*}¹ Master of water resources engineering, Razi University, Kermanshah, Iran. Email: aban228.sm@gmail.com² Assistant professor of water engineering department, Faculty of science and agricultural engineering, Razi University, Kermanshah, Iran. Email: m.hafezparast@razi.ac.ir

10.22125/IWE.2021.256869.1443

Received:
14. November.2020Accepted:
08. May.2021Available online:
10. January.2022Keywords: **Discharge, Neurosolution, Prediction, Quality parameters, RCP, SVR****Abstract**

Awareness of water resources quality is one of the most important requirements in planning and developing water resources and protecting it. Rivers are of particular importance as the main source of drinking, agriculture and industry needs. In this study, in order to investigate the long-term effects of temperature and precipitation from the output of the four climatic models of the fifth report (AR5) IPCC under RCP4.5, RCP6 scenarios for the base period was extracted and compared with the observational climatic data. Daily values of precipitation climatic parameters and temperature of superior models for future periods 2020-2052 and 2085-2053 were produced by LARSWG6 Downscaling method in the study area. In order to predict runoff, artificial neural network model was used in Neurosolution software. After calibration of the model in the base period of 1983-2015, the prediction was made for future periods and then in order to predict the water quality parameters of the river, the support vector regression model was used in the Python programming environment. The results showed that the amount of precipitation in CanESM2 and MIROC-ESM-CHEM models increased and decreased in the rest. Temperature increases in all models and climatic scenarios with the highest value of 3.32 °C in the next second period in the GFDL-CM3 model. The average reduction of models and climatic scenarios resulting from Neurosolution model output in the second period was 9.29% compared to the first period. Changes in the amount of discharge affected the quality parameters of the river, so the values of parameters, TDS, EC, CL, Mg Ca and the sum of anions were predicted according to the number of appropriate observational data.

1. Introduction

Awareness of the quality of water resources is one of the important requirements in the planning and development of water resources and its protection. Rivers are of particular importance as the main source of drinking, agriculture and industry. Climate change and human activities are among the most important factors affecting regional water resources and hydrological planning (Zhang et.al, 2015). In order to evaluate the effect of climate change on the discharge River, six GCM models were used from the coupled models of the (CMIP5) under the scenarios of RCP2.6, 4.5, 8.5. Studying and predicting changes in quality parameters in a river, in terms of its importance in the discussion of drinking, is one of the goals of managers and planners of water resources. Maintaining water quality is a policy priority, so the study is necessary to predict the trend of changes in water quality and use efficient methods for better river management (Ouyang et.al, 2015). The appropriate input model and composition for estimating the qualitative parameters of (EC), (Ca) and (Na) of Guilan plain aquifers were determined with two models SVM and ANN. The results showed that both models have a great ability to estimate the quality parameters of aquifers. Also, the performance of the SVM model is better than the ANN model in terms of fewer inputs and vice versa in more inputs (Isazadeh et.al, 2019). Water quality parameters were simulated by support vector regression method for Hanjing River and the parameters of this method were optimized by genetic algorithm and PSO and GS models. The results showed that the prediction accuracy of GA-SVR model is significantly better than SVR and PSO-SVR GS-SVR methods (Zhang et.al, 2019). The effects of climate change in the two main basins of the Senegal and Gambia rivers were studied. Precipitation and evapotranspiration based on the predicted temperature of 6 GCM models and two scenarios were investigated and used from a hydrological model to simulate River flow and for both river basins, all models reduce annual discharge from 8% (Senegal river basin) to 22% (Gambia river basin) under RCP4.5 scenario and further reduce annual discharge from 16% (Senegal basin) and 26% (Gambia basin) under the rcp8.5 scenario (Bodian et.al, 2018). According to the study background in the effect of climate change on discharge and quality parameters, in this study with the aim of investigating long-term changes in temperature and precipitation and its effect on the discharge of Khorrarnrud river and then to investigate changes in quality parameters of the river from Neurosolution software and support Vector Regression used

2. Materials and Methods

Scenarios for RCPs were presented in 2010 by a scientific committee overseen by the International Committee on Climate Change. The RCP family includes 4 different scenarios: RCP2.6, RCP4.5, RCP6 and RCP8.5, which based on different specifications of technology level, social and economic status, policies in any situation can lead to the level Different emissions of greenhouse gases based on their role on the radiation induction surface) IPCC, 2014). The LARSWG6 model is an artificial generator of climate data that can be used to simulate meteorological data in a single location under current and future climate conditions. The new version includes the CMIP5 models used in this study. In order to predict changes in river discharge due to climate change, neural network modeling using multilayer perceptron method has been used. This network consists of three input, hidden and output layers, the number of cells of each layer is determined by trial and error. Neurosolution has smart wizards that make it easy to design the network and run the model. After determining the changes in river discharge, 114 observational data from each qualitative parameter including CL, CA, Mg, TDS, EC were calibrated and validated by support vector machine regression (SVR) method and then predicted for future periods. This is a supervised learning method used to classify, estimate, and estimate the data fitting function, with the least error occurring in the data classification or fitting function based on Statistical learning theory. This method is an efficient learning system based on constrained optimization theory that uses the inductive principle of structural error minimization and leads to an overall optimal solution. In SVR, a function associated with the dependent variable Y, which is itself a function of several variables x, is estimated.

3. Results

In this study, suitable climatic models were selected for the region by examining climatic models, and then the LARSWG6 model was scaled daily. Then the amount of precipitation and temperature changes in the region were evaluated. Zohrabi et.al (2016) and Nazeri Tahrudi et.al (2016) in another study showed a decreasing trend of precipitation in this station for the years 1971-2011 and 1961-2010, respectively. While in this study in different climatic models, increase and decrease of precipitation was observed in future periods, which is fully presented in the section on precipitation results and no significant increase or decrease trend is predicted. Then the effect of these parameters on the flow rate of Khorramrud River was investigated. For this purpose, based on studies conducted in the field of rainfall-runoff model (Nasr and Zahran, 2014) shows artificial neural network models are good options if they are well calibrated and tested. In a study conducted by Majidi et al. (2018) showed that the most negative slope of the trend line in the annual scale belongs to the discharge of Aran station, that Was equal to 0.36 m³ / s per year. In this study, using the output of climate models and scenarios in the future periods of 2020-2052 and 2053-2085, on average of all models and scenarios in the first next period, gives 8.2% and in the second next period, 16.41% decrease in flow

4. Discussion and Conclusion

Due to the importance of surface water quality in providing part of the drinking and industrial needs of the Kangavar city and based on the research of Bozorg-Haddad et al. (2017) and Rezaei et al. (2019) shows support vector regression is a successful model for predicting qualitative parameters. The qualitative parameters of the Khorramrud River after calibration and validation of this model in Python programming language and estimation of error criteria has been evaluated. The values of a number of quality parameters that had a significant number of appropriate observational statistics were predicted for the next first and second periods.

.5. Six important references

1. IPCC.2014. Summary for policymakers. In: Climate Change 6014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Field, C.B., V.R. Barros, D.J. Dokken, K.J. Mach, M.D. Mastrandrea, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S. Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L. White (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 1-36.
2. Zhang, J., Y. Zhang, L. Chen, Q. Wang and M. Zhao .(2019). "Water Quality Prediction for Hanjiang with Optimized Support Vector Regression," 2019 IEEE 8th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), Dali, China, pp.
3. Bodian, A., Dezetter, A., Diop, L., Deme, A., Djaman, K., & Diop, A. 2018. Future Climate Change Impacts on Streamflows of Two Main West Africa River Basins: Senegal and Gambia. *Hydrology*, 5(1), 21.
4. Nasr M, Zahran HF (2014) Using of pH as a tool to predict salinity of groundwater for irrigation purpose using artificial neural network. *Egyptian Journal of Aquatic Research*, 40:111-115.
5. Majidi A.A., Radfar M., Mirabbasi najafabadi R., Marofi S.2018. Trend analysis of streamflow across the Hamadan province, *Iranian water research journal*, vol(12),3(30):27-38(In Persian)
6. Rezaei, E., B. Shahinejad and H. Younesi. 2019. Assessment of intelligent models in estimating the Total Dissolved Solids in Kashkan River, Lorestan Province, *Management and Engineering Watershed of J*,11(1):147-165(In Persian)

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.