

تأثیر تغییر اقلیم بر درجه حرارت حوضه آبریز زاینده‌رود با استفاده از محاسبات نرم یادگیری ماشینی بیزین

شاپور کوهستانی^{۱*}، سید سعید اسلامیان^۱ و علی اصغر بسالت پور^۲

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۸/۲۳؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۱/۶)

چکیده

هدف از این مطالعه، آنالیز تغییرات درجه حرارت حداقل و حداکثر طی دوره آتی (۲۰۱۵ الی ۲۱۰۰) در حوضه آبریز زاینده‌رود اصفهان می‌باشد. ۱۴ مدل GCM مربوط به پنجمین گزارش ارزیابی تغییر اقلیم جهت استخراج خروجی مدل‌های تغییر اقلیم انتخاب شدند. این خروجی‌ها تحت سه سناریوی انتشار RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 استخراج شدند. برای پیش‌بینی اثر سناریوهای مختلف تغییر اقلیم بر درجه حرارت در سال‌ها و دوره‌های آتی در مقیاس‌های محلی یک فرایند آماری ریز مقیاس‌نمایی جدید با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بردار پشتیبان به کار برده شد. نتایج وزندهی مدل‌های GCM مختلف نیز نشان داد که این مدل‌ها، دارای دقت متفاوتی در برآورد میزان دمای حداکثر و حداقل در آینده بودند. مدل MIROC5 بیشترین دقت را در برآورد درجه حرارت حداکثر و مدل CCSM4 بیشترین دقت را در برآورد درجه حرارت حداقل دارا بود. بیشترین مقدار افزایش دما برای هر دو دمای حداقل و حداکثر در فصل زمستان مشاهده شد. تغییرات سالانه درجه حرارت حداکثر نیز نشان‌دهنده افزایش دمای بین ۰/۱۸ تا ۰/۷۶ در سناریوهای انتشار مختلف برای دوره دراز مدت و ۰/۲۵ تا ۱/۶۷ درجه سانتی‌گراد در دوره آینده دور می‌باشد. تغییرات سالانه دمای حداقل نیز نشان‌دهنده افزایش دمای بین ۰/۲۸ تا ۰/۸۲ درجه سانتی‌گراد در حالت میانگین درازمدت و ۰/۲۴ تا ۱/۵۶ درجه سانتی‌گراد در حالت آینده دور تحت سناریوهای انتشار مختلف می‌باشد. در حالت کلی تغییرات درجه حرارت حداکثر اندکی بیشتر از تغییرات درجه حرارت حداقل در آینده می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: حوضه زاینده‌رود، تغییر اقلیم، سناریوهای انتشار، ریز مقیاس‌نمایی، درجه حرارت

۱. گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان

۲. گروه خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ولی عصر رفسنجان

۳. گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه جیرفت

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: s.kouhestani@ag.iut.ac.ir

مقدمه

با توجه به اهمیت تغییر دمای آینده کره زمین و اثرات گسترده‌ای که بر جنبه‌های مختلف هواشناسی و هیدرولوژیکی کره زمین بر جای می‌گذارد، تلاش‌های گسترده‌ای صورت گرفته است که پیش‌بینی تغییرات دما به صورت دقیقی در آینده انجام پذیرد. با توجه به آنچه ذکر شد، اطمینان زیادی بر افزایش غلظت گازهای اتمسفر و به تبع آن افزایش میانگین دمای سطحی اتمسفر کره زمین در دوره‌های آتی در بین دانشمندان وجود دارد. ولی چگونگی تغییرات متغیرهای اقلیمی در مقیاس‌های منطقه‌ای به‌طور صریح مشخص نمی‌باشد. بنابراین چون پیش‌بینی وضعیت اقلیم منطقه‌ای تحت پدیده تغییر اقلیم مشکل می‌باشد، راه جایگزین، مشخص کردن وضعیت‌های ممکن اقلیم آینده می‌باشد که اصطلاحاً سناریوهای اقلیمی نامیده می‌شود (۲۰).

در حال حاضر، مدل‌های مختلف گردش عمومی جو (GCMs) دقیق‌ترین ابزار برای کمی کردن اثر تغییر اقلیم روی پارامترهای هواشناسی هستند (۱۸). این مدل‌ها اجزاء زیادی از خصوصیات موجود در جو و سطح زمین مانند دی‌اکسیدکربن، ذرات معلق و پوشش گیاهی را در نظر گرفته و براساس آنها تخمینی از مقدار پارامترهای هواشناسی در آینده ارائه می‌کنند (۲۱، ۲۵ و ۲۸).

استفاده از مدل‌های GCM همواره با عدم قطعیت‌هایی همراه بوده است. با وجود اینکه عوامل متعددی باعث عدم قطعیت در پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی در آینده می‌شود، ولی عدم قطعیت مدل‌های GCM به عنوان اصلی‌ترین عامل ایجاد خطا در پیش‌بینی‌های هواشناسی شناخته شده است (۱۵). بنابراین استفاده از یک مدل GCM به صورت جداگانه از مدل‌های دیگر، تخمین چندان خوبی از پارامترهای هواشناسی ارائه نخواهد داد (۱۳). محققان زیادی با استفاده از ترکیب مدل‌های GCM مختلف، تلاش نموده‌اند تا دقت پیش‌بینی‌های مدل‌های تغییر اقلیم از وضعیت آب و هوا را افزایش دهند (۱۱ و ۱۴). به غیر از عدم قطعیتی که مدل‌های GCM برای پیش‌بینی پارامترهای هواشناسی دارند، مشکل دیگری نیز وجود دارد که

در سال‌های پایانی قرن بیستم دانشمندان علوم زمین اعلام کردند که کره زمین در حال گرم شدن می‌باشد. از آن زمان تاکنون این مسئله توجه دانشمندان جهان را به خود مشغول کرده است و هر روز هم بر اهمیت این موضوع افزوده می‌شود. بر طبق گزارش هیئت بین‌الدول تغییرات اقلیم، دمای متوسط هوا و اقیانوس‌ها در قرن بیستم بین ۰/۲ تا ۰/۶ درجه سانتی‌گراد افزایش داشته است. بیشترین مقدار این افزایش دما نیز در بین سال‌های ۱۹۷۶ تا ۲۰۰۰ میلادی رخ داده است (۱۸).

پدیده تغییر اقلیم باعث ایجاد فرآیندهای متفاوتی در جو و کره زمین می‌شود. پدیده‌هایی مانند بالا آمدن سطح آب دریاها، تغییر در مقدار پارامترهای هواشناسی مانند درجه حرارت و بارندگی، اثرگذاری بر جریان‌های سطحی و وقوع سیل‌ها و خشکسالی‌ها و ایجاد تحول در جریان‌های هوا و طوفان‌ها، تنها بخشی از اثرات تغییر اقلیم بر کره زمین و جو می‌باشد. به عنوان مثال، پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد که تا پایان سال ۲۱۰۰، سطح آب اقیانوس‌های جهان بین ۹ تا ۱۸ سانتی‌متر بالا خواهد آمد (۱۹).

یکی از مهم‌ترین تغییراتی که در اثر وقوع پدیده تغییر اقلیم رخ خواهد داد، تغییر در درجه حرارت کره زمین می‌باشد. در سال ۲۰۰۱، هیات بین‌الدول تغییر اقلیم اعلام نمود که روند افزایش دمای کره زمین در طی ۱۵۰ سال اخیر شدت گرفته و ممکن است تا پایان قرن ۲۱، افزایش دمایی بین ۱/۴ تا ۵/۸ درجه سانتی‌گراد در نقاط مختلف جهان رخ دهد (۱۸).

امروزه دلایل متعددی برای گرم شدن جهان بیان می‌شود. یکی از این دلایل که از آن به عنوان اصلی‌ترین عامل افزایش دمای کره زمین یاد می‌شود، انتشار بیش از حد گازهای گلخانه‌ای در اتمسفر کره زمین است. عامل اصلی افزایش گازهای گلخانه‌ای در اتمسفر کره زمین، فعالیت‌های صنعتی انسان و سوزاندن سوخت‌های فسیلی و تغییر کاربری زمین می‌باشد. مهم‌ترین گازهای گلخانه‌ای که افزایش آنها نگران‌کننده می‌باشد، شامل دی‌اکسیدکربن، متان و اکسید نیتروژن می‌باشند (۷).

مورد مطالعه تا سال ۲۰۹۹ بین ۱/۹ تا ۳/۴ درجه سانتی‌گراد بود (۲۴). در مطالعه دیگری، تأثیر تغییر اقلیم بر روی میزان جریان رودخانه تامسی در انگلستان توسط ویلبای و هریس مورد بررسی قرار گرفت. در این تحقیق منابع عدم قطعیت مربوط به مدل‌های GCM، روش‌های ریز مقیاس نمایی، سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای و عدم قطعیت مربوط به پارامترهای آنها با در نظر گرفتن وزن‌های مختلف و روش مونت-کارلو شبیه‌سازی گردید. نتایج نشان داد که عدم قطعیت مربوط به مدل‌های GCM بیشترین سهم و سناریوهای اقلیمی کمترین سهم را در برآورد عدم قطعیت مربوط به مدل‌های GCM دارند (۳۱).

دیبایک و همکاران قابلیت‌های ماشین بردار پشتیبان را در خصوص پیش‌بینی‌های هیدرولوژیک مورد بررسی قرار دادند. آنها دقت این روش را برای دسته‌بندی داده‌های سنجش از دور و مدل‌سازی بارندگی و رواناب با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی مقایسه نموده و به قدرت پیش‌بینی ماشین بردار پشتیبان اشاره می‌کنند (۱۰).

قوش و همکاران روش‌های ماشین بردار پشتیبان و ماشین بردار مربوط را در ریز مقیاس نمایی خروجی‌های مدل گردش عمومی جو برای جریان رودخانه مهاندی در هند استفاده کردند. نتایج این مطالعه برتری روش ماشین بردار مربوط بر ماشین بردار پشتیبان را آشکار نمود و نشان داد که مدل RVM نه تنها استدلال احتمالی را در بر می‌گیرد بلکه از لحاظ نکویی برآزش نیز نسبت به مدل SVM بهتر عمل می‌کند (۱۲).

حسینی و همکاران، سری متغیرهای دمای کمینه، بیشینه و بارندگی را با استفاده از مدل‌های مختلف گردش عمومی جو و سناریوهای انتشار متفاوت در حوضه آبریز زاینده‌رود پیش‌بینی نمودند. سپس جهت تبدیل اطلاعات هواشناسی کوچک مقیاس شده به جریان رودخانه و شبیه‌سازی روابط درونی بارش و رواناب از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده شد. نتایج نشان داد که بارندگی منطقه مورد مطالعه در طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۳۹، ۲۹ درصد کاهش خواهد یافت که نتیجه مستقیم آن،

باعث کم شدن قابلیت استفاده از این مدل‌ها می‌شود. این مشکل به خاطر بزرگ مقیاس بودن خروجی مدل‌های GCM است. به عبارت دیگر، مدل‌های GCM داده‌های هواشناسی را در یک شبکه با مقیاس بزرگ در ارتفاعات بالایی جو پیش‌بینی می‌کنند (۱۸). عمومی‌ترین روش برای رفع این مشکل، استفاده از روش‌های ریز مقیاس نمایی است. این روش‌ها خروجی مدل‌های GCM را با استفاده از داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی، به مقیاس محلی تبدیل می‌کنند (۲۶ و ۲۷).

تاکنون مطالعات زیادی در زمینه روش‌های افزایش دقت استفاده از مدل‌های GCM ارائه شده است. در بسیاری از این مطالعات سعی شده است تا با استفاده از روش‌های مختلف ریز مقیاس نمایی، صحت پیش‌بینی مدل‌های GCM از شرایط آینده دمای کره زمین افزایش پیدا کند. آذرانفر و همکاران (۱۳۸۵) به ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر دما و بارش در حوضه آبریز زاینده‌رود با استفاده از روش تعیین توابع تعیینی ریز مقیاس تمایی پرداختند. در این مطالعه سری‌های زمانی شبیه‌سازی شده توسط مدل اقلیمی به گونه‌ای اصلاح شدند که توابع توزیع احتمال آنها با توابع توزیع احتمال دو متغیر دما و بارش در ایستگاه‌های هواشناسی حوضه، همخوانی داشته باشند. نتایج نشان داد که دمای ژانویه و دسامبر افزایش خواهد یافت، ولی شرایط برای بقیه ماه‌ها متفاوت است و برحسب سناریو و دوره زمانی ممکن است دچار افزایش یا کاهش گردد (۱). زارعیان و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از یک روش وزندهی اصلاح شده، ۱۵ مدل GCM را ترکیب نموده و دقت این روش را در نقاط مختلف حوضه آبریز زاینده‌رود مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل‌های GCM مختلف در نقاط مختلف حوضه و نیز ماه‌های متفاوت از سال، دارای دقت‌های متفاوتی نیز خواهند بود (۳۲). مرر و همکاران با استفاده از ۱۶ مدل GCM اقدام به بررسی اثرات هیدرولوژیک تغییر اقلیم در حوضه آبریز ریولامپا در آمریکای مرکزی نمودند. به منظور بررسی اثرات ایجاد شده توسط تغییر اقلیم از مدل VIC استفاده شد که یک مدل توزیعی با پایه فیزیکی می‌باشد. نتایج نشان‌دهنده افزایش دما در منطقه

کاهش رواناب در حدود ۸/۱ درصد خواهد بود (۴).

شکیبا و چشمی اثرات تغییر اقلیم را بر پارامترهای هواشناسی و در نتیجه اثر آن را بر بیلان آب زیرزمینی دشت رامهرمز مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه جهت ریزمقیاس نمایی داده‌های مربوط به مدل‌های گردش عمومی جو از نرم‌افزار LARS-WG استفاده شد. نتایج نشان داد که سناریوی انتشار A2 مربوط به گزارش چهارم IPCC، بحرانی‌ترین سناریو مربوط به تغییرات اقلیمی را نشان می‌دهد (۶).

باباییان و نجفی نیک تغییرات اقلیمی استان خراسان رضوی را با استفاده از داده‌های مدل گردش عمومی جو و مدل ECHO-G در دوره ۲۰۱۰ تا ۲۰۳۹ ارزیابی نموده و نتیجه گرفتند که در مجموع بارش سالانه در دوره مورد نظر از دوره پایه (سال‌های ۱۹۸۸ تا ۲۰۰۴) ۱۰ درصد کمتر شده، ولی به رغم این کاهش بارش، بارش‌های سنگین و خیلی سنگین افزایش خواهد یافت و دما نیز به میزان ۱/۸ درجه سانتی‌گراد افزایش پیدا خواهد کرد (۳).

بابایی فینی و همکاران نمایه‌های حادی بارش طی دوره‌های گذشته (۱۹۶۱-۱۹۹۰) و دوره‌ی آتسی (۲۰۱۱-۲۰۴۰) در دو سناریوی A2 و A1B و براساس مدل HadCM3 در نقاط مختلف ایران مورد بررسی و مقایسه قرار دادند. این بررسی در سناریو A2 روند افزایشی رویدادهای حداکثر بارش یک‌روزه در مناطق شمال غربی (جز استان آذربایجان غربی)، مرکزی و جنوب غربی و شمال شرقی و سواحل غربی دریای خزر را پیش‌بینی کرد. همچنین، افزایش روند تعداد روزهای خشک متوالی در مناطق شمال شرقی، مرکزی و جنوبی کشور مشاهده شد (۲).

خلیلی اقدم و همکاران با استفاده از مدل LARS-WG تعداد روزهای گرم و یخبندان، تعداد روزهای بارانی و فراوانی روزهای تر و خشک را در سنندج مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که تغییر اقلیم باعث افزایش طول دوره‌های خشک نسبت به دوره‌های تر شده و در نتیجه بروز خشکسالی

را تشدید خواهد نمود (۵).

هوانگ و همکاران با انجام مطالعه‌ای در حوضه آبریز تی‌وی چین، اثر تغییرات اقلیم را بر رواناب حوضه با استفاده از روش SVM مورد بررسی قرار دادند و نتایج نشان‌دهنده اثرگذاری ۴۵ تا ۶۵ درصدی تغییر اقلیم بر رواناب منطقه بود (۱۷). دواک و دانا به‌منظور ریزمقیاس نمایی بارندگی در حوضه ماهانادی هندوستان، از ترکیب مدل‌های SVM و KNN استفاده نمودند. نتایج نشان داد که ترکیب این روش‌ها به نحو مؤثری می‌تواند باعث افزایش دقت روش ریزمقیاس نمایی بارندگی گردد (۹). هدف از این مطالعه توسعه یک روش آماری جدید برای برآورد میزان تغییرات درجه حرارت دوره آتسی در حوضه آبریز زاینده‌رود می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز زاینده‌رود به مساحت تقریبی ۲۷۰۰۰ کیلومتر مربع در مرکز ایران و در محدوده طول جغرافیایی ۲۴°۵۰ تا ۲۴°۵۳ و عرض جغرافیایی ۱۱°۳۱ تا ۴۲°۳۳ واقع شده است. این منطقه از لحاظ وضعیت منابع آب یکی از پیچیده‌ترین مناطق ایران می‌باشد. تنها منبع آب سطحی که بیشترین بارگذاری‌های مربوط به برداشت آب بر آن انجام می‌شود، رودخانه زاینده‌رود می‌باشد که از کوه‌های بختیاری در غرب حوضه سرچشمه گرفته و با طی ۳۵۰ کیلومتر به باتلاق گاوخونی در شرق حوضه می‌ریزد (۸). در سال‌های اخیر وقوع خشکسالی‌های متعدد و رشد و توسعه فعالیت‌های شهری، صنعتی و کشاورزی باعث کمبود منابع آب در این منطقه و بروز مشکلات متعدد مدیریتی در زمینه مدیریت منابع آب شده است. اراضی کشاورزی که در شرق حوضه قرار دارند، به دلیل بارندگی کم منطقه، وابستگی شدیدی به میزان جریان آب در رودخانه دارند، در حالی که افزایش دمای شرق منطقه باعث افزایش نیاز آبی کشاورزی در منطقه شده است. همزمان شدن شرایط ذکر شده با پدیده تغییر اقلیم، لزوم توجه به اثرات تغییر

جدول ۱. خصوصیات مدل‌های GCM مورد استفاده در تحقیق (۱۹)

ردیف	نام مدل	توسعه دهنده	دقت تفکیک	طول دوره آماری موجود		
				تاریخی	RCP2.6	RCP4.5
۱	BCC-CSM1.1	BCC (China)	$1^\circ \times 1/33^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۲	CanESM2	CCCMA (Canada)	$2/8^\circ \times 2/8^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	--
۳	CCSM4	NCAR (USA)	$0/9^\circ \times 1/25^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	--
۴	CNRM-CM5	CNRM-CERFACS (France)	$1/5^\circ \times 1/5^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	--
۵	CSIRO-Mk3.6.0	CSIRO-QCCCE (Australia)	$1/875^\circ \times 1/875^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	--
۶	GFDL-ESM2M	NOAA GFDL (USA)	$2^\circ \times 2/5^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۷	GISS-E2-R	NASA GISS (USA)	$2^\circ \times 2/5^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۸	HadGEM2-ES	MOHC (UK)	$1/25^\circ \times 1/875^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	--
۹	INM-CM4	INM (Russia)	$1/5^\circ \times 2/0^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	--
۱۰	MIROC5	MIROC (Japan)	$2/8^\circ \times 2/8^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۱۱	MIROC-ESM	MIROC (Japan)	$2/8^\circ \times 2/8^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۱۲	MIROC-ESM-CHEM	MIROC (Japan)	$2/8^\circ \times 2/8^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۱۳	MRI-CGCM3	MRI (Japan)	$1/125^\circ \times 1/125^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰
۱۴	NorESM1-M	NCC (Norway)	$1/875^\circ \times 2/5^\circ$	۱۹۴۸-۲۰۱۴	۲۰۰۶-۲۱۰۰	۲۰۰۶-۲۱۰۰

تغییرات اقلیمی آینده نیز معتبر است.
 ۳. پیش‌بینی کننده‌های انتخاب شده قادر به رصد کردن سیگنال‌های اقلیمی هستند.
 براساس این فرضیات، پیش‌بینی کننده‌های جوی انتخاب شده شامل بارندگی، مقادیر دمای هوای میانگین، بیشینه و کمینه، میانگین فشار در سطح دریا، رطوبت نسبی و رطوبت سطحی ویژه، و ارتفاع از سطح دریا در سه فشار ۱۰۰۰، ۵۰۰ و ۲۵۰ هکتوپاسکال انتخاب شدند. برای بالا بردن دقت

کمی بین خروجی داده‌های GCM و پارامترهای هیدرواقلمی محلی وجود دارد. گرچه ممکن است عملکرد این روش‌ها متفاوت باشد، ولی همگی از سه فرض ضمنی زیر پیروی می‌کنند (۱۶):
 ۱. پیش‌بینی کننده‌های انتخاب شده با مدل‌های گردش عمومی جو متناسب هستند و می‌توان با استفاده از GCM ها آنها را به طور واقع‌گرایانه‌ای شبیه‌سازی کرد.
 ۲. رابطه تجربی توسعه یافته تحت شرایط اقلیمی فعلی برای

نتایج و بحث

دقت روش ریزمقیاس نمائی

جدول (۲) نتایج مربوط به صحت‌سنجی مدل‌های مورد استفاده جهت ریزمقیاس نمائی مدل‌های GCM را نشان داده است. این جدول براساس متوسط دقت مدل‌های به کار رفته در هر ۴ ایستگاه هواشناسی، تهیه شده است. هر چهار الگوریتم پس‌رو، پیش‌رو، گام به گام و آنالیز مؤلفه‌های اصلی جهت برآورد بهتر از ریز مقیاس نمائی به کار گرفته شدند. نتایج نشان می‌دهد که اختلاف بین دقت روش‌های مورد استفاده مشاهده می‌گردد. در حالت کلی دقت استفاده از مدل RVM با تابع کرنل چند جمله‌ای در قالب روش کاهش ابعاد گام به گام، بیش از سایر روش‌های دیگر می‌باشد. به نحوی که در این حالت، با تعداد کمتری از بردارهای پشتیبانی (۹ عدد)، کمترین مقدار RMSE ($RMSE=1/39$) و بیشترین مقدار ضریب تبیین ($R^2=0/97$)، مشاهده شد.

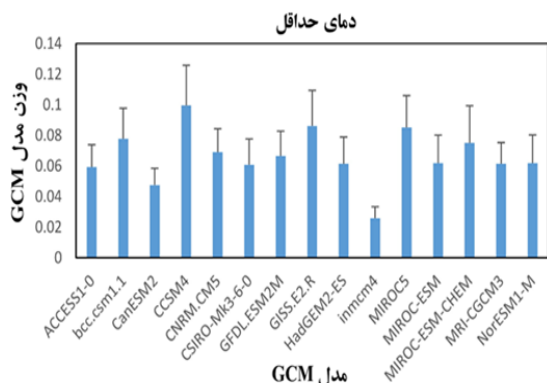
وزن مدل‌های GCM

شکل‌های (۲) و (۳) به ترتیب وزن مدل‌های GCM مختلف را برای تخمین میزان تغییرات دمای حداکثر و حداقل در آینده نشان می‌دهند. نتایج نشان داد که مدل‌های GCM مختلف، دارای دقت متفاوتی در برآورد میزان دمای حداکثر و حداقل در آینده بودند. نتایج وزندهی مدل‌ها برای درجه حرارت حداکثر نشان داد که مدل MIROC5 با وزن ۰/۷۹، بیشترین توانایی را در پیش‌بینی درجه حرارت حداکثر دارا بود. همچنین مدل‌های CNRM.CM5 و ACCESS1-0 نیز با وزن ۰/۰۷۸ و ۰/۰۷۷، توانایی بالایی در پیش‌بینی درجه حرارت حداکثر داشتند. از طرف دیگر، مدل INMCM4 با اختلاف زیادی نسبت به سایر مدل‌های GCM و با وزن ۰/۰۴۱، کمترین دقت را در پیش‌بینی درجه حرارت حداکثر به خود اختصاص داد. هر چند مدل‌های MIROC-ESM و MIROC-ESM-CHEM نیز به ترتیب با وزن‌های ۰/۰۵۹ و ۰/۰۶۲، دقت کمی در برآورد دمای حداکثر نسبت به سایر مدل‌های GCM دارا بودند (شکل ۲).

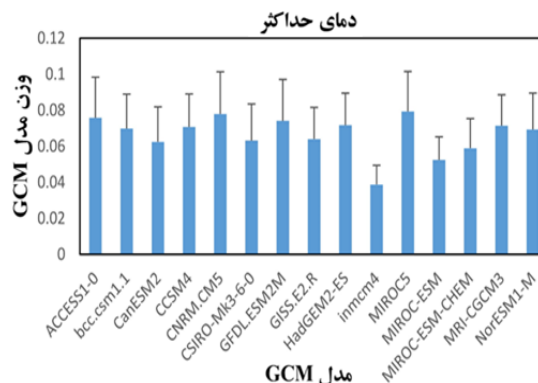
مطالعه و بررسی تمامی عوامل اقلیمی که رفتار پارامترهای پیش‌بینی شونده را تحت تأثیر قرار می‌دهد، خروجی داده‌های NCEP/NCAR مربوط به ۹ سلول در برگیرنده هر ایستگاه مطالعاتی مورد استفاده قرار گرفته اند. به منظور دوری از اثرات همراستایی چندگانه و کاهش تعداد پارامترهای پیش‌بینی کننده به دلیل تعداد بالای پارامترهای پیش‌بینی کننده استخراج شده از روش‌های مختلف به منظور انتخاب مهم‌ترین پارامترهای پیش‌بینی کننده که تأثیر به‌سزایی در رفتار پارامترهای پیش‌بینی شونده دارند، استفاده شد. پس از انتخاب مؤثرترین پارامترهای پیش‌بینی کننده در مرحله بعد، به منظور ایجاد یک مدل آماری غیر خطی بین پارامترهای پیش‌بینی کننده NCEP/NCAR و پیش‌بینی شونده (دما) در هر ایستگاه از دو روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) (۳۰) و ماشین بردار مربوط (RVM) (۷) استفاده شد. در روش‌های ماشین بردار پشتیبان بر خلاف روش‌های شبکه عصبی که مبتنی بر حداقل سازی ریسک تجربی می‌باشند، اصول مبتنی بر حداقل سازی ریسک ساختار (SRM) را به کار می‌برند. به عبارت دیگر روش‌های ماشین بردار پشتیبان بر خلاف شبکه‌های عصبی که خطای آموزش را کاهش می‌دهند، خطای تعمیمی کران بالا را کاهش می‌دهند. این اصول کمک شایانی به طراحی ساختار یک شبکه اپتیمم می‌کند (۲۲). ماشین بردار مربوط نیز جزو اولین و مهم‌ترین گام‌هایی در مدل‌سازی براساس ترکیب خطی توابع پایه است که ساختاری احتمالی برای قضاوت در مورد داده‌ها را فراهم می‌آورد. این روش براساس الگوریتم بیز ارائه می‌شود که دارای توانایی پیش‌بینی دقیق براساس توابع پایه کمتر از داده‌های آموزشی می‌باشد و احتمال خطای بیش برآزش در آن به طور فزاینده‌ای کاهش می‌یابد، این ویژگی‌ها روش ماشین بردار مربوط را به یکی از روش‌های معتبر جهت مدل‌سازی تبدیل کرده است (۱۷). در نهایت از معیارهای آماری ضریب تبیین (R^2) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) برای تعیین بهترین مدل پیشنهادی استفاده شد.

جدول ۲. خصوصیات مدل‌های GCM مورد استفاده در تحقیق

روش کاهش ابعاد	مدل	تابع کرنل	تعداد بردارهای پشتیبانی	RMSE	R ²
پس‌رو (Backward)	SVM	چند جمله‌ای	۲۸۰	۳/۳۶	۰/۸۷
		شعاعی	۱۶۱	۱/۴۶	۰/۹۷
	RVM	سیگموئید	۲۲۷	۲/۸۱	۰/۸۸
		چند جمله‌ای	۲۹	۱/۶۶	۰/۹۶
		لایلاس	۶۳	۱/۵۳	۰/۹۷
		چند جمله‌ای	۲۹۸	۴/۵۶	۰/۸۵
پیش‌رو (Forward)	SVM	شعاعی	۱۶۹	۱/۵۳	۰/۹۷
		سیگموئید	۲۶۴	۷/۸۶	۰/۴۹
	RVM	چند جمله‌ای	۱۴	۱/۵۹	۰/۹۷
		لایلاس	۱۱۰	۱/۹۴	۰/۹۵
		چند جمله‌ای	۳۱۰	۴/۶۲	۰/۸۶
		شعاعی	۱۳۷	۱/۵۰	۰/۹۷
گام به گام (Stepwise)	SVM	سیگموئید	۲۲۵	۴/۴۹	۰/۵۰
		چند جمله‌ای	۹	۱/۳۹	۰/۹۷
	RVM	لایلاس	۱۰۸	۱/۹۴	۰/۹۷
		چند جمله‌ای	۳۲۱	۸/۱۵	۰/۶۸
		شعاعی	۱۷۸	۲/۰۶	۰/۹۶
		سیگموئید	۱۸۵	۱/۶۸	۰/۹۶
آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA)	SVM	چند جمله‌ای	۱۳۷	۱/۵۰	۰/۹۷
		شعاعی	۱۳۷	۱/۵۰	۰/۹۷
	RVM	چند جمله‌ای	۱۳	۱/۴۶	۰/۹۷
		سیگموئید	۱۸۵	۱/۶۸	۰/۹۶
		لایلاس	۱۳۲	۱/۷۲	۰/۹۶
		چند جمله‌ای	۱۳۲	۱/۷۲	۰/۹۶



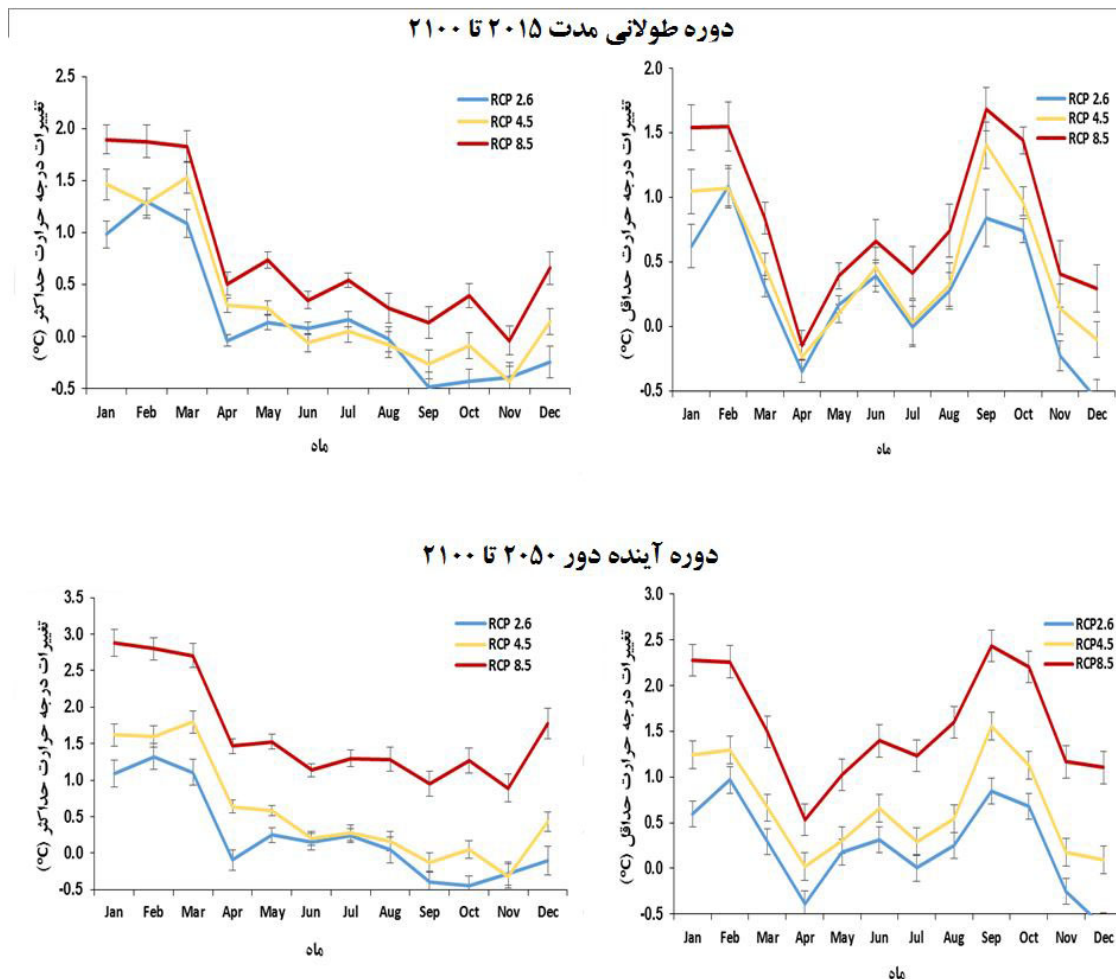
شکل ۳. وزن مدل‌های GCM مختلف برای برآورد درجه حرارت حداقل



شکل ۲. وزن مدل‌های GCM مختلف برای برآورد درجه حرارت حداکثر

بودند. از طرف دیگر کمترین دقت مدل‌های GCM برای تخمین درجه حرارت حداقل مربوط به مدل INMCM4 با وزن ۰/۰۲۸ بود. همچنین مدل CanESM2 نیز با وزن ۰/۰۵۱، دقت کمی برای برآورد درجه حرارت حداقل داشت. در کل، روند تغییرات وزن مدل‌های GCM نشان می‌دهد که

نتایج وزندهی مدل‌های GCM برای برآورد درجه حرارت حداقل نیز نشان داد که مدل CCSM4 با وزن ۰/۱۱، بیشترین دقت را برای برآورد درجه حرارت حداقل به خود اختصاص داد. مدل‌های GISS-E2-R و MIROC5 نیز با وزن مساوی ۰/۰۹، دارای دقت نسبتاً خوبی در تخمین درجه حرارت حداقل



شکل ۳. تغییرات درجه حرارت در ماه‌های مختلف براساس میانگین دراز مدت و میانگین دوره آینده دور

حداقل پیش‌بینی شده در دوره سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۱۰۰ از میانگین این دماها در دوره پایه کسر شد. این تغییر دما به عنوان میانگین تغییرات درازمدت معرفی شدند. در کنار آن، میانگین دماهای فوق در دوره سال‌های ۲۰۵۰ تا ۲۱۰۰ محاسبه شده و با کسر آن از میانگین دوره پایه، میانگین تغییرات دوره آینده دور محاسبه شد. خطوط عمودی اضافه شده به نمودارها، نشان‌دهنده میزان خطای استاندارد میانگین‌گیری دما در ایستگاه‌های هواشناسی مختلف است.

نتایج نشان داد که بیشترین افزایش دمای حداکثر در دوره طولانی مدت و سناریوی انتشار RCP2.6 در ماه فوریه و به میزان ۱/۳ درجه سانتی‌گراد رخ خواهد داد. این مقدار در دوره

وزن مدل‌های GCM برای تخمین درجه حرارت حداقل، تغییرپذیری بیشتری نسبت به وزن آنها برای تعیین درجه حرارت حداکثر دارد. به عبارت دیگر، مدل‌های GCM هنگامی که برای برآورد درجه حرارت حداکثر مورد استفاده قرار می‌گیرند، دارای دقت نزدیکتری به هم هستند تا زمانی که قرار است برای تعیین درجه حرارت حداقل به کار برده شوند.

تغییرات درجه حرارت

شکل (۳) روند تغییرات درجه حرارت حداکثر و حداقل را نسبت به دوره پایه نشان می‌دهد. این تغییرات در دو حالت محاسبه شده‌اند. در حالت نخست میانگین دماهای حداکثر و

جدول ۳. تغییرات فصلی و سالانه درجه حرارت حداکثر تحت سناریوهای انتشار مختلف

سناریوی انتشار	دوره	زمستان	بهار	تابستان	پاییز	سالانه
RCP 2.6	میانگین دراز مدت	۱/۱۲±۰/۰۹	۰/۰۶±۰/۰۴	-۰/۱۱±۰/۰۹	-۰/۳۵±۰/۱۲	۰/۱۸±۰/۰۸
	آینده دور	۱/۱۷±۰/۱۳	۰/۱۱±۰/۰۸	-۰/۰۳±۰/۱۴	-۰/۲۷±۰/۱۷	۰/۲۵±۰/۱۳
RCP4.5	میانگین دراز مدت	۱/۴۲±۰/۱۱	۰/۱۷±۰/۰۶	-۰/۰۹±۰/۱۰	-۰/۱۲±۰/۱۰	۰/۳۵±۰/۰۹
	آینده دور	۱/۶۷±۰/۱۱	۰/۴۷±۰/۰۶	۰/۱۱±۰/۱۰	۰/۰۶±۰/۱۱	۰/۵۸±۰/۱۰
RCP 8.5	میانگین دراز مدت	۱/۸۶±۰/۱۱	۰/۵۳±۰/۰۶	۰/۳۱±۰/۱۱	۰/۳۴±۰/۱۱	۰/۷۶±۰/۱۰
	آینده دور	۲/۷۹±۰/۱۵	۰/۳۷±۰/۰۸	۱/۱۸±۰/۱۲	۱/۳۱±۰/۱۲	۱/۶۷±۰/۱۱

جدول ۴. تغییرات فصلی و سالانه درجه حرارت حداقل تحت سناریوهای انتشار مختلف

سناریوی انتشار	دوره	زمستان	بهار	تابستان	پاییز	سالانه
RCP 2.6	میانگین دراز مدت	۰/۶۷±۰/۱۱	۰/۰۷±۰/۰۵	۰/۳۷±۰/۱۴	-۰/۰۱±۰/۰۹	۰/۲۸±۰/۱۰
	آینده دور	۰/۶۱±۰/۱۱	۰/۰۳±۰/۰۶	۰/۳۷±۰/۱۴	-۰/۰۶±۰/۰۹	۰/۲۴±۰/۱۰
RCP4.5	میانگین دراز مدت	۰/۸۶±۰/۱۲	۰/۱۱±۰/۰۶	۰/۵۹±۰/۱۴	۰/۳۳±۰/۱۱	۰/۴۷±۰/۱۱
	آینده دور	۱/۰۶±۰/۱۲	۰/۳۳±۰/۰۸	۰/۷۹±۰/۱۴	۰/۴۷±۰/۰۹	۰/۶۶±۰/۱۱
RCP 8.5	میانگین دراز مدت	۱/۳۱±۰/۱۲	۰/۳۰±۰/۰۷	۰/۹۵±۰/۱۶	۰/۷۱±۰/۱۳	۰/۸۲±۰/۱۲
	آینده دور	۲/۰۱±۰/۱۳	۰/۹۸±۰/۱۰	۱/۷۵±۰/۱۵	۱/۴۹±۰/۱۳	۱/۵۶±۰/۱۳

آینده دور نیز ۱/۳ درجه سانتی‌گراد و در ماه فوریه خواهد بود. بیشترین مقدار افزایش دمای حداکثر در سناریوی انتشار RCP4.5 در ماه‌های ژانویه و مارس و برابر با ۱/۵ درجه سانتی‌گراد و در آینده دور در ماه مارس برابر با ۱/۸ درجه سانتی‌گراد مشاهده می‌شود. در سناریوی انتشار RCP8.5 بیشترین مقدار افزایش دما در ماه‌های ژانویه و مارس و برابر با ۲/۳ درجه سانتی‌گراد و در ماه‌های ژانویه و فوریه رخ خواهد داد.

در حالت کلی، محدوده تغییرات درجه حرارت حداقل، کمتر از درجه حرارت حداکثر مشاهده می‌شود. برای پی بردن بهتر به روند تغییرات درجه حرارت حداکثر و حداقل، روند تغییرات فصلی و سالانه این دماها در جداول (۳) و (۴) نشان داده شده است. نتایج مربوط به تغییرات سالانه و فصلی درجه حرارت حداکثر نشان می‌دهد که در تمامی سناریوهای انتشار، فصل زمستان بیشترین مقدار افزایش دما را دارا می‌باشد. مقدار این افزایش دما در سناریوهای انتشار RCP2.6، RCP4.5 و

آینده دور نیز ۱/۳ درجه سانتی‌گراد و در ماه فوریه خواهد بود. بیشترین مقدار افزایش دمای حداکثر در سناریوی انتشار RCP4.5 در ماه‌های ژانویه و مارس و برابر با ۱/۵ درجه سانتی‌گراد و در آینده دور در ماه مارس برابر با ۱/۸ درجه سانتی‌گراد مشاهده می‌شود. در سناریوی انتشار RCP8.5 بیشترین مقدار افزایش دما در ماه‌های ژانویه و مارس و برابر با ۲/۳ درجه سانتی‌گراد و در ماه‌های ژانویه و فوریه رخ خواهد داد.

تغییرات درجه حرارت حداقل نیز در سناریوهای انتشار مختلف و ماه‌های متفاوت دارای مقادیر متفاوتی بود. بیشترین مقدار افزایش دمای حداقل برای هر دو حالت متوسط دراز مدت و آینده دور، در سناریوی انتشار RCP2.6، برابر با ۱/۱ درجه سانتی‌گراد و در ماه فوریه مشاهده می‌شود. این مقدار در سناریوی انتشار RCP4.5، برای حالت دراز مدت ۱/۱ درجه

دمای حوضه زاینده‌رود تا پایان قرن ۲۱ توسط مساح یوانی بین ۲/۳ تا ۳/۱ درجه سانتی‌گراد تخمین زده شده است که هم‌پوشانی نزدیکی با نتایج این پژوهش دارد (۷).

نتیجه‌گیری کلی

نتایج کلی نشان‌دهنده آن است که مدل‌های GCM مختلف دارای دقت متفاوتی جهت تخمین درجه حرارت در آینده می‌باشند. این دقت را باید براساس وزندهی این مدل‌ها در هر ایستگاه به صورت جداگانه انجام داد. همچنین دقت این مدل‌ها برای برآورد درجه حرارت حداقل و حداکثر نیز با هم متفاوت می‌باشد. در این مطالعه نشان داده شد که مدل‌های GCM برای برآورد درجه حرارت حداکثر دارای دقت نزدیک‌تر به هم هستند تا زمانی که مدل‌ها برای برآورد درجه حرارت حداقل مورد استفاده قرار گیرند.

تغییرات درجه حرارت حداقل و حداکثر نیز نشان داد که در بیشتر مواقع افزایش دمای حداقل و حداکثر در آینده رخ خواهد داد. مقدار افزایش دمای حداکثر نسبت به دمای حداقل بیشتر بود. تغییرات سالانه این دماها همچنین نشان می‌دهد که بیشترین مقدار افزایش دما در فصل زمستان رخ خواهد داد. این در حالی است که حوضه زاینده‌رود دارای بیشترین مقدار بارش‌ها در فصل زمستان می‌باشد. بنابراین تحت چنین شرایطی افزایش دمای فصل زمستان منجر به کاهش ذخیره برف در مناطق غربی این حوضه خواهد شد و بنابراین در آینده باید انتظار مشکلات کمبود آب بیشتری نسبت به شرایط کنونی باشیم. بنابراین ضرورت توجه بیشتر به مدیریت منابع آب در حوضه زاینده‌رود براساس سناریوهای اقلیمی در آینده باید در دستور کار مدیران و محققان قرار گیرد.

RCP8.5 به ترتیب ۱/۱۲، ۱/۴۲ و ۱/۸۶ درجه سانتی‌گراد در حالت میانگین دراز مدت و ۱/۱۷، ۱/۶۷ و ۲/۷۹ درجه سانتی‌گراد مربوط به میانگین آینده دور می‌باشد. کمترین مقدار افزایش دمای حداکثر در سناریوهای انتشار مختلف در فصل‌های متفاوتی رخ داد. تغییرات سالانه درجه حرارت حداکثر نیز نشان‌دهنده افزایش دمای بین ۰/۱۸ تا ۰/۷۶ در سناریوهای انتشار مختلف برای دوره دراز مدت و ۰/۲۵ تا ۱/۶۷ درجه سانتی‌گراد در دوره آینده دور می‌باشد (جدول ۳). تغییرات فصلی و سالانه درجه حرارت حداقل نیز در جدول (۴) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مانند درجه حرارت حداکثر، بیشترین مقدار افزایش درجه حرارت حداقل در ماه زمستان رخ خواهد داد. مقدار این افزایش در سناریوهای انتشار مختلف بین ۰/۶۷ تا ۱/۳۱ درجه سانتی‌گراد در حالت میانگین دراز مدت و ۰/۶۱ تا ۲/۰۱ درجه سانتی‌گراد در حالت آینده دور می‌باشد. کمترین مقدار افزایش دمای حداقل نیز در فصل‌های مختلفی از سال رخ خواهد داد. تغییرات سالانه دمای حداقل نیز نشان‌دهنده افزایش دمای بین ۰/۲۸ تا ۱/۵۶ درجه سانتی‌گراد تحت سناریوهای انتشار مختلف می‌باشد (جدول ۴).

نتایج به دست آمده در این تحقیق با نتایج سایر تحقیقات انجام شده در حوضه زاینده‌رود مطابقت دارد. زارعیان و همکاران مقدار افزایش دما را تا سال ۲۰۴۴ بین ۰/۶ تا ۱/۳ درجه سانتی‌گراد و تا سال ۲۰۷۴ بین ۱ تا ۲/۵ درجه سانتی‌گراد در حوضه زاینده‌رود تخمین زدند که با اعداد به دست آمده در این تحقیق مطابقت نزدیکی دارد (۳۲). گوهری و همکاران نیز افزایش دمای حوضه زاینده‌رود را تحت تأثیر تغییرات اقلیمی تا سال ۲۰۴۴ بین ۱/۱ تا ۱/۵ درجه سانتی‌گراد برآورد نمودند که روند مشابهی با نتایج این تحقیق دارد (۱۳). همچنین افزایش

منابع مورد استفاده

۱. آذررانفر، آ. ا. ابریشم‌چی و م. تجربی. ۱۳۸۵. ارزیابی تغییرات بارش و دما بر تغییر اقلیم با استفاده از خروجی مدل‌های چرخش عمومی. دومین کنفرانس مدیریت منابع آب. دانشگاه صنعتی اصفهان. ۳ تا ۴ بهمن ۱۳۸۵.

۲. بابایی فینی، ا.، قاسمی و ا. فتاحی. ۱۳۹۳. بررسی اثر تغییر اقلیم بر روند نمایه های حدی بارش ایران زمین. مجله تحلیل فضایی مخاطرات محیطی ۳: ۸۵-۱۰۳.
۳. باباییان، ا. و ز. نجفی نیک. ۱۳۸۹. ارزیابی تغییر اقلیم خراسان رضوی در دوره ۲۰۱۰ - ۲۰۳۹ میلادی. مجله جغرافیا و توسعه ناحیه‌ای ۱۵: ۱-۲۰.
۴. حسینی، س. ص.، م. ر. نظری و ش. عراقی نژاد. ۱۳۹۲. بررسی اثر تغییر اقلیم بر بخش کشاورزی با تأکید بر نقش به کارگیری راهبردهای تطبیق در این بخش. مجله تحقیقات اقتصاد و توسعه کشاورزی ایران ۴۴(۱): ۱-۱۶.
۵. خلیلی اقدم، ن.، ا. مساعدی، ا. سلطانی و ب. کامکار. ۱۳۹۱. ارزیابی توانایی مدل LARS-WG در پیش بینی برخی از پارامترهای جوی سندج. مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک ۱۹(۴): ۸۵-۱۰۲.
۶. شکبیا، ع. ر. و آ. چشمی. ۱۳۹۰. ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر منابع آب زیرزمینی دشت رامهرمز با استفاده از شبکه عصبی NARX. مجله پژوهش‌های دانش زمین ۲(۸): ۴۶-۵۷.
۷. مساح بوانی، ع. ر. ۱۳۸۵. ارزیابی ریسک تغییر اقلیم و تأثیر آن بر منابع آب، مطالعه موردی حوضه زاینده رود اصفهان، رساله دکتری منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.
۸. مهندسین مشاور زاینده‌آب. ۱۳۸۷. تعیین منابع و مصارف آب در حوضه زاینده‌رود، گزارش سنتز مطالعات، جلد دهم.
9. Devak, M. and C. T. Dhanya. 2016. Downscaling of Precipitation in Mahanadi Basin, India Using Support Vector Machine, K-Nearest Neighbour and Hybrid of Support Vector Machine with K-Nearest Neighbour. In Geostatistical and Geospatial Approaches for the Characterization of Natural Resources in the Environment, Springer International Publishing, pp. 657-663.
10. Dibike, Y. B., S. Velickov, D. Solomatine and M. B. Abbott. 2001. Model induction with support vector machines: introduction and applications. J. Comput. Civil Eng. 15: 208-216.
11. Dufresne, J. L., M. A. Foujols, S. Denvil, A. Caubel, O. Marti, O. Aumont, Y. Balkanski et al. 2013. Climate change projections using the IPSL-CM5 Earth System Model: from CMIP3 to CMIP5. Clim. Dyn. 40: 2123-2165.
12. Ghosh, S. and P. Mujumdar. 2008. Statistical downscaling of GCM simulations to streamflow using relevance vector machine. Adv. Water Resour. 31: 132-146.
13. Gohari, A., S. Eslamian, J. Abedi-Koupaei, A. Massah Bavani, D. Wang and K. Madani. 2013. Climate change impacts on crop production in Iran's Zayandeh-Rud River Basin. Sci. Total Environ. 442: 405-419.
14. Guegan, M., C. B. Uvo and K. Madani. 2012. Developing a module for estimating climate warming effects on hydropower pricing in California. Energy Policy 42: 261-271.
15. Hawkins, E. and R. Sutton. 2009. The potential to narrow uncertainty in regional climate predictions. Bull. Am. Meteorol. Soc. 90: 1095-1107.
16. Hewitson, B. C. and R. G. Crane. 1992. Large-scale atmospheric controls on local precipitation in tropical Mexico. Geophysical research letters 19(18): 1835-1838.
17. Huang, S., J. Chang, Q. Huang, Y. Chen and G. Leng. 2016. Quantifying the Relative Contribution of Climate and Human Impacts on Runoff Change Based on the Budyko Hypothesis and SVM Model. Water Resour. Manage. 30: 2377-2390.
18. IPCC. 2007. Summary for Policymakers in Climate Change, The Physical Science Basis, Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, Cambridge. PP. 1-18.
19. IPCC. 2013. Summary for policymakers. PP 3-29 In: T. F. Stocker, D. Qin, G. K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex, P. M. Midgley, (Eds.), Climate change 2013: 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.
20. IPCC. 2014. Annex II: glossary. K. J. Mach, S. Planton, C. von Stechow (Eds.), Climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. In: Core Writing Team, Pachauri RK, Meyer LA (Eds.), IPCC, Geneva, Switzerland, pp. 117-130.
21. Lane, M. E., P. H. Kirshen and R. M. Vogel. 1999. Indicators of impact of global climate change on U.S. water resources. J. Water Resour. Plann. Manage. ASCE. 125: 194-204.

22. Lin, J. Y., C. T. Cheng and K. W. Chau. 2006. Using support vector machines for long-term discharge prediction. *Hydrol. Sci. J.* 51: 599-612.
23. Mason, S. J. 2004. Simulating climate over western North America using stochastic weather generators. *Clim. Change.* 62: 155-187.
24. Maurer, E. P. 2009. Climate model based consensus on the hydrologic impacts of climate change to the Rio Lempa basin of Central America. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 13: 183-194.
25. Mitchell, J. F. B., T. C. Johns, M. Eagles, W. J. Ingram and R. A. Davis. 1999. Towards the construction of climate change scenarios. *Clim. Change.* 41: 547-581.
26. Semenov, M. A. 2007. Development of high-resolution UKCIP02-based climate change scenarios in the UK. *Agric. for Meteorol.* 144: 127-138.
27. Strauss, F., H. Formayer and E. Schmid. 2013. High resolution climate data for Austria in the period 2008–2040 from a statistical climate change model. *Int. J. Climatol.* 33: 430-443.
28. Taylor, K. E., R. J. Stouffer and G. A. Meehl. 2012. An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bull. Am. Meteor. Soc.* 93: 485-498.
29. Tipping, M. E. 2001. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *J. Mach. Learn. Res.* 1: 211-244.
30. Vapnik, V. 1998. *Statistical Learning Theory*. Wiley, New York.
31. 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 Resour. Res.* doi: 10.1029/2005WR004065.
32. Zareian, M. J., S. Eslamian and H. R. Safavi. 2015. A modified regionalization weighting approach for climate change impact assessment at watershed scale. *Theor. Appl. Climatol.* 122: 497-516.

The Effect of Climate change on the Zayandeh-Rud River Basin's temperature using a Bayesian machine learning Soft Computing Technique

Sh. Kouhestani^{1,3*}, S. Eslamian¹ and A. Besalatpour²

(Received: Aug. 28-2016 ; Accepted: June 11-2016)

Abstract

This study aims to investigate the changes of minimum and maximum temperature variables under the impact of climate change for time period of 2015-2100 in the Zayandeh-Rud River Basin. The outputs of 14 Global Climate Models (GCMs) under three green-house emission scenarios (RCP2.6, RCP4.5, and RCP8.5) are employed from the Fifth Assessment Report (CMIP5) of Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). A novel statistical downscaling method using a Bayesian Relevance Vector Machine (RVM) is used to project the impact of climate change on the temperature variables at regional scale. The results of the weighting average of the GCMs show that the various models have different accuracy in the projecting the minimum and maximum temperatures in the study area. The results demonstrate that the MIROC5 and CCSM4 are the most reliable models in projecting the maximum and minimum temperatures, respectively. The highest increase for both maximum and minimum temperatures was obtained in winter.

On the annual basis, the maximum temperature will increase by 0.18-0.76 °C and 0.25-1.67 °C, respectively, in the near and long-term future periods under different emission scenarios. The annual minimum temperature will increase by 0.28 to 0.82 °C and 0.24-1.56 °C, respectively, in the near and long-term future periods. In a general view, changes in maximum temperature will be slightly higher than minimum temperature changes in the future.

Keywords: climate change, downscaling, emission scenarios, temperature, Zayandeh-Rud River Basin

1. Dept. of Water Eng., Faculty of Agric., Isf. Univ. of Technol., Isfahan, Iran.

2. Dept. of Soil Sci., Faculty of Agric., Vali-e-Asr Univ. of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran.

3. Dept. of Water Eng., Faculty of Agric., Univ. of Jiroft, Jiroft, Iran.

*: Corresponding Author, Email: s.kouhestani@ag.iut.ac.ir