



های مبتنی بر هوش مصنوعی (احمدی و مداح، ۱۴۰۰) به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی عناصر و متغیرهای اقلیمی در دوره‌های زمانی آتی استفاده می‌شود. با توجه به لحاظ شرایط فیزیک جو و زمین و تمامی فرایندهای مابین آنها کاربرد مدل‌های GCM روز به روز در مطالعات اقلیمی در حال افزایش است؛ اما به دلیل اینکه مدل‌های GCM به لحاظ تفکیک مکانی و زمانی از گام‌های بزرگ استفاده می‌کنند داده‌های مستخرج از آنها به صورت مستقیم قابلیت استفاده برای محدوده با وسعت زیرشبکه را ندارند. لذا برای استفاده از داده‌های GCM از انواع روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری مثل LARS-WG (Ostad et al., 2020; Kavwenje et al., 2022)، SDSM (Rakhimova et al., 2020)، CCT (نادری و همکاران، ۱۳۹۸) و همچنین روش‌های مبتنی بر روابط خطی/غیرخطی بین متغیرها مثل شبکه‌عصبی مصنوعی (ANN<sup>۱</sup>) در پیش‌بینی عناصر و متغیرهای اقلیمی در دوره‌های زمانی آتی استفاده می‌شود (Ansari et al., 2015; Golkar Hamzee yazd et al., 2019).

تحقیقات بسیاری در ارتباط با اثر پدیده تغییر اقلیم بر پارامترهای هواشناسی در نقاط مختلف جهان و ایران صورت گرفته و می‌گیرند که حاکی از اهمیت و ضرورت پیوستگی و استمرار مطالعه این پدیده است. در این راستا، بابل و همکاران در مطالعه‌ای در تایلند کاهش بارش برای دوره ۲۰۱۱-۲۰۴۰ را روی حوضه آبریزی با استفاده از روش ANN و روش رتبه‌بندی متغیر گزارش دادند (Babel et al., 2017). در نتیجه مطالعه‌ای دیگر، نیلاوار و همکاران در پژوهشی بر روی رودخانه بورنا در هند، افزایش دما، بارش و به طور مشابه میانگین جریان ماهانه با استفاده از سناریوهای اقلیمی انتشار (RCP<sup>۲</sup>) برای دوره ۲۰۰۹ تا ۲۰۹۹ پیش‌بینی نمودند (Nilawar et al., 2019). ژو و همکاران تاثیر تغییر اقلیم بر دما و بارندگی در دو تالاب چین تا سال ۲۱۰۰ را با استفاده از مدل‌های GCM گزارش پنجم پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد که نوسانات دما و بارش در آینده بیشتر خواهد بود (Zhu et al., 2019). در پژوهشی دیگر، رحیمووا و همکاران اثرات تغییر اقلیم بر پارامترهای اقلیمی و رواناب آبی مورد انتظار در حوضه رودخانه بوقتیرما در قزاقستان را با استفاده از ۶ مدل GCM بررسی کردند. نتایج نشان داد که در دوره آتی ۲۰۳۶-۲۰۶۵ و ۲۰۷۱-۲۱۰۰ میانگین دما و تبخیر-تعرق افزایش و نیز رواناب به نسبت میزان افزایش در بارش پیش‌بینی شده رفتاری متفاوتی و ناگهانی خواهد داشت (Rakhimova et al., 2020). برای کشور امارات متحده عربی افزایش دمای آبی برای ۲۰۲۱-۲۰۵۰ تا ۲/۵ درجه سلسیوس و تا ۴/۱۹ درجه سلسیوس برای دوره ۲۰۵۱-۲۰۸۰ از بررسی RCP4.5 و RCP8.5 با کمک ANN می‌توان انتظار داشت

(Ashour et al., 2020). همچنین در کامبوج، چیم و همکاران تحت سناریوهای RCP4.5، RCP8.5 و RCP2.6 پیش‌بینی نمودند که تغییرات دما و بارش منجر به خشکسالی در آینده خواهد گشت (Chim et al., 2021). در کشور مالاوی در آفریقا از پیش‌بینی تغییرات دمای کمینه، بیشینه و بارش بیشینه در حوضه رودخانه شایر در دوره ۲۰۴۱-۲۰۷۰ و ۲۰۷۱-۲۱۰۰ نتیجه گرفته شد که تغییرات بارش نسبت به دما بیشتر خواهد بود (Kavwenje et al., 2022). ربویتا و همکاران از مطالعه پیش‌بینی روند تغییرات بارندگی در آمریکای جنوبی در دوره ۲۰۲۱-۲۰۵۰ با استفاده از مدل‌های GCM و ریزمقیاس‌نمایی ANN نتیجه گرفتند که تحت تغییر اقلیم روند بارندگی زمستانه تا ۳ برابر افزایشی و تابستانه تا ۳۰ درصد کاهش خواهد شد (Reboita et al., 2022). در عراق نیز، محمد و حسن تاثیر تغییر اقلیم بر دما و بارش را با استفاده از مدل‌های GCM در دهه‌های ۲۰۲۱-۲۰۴۰، ۲۰۵۱-۲۰۷۰ و ۲۰۸۱-۲۱۰۰ بررسی نموده و دریافتند که دما بین ۵/۹۱ تا ۵/۵۷ درجه سلسیوس تحت سناریو RCP8.5 و بین ۱/۴ تا ۱/۵ درجه سلسیوس تحت سناریو RCP4.5 افزایش خواهد یافت (Mohammed and Hassan, 2022).

در کشورمان ایران نیز، فلاح قله‌ری و همکاران (۱۳۹۳) میزان بارش در بازه زمانی ۱۹۹۸-۲۰۰۷ را در استان خراسان رضوی با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی مدل GCM به روش ANN پیش‌بینی کرده و به این نتیجه رسیدند که این روش می‌تواند بارش را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کند. شاهین رخسار و همکاران (۱۳۹۸) در پژوهشی دیگر نیز جهت شبیه‌سازی دما، بارش و تابش خورشیدی آبی تحت پدیده تغییر اقلیم در ایستگاه سینوپتیک رشت از مدل‌های GCM (MIROC3، INCM3، NCCCSM، HADCM3 و GFCM21) استفاده کردند.

رزاق زاده و همکاران (۱۳۹۹) با استفاده از دو مدل BNU-ESM و CAN-ESM2 و روش ریزمقیاس‌نمایی ANN به شبیه‌سازی بارش در شهر تبریز پرداختند. نتایج حاکی از آن است که بارش برای دوره آتی ۲۰۲۰-۲۰۶۰ برای سناریو RCP4.5 و RCP8.5 کاهش پیدا می‌کند. سید وحید شاهی و همکاران (۱۳۹۹) به بررسی تاثیر تغییر اقلیم بر دما و بارش در حوضه روانسر استان کرمانشاه با استفاده از مدل گردش عمومی جو CanESM2 و روش SDSM پرداختند. نتایج نشان داد که مقادیر میانگین بارندگی سالانه، دماهای کمینه و بیشینه سالانه افزایش خواهند یافت. در مقابل، استاد و همکاران جهت پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی دشت اصفهان-برخوار با استفاده از مدل LARS-WG به ریزمقیاس‌نمایی پنج مدل متفاوت GCM پرداختند. نتایج مطالعه ایشان نشان داد که مدل MIROC5 دقت بیشتری نسبت به مدل‌های MIROC-ESM-CHEM، MIROC-ESM، MRI-CGCM3 و NorESM1-M دارد و نیز آن که بارش در تمامی RCP4.5، RCP8.5 و RCP2.6 کاهش می‌یابد (Ostad et al., 2020).

1 Artificial Neural Network

2 Representative Concentration Pathway

شهر شیراز با توجه به دارا بودن اقلیم خشک و نیمه‌خشک قابلیت بیشتری در دریافت آثار سوء تغییرات اقلیمی خواهد داشت. بنابراین، اگر عواملی که بر تغییر اقلیم اثر منفی می‌گذارند کنترل نشوند، مشکلات فراوانی در حوزه تامین آب و شرایط زیسا محیطی در شیراز ایجاد خواهد شد که این امر نیازمند مطالعات مستمر است. لذا در مطالعه حاضر اثرات تغییر اقلیم در ارتباط با پارامترهای هواشناسی (دمای بیشینه، دمای کمینه، بارش و تابش خورشیدی) با استفاده از به‌روزترین مدل‌های عمومی گردش جو و روش شبکه عصبی مصنوعی (بر اساس مناسب‌ترین پیش‌بینی) برای ریزمقیاس نمایی، در محدوده شهرستان شیراز، مورد بررسی و پایش قرار گرفته و تصویرسازی شرایط آتی انجام می‌گردد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

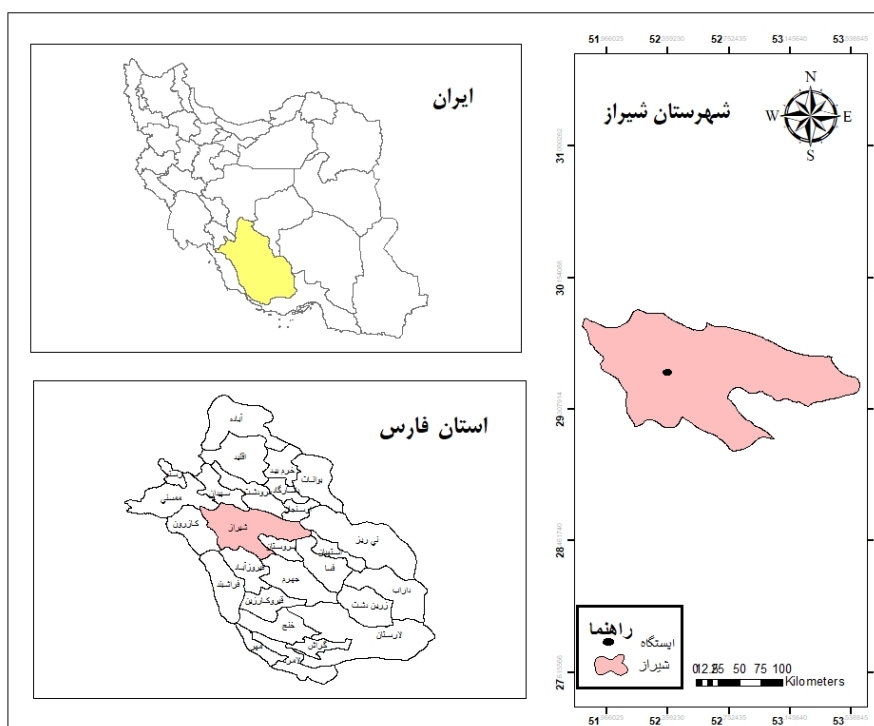
منطقه مورد مطالعه، شهرستان شیراز وسعتی برابر ۶۰۴۹ کیلومتر مربع داشته و در قسمت مرکزی استان فارس و در محدوده ۲۹ درجه و ۳۶ دقیقه شمالی و ۵۲ درجه و ۳۱ دقیقه قرار دارد. شیراز به دلیل قرار گرفتن در دامنه‌های جنوبی زاگرس دارای آب و هوای معتدلی می‌باشد. شهر شیراز در زون ۳۹ قرار دارد. محدوده مورد مطالعه دارای میانگین بارش سالیانه برابر ۳۳۷/۸ میلی‌متر (مستخرج از داده‌های سازمان هواشناسی ایران) می‌باشد. شکل (۱) موقعیت جغرافیایی شهرستان شیراز را نشان می‌دهد.

(al., 2020). جواهریان و همکاران تغییرات دما و بارش در دوره ۲۰۲۰-۲۰۶۰ حوضه سد لار تحت سناریوهای RCP4.5، RCP8.5 و RCP2.6 را مطالعه کرده و نشان دادند که دما ۱/۰۱ تا ۱/۱۲ درجه سلسیوس و بارش ۲۱/۲۳ افزایش پیدا خواهد کرد (Javaherian et al., 2021). فاتحی و همکاران (۱۴۰۰) برای بررسی پارامترهای اقلیمی ایستگاه سینوپتیک سندانج، برون‌داد مدل CanESM2 را با استفاده از مدل آماری SDSM ریزمقیاس نمایی نمودند. نتایج نشان داد که میانگین دمای کمینه ماهانه کاهش و میانگین دمای بیشینه افزایش پیدا می‌کند. یوسفی و همکاران (۱۴۰۰) به منظور پیش‌بینی اثر تغییر اقلیم بر دمای آینده در سطح ایران از مدل‌های GCM استفاده کردند. نتایج سه مدل مختلف برای دو سناریو انتشار گازهای گلخانه‌ای RCP2.6 و RCP8.5 نشان داد که بیشترین دمای فصلی مربوط به تابستان و کمترین مربوط به فصل زمستان خواهد بود.

با توجه به پیشینه پژوهش می‌توان احتمال تشدید پدیده تغییر اقلیم و پیامدهای آن در سال‌های آینده را به واقعیت نزدیکتر دانست. همچنین نتایج نشان دهنده وابستگی عملکرد مدل‌های GCM نسبت به مناطق با جغرافیا، اقلیم و توپوگرافی مختلف است. بطوری که آثار پدیده تغییر اقلیم گاه در مناطق نزدیک به هم (از نظر جغرافیایی) متفاوت است، یعنی در یکی روند دما کاهشی و در دیگری ثابت یا افزایشی ثبت شده است. این موضوع امکان قضاوت دقیق در میزان تغییرات پارامترهای هواشناسی تحت تاثیر تغییر اقلیم را غیرممکن کرده و نیاز به مطالعه و تحقیقات خاص هر منطقه را الزامی می‌کند.

جدول ۱- مشخصات مدل‌های GCM مورد استفاده در این پژوهش

ردیف	مدل	کشور موسس	تفکیک مکانی (درجه جغرافیایی)
۱	CanESM2	Canada	۲/۷۹ × ۲/۸۱
۲	Miroce-ESM-CHEM	Japan	۲/۸ × ۲/۸
۳	Miroce-ESM	Japan	۲/۸ × ۲/۸
۴	HaddGem2-ES	England	۱/۲۵ × ۱/۹
۵	NorESM1-ME	Norway	۲/۵ × ۱/۸۷
۶	GIIS-E2-H-CC	America	۲ × ۲/۵
۷	ACCESS1.3	Australia	۱/۹ × ۱/۲۵
۸	HadGem2-CC	England	۱/۹ × ۱/۲۵
۹	CNRM-CM5	France	۱/۴ × ۱/۴۱
۱۰	GISS-E2-H	America	۲ × ۲/۵
۱۱	FGOALS-S2	China	۲/۷۹ × ۲/۸۱
۱۲	GISS-E2-R-CC	America	۲ × ۲/۵



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه سینوپتیک شیراز

ارزیابی های محیطی کشور هلند انجام شده است. بر طبق این سناریو واداشت تابشی در اواسط این قرن به حدود ۳/۱ و سرانجام به ۲/۶ وات بر متر مربع در سال ۲۱۰۰ می رسد.

#### سناریوی RCP4.5:

سناریوی RCP4.5 فرض می کند که انتشار گازهای گلخانه ای تا اواسط قرن بیست و یکم منجر به افزایش نیروی تابش خورشیدی برابر با ۴/۵ وات متر در متر مربع در سال ۲۱۰۰ تثبیت می شود.

#### سناریوی RCP6:

این سناریو توسط گروه مدل سازی AIM در موسسه ملی مطالعات محیطی کشور ژاپن طرح ریزی شده است. بر طبق این سناریو واداشت تابشی به علت استفاده کردن از فناوری های تازه و سیستم های کاهش گازهای گلخانه ای ثابت می ماند.

#### سناریوی RCP8.5:

RCP8.5 یک سناریوی افزایش شدت تابش خورشیدی است که پیش بینی می کند که تا سال ۲۱۰۰ این میزان به ۸/۵ وات بر متر مربع همگام با افزایش غلظت CO<sub>2</sub> به معادل ۱۳۷۰ ppm خواهد رسید. شایان ذکر است که این سناریو توسط گروه مدل سازی

#### داده ها و مدل های مورد استفاده

در انجام این تحقیق، داده های ماهانه بارش و درجه حرارت سطح زمین در دوره ی پایه (دوره ۲۰ ساله ۲۰۰۵-۱۹۸۶) از سازمان هواشناسی استان فارس و نیز داده های تابش خورشیدی از درگاه اینترنتی ناسا (<https://www.nasa.gov>) اخذ شد. همچنین داده های دمای حداقل، دمای حداکثر، بارش و تابش خورشیدی برون داد ۱۲ مدل GCM منتخب گزارش پنجم (جدول ۱) از درگاه اینترنتی دپارتمان انرژی آزمایشگاه ملی لارنس به آدرس (<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip5>) به فرمت شبکه ای (NETCDF) دریافت شد. برای هر کدام از مدل های گزارش پنجم مهم ترین پارامترهای اقلیمی به عنوان پیش بینی کننده در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفته است.

محققان به بررسی شرایط مختلف با استفاده از فرضیه های مختلف در مورد شرایط اقتصادی، اجتماعی، تکنولوژیکی و محیطی آینده، تحت عنوان سناریوهای پیش بینی پرداخته اند. سناریوهای RCP، شرایط اقلیمی دوره آتی را در چهار حالت اقلیمی مختلف توصیف می کند.

#### سناریوی RCP2.6:

طراحی این سناریو توسط گروه مدل سازی IMAGE از موسسه

را تعریف می‌کند. لایه مخفی و میانی از گره‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند و محل پردازش داده‌ها است. تعداد گره‌ها و لایه‌های مخفی به وسیله سعی و خطا مشخص می‌شود.

### روند مدل‌سازی و فرآیند آموزش شبکه عصبی

در فرآیند آموزش شبکه عصبی تعداد نرون‌های لایه مخفی و ورودی با سعی و خطا بدست می‌آید. در اجرا کردن این فرآیند، شبکه‌ای به عنوان بهترین انتخاب می‌شود که مقدار R بالا و RMSE پایین تری داشته باشد. هنگام اجرای فرآیند، آموزش شبکه پس از تکرارهایی متوقف می‌شود. تعداد تکرارها اختیاری است اما تعداد تکرارها باید به گونه‌ای باشد که خطای شبکه طوری کم شود که مدل به دقت مطلوب برسد. در مدل‌سازی داده‌های سری زمانی به دو دسته داده‌های واسنجی و صحت‌سنجی تقسیم می‌شوند. برای اینکه نتایج بهتری نیز ارایه گردد بایستی داده‌ها را نرمال کرد (Nourani et al., 2009).

در این مطالعه به منظور ریزمقیاس کردن داده‌های مدل GCM از ریزمقیاس‌نمایی آماری مبتنی بر ANN استفاده شد. برای انتخاب موثرترین مدل GCM به کمک هوش مصنوعی از روش پرسپترون چندلایه ریزمقیاس‌نمایی را انجام می‌دهیم. از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه بطور تصادفی و از ۳۰ درصد داده‌ها جهت تست شبکه بهره گرفته می‌شود. پس از ریزمقیاس‌نمایی به کمک شبکه عصبی برای هر کدام از پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر، تابش خورشیدی و بارش دو مدلی که در این چهار پارامتر با توجه به معیارهای ارزیابی مشترک بود به عنوان مدل برتر انتخاب شد. ملاک برتری بررسی مقدار R، MSE و RMSE بود. و سپس موثرترین متغیرهای مدل GCM تعیین می‌شود.

### پیش‌بینی کننده‌ها

برای پیش‌بینی متغیرهایی نظیر بارش و دما یک دسته از پارامترهای جوی در فرآیند مذکور تاثیر بیشتری نسبت به سایر عوامل دارند. به عنوان نمونه بر پیش‌بینی مقدار بارش، مقدار عواملی مثل رطوبت نسبی، دمای حداقل، دمای حداکثر و سرعت باد نقش بیشتری داشته‌اند (اثر گذار تر بوده‌اند). لذا در پیش‌بینی بارش با به کارگیری هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی) از آن عواملی (پیش‌بینی کننده‌هایی) که نقش پررنگ تری (وزین تر) داشتند به عنوان ورودی شبکه استفاده می‌شود (و نه تمامی پارامترهای موجود در برون‌داد مدل GCM) تا نتیجه به واقعیت نزدیک تر و در عین حال حجم، زمان و خطای سیستماتیک در محاسبات بهینه شده باشد.

برای تعیین این متغیرها از روش ضریب همبستگی استفاده می‌شود که در ابتدا به کمک نرم‌افزار SPSS مقدار همبستگی میان

MESSAGE طراحی شده است (van vouuren et al., 2011). در این مطالعه از دو سناریوی RCP4.5 و RCP8.5 همانند روش مطالعه رزاق زاده و همکاران (۱۳۹۶) استفاده شده است. در ادامه پس از انتخاب مناسب‌ترین مدل GCM برای منطقه مورد مطالعه، پیش‌بینی کننده‌هایی که بیشترین اثر را دارند مطابق روش خزیمه‌نژاد و همکاران (۱۴۰۱) براساس پارامتر ضریب همبستگی مشخص می‌شود (Thomson et al., 2011).

### آماره‌های ارزیابی

گام اول در مدل‌سازی، نرمال کردن داده‌های ورودی از جمله دما، بارش و غیره می‌باشد. از دلایل اصلی نرمال سازی داده‌ها منطقی کردن مدل برای ورودی‌ها با بعد های مختلف می‌باشد. لذا از تابع نرمال سازی طبق رابطه (۱) استفاده شده که داده‌ها در را بازه (۰ و ۱) انتقال می‌دهد. در گام بعدی اقدام به ریزمقیاس‌نمایی با استفاده از ANN شد. انتخاب متغیرهای ورودی مناسب از طریق ارزیابی عملکرد شبکه عصبی با ورودی‌های مختلف و لحاظ کم‌ترین خطا (RMSE) و بالاترین ضریب همبستگی (r) (روابط ۲ و ۳) انجام گردید.

$$N = \left[ \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right] \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\left[ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{0.5} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right]^{0.5}} \quad (3)$$

که در این معادلات  $y_i$  مقادیر مشاهده ای،  $x_i$  داده‌های پیش‌بینی شده،  $\bar{x}$  میانگین داده‌های پیش‌بینی شده،  $\bar{y}$  میانگین داده‌های مشاهده شده و n تعداد داده‌های مورد استفاده می‌باشد (Babel et al., 2017).

### معرفی شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی در سال‌های گذشته کاربرد بسیاری در مدل‌سازی به‌عنوان یک مدل غیرخطی داشته است. در مدل شبکه عصبی پردازش اطلاعات به‌طور موازی انجام می‌گیرد و برای به وجود آوردن ارتباط میان داده‌های خروجی و ورودی به فرمول‌های سخت ریاضی احتیاجی ندارد. شبکه عصبی یک سامانه پردازشی داده است که از مغز انسان الگو می‌گیرد. شبکه عصبی از لایه میانی، لایه ورودی و لایه خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی یک وسیله برای تهیه کردن داده و یک لایه انتقال دهنده است. لایه خروجی مشمول مقادیرهای پیش‌بینی شده توسط مدل می‌باشد و خروجی مدل

می‌باشد. لازم به ذکر است به علت وجود خطای سیستماتیک بین داده‌های مدل GCM و داده‌های مشاهداتی، قبل از ریزمقیاس‌نمایی حذف خطای سیستماتیک از داده‌های GCM ضروری به نظر می‌رسد. استاندارد کردن (تفریق میانگین از داده‌ها و تقسیم بر انحراف استاندارد) یکی از روش‌های متداول برای حذف کردن خطای سیستماتیک است. مراحل انجام محاسبات تحقیق در محیط نرم افزاری متلب کد نویسی و اجرا شده است. شمای کلی از روند مراحل مدل‌سازی به روش ANN در مطالعه حاضر در شکل (۲) آورده شده است.



شکل ۲- شمای کلی از روند مراحل مدل‌سازی به روش ANN

به عنوان مدل برتر انتخاب شد. ملاک برتری بررسی مقدار R، MSE و RMSE بود. از میان ۱۲ مدل GCM در نظر گرفته شده در این مطالعه، دو مدل CanESM2 و HadGem2-cc به دلیل داشتن بیشترین همبستگی و کمترین خطا بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های ریزمقیاس شده مدل‌های GCM به عنوان مدل برتر انتخاب شدند. نتایج محاسبات آماره‌های ارزیابی بین مدل‌های GCM ریزمقیاس شده و داده‌های مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک به جهت انتخاب مدل برتر در جدول (۲) آورده شده است.

پیش‌بینی‌کننده‌هایی که بالاترین مقدار همبستگی را دارا هستند برای ورود به شبکه انتخاب شدند؛ برای انتخاب این پیش‌بینی‌کننده‌ها از روش ضریب همبستگی در نرم افزار SPSS استفاده شد به طوری که بین داده‌های مشاهداتی بارش، تابش، دمای حداقل و دمای حداکثر با تمامی متغیرهای مدل GCM همبستگی گرفته شد و آن متغیرهایی که بیشترین مقدار همبستگی با داده‌های مشاهداتی را دارا بودند به عنوان پیش‌بینی‌کننده برای ورود به مدل شبکه عصبی انتخاب شد. لازم به ذکر است که برای هر کدام از پارامترها این پیش‌بینی‌کننده‌ها متفاوت هستند. از نتایج مندرج در جداول (۳) و (۴) می‌توان دریافت که که موثرترین پارامترها برای مدل HadGEM2CC برای بارش (دمای حداکثر، دمای حداقل، تابش خورشیدی، تابش با طول موج کوتاه، تنش باد سطحی در جهت جنوب شرقی، فشار هوای سطحی و فشار هوا در سطح دریا)، برای دمای بیشینه (تابش با طول موج کوتاه، تنش باد سطحی در جهت جنوب شرقی، سرعت باد سطحی، دمای حداقل و تابش خورشیدی)،

داده‌های مشاهداتی دمای حداقل، دمای حداکثر، بارش و تابش خورشیدی با داده‌هایی از مدل‌های GCM که به عنوان پیش‌بینی‌کننده هستند بدست می‌آید و در نهایت متغیرهایی که بیشترین ضریب همبستگی را با داده‌های مشاهداتی دارند به عنوان پارامترهای ورودی تأثیرگذار به مدل داده خواهد شد. گام دوم استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای ریزمقیاس کردن موثرترین پارامترهای تعیین شده در گام اول می‌باشد. گام آخر پیش‌بینی بارش و دما و تابش خورشیدی ایستگاه سینوپتیک شیراز برای آینده تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5

## بحث و نتایج

### گام اول (تعیین موثرترین مدل GCM و موثرترین پیش‌بینی‌کننده‌ها):

برای انتخاب موثرترین مدل GCM در ابتدا به کمک هوش مصنوعی در محیط نرم افزار متلب اقدام به ریزمقیاس‌نمایی شد. برای آموزش شبکه MLP<sup>۱</sup> ۷۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی و جهت تست شبکه از ۳۰ درصد داده‌های باقی مانده استفاده شده است. جهت برنامه نویسی کدهای مورد نظر از نرم‌افزار متلب استفاده شده است. با استفاده از سعی و خطا تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌های موجود در لایه پنهان انتخاب و کارایی مدل با استفاده از شاخص‌های آماری MSE، RMSE، MAE و R با هر بار تکرار آموزش بررسی شد. تعداد تکرارها برابر ۵۰۰ در نظر گرفته شده است. کمترین مقدار شیب خطا برای وزن‌ها (e-100) در نظر گرفته شده است که در حالت پیش‌فرض مقدار ۱۰ تا ۱۰-۱ است و هر چه این مقدار کمتر باشد تعداد آموزش بیشتر است. بهترین شبکه برای دوره پایه با اجرا کردن مدل و تغییر نورون‌ها و تکرار با توجه به کمتر بودن مقدار RMSE و بالا بودن مقدار R انتخاب و ذخیره می‌شود. پس از ریزمقیاس‌نمایی به کمک شبکه عصبی برای هر کدام از پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر، تابش خورشیدی و بارش دو مدلی که در این چهار پارامتر با توجه به معیارهای ارزیابی مشترک بود

جدول ۲- نتایج محاسبات آماره‌های ارزیابی برای پارامتر تابش دمای بیشینه، کمینه، بارش و تابش خورشیدی به جهت انتخاب مدل GCM برتر

مدل	آماره ارزیابی	تابش خورشیدی	بارش	دمای کمینه	دمای بیشینه
CanESM2	MSE(TEST)	۰/۰۲۶۵	۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۳۷
	RMSE	۰/۱۶۲۸	۰/۰۷۳۵	۰/۰۵۸۳	۰/۰۶۰۸
	MAE(TEST)	۰/۱۲۸۷	۰/۰۵۶۵	۰/۰۴۵۸	۰/۰۴۶۸
	R	۰/۴۲۵	۰/۹۷	۰/۹۸۱	۰/۹۷۹
Miroce-ESM-CHEM	MSE(TEST)	۰/۰۲۴۲	۰/۰۰۸۲	۰/۰۰۵	۰/۰۰۶۵
	RMSE	۰/۱۵۵۶	۰/۰۹۰۶	۰/۰۷۰۷	۰/۰۸۰۶
	MAE(TEST)	۰/۱۱۶۴	۰/۰۶۹۳	۰/۰۵۵۹	۰/۰۶۱
	R	۰/۴۷۵	۰/۹۵۸	۰/۹۶۳	۰/۹۷۱
Miroce-ESM	MSE(TEST)	۰/۰۳	۰/۰۰۷۲	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۰۶
	RMSE	۰/۱۷۳۲	۰/۰۸۴۹	۰/۰۶۴	۰/۰۷۷۵
	MAE(TEST)	۰/۱۴۰۹	۰/۰۶۶۳	۰/۰۴۷۷	۰/۰۵۷۸
	R	۰/۳۵۲	۰/۹۱	۰/۹۸۶	۰/۹۶۱
HaddGem2-ES	MSE(TEST)	۰/۰۱۷۷	۰/۰۰۶	۰/۰۰۴۳	۰/۰۰۳۹
	RMSE	۰/۱۳۳	۰/۰۷۷۵	۰/۰۶۵۶	۰/۰۶۲۴
	MAE(TEST)	۰/۰۹۶۴	۰/۰۵۹۳	۰/۰۵۲۴	۰/۰۵۱۴
	R	۰/۶۸۴	۰/۹۵۸	۰/۹۷۶	۰/۹۸۹
NorESM1-ME	MSE(TEST)	۰/۰۲۴۹	۰/۰۱۴۸	۰/۰۰۶۲	۰/۰۰۵۵
	RMSE	۰/۱۵۷۸	۰/۱۲۱۷	۰/۰۷۸۷	۰/۰۷۴۲
	MAE(TEST)	۰/۱۱۸۲	۰/۰۹۱۲	۰/۰۶۶۳	۰/۰۵۹۸
	R	۰/۵۵۳	۰/۹۵۳	۰/۹۵۹	۰/۹۶۶
GIIS-E2-H-CC	MSE(TEST)	۰/۰۲۸	۰/۰۱۵۲	۰/۰۰۶	۰/۰۴۹۲
	RMSE	۰/۱۶۷۳	۰/۱۲۳۳	۰/۰۷۷۵	۰/۲۲۱۸
	MAE(TEST)	۰/۰۸۶۱	۰/۰۹۵۵	۰/۰۶۰۹	۰/۱۷۹۹
	R	۰/۴۸	۰/۹۱۹	۰/۹۳۸	۰/۷
ACCESS1.3	MSE(TEST)	۰/۰۲۷۱	۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴۶
	RMSE	۰/۱۶۴۶	۰/۰۸۱۲	۰/۰۶۳۲	۰/۰۶۷۸
	MAE(TEST)	۰/۱۱۵۶	۰/۰۶۲۹	۰/۰۴۸۳	۰/۰۵۱۹
	R	۰/۵	۰/۹۶	۰/۹۸۳	۰/۹۸۴
HadGem2-CC	MSE(TEST)	۰/۰۱۹۵	۰/۰۰۵۹	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۰۴
	RMSE	۰/۱۳۹۶	۰/۰۷۶۸	۰/۰۶۴	۰/۰۶۳۲
	MAE(TEST)	۰/۰۹۰۸	۰/۰۵۷۱	۰/۰۴۹۵	۰/۰۵۰۱
	R	۰/۶۲۷	۰/۹۷۸	۰/۹۷۶	۰/۹۷۳
CNRM-CM5	MSE(TEST)	۰/۰۱۹۹	۰/۰۱۰۷	۰/۰۰۴۴	۰/۰۰۸۲
	RMSE	۰/۱۴۱۱	۰/۱۰۳۴	۰/۰۶۶۳	۰/۰۹۰۶
	MAE(TEST)	۰/۰۹۸۵	۰/۰۸۴۷	۰/۰۵۱۹	۰/۰۶۹۱
	R	۰/۸۲۱	۰/۹۶۶	۰/۹۵۴	۰/۹۷۱
GISS-E2-H	MSE(TEST)	۰/۰۲۳۳	۰/۰۸۷۹	۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۵۱
	RMSE	۰/۱۵۲۶	۰/۲۹۶۵	۰/۰۷۳۵	۰/۰۷۱۴
	MAE(TEST)	۰/۰۹۵۳	۰/۰۸۷۹	۰/۰۵۶۹	۰/۰۵۴۷
	R	۰/۴۳۲	۰/۹۳۹	۰/۹۳۷	۰/۹۷۲
FGOALS-S2	MSE(TEST)	۰/۰۴۹۸	۰/۰۱۵۹	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۳۸
	RMSE	۰/۲۲۳۲	۰/۱۲۶۱	۰/۰۵۷۴	۰/۰۶۱۶
	MAE(TEST)	۰/۱۳۸	۰/۰۷۷۶	۰/۰۴۲۷	۰/۰۴۶۶
	R	۰/۴۵۷	۰/۹۶۸	۰/۹۸۱	۰/۹۶۴
GISS-E2-R-CC	MSE(TEST)	۰/۰۲۱۸	۰/۰۱۵۷	۰/۰۰۶	۰/۰۰۶۲
	RMSE	۰/۱۴۷۶	۰/۱۲۵۳	۰/۰۷۷۵	۰/۰۷۸۷
	MAE(TEST)	۰/۱۱۰۳	۰/۰۹۸۳	۰/۰۶۴	۰/۰۶۱۷
	R	۰/۵۸	۰/۹۲	۰/۹۶۵	۰/۹۶۱

دمای کمینه (تابش با طول موج کوتاه، تنش باد سطحی در جهت جنوب شرقی، سرعت باد سطحی، دمای حداکثر و تابش خورشیدی)، تابش خورشیدی (تابش با طول موج کوتاه، سرعت باد سطحی، تنش باد سطحی در جهت جنوب شرقی، دمای حداکثر و دمای حداقل) و نیز برای مدل CanESM2، برای بارش (دمای حداکثر، دمای حداقل، تابش خورشیدی، ژئو پتانسیل، تابش با طول موج بلند، توده آب حاوی دوتریوم، رطوبت نسبی نزدیک سطح)، برای دمای بیشینه (دمای حداکثر، تابش خورشیدی، تابش با طول موج بلند، رطوبت نسبی نزدیک سطح و توده آب حاوی دوتریوم)، برای دمای کمینه (دمای حداقل، تابش خورشیدی، تابش با طول موج بلند، رطوبت نسبی نزدیک سطح و توده آب حاوی دوتریوم) و برای تابش خورشیدی (تابش با طول موج بلند، تابش موج کوتاه آسمان صاف، تابش با طول موج کوتاه، دمای حداکثر، ژئو پتانسیل، رطوبت نسبی نزدیک سطح و دمای حداقل) می‌باشند.

مقایسه نتایج سناریوهای RCP 4.5 و RCP 8.5 نشان می‌دهد که هر دو سناریو عملکرد تقریباً مشابهی در پیش‌بینی بارندگی منطقه در دوره‌های آتی دارند. نتایج شبیه‌سازی شده مدل HadGEM2CC نشان می‌دهد که بارش شیراز در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۱۱/۲۶ و ۱۹/۷۵ درصد و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۲۱/۴۵ و ۳۶/۵۱ درصد کاهش می‌یابد. برای مدل CanESM2 نیز بارش در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۷/۴۴ و ۱۶/۸۶ درصد و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۳۰/۰۳ و ۳۵/۱۸ درصد کاهش می‌یابد. اگر چه براین اساس می‌توان گفت که بارش کاهش می‌یابد اما احتمال وقوع وقایع حدی طبق گزارش‌های تهیه شده توسط IPCC در سال ۲۰۱۸ افزایش می‌یابد. بدین صورت که در بیشتر مناطق با کاهش بارش سبب افزایش احتمال وقوع وقایع حدی می‌شود (IPCC, 2018).

گام دوم (پیش‌بینی بارش، دما و تابش خورشیدی در دوره آتی)

مقادیر بارش، دمای کمینه، دمای بیشینه و تابش خورشیدی پیش‌بینی شده برای دوره‌های زمانی سال‌های ۲۰۲۶-۲۰۴۵ و ۲۰۴۶-۲۰۶۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 و نیز مقادیر مشاهداتی در دوره پایه ۱۹۸۶-۲۰۰۵ برای دو مدل CanESM2 و

جدول ۳- ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی کننده‌ها، کمینه و بیشینه دمای ماهانه، تابش خورشیدی و بارش برای مدل HadGEM2CC

بارش	تابش خورشیدی	دمای کمینه	دمای بیشینه	پیش‌بینی کننده
۰.۱۶۸	۰.۲۶	-۰.۱۸۱	-۰.۲۰۹	Evpsbl (بخار آب)
۰.۴۹	-۰.۱۶۹	-۰.۶۶۹	-۰.۷۰۵	Hurs (رطوبت نسبی نزدیک سطح)
۰.۰۶۸	-۰.۴۷۶	-۰.۱۴۲	-۰.۱۱۳	Huss (رطوبت مخصوص سطحی)
۰.۴۷۱	-۰.۰۸۹	-۰.۵۷۳	-۰.۶۲۱	Ps (فشار هوای سطحی)
۰.۴۵۲	-۰.۰۲۴	-۰.۵۶۵	-۰.۶۱۱	PsI (فشار هوا در سطح دریا)
-۰.۳۴	-۰.۱۱۹	۰.۴۵۷	۰.۴۹۷	Rlds (تابش طول موج بلند آسمان صاف)
-۰.۴۳۹	۰.۰۱۳	۰.۵۹۳	۰.۶۳۱	Rlus (تابش موج بلند)
-۰.۵۸۵	۰.۳۷۷	۰.۸۴	۰.۸۶۸	RsdI (تابش طول موج کوتاه)
-۰.۳۹۲	-۰.۰۷	۰.۴۵۵	۰.۴۹۵	Rlut (تابش طول موج خروجی بلند)
-۰.۵۶۲	۰.۵۰۴	۰.۸۴۶	۰.۸۶۸	Rsut (تابش طول موج کوتاه)
-۰.۴۸۷	۰.۵۳۶	۰.۷۸۴	۰.۷۸۸	Sfcwind (سرعت باد سطحی)
-۰.۵۴۴	۰.۳۹۳	۰.۶۹۲	۰.۷۱۸	Tauu (تنش باد به سمت پایین)
-۰.۲۳	۰.۲۶۸	۰.۶۶۴	۰.۶۹۴	Uas (سرعت باد سطحی در جهت شرق)
۰.۳۰۳	-۰.۵۴۶	-۰.۴۷۱	-۰.۴۶	Pr (بارش)
-۰.۴۱۷	-۰.۰۲۸	۰.۵۶	۰.۶	Tas (دمای هوا نزدیک سطح زمین)
-۰.۶۲۵	۰.۸۴۹	۰.۹۶۹	۰.۹۶۶	Tmax (دمای حداکثر)
-۰.۶۳۷	۰.۷۹۱	۰.۹۷۱	۰.۹۷	Tmin (دمای حداقل)
-۰.۵۱۸	۰.۹۶۳	۰.۸۴۲	۰.۸۲۶	Rdsd (تابش خورشیدی)



جدول ۴- ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی کننده‌ها، کمینه و بیشینه دمای ماهانه، تابش خورشیدی و بارش مشاهداتی برای مدل

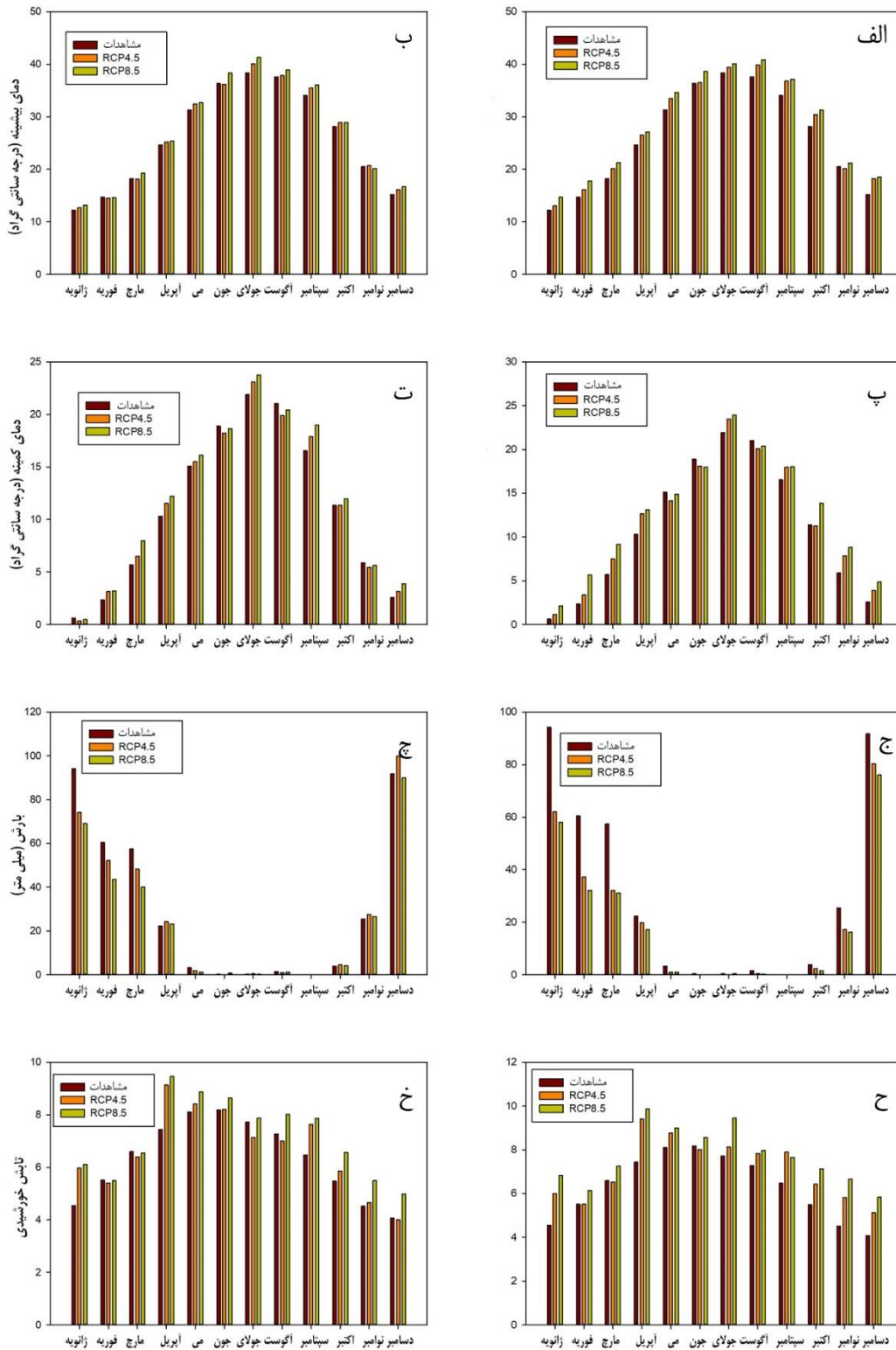
CanESM2				
بارش	تابش خورشیدی	دمای کمینه	دمای بیشینه	پیش‌بینی کننده
۰.۱۶۲	-۰.۲۱۲	-۰.۴۸۵	-۰.۴۸۳	Clt (درصد پوشش ابر همرفتی)
۰.۰۹	-۰.۱۰۴	-۰.۲۸۱	-۰.۲۹۹	Evespsbl (بخار آب)
۰.۰۸۹	-۰.۱۰۲	-۰.۲۸	-۰.۲۹۸	HfIs (شار گرمای نهان سطحی رو به بالا)
۰.۳۳۸	-۰.۷۸۵	-۰.۶۶۳	-۰.۶۶۳	Hur (رطوبت نسبی)
۰.۳۵۵	-۰.۷۶۵	-۰.۶۶۴	-۰.۶۶۵	Hurs (رطوبت نسبی نزدیک سطح)
-۰.۰۱۶	-۰.۱۳۱	-۰.۰۹	-۰.۰۹۲	Prc (بارش همرفتی)
۰.۰۵۲	-۰.۱۳۸	-۰.۱۱۶	-۰.۱۲۳	Prsn (شار بارشبرف و یخ حاوی دوتریوم)
-۰.۴۱۹	۰.۶۸۴	۰.۵۷۸	۰.۵۶۲	Prw (توده آب حاوی دوتریوم)
۰.۰۵۷	-۰.۰۲۹	-۰.۰۳۴	-۰.۰۴۱	PsI (فشار هوا در سطح دریا)
-۰.۴۳۳	۰.۹۱۹	۰.۷۷۶	۰.۷۴۵	Rlus (تابش موج بلند)
-۰.۲۲۲	۰.۸۵۴	۰.۴۴	۰.۳۹۳	Rsdscs (تابش موج کوتاه آسمان صاف)
-۰.۱۶۵	۰.۷۱۷	۰.۲۵۸	۰.۲۲	Rsut (تابش طول موج کوتاه)
-۰.۲۲۹	۰.۵۲۱	۰.۴۵	۰.۴۲۹	Ta (دمای هوا)
-۰.۲۲۷	۰.۵۳۵	۰.۴۵۱	۰.۴۲۸	Tas (دمای هوا نزدیک سطح زمین)
۰.۲۱۷	-۰.۱۱۷	-۰.۳۸۷	-۰.۳۷	Tauu (تنش باد سطحی در جهت جنوب شرقی)
۰.۲۲۵	-۰.۵۰۴	-۰.۵۳۶	-۰.۵۲	Tauv (تنش باد سطحی در جهت شمال)
-۰.۲۳۳	۰.۵۵۸	۰.۴۶۱	۰.۴۳۷	Ts (دمای سطح زمین)
۰.۳۳۳	-۰.۴۵۲	-۰.۴۸۴	-۰.۴۹۶	Vas (سرعت باد نصف النهارهای سطحی)
۰.۴۳۱	-۰.۹۲۵	-۰.۷۶۸	-۰.۷۳۶	Zg (ژئو پتانسیل)
۰.۰۲۸	۰.۰۸۷	-۰.۱۱۴	-۰.۱۲۴	Pr (بارش)
-۰.۶۰۲	۰.۷۸	۰.۹۷۷	۰.۹۷۵	Tmax (دمای حداکثر)
-۰.۶۰۲	۰.۷۹۲	۰.۹۷۷	۰.۹۷۳	Tmin (دمای حداقل)
-۰.۵۰۷	۰.۹۴۷	۰.۸۳۷	۰.۸۱۸	Rsds (تابش خورشیدی)

و نیز برای کل ایران (Doulabian et al., 2021) است. در ارتباط با پارامتر تابش خورشیدی برای مدل HadGEM2CC در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۰/۳۵ و ۰/۷۱ کیلووات ساعت بر متر مربع در روز و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۶۶ و ۱/۱۷ کیلو وات ساعت بر متر مربع در روز و برای مدل CanESM2 در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۰/۳۲ و ۰/۸۳ و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۷۹ و ۱/۳۶ کیلووات ساعت بر مترمربع در روز افزایش مشاهده می‌شود.

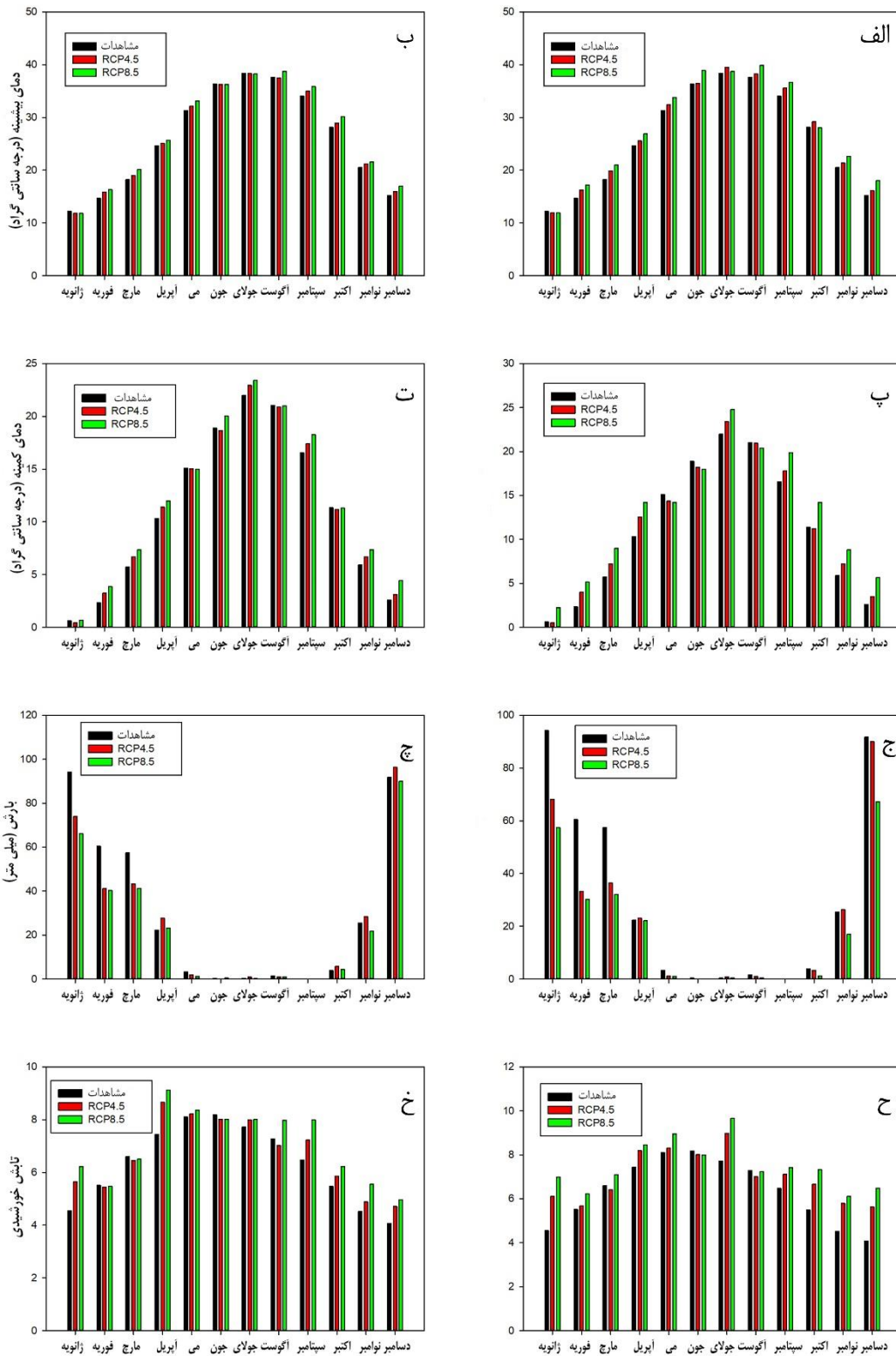
### نتیجه‌گیری

در این مطالعه به بررسی تاثیر تغییر اقلیم بر دمای کمینه و بیشینه، بارش و تابش خورشیدی در دوره آتی (۲۰۲۶-۲۰۴۵) و (۲۰۴۶-۲۰۶۵) بر شهر شیراز با استفاده از شبکه‌عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزار ریزمقیاس‌نمایی داده‌های مدل GCM استفاده شد. برای دوره آینده از بین ۱۲ مدل GCM دو مدل برتر (CanESM2 و HadGEM2CC) تحت دو سناریوی اقلیمی RCP4.5 و RCP8.5 انتخاب شدند.

از نتایج مدل HadGEM2CC چنین دریافت می‌شود که دمای بیشینه در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۰/۴۸ و ۱/۱۲ درجه سلسیوس و در دوره آتی ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۹۲ و ۱/۸۴ درجه سلسیوس افزایش و برای مدل CanESM2 در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۰/۶ و ۱/۱۹ درجه سلسیوس و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۱/۶۴ و ۲/۶۷ درجه سلسیوس افزایش پیدا می‌کند. همچنین پارامتر دمای کمینه مدل HadGEM2CC برای در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۰/۴۴ و ۱/۰۲ درجه سلسیوس و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۷۲ و ۲/۰۱ درجه سلسیوس افزایش و برای مدل CanESM2 در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۰/۳۲ و ۰/۹۲ درجه سلسیوس و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۷۷ و ۱/۷۱ درجه سلسیوس افزایش پیدا خواهد کرد. این نتیجه در توافق با نتایج مشابه در افزایش دمای آتی تحت اثر تغییر اقلیم در مطالعه زرفشانی و همکاران (۱۴۰۰) برای شهر اصفهان، نبی محمدی (۱۳۹۸) برای شهر تبریز، خیاط و همکاران (۱۳۹۹) برای دشت بیرجند



شکل ۳- مقادیر مدل CanESM2 برای دوره ۲۰۶۵-۲۰۷۵ (سمت راست) و دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ (سمت چپ) برای پارامترهای دمای بیشینه (الف)، دمای کمینه (ب، ت)، بارش (ج، چ) و تابش خورشیدی (ح، خ)



شکل ۴- مقادیر پیش‌بینی مدل Hadgem2cc برای دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۶ (سمت راست) و دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ (سمت چپ) برای پارامترهای دمای بیشینه (الف، ب)، دمای کمینه (پ، ت)، بارش (ج، چ) و تابش خورشیدی (ح، خ)

خزیمه نژاد، ح. صفوی گردینی، م. امیرآبادی زاده، م. و ناظری تهرودی، م. ۱۴۰۱. ارزیابی مدل های داده محور مبتنی بر ریزمقیاس نمایی مقادیر دمای روزانه، نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران. ۱۲(۴): ۲۷۴-۲۹۱.

خیاط، ا. امیرآبادی زاده، م. پوررضا بیلندی، م. و خزیمه نژاد، ح. ۱۳۹۹. بررسی پارامترهای دما و بارش تحت تأثیر تغییر اقلیم (مطالعه موردی: دشت بیرجند). نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران. ۱۱(۱): ۲۰۰-۲۱۰.

رزاق زاده، ز. ۱۳۹۶. استفاده از روش های استخراج مشخصه برای بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر پارامترهای هیدروکلیماتولوژی، پایان نامه کارشناسی ارشد رشته مهندسی عمران، گرایش: مدیریت منابع آب، دانشکده فنی-مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

زارعی، ح. کریمی، ن. و حبیبی، ف. ۱۳۹۸. بررسی علل وقوع سیلاب فروردین ۱۳۹۸ شهر شیراز، کنفرانس ملی سیلاب ۹۷-۹۸، اگر تکرار شود. ۲۱ الی ۲۳ آبان، اهواز. گیت بوستان سازمان آب و برق خوزستان.

زرفشانی، آ. و جهانگیر، م. ۱۴۰۰. پیش بینی مقادیر دما و بارش استان اصفهان بر اساس دو مدل ریزمقیاس نمایی LARS-WG و SDSM و روش شبکه عصبی مصنوعی، نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۱۱(۱): ۳۸-۴۹.

شاهویی، س. فهیمی نژاد، ا. و فاتحی، ز. ۱۳۹۹. تأثیر تغییر اقلیم جهانی بر داده های اقلیمی در حوضه روانسر سنجابی استان کرمانشاه، فصلنامه محیط زیست و مهندسی آب. ۱۶(۱): ۴۵-۵۷.

شاهین رخسار، پ. علیزاده، ا. انصاری، ح. و قربانی، م. ۱۳۹۸. بررسی عدم قطعیت گروهی مدل های گردش عمومی جو در شبیه سازی داده های هواشناسی (مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک رشت)، نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۱۳(۶): ۱۸۹۷-۱۹۰۹.

عطایی، ه. و فنایی، ر. ۱۳۹۲. بررسی روند تغییر سری های دمای شهر شیراز در ارتباط با برنامه ریزی توسعه شهری، مجله پژوهش و برنامه ریزی شهری. ۴(۱۵): ۵۷-۷۶.

فاتحی، ز. و شاهویی، س. ۱۴۰۰. پیش بینی تأثیر تغییر اقلیم بر دمای حداقل و حداکثر شهر سنندج، فصلنامه محیط زیست و مهندسی آب. ۱۷(۱): ۱۷۰-۱۸۲.

فلاح قاهری، غ. و خوشحال، ج. ۱۳۹۳. پیش بینی بارش بهاره استان خراسان رضوی بر اساس سیگنال های بزرگ مقیاس اقلیمی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، پژوهش های جغرافیای طبیعی. ۴۱(۶۹): ۱۱۵-۱۳۳.

نتایج پیش بینی با استفاده از مدل HadGEM2CC نشان داد که بارش شیراز در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۱۱/۲۶ و ۱۹/۷۵ درصد کاهش می یابد، اما انتظار افزایش دمای بیشینه به ترتیب ۰/۴۸ و ۱/۱۲ سلسیوس، دمای حداقل به ترتیب ۰/۴۴ و ۱/۰۲ سلسیوس و تابش خورشیدی نیز ۰/۳۵ و ۰/۷۱ کیلووات ساعت بر مترمربع در روز را می توان داشت. نتایج به دست آمده برای دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ در توافق با دوره قبلی برای بارش به ترتیب ۲۱/۴۵ و ۳۶/۵۱ درصد کاهش، برای دمای بیشینه به ترتیب ۰/۹۲ و ۱/۸۴ سلسیوس، برای دمای کمینه به ترتیب ۰/۷۲ و ۲/۰۱ سلسیوس و برای تابش خورشیدی ۰/۶۶ و ۱/۱۷ کیلووات ساعت بر مترمربع در روز افزایش را نشان دادند. همچنین نتایج بارش آینده از مدل CanESM2 در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۷/۴۴ و ۱۶/۸۶ و در دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۱۶/۸۶ و ۳۵/۱۸ درصد کاهش، و برای دمای بیشینه برای دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ به ترتیب ۰/۴۸ و ۱/۱۲ و برای دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۹۲ و ۱/۸۴ سلسیوس، برای دمای کمینه در دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ به ترتیب ۰/۳۳ و ۰/۹۲ و برای دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۷۷ و ۱/۷۱ سلسیوس و در نهایت برای پارامتر تابش خورشیدی برای دوره ۲۰۲۶-۲۰۴۵ به ترتیب ۰/۳۲ و ۰/۸۳ و برای دوره ۲۰۴۶-۲۰۶۵ به ترتیب ۰/۷۹ و ۱/۳۶ کیلووات ساعت بر مترمربع در روز افزایش پیش بینی می شود. نتایج این تحقیق به منظور بررسی و پایش کمی منابع آب در منطقه شهرستان شیراز در آینده و برنامه ریزی های منابع آب این شهرستان مهم می تواند حائز اهمیت باشد. اگرچه برای تدقیق نتایج بدست آمده در این مطالعه پیشنهاد می شود از انواع دیگر ساختارهای هوش مصنوعی در ریزمقیاس نمایی مدل های دیگر و به روز GCM و تلفیقی از آنها با یکدیگر در آینده مورد توجه قرار گیرد.

## تشکر و قدردانی

بدین وسیله از حمایت مالی معاونت پژوهش و فناوری دانشگاه شهید چمران اهواز در قالب پژوهانه (SCU.WH1400.44131) در انجام این تحقیق تشکر و قدردانی می گردد.

## منابع

احمدی، ف. و مداح، م. ا. ۱۴۰۰. توسعه روش هیبریدی موجک-الگوریتم Kstar برای پیش بینی بارش های ماهانه (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک اهواز)، مجله تحقیقات آب و خاک ایران. ۵۲(۲): ۴۰۹-۴۲۰.

- study): Lar dam basin. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(1):445-454.
- Kavwenje, S., Zhao, L., Chen, L. and Chaima, E. 2022. Projected temperature and precipitation changes using the LARS-WG statistical downscaling model in the Shire River Basin, Malawi. *International Journal of Climatology*, 42(1):400-415.
- Levin, Z., and Cotton, W. R. (Eds.). 2008. *Aerosol pollution impact on precipitation: a scientific review*.
- Libanda, B. and Nkolola, N. B. 2019. Skill of CMIP5 models in simulating rainfall over Malawi. *Modeling Earth Systems and Environment*. 5(4):1615-1626.
- Mohammed, Z. M. and Hassan, W. H. 2022. Climate change and the projection of future temperature and precipitation in southern Iraq using a LARS-WG model. *Modeling Earth Systems and Environment*, 1-14.
- Nilawar, A. P. and Waikar, M. L. 2019. Impacts of climate change on streamflow and sediment concentration under RCP 4.5 and 8.5: A case study in Purna river basin, India. *Science of the total environment*. 650: 2685-2696.
- Nourani, V., Alami, M. T. and Aminfar, M. H. 2009. A combined neural-wavelet model for prediction of Ligvanchai watershed precipitation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 22(3): 466-472.
- Ostad-Ali-Askari, K., Ghorbanizadeh Kharazi, H., Shayannejad, M. and Zareian, M. J. 2020. Effect of climate change on precipitation patterns in an arid region using GCM models: case study of Isfahan-Borkhar Plain. *Natural Hazards Review*. 21(2): 04020006.
- Rakhimova, M., Liu, T., Bissenbayeva, S., Mukanov, Y., Gafforov, K. S., Bekpergenova, Z. and Gulakhmadov, A. 2020. Assessment of the impacts of climate change and human activities on runoff using climate elasticity method and general circulation model (GCM) in the Buqtyrma river Basin, Kazakhstan. *Sustainability*. 12(12):4968.
- Reboita, M. S., Kuki, C. A. C., Marrafon, V. H., de Souza, C. A., Ferreira, G. W. S., Teodoro, T. and Lima, J. W. M. 2022. South America climate change revealed through climate indices projected by GCMs and Eta-RCM ensembles. *Climate Dynamics*. 58(1):459-485.
- Zhu, B., Xue, L., Wei, G., Zhang, L. and Chen, X. 2019. CMIP5 projected changes in temperature and precipitation in arid and humid basins. *Theoretical and Applied Climatology*. 136(3):1133-1144.
- محمدی، ن. ۱۳۹۸. چشم انداز تغییرات دماهای بیشینه تبریز تا پایان قرن ۲۱ با استفاده از مدل LARS-WG تحت خروجی مدل های مختلف GCM، ششمین کنفرانس منطقه ای تغییر اقلیم، تهران، ۱۰۰۲۶۹۲.
- نادری، س. علیجانی، ب. حجازی زاده، ز. عباسپور، ک. و حیدری، ح. ۱۳۹۸. آنالیز الگوهای دما و بارش در آینده با استفاده از CCT (مطالعه موردی: حوضه آبخیز دریاچه ارومیه)، همایش بین المللی تغییر اقلیم. پیامدها، سازگاری و تعدیل، تهران.
- یوسفی، ح. پیربازاری، س. مریدی، ع. خواجه پور، ح. کرباسی، ه. و فتحی، ت. ۱۴۰۰. بررسی تغییرات دمای ایران در اثر تغییر اقلیم، نشریه علمی مدیریت آب و آبیاری. ۱۱(۲): ۲۳۷-۲۴۸.
- Ansari, H., Khadivi, M., Salehnia, N. and Babaeian, I., 2015. Evaluation of Uncertainty LARS Model under Scenarios A1B, A2 and B1 in Precipitation and Temperature Forecast (Case Study: Mashhad Synoptic Stations), *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*. 4(8):664-672.
- Ashour, A. G., Mirou, S. M., Hassan, R. N., Zeiada, W., Abuzwidah, M. and Shanableh, A. 2022. Assessment of Potential Temperature Increases in the UAE due to Future Global Warming. In 2022 *Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET)*. 1-6. IEEE.
- Babel, M. S., Sirisena, T. A. J. G. and Singhrattna, N. 2017. Incorporating large-scale atmospheric variables in long-term seasonal rainfall forecasting using artificial neural networks: an application to the Ping Basin in Thailand. *Hydrology Research*, 48(3):867-882.
- Chim, K., Tunnicliffe, J., Shamseldin, A. and Chan, K. 2021. Identifying future climate change and drought detection using CanESM2 in the upper Siem Reap River, Cambodia. *Dynamics of Atmospheres and Oceans*. 94: 101182.
- Doulabian, S., Golian, S., Toosi, A. S., and Murphy, C. 2021. Evaluating the effects of climate change on precipitation and temperature for Iran using RCP scenarios. *Journal of Water and Climate Change*, 12(1):166-184.
- Golkar Hamzee Yazd, HR., Salehnia, N., Kolsoumi, S. and Hoogenboom, G., 2019. Prediction of climate variables by comparing the k-nearest neighbor method and MIROC5 outputs in an arid environment, *Clim Res* 77:99-114.
- IPCC. 2018. *Global warming of 1.5°C*. <https://www.ipcc.ch/sr15/> (accessed 26 October 2020).
- Javaherian, MR., Ebeahimi, H. and Amininezhad, B. 2021. Prediction of changes in climatic parameters using CanESM2 model based on Rcp scenarios (case

## Forecasting the impact of Climate Change on the Meteorological Parameters Using GCMs Output with the Help of Artificial Neural Network (Case Study: Shiraz Synoptic Station)

N. Rahimi<sup>1</sup>, M. Amin Maddah<sup>2\*</sup>, A. M. Akhoond-Ali<sup>3</sup>  
Received: Aug.10, 2022 Accepted: Sep.18, 2022

### Abstract:

With the development of technology and the industrialization of human societies, the increase of greenhouse gases, the occurrence of climate changes on the surface of the earth and its harmful effects (floods and droughts) on human life and resources have been confirmed. There, obtaining information about the possible effect of climate change on meteorological parameters is of particular importance and necessity. In this study, an attempt was made to determine the potential effect of climate change on the meteorological parameters of Shiraz the synoptic station in a comprehensive way by using the evaluation of General Circulation Models (12 models) and downscaling of their output (with the help of Multilayer Perceptron Neural Network method). The evaluation results (based on MSE, RMSE and R) in the base period (1986-2005) proved the superiority of the CanESM2 and HadGEM2CC models. As a result, under the two RCP4.5 and RCP8.5 scenarios, HadGEM2CC outcomes during 2045-2026 and 2046-2065 showed a decrease in precipitation (11-19 and 21-36%, respectively). Also, it depicted an increase in minimum temperature (0.4-1 and 0.7-2°C), increase in maximum temperature (0.5-1 and 0.9-1.8°C), and increase in solar radiation (0.35-0.7 and 0.6-1.1 kWh per m<sup>2</sup> per day). The HadGEM2CC showed a decrease in precipitation (7-16 and 16-35 %, respectively), an increase in minimum temperature (0.3-0.9 and 0.7-1.7°C), in maximum temperature (0.4-1.1 and 0.9-1.8°C) and in solar radiation (0.3-0.8 and 0.8-1.3 kWh per m<sup>2</sup> per day).

**Keywords:** CanESM2, Climate of Shiraz, Downscaling, Hadgem2cc, Perceptron

1- M.Sc. Student, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

2- Assistant Professor, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

3- Professor, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

(\* - Corresponding Author: Ma.maddah@scu.ac.ir)