

## تحلیل عملکرد مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی فازی و SDSM در ارزیابی تغییرات اقلیمی تحت سناریوهای RCP در شهر تهران

حسین شاکری<sup>۱</sup>، همایون مطیعی<sup>۲\*</sup>، ادوارد مک بین<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

۲- دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

۳- استاد، دانشکده مهندسی، دانشگاه گوتلف، گوتلف، انتاریو، کانادا

### چکیده

اثرات تغییر اقلیم بر متغیرهای آب و هوایی، از جمله چالش‌های شهرهای بزرگ است. در این تحقیق، به دو هدف اصلی شامل ارزیابی تغییرات اقلیمی شهر تهران تحت سناریوهای RCP در دوره ۲۰۲۱-۲۰۴۰ و تحلیل عملکرد منطق فازی در ریزمقیاس‌نمایی پرداخته شده است. بدین منظور از هشت مدل CMIP5 تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 استفاده گردید و هفت متغیر شامل دماهای متوسط، حداکثر و حداقل، بارش، رطوبت نسبی، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی ارزیابی شدند. با توجه به عدم قطعیت ناشی از خروجی‌های متفاوت CMIP5، مقدار روزانه متغیرهای اقلیمی در آینده با استفاده از میانگین وزنی مدل‌ها (براساس توانایی‌شان در شبیه‌سازی دوره پایه ۱۹۸۹-۲۰۱۸) محاسبه گردید. به منظور ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های CMIP5، ضمن استفاده از مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM)، مدل ریزمقیاس‌نمایی فازی (FDSM) نیز تدوین شد. عملکرد مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی، به وسیله شاخص‌های آماری  $R2$ ،  $RMSE$ ،  $NSE$  و  $MAE$  تحلیل گردید. نتایج شاخص‌های آماری و مقایسه مقادیر شبیه‌سازی‌شده توسط FDSM و SDSM، بیانگر عملکرد بالای هر دو مدل و قابلیت مناسب رویکرد فازی در ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای اقلیمی شهر تهران است. همچنین، نتایج حاکی از عدم برتری مطلق یک مدل بر مدل دیگر ریزمقیاس‌نمایی است. اما با اختلاف اندکی، عملکرد FDSM برای دماهای متوسط، حداکثر و حداقل و عملکرد SDSM برای بارش، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی بهتر بود که به‌عنوان مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر انتخاب شدند. نتایج دوره آبی بیانگر روند صعودی تغییرات سالانه دمای متوسط، دمای حداکثر، بارش و سرعت باد است؛ به طوری که میانگین سالانه آن‌ها به ترتیب حداکثر ۱.۲۹°C و ۱.۵۷°C برای RCP8.5 و ۱۰ میلی‌متر برای RCP2.6 و ۰.۸ متر بر ثانیه برای RCP8.5 افزایش می‌یابند. همچنین میانگین بلندمدت ماهانه دماهای متوسط و حداکثر برای هر سه سناریو، افزایش محسوس در تابستان دارند. برای بارش، ثبات نسبی در تابستان و افزایش در زمستان و ابتدای بهار پیش‌بینی می‌گردد. اما تغییرات دمای حداقل، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی، بیانگر ثبات نسبی هستند.

**کلید واژه‌ها:** تغییر اقلیم، SDSM، CMIP5، ریزمقیاس‌نمایی فازی، RCP

## مقدمه

گلخانه‌ای برحسب وات بر مترمربع در سال ۲۱۰۰ نام‌گذاری شده‌اند (IPCC, 2014).

خروجی‌های CMIP5، در محدوده بزرگ‌مقیاس جغرافیایی هستند و مستقیماً نمی‌توانند تغییرات اقلیم محلی و منطقه‌ای کوچک‌مقیاس (مانند تهران) را پیش‌بینی کنند. بنابراین برای تبدیل خروجی‌های بزرگ‌مقیاس به مقادیر کوچک‌مقیاس محلی، از روش‌های ریزمقیاس‌نمایی استفاده می‌شود که اغلب به دو گروه روش‌های آماری و دینامیکی تقسیم می‌گردند. روش‌های دینامیکی، بر اساس یک مدل اقلیم منطقه‌ای با تفکیک‌پذیری بالا اجرا می‌شوند. اما بهره‌گیری از این روش‌ها با محدودیت‌های مختلفی روبرو است (انتخاب اندازه دامنه و مکان، تأثیر شرایط مرزی اولیه مدل‌های اقلیمی بر نتایج، تعداد مشاهدات، طول دوره شبیه‌سازی، تفکیک‌پذیری مدل‌ها و ...). در روش‌های آماری، ارتباط تجربی-آماری بین متغیرهای بزرگ‌مقیاس و محلی برقرار می‌شود که فرآیندی سریع‌تر و محاسباتی‌تر هستند (Shrestha et al., 2016). در تحقیق حاضر با توجه به قابلیت مناسب روش‌های آماری، از مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM) و همچنین کاربرد منطق فازی در ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای اقلیمی شهر تهران استفاده می‌گردد.

برخی محققین، توانایی SDSM در ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای اقلیمی (به‌ویژه دما و بارش) را بررسی نموده‌اند. شیوام و همکاران (Shivam et al., 2017) تغییرات دما در حوضه سوبانسیری در هند را تحت مدل‌های CMIP5 تحلیل نمودند. طبق این مطالعه که از SDSM استفاده شده، دماهای حداقل و حداکثر به میزان ۰/۰۰۲ تا ۰/۰۱۳ درجه سانتی‌گراد برای سناریوهای RCP2.6، RCP6.0 و RCP8.5 در دوره ۲۰۱۱ تا ۲۱۰۰ افزایش می‌یابند. در پژوهشی عارف و علیجانی (Aref and Alijani, 2018) تغییرات دما و بارش حوضه آبخیز یزد-اردکان را تحت سناریوهای RCP بررسی نمودند. نتایج حاصله که با SDSM بدست آمده بیانگر افزایش ۰/۵ درجه سانتی‌گرادی دما و کاهش ۸/۸ درصدی بارش در دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۴۵ برای RCP4.5 است. میراکبری و همکاران (Mirakbari et al., 2018) با استفاده از SDSM، کارایی مدل CanESM2 در پیش‌بینی دمای متوسط، بارش و سرعت باد شهر یزد را ارزیابی کردند. مطابق با نتایج، دمای متوسط، بارش و سرعت

امروزه، تغییر اقلیم و اثرات آن بر متغیرهای آب و هوایی به یکی از چالش‌های شهرهای بزرگ تبدیل شده است. مطالعات، بیانگر اثرات تغییر اقلیم بر تواتر سیلاب‌ها و خشکسالی‌ها و همچنین افزایش مصرف آب و تولید فاضلاب شهری در مناطق مختلف دنیا است (IPCC, 2014; Ahmadi et al., 2019; Francaviglia et al., 2020). پژوهش‌ها از روند افزایشی دما در بیشتر شهرهای ایران حکایت کرده‌اند که در کنار افزایش جمعیت و خشکسالی در دهه‌های اخیر، کمبود آب تشدید شده است (Mansouri et al., 2018; Mirakbari et al., 2018; Fallah Ghalhari et al., 2019). در این خصوص، ارزیابی متغیرهای آب و هوایی تحت اثرات تغییر اقلیم و سناریوهای مختلف انتشار گازهای گلخانه‌ای، یکی از گام‌های اساسی در جهت مدیریت و توسعه شهرهای بزرگ است (UNISDR, 2015). بر این اساس در تحقیق حاضر، شهر تهران بررسی گردیده است. در این راستا، مدل‌های گردش عمومی (GCM) یکی از معتبرترین ابزارها برای ارزیابی متغیرهای اقلیمی آینده بر مبنای اقلیم گذشته هستند؛ این مدل‌ها قادرند پارامترهای جوی و اقیانوسی را برای یک دوره بلندمدت با استفاده از سناریوهای تأییدشده هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC) مدل‌سازی و پیش‌بینی نمایند (Mehrazar et al., 2018; Asmat et al., 2018). IPCC در پنجمین گزارش ارزیابی تغییر اقلیم از مدل‌های فاز پنجم پروژه هم‌سنگ مدل جفت‌شده (CMIP5) استفاده نموده است که این مدل‌ها از عدم قطعیت پایین‌تر و وضوح بیشتری نسبت به مدل‌های پیشین برخوردار هستند (Mirakbari et al., 2018). در این مدل‌ها از سناریوهایی با عنوان نماینده خط سیر غلظت گازهای گلخانه‌ای (RCP) بهره گرفته شده است. سناریوهای انتشار RCP شامل سناریوی خوش‌بینانه RCP2.6 (کمترین نرخ افزایش گازهای گلخانه‌ای و واداشت تابشی ناشی از آن‌ها)، دو سناریوی حد واسط RCP4.5 (میانه متمایل به خوش‌بینانه) و RCP6 (میانه متمایل به بدبینانه) و همچنین سناریوی بدبینانه RCP8.5 (بیشترین نرخ افزایش گازهای گلخانه‌ای و واداشت تابشی ناشی از آن‌ها) هستند که بر اساس میزان واداشت تابشی ناشی از افزایش گازهای

هوشناسی، مدل‌های مختلف براساس RMSE مقایسه شدند که نتایج حاکی از برتری ANN برای دماهای حداقل و حداکثر و همچنین عملکرد مناسب SDSM برای بارش روزانه است. دورچی و همکاران (Dorji et al., 2017) به بررسی تغییر اقلیم کلومبو در سریلانکا تحت سناریوهای RCP پرداختند. در این مطالعه، CanESM2 با استفاده از ANN و SDSM ریزمقیاس شده است؛ نتایج بیانگر افزایش ۲/۸۳ درجه سانتی‌گرادی دمای متوسط و افزایش ۳۳ درصدی بارش برای RCP8.5 در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۱۰۰ است. ولیخان انارکی و همکاران (Valikhan Anaraki et al., 2020) به ارزیابی ANN و SDSM در ریزمقیاس‌نمایی بارش در شهرکرد و یاسوج تحت مدل HadCM3 پرداختند. بنابر نتایج، ANN عملکرد مناسب‌تری نسبت به SDSM در ریزمقیاس‌نمایی بارش دارد. ضمن اینکه مقدار ماهانه بارش در دوره ۲۰۲۰ تا ۲۱۰۰ بین ۲ تا ۵۴ درصد کاهش می‌یابد. قرمز چشمه و احمدی (Ghermezcheshmeh and Ahmadi, 2020) به ارزیابی عملکرد ANN و SDSM در ریزمقیاس‌نمایی بارش پرداختند. در این مطالعه، از داده‌های ایستگاه‌های قائمشهر و بابلسر تحت HadCM3 استفاده شده است. مطابق با نتایج، در صورتی که داده‌های اندکی وجود داشته باشد، SDSM از عملکرد بهتری نسبت به ANN برخوردار است و در غیراینصورت خطای ANN در ارزیابی مقادیر ماهانه و سالانه، کمتر خواهد بود. مطالعات تغییر اقلیم شهر تهران، اغلب با سناریوهای گزارش چهارم IPCC (AR4) صورت گرفته‌اند. اسکندری و همکاران (Eskandari et al., 2017) تغییرات دما و بارش ایستگاه مهرآباد تهران را تحت سناریوهای AR4 برای دوره ۲۰۰۰ تا ۲۱۰۰ ارزیابی نمودند. در این مطالعه از HadCM3 و با ریزمقیاس‌نمایی SDSM استفاده شده که نتایج بیانگر افزایش شدید بارش و افزایش تدریجی دمای متوسط این ایستگاه برای دوره آتی است. نجفی و حسامی (Najafi and Hessami Kermani, 2017) با بهره‌گیری از SDSM به ارزیابی دما و بارش در ایستگاه مهرآباد برای ۲۰۱۱ تا ۲۱۰۰ پرداختند. در این مطالعه، پس از شبیه‌سازی دوره پایه ۱۹۶۱ تا ۱۹۹۰، خروجی‌های CGCM3 و HadCM3 برای سناریوهای AR4، ریزمقیاس شده‌اند. در این خصوص، عملکرد SDSM در شبیه‌سازی دوره پایه با شاخص‌های  $R^2$

باد برای RCP2.6 و RCP8.5 افزایش می‌یابند. فلاح و همکاران (Fallah Ghalhari et al., 2019) تغییرات اقلیمی ایستگاه بجنورد را تحت سناریوهای RCP و با استفاده از SDSM ارزیابی کردند. نتایج حاکی از افزایش بارش و دمای حداقل در سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 برای دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۵۰ است که در بیشترین حالت، ۲۷۳ میلی‌متر بارش برای سناریو RCP4.5 افزایش می‌یابد. گودرزی و فاتحی‌فر (Goodarzi and Fatehifar, 2019) تغییرات اقلیمی حوضه آذرشهر چای را تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 ارزیابی نمودند. در این مطالعه از مدل CanESM2 و با ریزمقیاس‌نمایی SDSM استفاده شده است؛ نتایج بیانگر افزایش ۰/۲۳ درجه سانتی‌گراد برای دمای متوسط و افزایش ۴/۵۳ درصدی بارش برای دوره ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۹ است. مصباح‌زاده و همکاران (Mesbahzadeh et al., 2020) تغییرات دما و بارش شهر یزد را تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 ارزیابی نمودند. در این پژوهش، مدل CanESM2 با استفاده از SDSM ریزمقیاس شده است؛ نتایج بیانگر عملکرد بسیار بالای SDSM در شبیه‌سازی دوره ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۶ بر مبنای داده‌های NCEP است. ضمن اینکه برای دوره ۲۰۱۷ تا ۲۱۰۰، مقادیر میانگین سالانه دما و بارش به‌طور متوسط (به ترتیب) ۸ و ۱۴ درصد افزایش می‌یابند. لطفی و همکاران (Lotfi et al., 2020) به ارزیابی دمای حداقل در ۱۷ ایستگاه واقع در کرمانشاه، ایلام و کردستان تحت RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 پرداختند. در این مطالعه، خروجی‌های HadGEM2 و CanESM2 با استفاده از مدل‌های SDSM و LARS-WG ریزمقیاس شدند. نتایج بیانگر دقت بالای SDSM نسبت به LARS-WG در دوره ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸ بر مبنای معیارهای MSE، MAE و  $R^2$  است. همچنین دمای حداقل برای دوره ۲۰۲۱ تا ۲۰۵۰ بین ۰/۶ تا ۱/۵ درجه سانتی‌گراد افزایش می‌یابد.

برخی محققین با استفاده از روش‌ها و سیستم‌های محاسباتی هوشمند، به ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای آب و هوایی پرداخته‌اند. سبحانی و همکاران (Sobhani et al., 2017) به ارزیابی SDSM و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در ریزمقیاس‌نمایی بارش و دماهای حداقل و حداکثر در شمال غرب ایران پرداختند. در این مطالعه با استفاده از ۱۲ ایستگاه

گردیده‌اند. ثانیاً به‌منظور ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های CMIP5، ضمن استفاده از مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM)، از کاربرد منطق فازی در ریزمقیاس‌نمایی نیز بهره گرفته شده است. بنابراین در تحقیق حاضر مدل ریزمقیاس‌نمایی فازی (FDSM) تدوین گردیده و سپس عملکرد FDSM و SDSM در شبیه‌سازی و ارزیابی تغییرات اقلیمی شهر تهران مورد مقایسه و تحلیل قرار می‌گیرد.

### مواد و روش‌ها

در تحقیق حاضر، مواد و روش‌ها در دو بخش اصلی ارائه می‌شوند. در راستای نیل به اهداف در نظر گرفته شده، ابتدا در بخش ۱.۲ به معرفی مطالعه موردی (شهر تهران) پرداخته شده است. سپس در بخش ۲.۲، روش پژوهش مشتمل بر چگونگی ریزمقیاس‌نمایی و ارزیابی متغیرهای آب و هوایی شهر تهران تحت سناریوهای RCP (بر اساس مدل‌های CMIP5) تشریح گردیده است. در این بخش، به‌منظور ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های بزرگ‌مقیاس مدل‌های CMIP5، فرآیند ریزمقیاس‌نمایی با استفاده از مدل‌های SDSM (بخش ۱.۲.۲) و FDSM (بخش ۲.۲.۲) ارائه شده است. ضمن اینکه، در تحقیق حاضر برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، شاخص‌های آماری مختلفی مورد استفاده قرار گرفته شده که به این موارد در بخش ۳.۲.۲ پرداخته شده است. در ادامه، مطالعه موردی (شهر تهران) بررسی گردیده است.

### مطالعه موردی

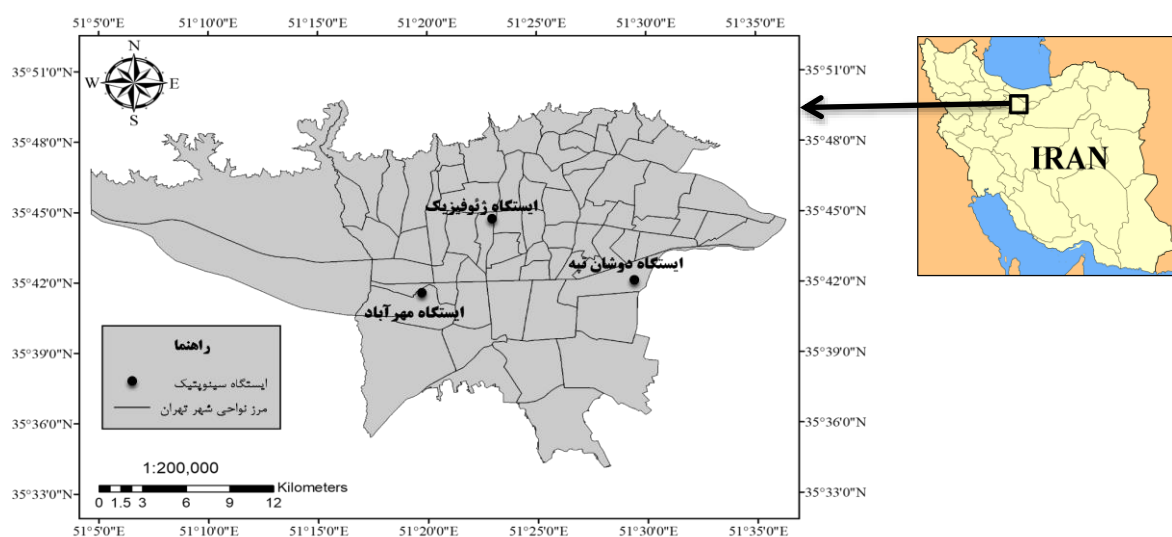
شهر تهران با وسعت ۷۳۰ کیلومترمربع بین طول‌های جغرافیایی ۵۱ درجه و ۵ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۳۷ دقیقه شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۳۵ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۵۰ دقیقه شمالی قرار گرفته است. ارتفاع آن از سطح آب‌های آزاد در حدود ۱۸۰۰ متر در شمال تا ۱۰۰۰ متر در جنوب شهر تغییر می‌کند. به‌منظور ارزیابی متغیرهای آب و هوایی شهر تهران، داده‌های روزانه دمای متوسط، دمای حداکثر، دمای حداقل، درصد رطوبت نسبی، مقدار بارش، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی برای سال‌های ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸ از سازمان هواشناسی ایران دریافت شدند. نظر به

و RMSE قابل قبول بوده و نتایج بیانگر افزایش دما و ثبات نسبی بارش در این ایستگاه برای دوره آبی است. احمدی و همکاران (Ahmadi et al., 2019) تغییرات اقلیمی ایستگاه مهرآباد تهران را تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 و با استفاده از SDSM ارزیابی نمودند. نتایج این مطالعه که بر اساس مدل CanESM2 بدست آمده، بیانگر افزایش دمای متوسط (بین ۰/۸ تا ۵ درجه سانتی‌گراد) و افزایش بارش (۱۱ تا ۳۶ درصد) برای دوره ۲۰۰۶ تا ۲۱۰۰ است. حاجی‌حسینی و همکاران (Haji Hosseini et al., 2020) به تحلیل عملکرد مدل‌های استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) و ANN برای شبیه‌سازی داده‌های بارش در ایستگاه امامه در حوضه سد لتیان در شمال شرق تهران پرداختند. در این خصوص، خروجی‌های HadCM3 و CanESM2 استفاده شده‌اند. نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول هر دو روش در ریزمقیاس‌نمایی است.

مطالعات گذشته تهران نشان می‌دهند که به علت استفاده از مدل‌های CMIP3، لازم است این مطالعات با مدل‌ها و سناریوهای جدیدتر از جمله CMIP5 و CMIP6 به‌روزرسانی شوند. البته به دلیل انتشار تدریجی مدل‌های CMIP6 تا سال ۲۰۲۲، هنوز داده‌ها و سناریوهای این مدل‌ها کامل نمی‌باشند. از طرفی هم اکنون مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی مشهور SDSM و LARS-WG برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های CMIP6 به روزرسانی نشده و عملاً قابل استفاده نیستند. همچنین با توجه به نتایج گذشته به نظر می‌رسد بهره‌گیری از روش‌های محاسباتی دیگر نیز برای ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای آب و هوایی تهران سودمند باشد. ضمن اینکه با توجه وسعت شهر تهران بهتر است از تعداد ایستگاه‌های سینوپتیک بیشتری استفاده شود. با توجه به این یافته‌ها، تحقیق حاضر به دو هدف اصلی می‌پردازد. اولاً تغییرات اقلیمی شهر تهران تحت سناریوهای RCP در آینده ارزیابی می‌شوند که بدین منظور از خروجی‌های هشت مدل CMIP5 استفاده شده است. بر این اساس، هفت متغیر اقلیمی شهر تهران شامل دمای متوسط، دمای حداکثر، دمای حداقل، بارش، رطوبت نسبی، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی در دوره پایه ۳۰ ساله از ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸ مورد بررسی قرار گرفته و سپس در دوره آبی ۲۰ ساله از ۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰ برای سه سناریوی RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 ارزیابی

استفاده از نرم‌افزار ArcGIS صورت گرفت که وزن مربوط به ایستگاه‌های سینوپتیک مهرآباد، ژئوفیزیک و دوشان تپه به ترتیب ۰/۴۸، ۰/۲ و ۰/۳۲ بدست آمد. بر طبق نتایج حاصله، میانگین سالانه متغیرهای دماهای متوسط، حداکثر و حداقل، رطوبت نسبی، بارش، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی از سال ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸ به ترتیب برابر با ۱۸/۲۶ درجه سانتی‌گراد، ۲۳/۰۱ درجه سانتی‌گراد، ۱۳/۴۰ درجه سانتی‌گراد، ۳۹/۰۴ درصد، ۲۴۵/۷۰ میلی‌لیتر، ۲/۶ متر بر ثانیه و ۳۰۳۹/۰۸ ساعت می‌باشد.

گسترده‌گی وسعت جغرافیایی شهر تهران و اختلاف ارتفاع زیاد از شمال تا جنوب شهر، از داده‌های سه ایستگاه سینوپتیک مهرآباد، ژئوفیزیک و دوشان تپه (با توجه به پراکنش مناسب و دوره آماری بالایشان) استفاده گردید. موقعیت جغرافیایی این ایستگاه‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است. با بهره‌گیری از روش پلیگون‌های تیسن، وزن ایستگاه‌ها بر طبق مساحت تحت پوشش آن‌ها تعیین گردید و سپس میانگین وزنی هر یک از متغیرهای آب و هوایی روزانه شهر تهران محاسبه شد. این عملیات در تحقیق حاضر با



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های سینوپتیک مورد بررسی در این تحقیق

این راستا، خروجی‌های هشت مدل CMIP5 برای سناریوهای RCP از پایگاه بین‌المللی ESGF دریافت و استفاده گردید که مشخصات این مدل‌ها به شرح جدول ۱ است.

### روش پژوهش

در این تحقیق به منظور ارزیابی تغییرات اقلیمی شهر تهران در دوره آتی ۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰، مقادیر متغیرهای آب و هوایی تحت سناریوهای RCP (بر مبنای مدل‌های CMIP5) تعیین و ارزیابی شده‌اند. اما به‌طور کلی مدل‌های گردش عمومی، خود به‌عنوان یک منبع عدم قطعیت در ارزیابی‌های تغییر اقلیم به شمار می‌روند که بر نتایج نهایی تأثیر دارند (به علت نقص دانش درباره فرآیندهای ژئوفیزیکی مرتبط با تغییر اقلیم، ماهیت تصادفی بودن آب و هوا در طبیعت و همچنین دقت و تفکیک‌پذیری شبکه‌بندی مدل‌ها) (Wilby et al., 2002; Francaviglia et al., 2020). بر این اساس، در تحقیق حاضر به جای استفاده از یک مدل واحد CMIP5، از مجموعه چندگانه مدل‌های اقلیمی به‌روز و کارآمد برای کاهش عدم قطعیت مدل‌های CMIP5 استفاده شده است. در

جدول ۱ - مدل‌های CMIP5 منتخب در تحقیق حاضر

نام مدل	کشور و گروه مؤسس	قدرت تفکیک Longitude×Latitude
CanESM2	CCCMA (Canadian Center for Climate Modelling and Analysis, Canada)	۲/۸°×۲/۸°
CNRM-CM5	CNRM-CERFACS (Centre National de Recherches Météorologiques, Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique, France)	۱/۴°×۱/۴°
CSIRO-Mk3.6	CSIRO (Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization, Australia)	۱/۹°×۱/۹°
FGOALS-g2	LASG-CESS (Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences and CESS, Tsinghua University, Chinese)	۲/۸°×۲/۸°
GFDL-CM3	NOAA-GFDL (Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, USA)	۲/۵°×۲/۵°
HadGEM2-ES	MOHC (Met Office Hadley Center, UK)	۱/۹°×۱/۳°
MIROC-ESM-CHEM	MIROC (Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Atmosphere and Ocean Research Institute (The University of Tokyo), and National Institute for Environmental Studies, Japan)	۲/۸°×۲/۸°
MPI-ESM-MR	MPI-M (Max Planck Institute for Meteorology, Germany)	۱/۹°×۱/۹°

بلندمدت مقادیر مشاهداتی محاسبه می‌گردد ( Mehrazar et al., 2018; Ahmadzadeh Araj et al., 2018 ):

$$W_{ij} = \frac{\frac{1}{\Delta C_{ij}}}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{\Delta C_{ij}}} \quad (1)$$

بنابر رابطه ۱، دوازده پارامتر وزن مطابق با ماه‌های دوازده‌گانه برای هر یک از مدل‌های CMIP5 محاسبه می‌شود (برای هر متغیر اقلیمی). در این رابطه،  $W_{ij}$  برابر با وزن ژامین مدل CMIP5 در آمین ماه ( $1 \leq j \leq n$ ) و همچنین  $\Delta C_{ij} = \bar{C}_{i,observed} - \bar{C}_{ij}$  است.  $\bar{C}_{ij}$  بیانگر میانگین بلندمدت متغیر اقلیمی شبیه‌سازی شده توسط مدل CMIP5 ژام در ماه  $i$ ام برای دوره پایه و  $\bar{C}_{i,observed}$  بیانگر میانگین بلندمدت متغیر اقلیمی مشاهداتی در ماه  $i$ ام برای دوره پایه می‌باشد.

۳) پس از تعیین وزن‌های هر هشت مدل CMIP5 در دوره پایه، آنگاه برای هر یک از سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در دوره آتی، میانگین وزنی روزانه متغیر آب و هوایی با استفاده از رابطه ۲ محاسبه می‌شود:

$$M = \frac{\sum_{j=1}^n (C_j W_j)}{\sum_{j=1}^n W_j} \quad (2)$$

در رابطه فوق،  $M$  میانگین وزنی روزانه متغیر آب و هوایی پیش‌بینی شده توسط مدل‌های CMIP5 برای یک سناریوی RCP،  $n$  تعداد مدل‌ها و  $C_j$  مقدار روزانه متغیر آب و هوایی پیش‌بینی شده توسط مدل تغییر اقلیم ژام در دوره آتی است. همچنین  $W_j$  وزن هر یک از مدل‌ها (رابطه ۱) است که به عنوان نمونه، برای تمام روزهای ماه ژانویه در سال‌های دوره آتی (۲۰۲۱، ۲۰۲۲، ... و ۲۰۴۰) برابر با  $W_{1j}$  یعنی وزن ماه ژانویه برای مدل ژام است.

خروجی‌های هشت مدل CMIP5 با یکدیگر تفاوت دارند. لذا این تفاوت در خروجی‌ها نیز می‌تواند به عنوان یک منبع عدم قطعیت در ارزیابی متغیرهای آب و هوایی اثرگذار باشد. از این جهت در تحقیق حاضر، به منظور تعیین مقدار روزانه هر یک از متغیرهای آب و هوایی تهران در دوره آتی، از میانگین وزنی خروجی‌های هشت مدل CMIP5 (براساس توانایی‌شان در شبیه‌سازی دوره پایه) برای پیش‌بینی‌های آینده استفاده می‌گردد. در این راستا سه گام زیر به ترتیب انجام می‌شوند:

۱) خروجی‌های هشت مدل CMIP5 ریزمقیاس می‌شوند و مقادیر روزانه متغیرهای آب و هوایی برای هر یک از هشت مدل بدست می‌آیند. در این خصوص، ابتدا مدل‌های برتر ریزمقیاس‌نمایی SDSM و FDSM برای هر یک از متغیرهای آب و هوایی تهران انتخاب می‌شوند (بدین منظور از شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل‌ها در بخش ۳.۲.۲ و مقایسه نتایج شبیه‌سازی شده توسط SDSM و FDSM در دوره پایه استفاده می‌گردد). سپس با استفاده از مدل‌های برتر ریزمقیاس‌نمایی، خروجی‌های مدل‌های CMIP5 ریزمقیاس می‌گردند.

۲) وزن هر یک از مدل‌های CMIP5 در ماه‌های دوازده‌گانه دوره بلندمدت پایه (ژانویه، فوریه، ... و دسامبر)، بر مبنای توانایی مدل‌ها در شبیه‌سازی این دوره و با استفاده از رابطه ۱ تعیین می‌شود؛ مطابق با این رابطه، وزن هر مدل CMIP5 در هر ماه، بر مبنای انحراف میانگین بلندمدت متغیر آب و هوایی شبیه‌سازی شده در دوره پایه از میانگین

در دوره پایه، لازم است متغیرهای پیش‌بینی‌کننده از میان بانک اطلاعاتی مرکز ملی پیش‌بینی محیطی (NCEP) انتخاب شوند (Wilby et al., 2002). متغیرهای پیش‌بینی‌کننده بزرگ‌مقیاس NCEP، مشتمل بر ۲۶ متغیر اتمسفری هستند که در شبکه‌بندی ۲/۵ در ۲/۵ درجه و به ابعاد حدود ۲۵۰ در ۲۵۰ کیلومتر تعریف می‌شوند؛ داده‌های این متغیرها برای کلیه نقاط واقع در یک سلول از شبکه‌بندی NCEP، ارزش یکسانی دارند (Rezaee et al., 2015). در جدول ۲، فهرست کامل متغیرهای پیش‌بینی‌کننده NCEP ارائه شده است. از میان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده NCEP، آن‌هایی که دارای همبستگی بالایی با متغیرهای پیش‌بینی‌شونده مشاهداتی (دما، بارش، رطوبت، سرعت باد و ...) هستند، به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های اقلیمی آینده برای مدل SDSM انتخاب می‌شوند (Ghermezcheshmeh and Ahmadi, 2020). بدین منظور، آزمون‌های مختلف همبستگی با استفاده از فرآیند غربالسازی متغیرها در نرم‌افزار SDSM صورت می‌گیرد. در این تحقیق، از ۷۰ درصد داده‌های دوره پایه برای واسنجی مدل SDSM و از ۳۰ درصد باقی‌مانده برای صحت‌سنجی آن استفاده می‌شود. پس از ارزیابی عملکرد SDSM در شبیه‌سازی دوره پایه، متغیرهای اقلیمی تهران برای دوره آتی بر مبنای سناریوهای RCP، ریزمقیاس و ارزیابی می‌گردند.

بدین ترتیب مقادیر روزانه هر یک از متغیرهای آب و هوایی شهر تهران تحت سناریوهای RCP برای دوره آتی ۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰ بدست می‌آیند و سپس مورد تحلیل و ارزیابی قرار می‌گیرند. در ادامه، مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی مورد استفاده در گام اول (SDSM و FDSM) تشریح می‌گردند.

## SDSM

مدل SDSM، ترکیبی از روش‌های رگرسیونی چند متغیره و تولید تصادفی داده‌های آب و هوایی مصنوعی برای ریزمقیاس‌نمایی است که توسط ویلی و همکاران (Wilby et al., 2002) ارائه شده است. به‌وسیله SDSM و بر مبنای ایجاد ارتباط آماری مناسب بین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (بزرگ‌مقیاس جغرافیایی) و متغیر پیش‌بینی‌شونده (داده‌های مشاهداتی) در دوره پایه، می‌توان به روابط مناسبی برای ارزیابی متغیرهای اقلیمی در دوره آتی تحت اثرات تغییر اقلیم رسید (Goodarzi et al., 2016). در این تحقیق از آخرین ویرایش نرم‌افزار SDSM (نسخه ۵.۳.۵) که برای مدل‌های CMIP5 توسعه یافته، استفاده گردیده است. معادلات مرتبط با مدل مشهور SDSM توسط ویلی و داسون (Wilby and Dawson, 2013) ارائه شده‌اند. چگونگی استفاده از نرم‌افزار SDSM در راهنمای کاربری آن ([www.sdsml.org.uk/SDSMManual.pdf](http://www.sdsml.org.uk/SDSMManual.pdf)) تشریح شده است. بر این اساس، طبق توصیه مؤلفین نرم‌افزار SDSM برای واسنجی و صحت‌سنجی مدل ریزمقیاس‌نمایی

جدول ۲- فهرست متغیرهای پیش‌بینی‌کننده NCEP

ردیف	پیش‌بینی‌کننده	توصیف	ردیف	پیش‌بینی‌کننده	توصیف
۱۴	p8_f	مقاومت جریان هوا در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۱	mslp	فشار متوسط در سطح دریا
۱۵	p8_u	سرعت منطقه‌ای در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۲	p_f	مقاومت جریان هوای سطحی
۱۶	p8_v	سرعت نصف‌النهاری در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۳	p_u	سرعت منطقه‌ای سطحی
۱۷	p8_z	گردباد در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۴	p_v	سرعت نصف‌النهاری سطحی
۱۸	p8th	جهت باد در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۵	p_z	گردباد سطحی
۱۹	p8zh	دیورژانس در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۶	p_th	جهت باد سطحی
۲۰	p500	ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	۷	p_z	دیورژانس سطحی
۲۱	p850	ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۸	p5_f	مقاومت جریان هوا در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
۲۲	r500	رطوبت نسبی در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	۹	p5_u	سرعت منطقه‌ای در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
۲۳	r850	رطوبت نسبی در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال	۱۰	p5_v	سرعت نصف‌النهاری در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
۲۴	rhum	رطوبت نسبی در سطح نزدیک زمین	۱۱	p5_z	گردباد در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
۲۵	shum	رطوبت مخصوص در سطح نزدیک زمین	۱۲	p5th	جهت باد در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
۲۶	temp	دمای هوا در سطح نزدیک زمین	۱۳	p5zh	دیورژانس در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال

در رابطه فوق،  $d^2(x_k, v_i)$  مربع فاصله اقلیدسی بین  $v_i$  (مرکز خوشه  $k$ ام) و  $x_k$  (داده  $k$ ام)،  $u_{ik}$  مقدار درجه عضویت داده  $k$ ام در خوشه  $k$ ام است. همچنین  $c$  تعداد خوشه‌ها،  $n$  تعداد داده‌ها (نقاط) و  $m$  فازی‌کننده یا پارامتری است (عدد حقیقی) که میزان فازی بودن خوشه بندی را تعیین می‌کند ( $m \geq 1$ ). حداقل سازی  $J_m$ ، بر پایه انتخاب مناسب  $U$  (ماتریس درجه عضویت خوشه‌ها) و  $v$  (ماتریس مراکز خوشه‌ها) و همچنین رابطه بین آن‌ها صورت می‌گیرد (Bezdek, 1981). برای زوج داده‌های ورودی-خروجی (پیش‌بینی‌کننده بزرگ‌مقیاس - پیش‌بینی‌شونده ریزمقیاس)، فرآیند خوشه‌بندی با در نظر گرفتن ارتباط بین دو گروه داده ورودی و خروجی انجام می‌گیرد که در این فرآیند، خوشه‌های داده‌های ورودی و خروجی به وسیله قواعد فازی به هم مرتبط می‌شوند. در این روش تعداد خوشه‌های داده‌های ورودی و خروجی با هم برابر است و تعداد قواعد فازی نیز به تعداد خوشه‌ها محدود می‌شود. در تحقیق حاضر فرآیند فوق، با استفاده از جعبه ابزار کلاسترینگ نرم‌افزار Matlab و به صورت سعی و خطا انجام گرفته است.

(۲) با استفاده از ساختار حاصل از خوشه‌بندی، FDSM به صورت یک سیستم استنتاج فازی ممدانی ساخته می‌شود. این سیستم یک چارچوب محاسباتی بر مبنای قواعد اگر-آنگاه و استدلال فازی است که در آن هر دو قسمت شرط و نتیجه قواعد، فازی هستند (Mamdani and Assilian, 1975). در سیستم ممدانی از ترکیب ماکزیم-مینیم برای انجام ترکیب و استنتاج قوانین و نهایتاً محاسبه نتیجه نهایی استفاده می‌شود. ترکیب روابط  $r$  قاعده‌ی فازی سیستم با دو ورودی  $X$  و  $Y$ ، مطابق با رابطه‌ی  $\mu_{\bar{C}}$  محاسبه می‌گردد (Monjezi and Rezaei, 2011):

(۴)

$$\mu_{\bar{C}}(Z) = \max_{K=1,2,\dots,r} [\min[\mu_{\bar{A}_K}(\text{input}(X)), \mu_{\bar{B}_K}(\text{input}(Y))]]$$

در رابطه‌ی فوق،  $\mu_{\bar{C}}$  تابع عضویت خروجی  $Z$  (خروجی نهایی سیستم) است که از ترکیب خروجی‌های تمامی  $r$  قاعده‌ی سیستم بدست می‌آید و همچنین  $\mu_{\bar{A}_K}$  و  $\mu_{\bar{B}_K}$  به ترتیب توابع عضویت ورودی  $X$  و  $Y$  برای قانون  $K$ ام ( $K = 1, 2, \dots, r$ ) هستند. پس از محاسبه رابطه  $\mu_{\bar{C}}$  و تعیین

## FDSM

منطق فازی (Zadeh, 1965) از توانایی بالایی در حل و بررسی مسائل پیچیده، مبهم، نامشخص، به‌خوبی تعریف نشده و به‌طور کلی مواردی که دارای ابهام ذاتی به‌علت غیر دقیق بودن یا ناکافی بودن داده‌ها هستند، برخوردار است. در این تحقیق تلاش شده با به‌کارگیری منطق فازی، ارتباط بین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (بزرگ‌مقیاس) و پیش‌بینی‌شونده‌های آب و هوایی (کوچک‌مقیاس) در دوره پایه شناسایی شود و بر اساس این ارتباط، مدل قابل اعتمادی برای ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای آب و هوایی تحت اثرات تغییر اقلیم در دوره آتی فراهم گردد. در این راستا، مدل ریزمقیاس‌نمایی فازی (FDSM) به‌صورت یک سیستم استنتاج فازی ممدانی (Mamdani and Assilian, 1975) تدوین شد که در آن، از خوشه‌بندی C-Means فازی (Bezdek, 1981) برای تعیین اجزای سیستم ممدانی (از جمله توابع عضویت فازی و قواعد فازی) استفاده گردیده است. مدل FDSM، بر مبنای پیش‌بینی‌کننده‌های روزانه NCEP و داده‌های مشاهداتی متغیرهای آب و هوایی روزانه (پیش‌بینی‌شونده) در دوره پایه، واسنجی (با ۷۰ درصد داده‌ها) و صحت‌سنجی شده است. در این خصوص، برای هر یک از متغیرهای آب و هوایی، متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مشابه با روش SDSM انتخاب شده‌اند. در این تحقیق، ساخت FDSM در طی دو گام به ترتیب زیر انجام می‌شود:

(۱) با استفاده از فرآیند خوشه‌بندی C-Means فازی (Bezdek, 1981)، اجزای سیستم استنتاج فازی ممدانی از جمله توابع عضویت فازی و قواعد فازی مرتبط تعیین می‌گردند. در این فرآیند، هر داده روزانه با درجه‌ی خاصی - که با توجه به درجه عضویت فازی تعیین می‌شود - به یک خوشه (تابع عضویت فازی) تعلق می‌گیرد؛ بر این اساس، داده‌های روزانه در قالب چند خوشه، گروه‌بندی می‌گردند. این روش بر مبنای حداقل‌سازی تابع هدف انجام می‌شود (تابع هدف ارائه‌دهنده‌ی فاصله بین هر یک از داده‌ها تا مرکز خوشه، بر مبنای درجه عضویت آن‌ها می‌باشد) که به صورت رابطه ۳ تعریف می‌گردد (Bezdek, 1981):

$$J_m(U, v; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_k, v_i) \quad (3)$$



شاخص  $R^2$ ، برابر یک است که این حالت نشان می‌دهد بین نتایج خروجی مدل و مقادیر مشاهداتی، تناظر کاملاً یک به یک خطی برقرار است و می‌تواند معرف توانایی نسبی مدل در پیش‌بینی مقادیر مشاهداتی باشد. شاخص RMSE معیاری از میزان انحراف نتایج شبیه‌سازی شده از مقادیر مشاهداتی را ارائه می‌دهد. مقدار این شاخص از صفر برای بهترین حالت شبیه‌سازی تا بی‌نهایت تغییر می‌کند. شاخص NSE معیاری از نسبت واریانس مقادیر مشاهداتی به واریانس مقادیر شبیه‌سازی شده توسط مدل است. این شاخص، دقت خروجی مدل را نسبت به مدلی که تنها خروجی آن مقدار متوسط داده‌های مشاهداتی است، می‌سنجد. این شاخص می‌تواند مقادیری بین  $-\infty$  تا ۱ داشته باشد. بهترین مقدار این شاخص، یک است که نشان‌دهنده انطباق کامل مقادیر مشاهداتی و مقادیر مدل شده است. شاخص MAE نیز بیانگر میزان خطای مدل است که بهترین مقدار آن برابر صفر می‌باشد.

### نتایج و بحث

به منظور واسنجی و صحت‌سنجی مدل‌های SDSM و FDSM، متغیرهای پیش‌بینی‌کننده با استفاده از فرآیند غربالسازی متغیرها (برمبنای آزمون همبستگی) در نرم‌افزار SDSM انتخاب شدند. در این زمینه، پیش‌بینی‌کننده‌های p500 و temp برای ریزمقیاس‌نمایی دمای متوسط، دمای حداکثر، دمای حداقل و ساعات آفتابی در ایستگاه مهرآباد انتخاب شدند. همچنین پیش‌بینی‌کننده‌های mslp و r850 برای بارش، پیش‌بینی‌کننده‌های r500 و r850 برای رطوبت نسبی و پیش‌بینی‌کننده‌های p8zh و p\_zh برای سرعت متوسط باد در این ایستگاه انتخاب شدند. مطابق با همین روش، پیش‌بینی‌کننده‌ها برای دو ایستگاه ژئوفیزیک و دوشان تپه نیز انتخاب گردیدند که پیش‌بینی‌کننده‌ها در این دو ایستگاه، کاملاً مشابه و یکسان با ایستگاه مهرآباد بدست آمدند. از طرفی، موقعیت جغرافیایی شهر تهران و هر سه ایستگاه در یک سلول واحد از شبکه‌بندی NCEP قرار دارند. بنابراین داده‌های پیش‌بینی‌کننده‌های NCEP دارای مقادیر یکسانی برای هر سه ایستگاه هستند. ضمن اینکه، هر سه ایستگاه در یک سلول واحد از شبکه‌بندی مدل‌های

خروجی نهایی سیستم (که یک تابع عضویت فازی است)، با استفاده از روش مرکز سطح، مقدار خروجی غیرفازی سیستم (Z) بدست می‌آید (Jamshidi et al., 2013). بدین ترتیب، پس از تکرار چندین مرتبه خوشه‌بندی، مدل‌سازی و ارزیابی نتایج حاصل از مدل‌ها، بهترین FDSM با حداقل تعداد توابع عضویت فازی-قواعد فازی و حداکثر دقت نتایج بدست می‌آید. با وارد کردن داده‌های روزانه بزرگ‌مقیاس CMIP5 به FDSM، مقادیر ریزمقیاس‌شده متغیرهای آب و هوایی در دوره آتی محاسبه می‌شوند.

### شاخص‌های آماری برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها از شاخص‌های ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطاها (RMSE)، کارایی نش-ساتکلیفت (NSE) و میانگین مطلق خطاها (MAE) مطابق با رابطه‌های ۵ تا ۸ استفاده می‌شود؛ هر یک از این شاخص‌ها به نحوی تناظر بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده را بیان می‌کنند (Tiwari et al., 2020; Ashofteh et al., 2015):

(۵)

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - \bar{X}_{obs}) \times (X_{model,i} - \bar{X}_{model})]^2}{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - \bar{X}_{obs})^2 \times \sum_{i=1}^n (X_{model,i} - \bar{X}_{model})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \quad (۶)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - \bar{X}_{obs})^2} \quad (۷)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_{obs,i} - X_{model,i}|}{n} \quad (۸)$$

در این روابط  $X_{obs,i}$  و  $X_{model,i}$  به ترتیب مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده متغیر X در گام زمانی  $t$ ام،  $\bar{X}_{obs}$  و  $\bar{X}_{model}$  به ترتیب مقادیر متوسط مشاهداتی و شبیه‌سازی شده متغیر آب و هوایی X در بازه مدل‌سازی و n تعداد گام‌های زمانی یا تعداد داده‌ها هستند. بهترین مقدار

تابع عضویت شماره ۱ برای temp باشند آنگاه دمای متوسط روزانه تهران برابر با تابع عضویت شماره ۱ خواهد بود». این قانون به صورت رابطه زیر بیان می‌گردد:

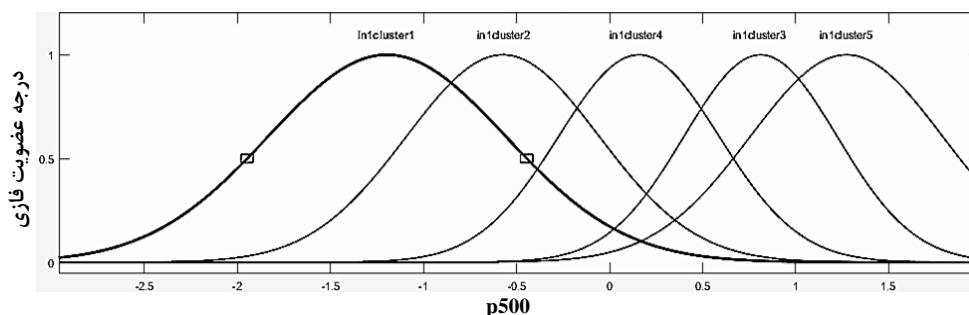
If p500 is in1cluster1 and temp is in2cluster1 then T<sub>mean</sub> is out1cluster1 (۹)

که در آن in1cluster1، in2cluster1، T<sub>mean</sub> و out1cluster1 به ترتیب تابع عضویت شماره ۱ برای p500، تابع عضویت شماره ۱ برای temp، دمای متوسط روزانه تهران و تابع عضویت شماره ۱ برای دمای متوسط هستند. به عنوان نمونه در شکل‌های ۲، ۳ و ۴، شکل توابع عضویت فازی و محدوده‌ی تعریف آن‌ها برای متغیرهای پیش‌بینی کننده در مدل ریزمقیاس‌نمایی دمای متوسط (یعنی p500 و temp) و همچنین پیش‌بینی‌شونده (دمای متوسط روزانه تهران) ارائه شده است.

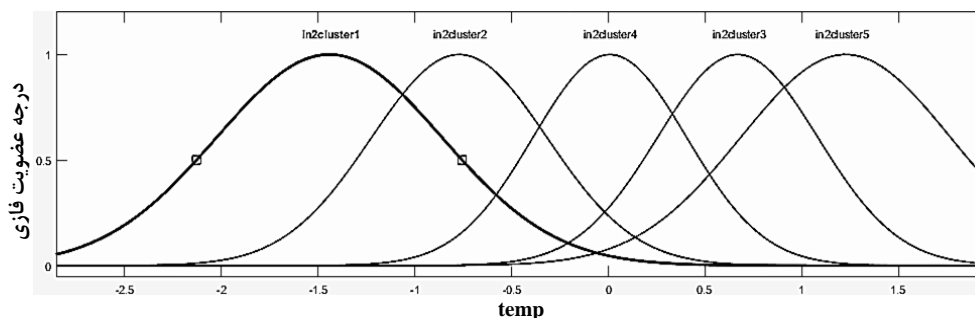
همچنین در شکل ۵، تصویری شماتیک از چگونگی ریز مقیاس‌نمایی دمای متوسط روزانه در مدل FDSM با ۵ قانون فازی و با پیش‌بینی‌کننده‌های روزانه p500 و temp به ترتیب برابر با ۰/۵۶۴- و ۰/۴۴۳- نشان داده شده که در نهایت براساس این مثال، مقدار دمای متوسط روزانه (ریز مقیاس‌شده) برابر ۱۱/۳ درجه سانتی‌گراد محاسبه شده است.

CMIP5 (جدول ۱) نیز قرار دارند. بر این اساس، متغیرهای بزرگ‌مقیاس برای هر مدل CMIP5. در هر سه ایستگاه دارای مقادیر یکسانی هستند. از این رو، با توجه به یکسان بودن داده‌های بزرگ‌مقیاس (داده‌های NCEP و داده‌های مدل‌های CMIP5) در هر سه ایستگاه، از میانگین وزنی داده‌های مشاهداتی سه ایستگاه برای ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای آب و هوایی شهر تهران استفاده شد. بر این اساس، مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی SDSM و FDSM تدوین شدند.

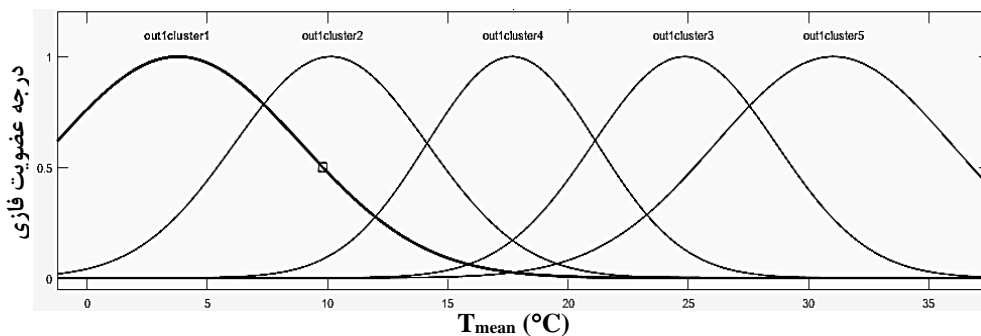
در ساخت FDSM، مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برای دمای متوسط، دمای حداکثر، دمای حداقل، رطوبت نسبی، بارش، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی به ترتیب با ۵، ۵، ۵، ۷، ۹، ۸ و ۵ قانون فازی (و تابع عضویت فازی گاوسی شکل) حاصل شدند. قوانین فازی و بازه تعریف توابع عضویت فازی ورودی و خروجی در مدل‌های فازی برای هر یک از متغیرهای آب و هوایی متفاوت هستند و هر مدل ساختار خاص خود را دارد. به عنوان نمونه، یک قانون فازی در FDSM برای دمای متوسط عبارت است از: «اگر ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال برابر با تابع عضویت شماره ۱ برای p500 و دما در سطح نزدیک زمین برابر با



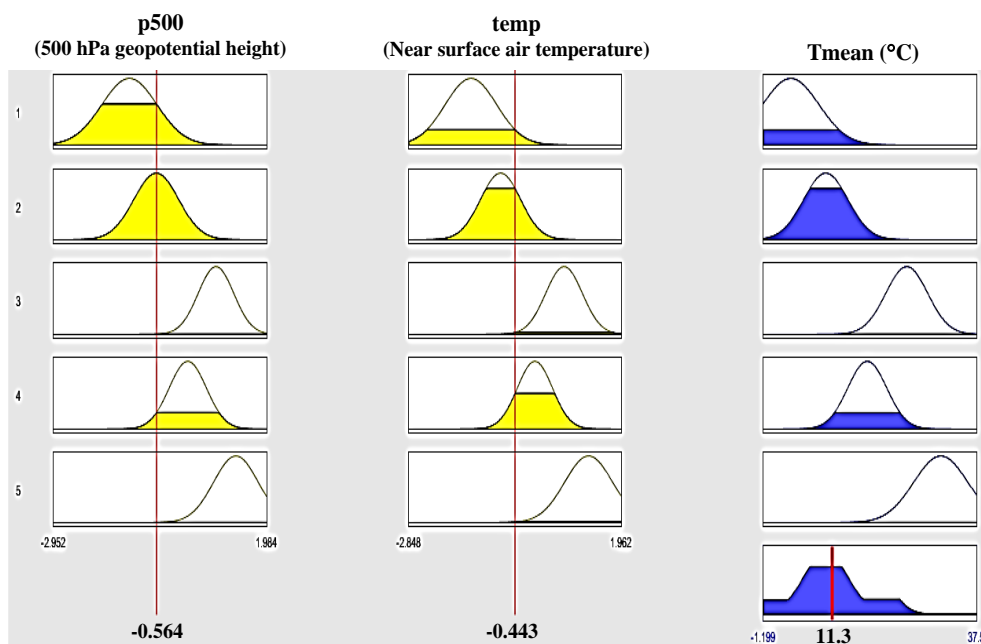
شکل ۲- توابع عضویت فازی برای متغیر پیش‌بینی‌کننده p500 (در FDSM برای دمای متوسط)



شکل ۳- توابع عضویت فازی برای متغیر پیش‌بینی‌کننده temp (در FDSM برای دمای متوسط)



شکل ۴- توابع عضویت فازی برای پیش‌بینی‌شونده  $T_{mean}$  (در FDSM برای دمای متوسط)



شکل ۵- شماتیک نحوه محاسبه دمای متوسط ریزمقیاس‌شده در مدل FDSM

ارزیابی عملکرد مدل‌ها در ماه‌های دوازده‌گانه دوره پایه، میانگین بلندمدت متغیرهای آب و هوایی شبیه‌سازی شده توسط FDSM و SDSM با میانگین بلندمدت مقادیر مشاهداتی آن‌ها مقایسه گردید که در شکل ۶ ارائه شده است.

با توجه به شکل ۶، میانگین بلندمدت متغیرهای آب و هوایی شبیه‌سازی شده توسط FDSM و SDSM در مقایسه با مقادیر مشاهداتی آن‌ها برای تهران، در تمام ماه‌های دوازده‌گانه دوره پایه از دقت و تطابق بسیار بالایی برخوردار هستند و اختلاف بسیار اندکی بین مقادیر تولیدشده و مشاهداتی وجود دارد. به‌عنوان نمونه برای دمای متوسط، FDSM در ماه‌های ژانویه، فوریه، آوریل و اکتبر به‌اندازه‌ی بسیار کوچکی (حداکثر ۰/۰۲ درجه سانتی‌گراد در اکتبر)

با استفاده از شاخص‌های آماری در بخش ۳.۲.۲، عملکرد مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی ارزیابی شد که بر این اساس، مدل‌های FDSM و SDSM در تحقیق حاضر برای تمام متغیرهای آب و هوایی شهر تهران در دوره پایه، از کیفیت و عملکرد بسیار مناسبی برخوردارند؛ نتایج این شاخص‌های آماری در جدول ۳ ارائه شده است. در این خصوص، نتایج شاخص‌های ارزیابی عملکرد FDSM بسیار نزدیک به SDSM و حتی برای دمای متوسط، دمای حداکثر و دمای حداقل بهتر از SDSM است. بنابراین مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی فازی تدوین‌شده در تحقیق حاضر، از عملکرد و توانمندی بالایی در شبیه‌سازی داده‌های آب و هوایی دوره پایه برخوردار هستند که کیفیت نتایج آن‌ها در سطح روش قدرتمند SDSM قرار می‌گیرد. علاوه بر این، به منظور

سناریو RCP. امکان نمایش تمام نتایج (۲۱ نمودار) به دلیل محدودیت حجم مقاله وجود ندارد. بر این اساس به‌عنوان نمونه در شکل ۸، میانگین بلندمدت دمای متوسط تهران بر مبنای هشت مدل CMIP5 برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در دوره آتی ارائه شده است. بر اساس شکل ۸، روند کلی میانگین بلندمدت دمای متوسط تهران در دوره آتی نسبت به دوره پایه، برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 با افزایش همراه خواهد بود؛ البته مقادیر پیش‌بینی شده توسط هشت مدل CMIP5، از لحاظ کمی با هم اختلاف دارند. این اختلاف کمی در مقادیر پیش‌بینی شده، برای سایر متغیرهای آب و هوایی مورد بررسی در تحقیق حاضر نیز وجود دارد.

بنابراین در این تحقیق، با توجه به خروجی‌های متفاوت هشت مدل CMIP5، مقدار روزانه (نهایی) هر یک از متغیرهای آب و هوایی تهران در دوره آتی، با استفاده از میانگین وزنی هشت مدل CMIP5 (بر اساس توانایی‌شان در شبیه‌سازی دوره پایه) محاسبه گردید (مطابق با گام‌های تشریح شده در بخش ۲.۲). در این خصوص، با استفاده از داده‌های تاریخی هشت مدل CMIP5 در دوره پایه (۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸)، وزن هر هشت مدل تعیین شد و سپس مقادیر روزانه هر یک از متغیرهای آب و هوایی شهر تهران تحت سناریوهای RCP برای دوره آتی ۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰ بدست آمدند. مطابق با این نتایج، در شکل ۹، میانگین بلندمدت متغیرهای آب و هوایی شهر تهران برای سناریوهای RCP (بر اساس میانگین وزنی هشت مدل CMIP5) در دوره آتی مقایسه شده است.

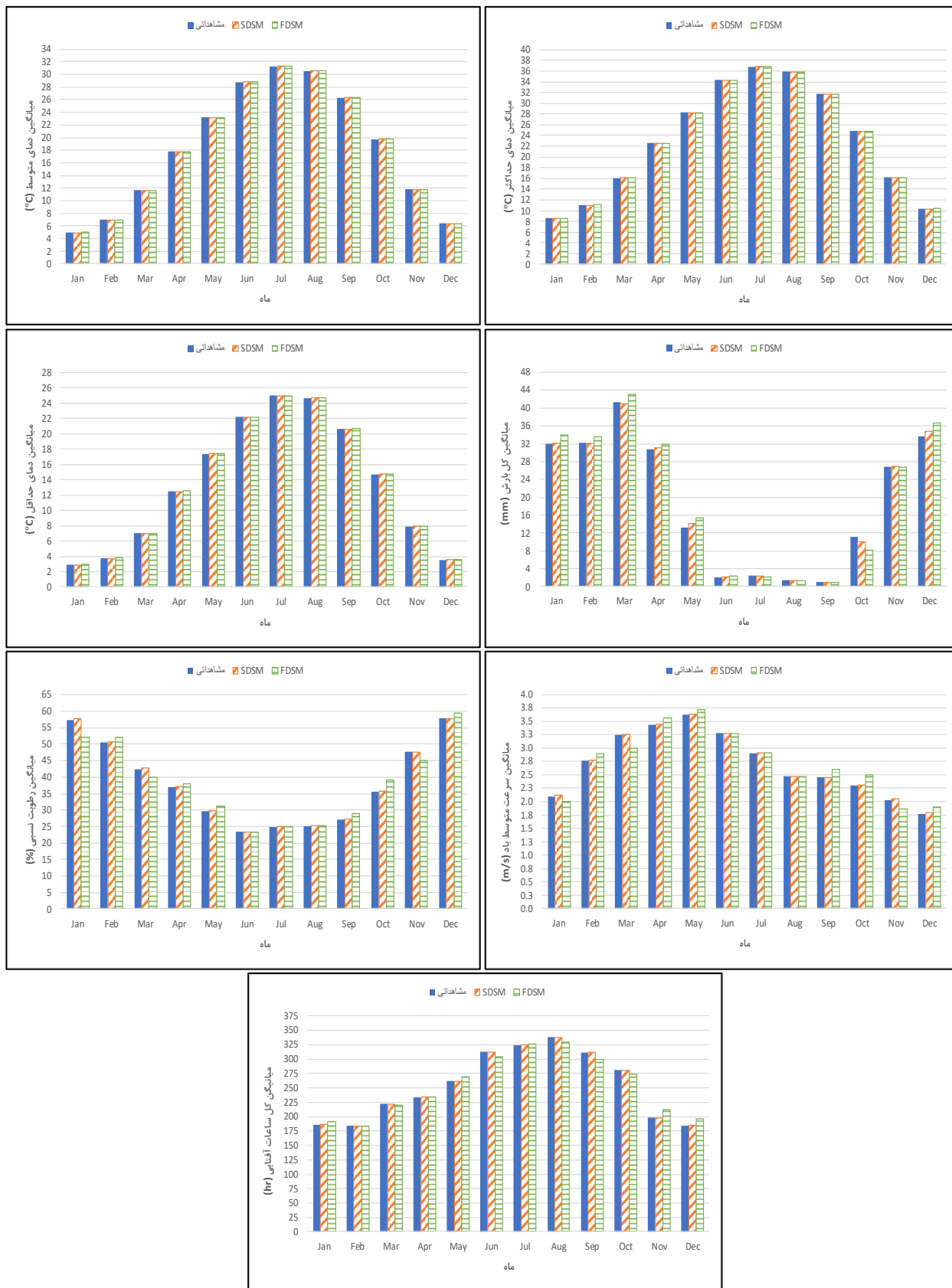
بیش برآوردی دارد. همچنین برای بارش، SDSM در ماه‌های ژانویه، آوریل، می، نوامبر و دسامبر به‌اندازه کوچکی (حداکثر ۱/۲۵ میلی‌متر در دسامبر) بیش‌برآوردی و در ماه اکتبر به مقدار ناچیزی (۱/۲۳ میلی‌متر) کم‌برآوردی دارد.

جمع‌بندی نتایج شاخص‌های آماری  $R^2$ ، RMSE، NSE و MAE (جدول ۳) و همچنین مقایسه نتایج شبیه‌سازی شده توسط FDSM و SDSM در دوره پایه (شکل ۶)، حاکی از عدم برتری مطلق یک مدل بر مدل دیگر ریزمقیاس‌نمایی است. اما به نظر می‌رسد با اختلاف بسیار کوچکی، عملکرد FDSM برای ریزمقیاس‌نمایی دمای متوسط، دمای حداکثر و دمای حداقل تهران و عملکرد SDSM برای ریزمقیاس‌نمایی بارش، رطوبت نسبی، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی تهران بهتر است که به‌عنوان مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر برای شهر تهران در تحقیق حاضر انتخاب شدند. علاوه بر این، انحراف معیار متغیرهای آب و هوایی شبیه‌سازی شده (به‌وسیله مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر) با مقادیر مشاهداتی در دوره پایه نیز مقایسه گردید که در شکل ۷ نشان داده شده است. مطابق با شکل ۷، مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر در این تحقیق، از توانایی و عملکرد مناسبی برای هر هفت متغیر آب و هوایی روزانه تهران در دوره پایه برخوردار هستند.

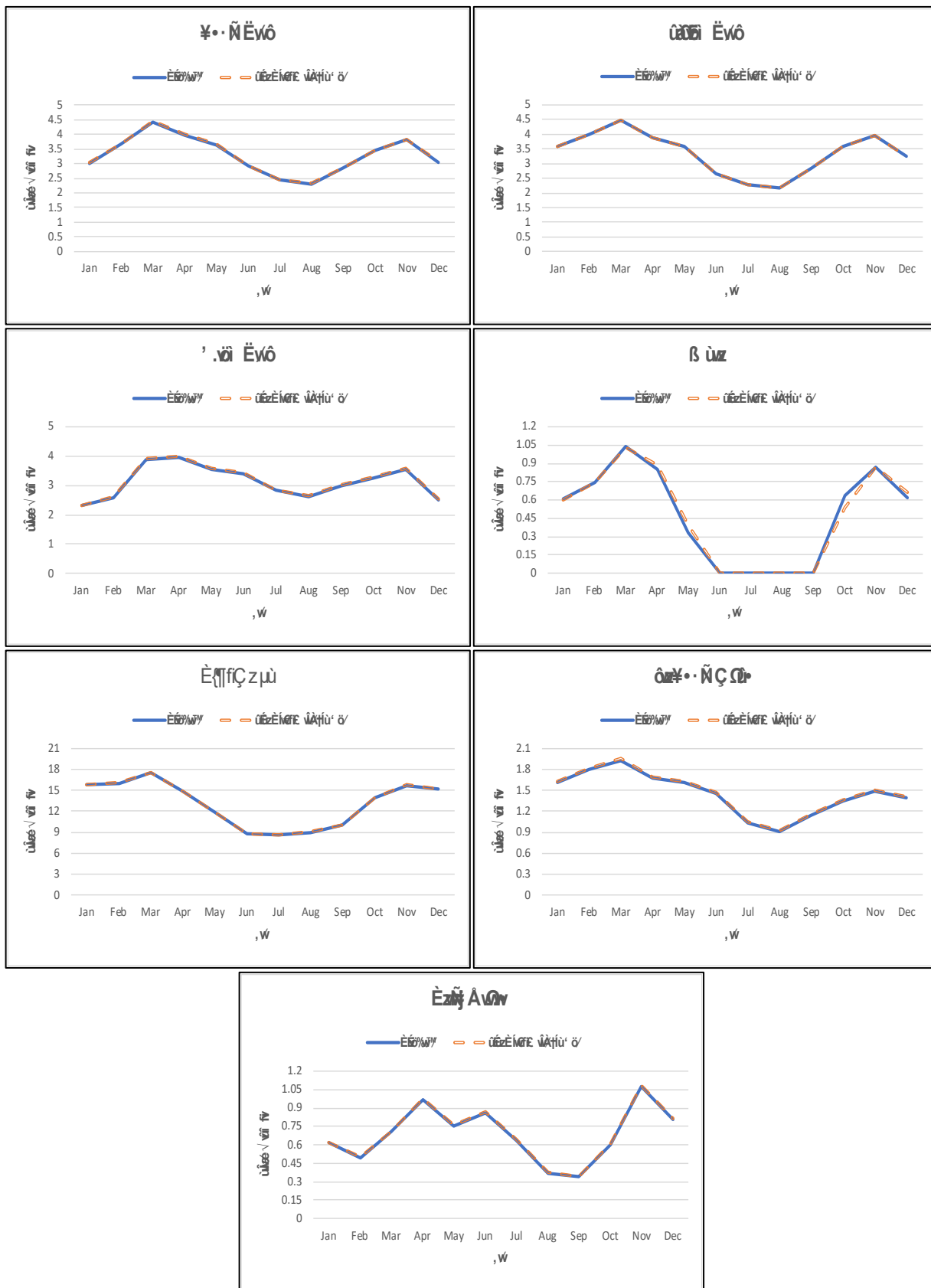
پس از گزینش مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر، خروجی‌های هر هشت مدل CMIP5 به‌وسیله مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر ریزمقیاس شدند و مقادیر روزانه متغیرهای آب و هوایی برای هر یک از هشت مدل CMIP5 در دوره آتی (۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰) بدست آمدند. با توجه به ارزیابی هفت متغیر آب و هوایی بر مبنای هشت مدل CMIP5 برای سه

جدول ۳ - مقایسه نتایج شاخص‌های آماری برای ریزمقیاس‌نمایی با FDSM و SDSM در دوره پایه (۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸)

متغیر آب و هوایی	SDSM				FDSM			
	$R^2$	RMSE	NSE	MAE	$R^2$	RMSE	NSE	MAE
دمای متوسط	۰/۹۵	۲/۱۴	۰/۹۵	۱/۶۵	۰/۹۶	۲/۰۱	۰/۹۶	۱/۵۶
دمای حداکثر	۰/۹۴	۲/۷۱	۰/۹۴	۲/۰۵	۰/۹۵	۲/۵۸	۰/۹۴	۲/۰۰
دمای حداقل	۰/۹۲	۲/۵۰	۰/۹۲	۱/۹۳	۰/۹۴	۲/۲۶	۰/۹۳	۱/۷۷
بارش	۰/۹۶	۱/۹۸	۰/۹۶	۱/۸۷	۰/۹۵۰	۲/۱۷	۰/۹۳	۲/۴۲
درصد رطوبت نسبی	۰/۹۶	۲/۸۰	۰/۹۶	۲/۹۲	۰/۹۶	۳/۰۸	۰/۹۴	۲/۷۸
سرعت متوسط باد	۰/۹۶	۰/۱۴	۰/۹۶	۰/۱۳	۰/۹۶	۰/۲۰	۰/۹۲	۰/۱۹
ساعات آفتابی	۰/۹۶	۱/۸۵	۰/۹۶	۱/۵۸	۰/۹۴	۲/۸۷	۰/۹۴	۲/۴۸

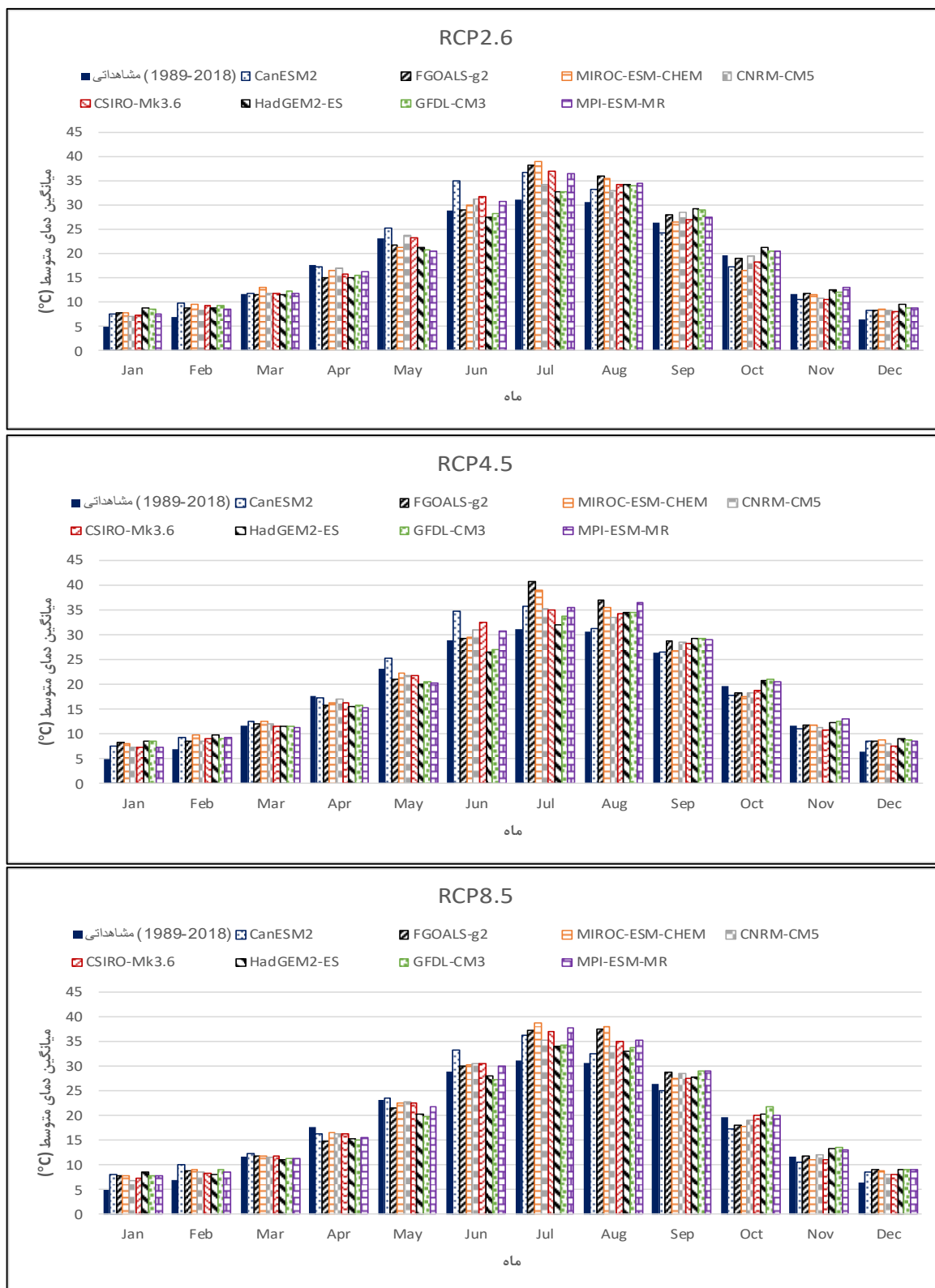


شکل ۶- مقایسه میانگین بلندمدت متغیرهای آب و هوایی شبیه‌سازی‌شده توسط FDSM و SDSM با میانگین بلندمدت مقادیر مشاهداتی آن‌ها برای شهر تهران در دوره پایه (۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸)

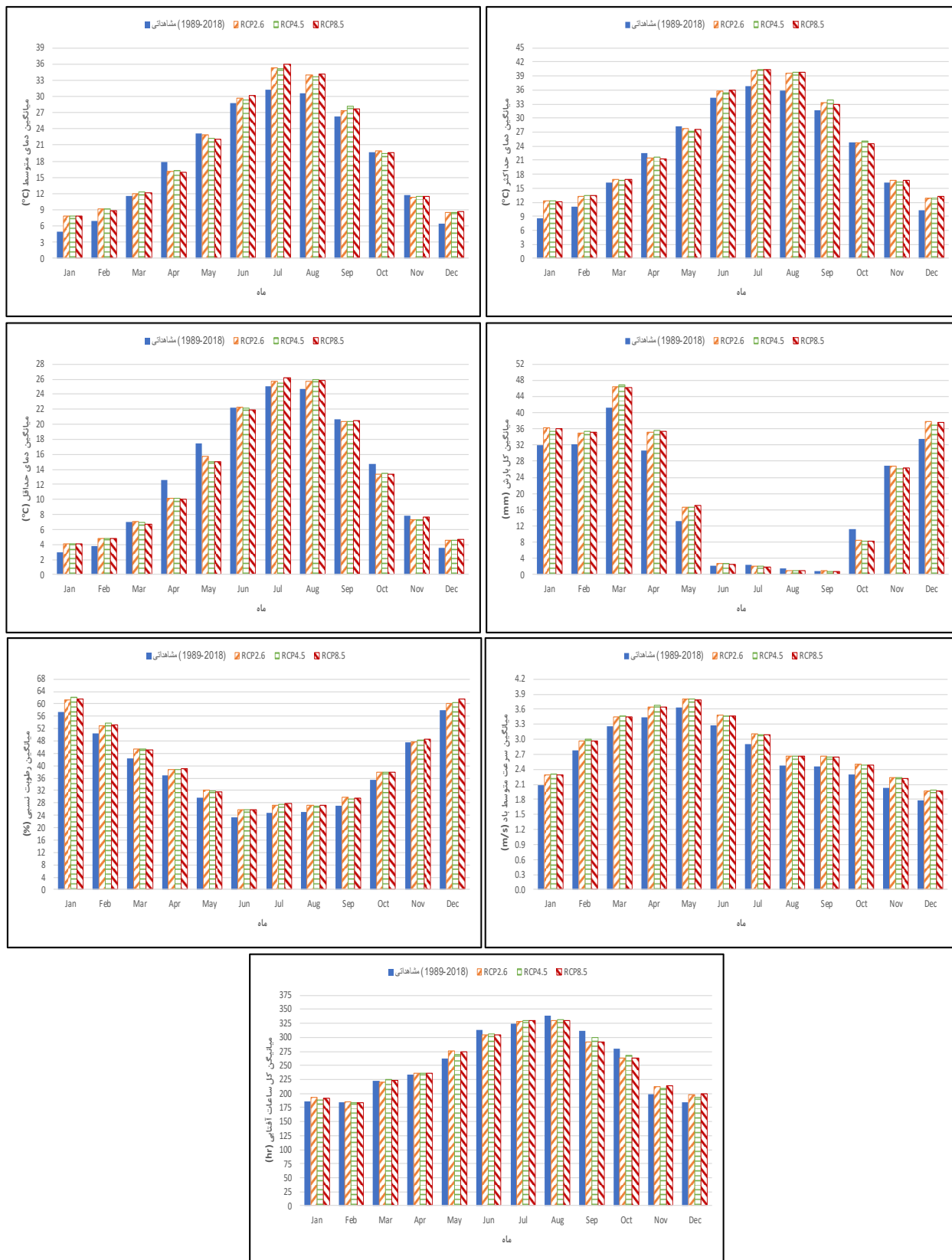


شکل ۷- مقایسه انحراف معیار متغیرهای آب و هوایی شبیه‌سازی شده به وسیله مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی برتر با مقادیر مشاهداتی در دوره پایه

(۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸)



شکل ۸- مقایسه میانگین بلندمدت دمای متوسط شهر تهران بر مبنای هشت مدل CMIP5 برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در دوره آتی (۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰)



شکل ۹- مقایسه میانگین بلندمدت متغیرهای آب و هوایی شهر تهران برای سه سناریوی RCP (بر اساس میانگین وزنی هشت مدل CMIP5) در دوره آتی (۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰)



ماه نوامبر برای سناریوی RCP2.6، افزایش میانگین بلند مدت رطوبت نسبی تهران در دوره آتی مشاهده می‌گردد. درباره سرعت متوسط باد برای هر سه سناریوی RCP، روند افزایشی غالب است. در این خصوص برای فصل بهار یعنی ماه‌های آوریل، می و ژوئن، میزان افزایش سرعت متوسط باد، بیشتر است. از نظر درصد تغییرات، میانگین بلندمدت سرعت متوسط باد تهران در دوره آتی، حداکثر ۱۰/۹۶ درصد افزایش (در ماه دسامبر برای سناریوی RCP4.5) خواهد یافت.

در مورد ساعت آفتابی، روند کلی حاکی از افزایش بسیار اندک در مقادیر دوره آتی است. البته در برخی ماه‌ها از جمله ماه‌های سپتامبر و اکتبر برای هر سه سناریوی RCP، ساعات آفتابی با کاهش اندکی همراه خواهد بود. از نظر درصد تغییرات، میانگین بلندمدت ساعات آفتابی تهران در دوره آتی، حداکثر ۷/۴۳ درصد افزایش (در ماه دسامبر برای سناریوی RCP8.5) و حداکثر ۶/۹۸ درصد کاهش (در ماه سپتامبر برای سناریوی RCP2.6) خواهد یافت.

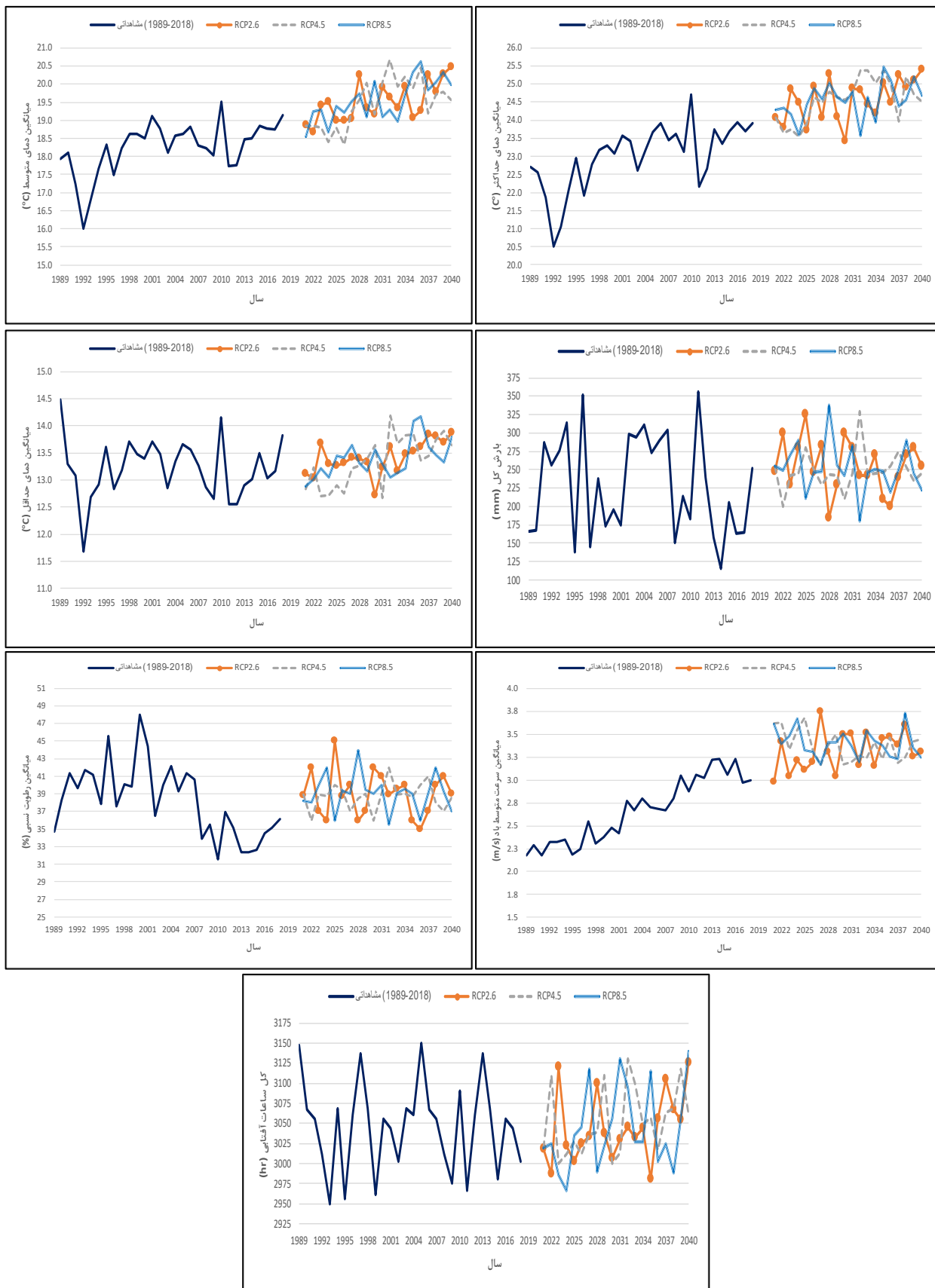
علاوه بر نتایج فوق، روند تغییرات سالانه متغیرهای آب و هوایی شهر تهران از ۱۹۸۹ تا ۲۰۴۰ نیز قابل مقایسه و تحلیل است. بر این اساس در شکل ۱۰، تغییرات سالانه هر یک از متغیرها برای سناریوهای مختلف RCP در دوره آتی (بر اساس میانگین وزنی هشت مدل CMIP5) نسبت به دوره پایه، نشان داده شده است.

مطابق با شکل ۱۰، روند تغییرات سالانه میانگین دمای متوسط و میانگین دمای حداکثر شهر تهران برای هر سه سناریوی RCP نسبت به دوره پایه، صعودی خواهد بود؛ در این خصوص، میانگین سالانه دمای متوسط در کل دوره آتی برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب به ۱۹/۴۷، ۱۹/۵۱ و ۱۹/۵۵ درجه سانتی‌گراد (حداکثر ۱/۲۹ درجه سانتی‌گراد افزایش برای RCP8.5) و میانگین سالانه دمای حداکثر به ترتیب به ۲۴/۵۶، ۲۴/۵۷ و ۲۴/۵۸ درجه سانتی‌گراد (حداکثر ۱/۵۷ درجه سانتی‌گراد افزایش برای RCP8.5) خواهد رسید.

مطابق با شکل ۹، میانگین بلندمدت دمای متوسط و میانگین بلندمدت دمای حداکثر شهر تهران در دوره آتی ۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰ برای هر سه سناریوی RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5، با افزایش همراه خواهند بود (به جز در ماه‌های آوریل، می و نوامبر). از نظر درصد تغییرات، بیشترین تغییرات میانگین بلندمدت دمای متوسط، در ماه ژانویه برای سناریوی RCP2.6 (۳۶/۹ درصد افزایش) و در ماه آوریل برای سناریوی RCP8.5 (۱۱/۹۶ درصد کاهش) دیده می‌شود. همچنین میانگین بلندمدت دمای حداکثر شهر تهران در دوره آتی، حداکثر ۳۰/۱۷ درصد افزایش (در ماه ژانویه برای سناریوی RCP2.6) و حداکثر ۶/۵۱ درصد کاهش (در ماه آوریل برای سناریوی RCP8.5) خواهد یافت.

دمای حداقل شهر تهران برای هر سه سناریوی RCP، در ماه‌های آوریل، می، ژوئن، سپتامبر، اکتبر و نوامبر، کاهش و در مابقی ماه‌ها افزایش می‌یابد. در این خصوص، حداکثر در ۲۸/۸۴ درصد افزایش (در ماه ژانویه برای سناریوی RCP4.5) و حداکثر ۲۴/۳۹ درصد کاهش (در ماه آوریل برای سناریوی RCP8.5) خواهد یافت. در مورد مقدار بارش در دوره آتی، برای ماه‌های گرم، روند تقریباً ثابتی نسبت به دوره پایه مشاهده می‌شود؛ اما برای ماه‌های سرد شامل دسامبر، ژانویه، فوریه و به‌خصوص ماه مارس برای هر سه سناریوی RCP، افزایش بارش‌ها مشاهده می‌گردد. از نظر درصد تغییرات، میانگین بلندمدت بارش تهران در دوره آتی، حداکثر ۲۱/۸۴ درصد افزایش (در ماه می برای سناریوی RCP8.5) و حداکثر ۴۹/۲۳ درصد کاهش (در ماه آگوست برای سناریوی RCP2.6) خواهد یافت.

مقادیر رطوبت نسبی، حاکی از افزایش این متغیر برای هر سه سناریوی RCP در شهر تهران است. در این خصوص لازم به اشاره است مقادیر میانگین بلندمدت برای ماه‌های دوازده‌گانه دوره آتی، اختلاف بسیار کوچکی با یکدیگر دارند و بیش‌ترین تفاوت‌ها در ماه‌های سرد سال مشاهده می‌گردد. از نظر میزان تغییرات، حداکثر ۴/۷۲ درصد در ماه ژانویه برای سناریوی RCP4.5 و حداقل ۰/۱۳ درصد در



شکل ۱۰- تغییرات سالانه متغیرهای آب و هوایی شهر تهران از ۱۹۸۹ تا ۲۰۴۰ (بر اساس میانگین وزنی هشت مدل CMIP5)

شد. بر این اساس، عملکرد دو مدل ریزمقیاس‌نمایی FDSM و SDSM در شبیه‌سازی تغییرات اقلیمی شهر تهران تحت سناریوهای RCP مقایسه و تحلیل گردید. نتایج دوره پایه و آتی بیانگر عملکرد و توانایی بسیار بالای هر دو مدل FDSM و SDSM، در شبیه‌سازی و ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای آب و هوایی شهر تهران است. بنابراین بهره‌گیری از رویکرد فازی در ریزمقیاس‌نمایی، دارای توجه فنی است. در واقع مطابق با نتایج، به‌کارگیری رویکرد فازی، در ایجاد ارتباط بین داده‌های بزرگ‌مقیاس و مشاهداتی و همچنین در کاهش عدم قطعیت‌های ریزمقیاس‌نمایی موفق بود. در این خصوص، استفاده از سیستم استنتاج فازی ممدانی نسبت به دیگر سیستم‌های استنتاج فازی مانند سوگنو، دقت و کیفیت نتایج در شرایط مختلف را افزایش می‌دهد (کیفیت نتایج سیستم‌های سوگنو به دلیل برخورداری از یک خروجی ثابت یا خطی در قسمت نتیجه قواعد، در شرایط غیرطبیعی و یا غیرخطی کاهش می‌یابد). از این جهت FDSM در تحقیق حاضر نسبت به دیگر مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی که از روش‌های هوشمند مانند ANFIS (که مبتنی بر سوگنو است) استفاده نمودند، دارای نوآوری و برتری است. از طرفی تعدد انواع متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پیش‌بینی‌شونده و نیز بازه‌ی تغییرات آن‌ها در بحث حاضر می‌توانست منجر به افزایش تعداد توابع عضویت فازی و قواعد فازی شود. از این رو، بهره‌گیری از خوشه‌بندی C-Means فازی، ضمن بهینه نمودن تنظیم ساختار توابع عضویت فازی-قواعد فازی، درک عمومی نسبت به مدل را نیز ساده‌تر نمود.

علاوه بر این، استفاده از داده‌های شبکه‌بندی NCEP که تفکیک‌پذیری بزرگتری نسبت به شبکه‌بندی GCM دارند نیز بر افزایش دقت و کارایی FDSM و هم SDSM اثرگذار بوده است. نتایج FDSM و SDSM حاکی از عدم برتری مطلق یک مدل بر مدل دیگر ریزمقیاس‌نمایی است. اما با اختلاف بسیار کوچکی عملکرد FDSM برای دمای متوسط، دمای حداکثر و دمای حداقل و عملکرد SDSM برای بارش، رطوبت نسبی، سرعت متوسط باد و ساعات آفتابی شهر تهران بهتر بود که به‌عنوان مدل‌های

در مورد میانگین دمای حداقل تهران، روند تغییرات سالانه برای هر سه سناریو، بیانگر ثبات نسبی است؛ در این زمینه، برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب به ۱۳/۳۵، ۱۳/۴۰ و ۱۳/۴۲ درجه سانتی‌گراد (حداکثر ۰/۰۲ درجه سانتی‌گراد افزایش برای RCP8.5) خواهد رسید. روند تغییرات سالانه بارش تهران برای هر سه سناریو با شیب بسیار کندی، صعودی است؛ در این زمینه، برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب به ۲۵۵/۷۵، ۲۵۲/۱۴ و ۲۴۸/۵۰ میلی‌متر (حداکثر ۱۰ میلی‌متر افزایش برای RCP2.6) خواهد رسید.

در مورد میانگین رطوبت نسبی تهران، روند تغییرات سالانه برای هر سه سناریو، حاکی از عدم روند منظم صعودی یا نزولی است؛ در این زمینه، برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب به ۳۹/۰۹، ۳۹/۰۰ و ۳۸/۷۴ درصد خواهد رسید. همچنین روند تغییرات سالانه میانگین سرعت متوسط باد تهران برای هر سه سناریو، صعودی خواهد بود؛ در این خصوص، برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب به ۳/۳۲، ۳/۳۷ و ۳/۴۰ متر بر ثانیه (حداکثر ۰/۸ متر بر ثانیه افزایش برای RCP8.5) خواهد رسید. در مورد ساعات آفتابی تهران نیز روند تغییرات سالانه برای هر سه سناریو، بیانگر ثبات نسبی است؛ در این زمینه، برای سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب به ۳۰۴۴/۶۱، ۳۰۵۲/۲۲ و ۳۰۴۳/۵۰ ساعت (حداکثر ۱۳ ساعت افزایش برای RCP4.5) خواهد رسید.

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق، به دو هدف اصلی شامل ارزیابی متغیرهای آب و هوایی شهر تهران تحت سناریوهای RCP و همچنین تحلیل عملکرد منطق فازی در ریزمقیاس‌نمایی، پرداخته شد. در این راستا، هفت متغیر آب و هوایی شهر تهران تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 (بر مبنای خروجی هشت مدل CMIP5) ارزیابی شدند. همچنین ضمن بهره‌گیری از مدل ریزمقیاس‌نمایی مشهور SDSM، مدل ریزمقیاس‌نمایی فازی (FDSM) نیز تدوین و استفاده

کمی آب و فاضلاب این شهر گردد که البته تعیین دقیق این تغییرات نیازمند ارزیابی‌های تکمیلی است. به‌ویژه نظر به روند صعودی دماهای متوسط و حداکثر در تمام دوره آبی و همچنین افزایش نسبی بارش در برخی سال‌ها، نتایج حاصل از تحقیق حاضر می‌تواند در پیش‌بینی مخاطرات و مدیریت ریسک‌های مرتبط با اثرات تغییر اقلیم در دوره آبی شهر تهران مورد استفاده قرار گیرند.

### منابع

- Ahmadi M., Motamedvaziri B., Ahmadi H., Moeini A., Zehtabiyani G.R. 2019. Assessment of climate change impact on surface runoff, statistical downscaling and hydrological modeling. *Physics and Chemistry of the Earth*, 114, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2019.09.002>.
- Ahmadzadeh Arajji H., Wayayok A., Massah Bavani A., Amiri E., Abdullah A.F., Daneshian J., Teh CBS. 2018. Impacts of climate change on soybean production under different treatments of field experiments considering the uncertainty of general circulation models. *Agricultural Water Management*, 205, 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.04.023>
- Aref M.A., Alijani B. 2018. Investigation of temperature and precipitation variations of Yazd-Ardakan basin with SDSM under the conditions of future climate change. *Scientific Journal Management System*, 8(1), 89-101, (In Persian). <https://doi.org/10.29252/aridbiom.8.1.89>.
- Ashofteh P.S., Haddad O.B., Mariño M.A. 2015. Risk Analysis of Water Demand for Agricultural Crops under Climate Change. *Journal of Hydrologic Engineering*, 20(4), 1-10. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001053](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001053).
- Asmat U., Athar H., Nabeel A., Latif M. 2018. An AOGCM based assessment of interseasonal variability in Pakistan. *Climate Dynamics*, 50(1-2), 349-373. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3614-0>.
- Bezdek J.C. 1981. Objective Function Clustering. In: *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Bezdek J.C. (ed.), Springer, Boston, Massachusetts, USA, pp. 43-93.

ریزمقیاس‌نمایی برتر شهر تهران در این تحقیق انتخاب شدند.

مطابق با نتایج، روند تغییرات سالانه میانگین دمای متوسط، دمای حداکثر و سرعت متوسط باد شهر تهران برای هر سه سناریوی RCP نسبت به دوره پایه، صعودی خواهد بود. ضمن اینکه روند تغییرات سالانه بارش نیز با شیب بسیار کندی، صعودی است. اما تغییرات سالانه مابقی متغیرهای مورد بررسی، بیانگر ثبات نسبی می‌باشد. از منظر تغییرات ماهانه نیز در ماه‌های جولای، آگوست و سپتامبر (یعنی فصل تابستان)، میانگین بلندمدت دماهای متوسط و حداکثر تهران در دوره آبی دارای افزایش محسوسی هستند. در مورد متغیر دمای حداقل، روند افزایشی گسترده‌ای وجود ندارد و حتی در برخی ماه‌ها، کاهش خواهد یافت. در مورد بارش، در ماه‌های گرم دوره آبی روند تقریباً ثابتی نسبت به دوره پایه مشاهده می‌شود؛ اما برای فصل زمستان و به‌خصوص ابتدای بهار دوره ۲۰۲۱ تا ۲۰۴۰، افزایش بارش در ماه‌های مختلف نسبت به دوره ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۸ پیش‌بینی می‌گردد. همچنین درصد رطوبت نسبی و سرعت متوسط باد پیش‌بینی‌شده، حاکی از افزایش این متغیر برای هر سه سناریوی RCP در تهران است. ولی روند کلی ساعات آفتابی، حاکی از افزایش بسیار اندک در مقادیر پیش‌بینی‌شده است.

لازم به ذکر است که روند صعودی در تغییرات سالانه دمای متوسط و بارش شهر تهران در این تحقیق با پیش‌بینی‌ها و نتایج مطالعات مبتنی بر مدل‌های CMIP3 از جمله اسکندری و همکاران (Eskandari et al., 2017) و نجفی و حسامی‌کرمانی (Najafi and Hessami Kermani, 2017) مشابهت دارد اما به دلیل استفاده از CMIP5 در تحقیق حاضر، مقادیر این دو متغیر، درصد تغییرات و شیب افزایش آن‌ها متفاوت هستند. همانطور که در بخش مقدمه مورد بررسی قرار گرفت، نتایج حاصل از ارزیابی متغیرهای اقلیمی تحت سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای، در پیش‌بینی و تحلیل اثرات ناشی از تغییر اقلیم مانند تغییرات مصرف آب و تولید فاضلاب شهری نقش اساسی دارد. از این رو افزایش یا کاهش متغیرهای اقلیمی مؤثر در مصرف آب و تولید فاضلاب شهر تهران می‌تواند منجر به تغییرات

15. IPCC 2014. Climate Change 2014–Impacts, Adaptation and Vulnerability, Part A: Global and Sectoral Aspects. Working Group II Contribution to the IPCC Fifth Assessment Report. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
16. Jamshidi A., Yazdani-Chamzini A., Yakhchali S.H., Khaleghi S. 2013. Developing a new fuzzy inference system for pipeline risk assessment. *Journal of loss prevention in the process industries*, 26(1), 197-208. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2012.10.010>.
17. Lotfi M., Kamali G. A., Meshkatee A. H., Varshavian V. 2020. Statistical downscaling of climate models projection of minimum temperature under RCP scenarios in Western of Iran. *Journal of Agricultural Meteorology*. 8(2), 3-13, (In Persian). <https://doi.org/10.22125/agmj.2020.227415.1097>.
18. Mamdani E.H., Assilian S. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International journal of man-machine studies*, 7(1), 1-13. [https://doi.org/10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2).
19. Mansouri A., Aminnejad B., Ahmadi H. 2018. Investigating the Effect of Climate Change on Inflow Runoff into the Karun-4 Dam Based on IPCC's Fourth and Fifth Report. *Journal of Water and Soil Science*. 22(2), 345-359, (In Persian).
20. Mehrazar A., Massah Bavani A., Mashal M., Rahimikhoob H. 2018. Assessment of Climate Change Impacts on Agriculture of the Hashtgerd Plain with Emphasis of AR5 Models Uncertainty. *Irrigation Sciences and Engineering*, 41(3), 45-59, (In Persian). <https://doi.org/10.22055/IJISE.2018.13747>.
21. Mesbahzadeh T., Mirakbari M., Mohseni Saravi M., Soleimani Sardoo F., Miglietta M. 2020. Meteorological drought analysis using copula theory and drought indicators under climate change scenarios (RCP). *Meteorological Applications*. 27(1), 1-20. <https://doi.org/10.1002/met.1856>.
22. Mirakbari M., Mesbahzadeh T., Mohseni Saravi M., Khosravi H., Mortezaie Farizhendi G. 2018. Performance of Series Model CMIP5 in Simulation and Projection of Climatic Variables of Rainfall, Temperature and Wind Speed (Case Study: Yazd). *Physical Geography Research Quarterly*, 50(3), 593-609, (In Persian). <https://doi.org/10.22059/JPHGR.2018.248177.1007156>.
7. Dorji S., Herath S., Mishra B.K. 2017. Future Climate of Colombo Downscaled with SDSM-Neural Network. *Climate*, 5(1), 1-11. <https://doi.org/10.3390/cli5010024>.
8. Eskandari H., Borji M., Khosravi H., Mesbahzadeh T. 2017. Desertification of forest, range and desert in Tehran province, affected by climate change. *Solid Earth*, 7(3), 905-915. <https://doi.org/10.5194/se-7-905-2016>.
9. Fallah Ghalhari G.A., Yousefi H., Hosseinzadeh A., Alimardani M., Reyhani E. 2019. Assessment of Climate Change in Bojnourd Station in 2016-2050 using Downscaling Models LARS WG and SDSM. *Iranian journal of Ecohydrology*, 6(1), 99-109, (In Persian). <https://doi.org/10.22059/ije.2018.265918.952>.
10. Francaviglia R., Soleimani A., Massah Bavani A. R., Hosseini S. M., Jafari M. 2020. Probability assessment of climate change impacts on soil organic carbon stocks in future periods: a case study in Hyrcanian forests (Northern Iran). *European Journal of Forest Research*, 139(1), 1-16. <https://doi.org/10.1007/s10342-019-01228-9>.
11. Ghermezcheshmeh B., Ahmadi M. 2020. Evaluation of error and uncertainty in downscaling SDSM and ANN. *Watershed Engineering and Management*. 12(1), 340-350, (In Persian). <https://doi.org/10.22092/ijwmse.2019.108294.1226>.
12. Goodarzi M., Fatehifar A. 2019. Flood risk zoning due to climate change under RCP 8.5 scenario using hydrologic model SWAT in Gis (Azarshahr basin). *Journal of Applied researches in Geographical Sciences*, 19(53), 99-117, (In Persian). <https://doi.org/10.29252/jgs.19.53.99>.
13. Goodarzi M., Salahi B., Hosseini A. 2016. Performance Analysis of LARS-WG and SDSM Downscaling Models in Simulation of Climate Changes in Urmia Lake Basin. *Iranian Journal of Watershed Management Science & Engineering*, 9(31), 11-23, (In Persian).
14. Haji Hosseini R., Golian S., Yazdi J. 2020. Evaluation of data-driven models to downscale rainfall parameters from global climate models outputs: The case study of Latyan watershed. *Journal of Water and Climate Change*, 11(1), 200-216. <https://doi.org/10.2166/wcc.2018.191>.

- Precipitation and Comparison with SDSM Method (Cases Studies: Shahrekord, Barez, and Yasuj). *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 51(2), 325-339, (In Persian).  
<https://doi.org/10.22059/ijswr.2019.285141.668258>.
32. Wilby R.L., Dawson C.W., Barrow E.M. 2002. Sdsm-a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. *Environmental Modelling & Software*, 17(2), 145-157.  
[https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(01\)00060-3](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(01)00060-3).
  33. Wilby R.L., Dawson C.W. 2013. The Statistical DownScaling Model: insights from one decade of application. *International Journal of Climatology*. 33(7), 1707-1719.  
<https://doi.org/10.1002/joc.3544>.
  34. Zadeh L.A. 1965. Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), 338-353.  
[https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
  23. Monjezi M., Rezaei M. 2011. Developing a new fuzzy model to predict burden from rock geomechanical properties. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9266-9273.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.029>.
  24. Najafi R., Hessami Kermani M.R. 2017. Uncertainty Modeling of Statistical Downscaling to Assess Climate Change Impacts on Temperature and Precipitation. *Water Resources Management*, 31(6), 1843-1858. <https://doi.org/10.1007/s11269-017-1615-8>.
  25. Rezaee M., Nahtaj M., Moghadamniya A., Abkar A., Rezaee M. 2015. Comparison of Artificial Neural Network and SDSM Methods in the Downscaling of Annual Rainfall in the HadCM3 Modelling (Case study: Kerman, Ravar and Rabor). *Journal of Water Resources Engineering*, 8(24), 25-40, (In Persian).
  26. Shivam, Goyal M.K., Sarma A.K. 2017. Analysis of the change in temperature trends in Subansiri River basin for RCP scenarios using CMIP5 datasets. *Theoretical and Applied Climatology*, 129(3), 1175-1187.  
<https://doi.org/10.1007/s00704-016-1842-6>.
  27. Shrestha S., Anal A.K., Salam P.A., Van der Valk M. 2016. Managing water resources under climate uncertainty: Examples from Asia, Europe, Latin America, and Australia. Springer, Switzerland, pp. 45-64.  
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-10467-6>.
  28. Sobhani B., Eslahi M., Babaeian I. 2017. Comparison of statistical downscaling in climate change models to simulate climate elements in Northwest Iran. *Physical Geography Research Quarterly*, 49(2), 301-325, (In Persian).  
<https://doi.org/10.22059/JPHGR.2017.62847>.
  29. Tiwari N., Sihag P., Kumar S., Ranjan S. 2020. Prediction of trapping efficiency of vortex tube ejector. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 26(1), 59-67.  
<https://doi.org/10.1080/09715010.2018.1441752>.
  30. UNISDR. 2015. Sendai framework for disaster risk reduction 2015–2030. Proceedings of the 3rd United Nations World Conference on DRR. Sendai, Japan, pp. 14-18.
  31. Valikhan Anaraki M., Mousavi S.-F., Farzin S., Karami H., 2020. Introducing a Nonlinear Model Based on Hybrid Machine Learning for Modeling and Prediction of