

بررسی تغییرات دمایی سواحل جنوبی دریای خزر با استفاده از سه مدل SDSM،LARSWG و مدل شبکه عصبی مصنوعی

الهام قاسمی فر

دانشجوی دکترا آب و هواشناسی ماهواره‌ای، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

بهلول علیجانی*

استاد آب و هواشناسی و مدیر قطب علمی تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

محمد سلیقه

دانشیار آب و هواشناسی و عضو قطب علمی تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۳/۱۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۸/۲۸

چکیده

تغییرات اقلیمی که عمدتاً منشأ انسانی دارد، پدیده‌ای است که طی ۱۵۰ سال اخیر بشر را تهدید می‌کند. سواحل دنیا یکی از آسیب‌پذیرترین نقاطی هستند که از این پدیده به شدت دگرگون شده‌اند. پژوهش حاضر میزان تغییرات دمای حداقل و حداکثر برای پنج ایستگاه سواحل جنوبی دریای خزر شامل انزلی، رشت، بابلسر، رامسر و گرگان را با استفاده از دو مدل LARS_WG، SDSM و یک مدل شبکه عصبی مصنوعی، طی دوره اقلیمی پایه ۱۹۹۰-۱۹۶۱ و آینده ۲۰۳۹-۲۰۱۰ با استفاده از سه سناریوی A2، B2 و B1 مورد بررسی قرار داده است. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد دما طی دوره آماری ۱۹۹۰-۱۹۶۱ افزایش داشته است و هر پنج ایستگاه مورد بررسی دست‌خوش این تحول و دگرگونی شده‌اند. بر اساس نتایج مدل LARS_WG طی دوره آماری آینده، افزایش دما تا یک درجه سانتی‌گراد برای همه‌ی ماه‌ها و هر پنج ایستگاه تشخیص داده شد اما مدل SDSM علاوه برافزایش دما طی دوره آینده (حدود یک درجه سانتی‌گراد و گاهی بیشتر)، حاکی از کاهش دما برای ایستگاه‌ها در ماه‌های آوریل، می و نوامبر بود. مدل شبکه عصبی مصنوعی همانند مدل SDSM نشان داد دما برای ایستگاه‌ها و همه‌ی ماه‌ها به جز ماه‌های آوریل، می و نوامبر افزایش خواهد داشت. مقایسه‌ی نتایج مدل‌ها نشان داد که خطای مدل SDSM (۰/۰۱ تا ۰/۰۶ درجه سانتی‌گراد) کمتر از مدل‌های دیگر است، مدل LARS_WG بعد از مدل SDSM کمترین خطا را داشته است و سپس مدل شبکه عصبی مصنوعی قرار می‌گیرد. همچنین دو آزمون ویلکسون و کلموگروف اسمیرنوف که به ترتیب برای میانگین و واریانس دو سری بکار گرفته شد مشخص کرد مدل SDSM مقادیر P بالای سطح معنی‌دار ۰/۰۵ دارد. در نتیجه صحت محاسبه‌های مدل SDSM بیشتر است و با اطمینان بیشتری می‌توان به نتایج آن اعتماد کرد.

واژگان کلیدی: دمای حداقل، دمای حداکثر، مدل‌های ریزمقیاس سازی، تغییرات اقلیمی، سواحل جنوبی دریای خزر.

مقدمه

از آغاز انقلاب صنعتی، افزایش انتشار دی‌اکسید کربن، متان و دیگر گازهای گلخانه‌ای باعث آشفته‌گی شرایط اقلیمی میانگین در سطوح جهانی و محلی بوده است. امروزه، سطوح اتمسفری دی‌اکسید کربن به بیشترین مقدار خود طی حداقل هشتصد هزار سال گذشته رسیده است (Luthi et al. 2008). در طی صد و پنجاه سال اخیر، میانگین دمای سطحی در نیمکره‌ی شمالی ۰/۷۶ درجه سانتی‌گراد، بالا رفته است (IPCC, 2007). این افزایش در دمای میانگین، خود بر تمام جوامع زیستی و غیرزیستی، آثار متعددی می‌گذارد. افزایش در دما با کاهش برف و پوشش یخی، پسروری یخ دریاها و کوه‌ها، دراز شدن فصول رشد، زودرسی بهار در نیمکره‌ی شمالی، افزایش فراوانی رخدادهای بارشی شدید و بیش از بیست و پنج هزار تغییر دیگر در شاخص‌های زیستی و فیزیکی سازگار با گرمایش جهانی همراه است (Rosen et al. 2008). امروزه، مطالعات تغییر اقلیم با استفاده از خروجی مدل‌های گردش عمومی جو و سناریوهای منتشر شده توسط هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم^۱ (IPCC) امکان‌پذیر شده است. مطالعات تغییرات اقلیمی با استفاده از مدل‌های عددی از اواخر دهه ۱۹۷۰ رواج یافت و قوت گرفت. از جمله‌ی مهم‌ترین آن‌ها " Inadvertent Climate Modification " در سال ۱۹۷۱ بود (U.S. Climate change science program. 2008). با انتشار گزارش پنجم IPCC، سناریوهای جدید RCP^۲ معرفی شدند و در مطالعات گسترده‌ای از آنها استفاده شده است اما قبل از انتشار آنها بیشتر مطالعات بر پایه سناریوهای گزارش سوم یعنی SRES^۳ انجام شده است. مطالعات بسیاری در سر تا سر جهان حاکی از افزایش دما بوده است. در سرتاسر جهان، از سال ۱۹۵۰، میانگین دمای حداقل و حداکثر تا حدود دو برابر افزایش داشته است (Karl et al. 1991; Horton, 1995). مروری بر مطالعات انجام گرفته اهمیت موضوع را از جنبه‌ی افزایش دمای آینده بازگو می‌کند: مطالعه‌ای در حوضه رودخانه ماریسپاندی^۴ در نپال با استفاده از داده‌های CanESM2 که با مدل SDSM و با سناریوهای جدید RCP ریزمقیاس شده‌اند، انجام شد که نتایج تا دهه ی ۲۰۹۰، افزایش دما تا حدود ۲،۲۹ و ۲،۴۳ درجه‌ی سانتی‌گراد را به ترتیب برای دمای حداکثر و حداقل نشان داد (Khadka and Pathak, 2016). پژوهشی در منطقه‌ای در مصر نیز با این داده‌ها برای دوره آینده صورت گرفت که افزایش دمای حداقل (۱،۵۲ تا ۲،۷۵ درجه سانتی‌گراد) و حداکثر (۰،۸۸ تا ۱،۹۵ درجه سانتی‌گراد) را نمایش داد (Sayad et al. 2016). در حوضه رودخانه نیل نیز نتایج مطالعه‌ی تغییرات دما با استفاده از چندین مدل گردش عمومی جو و داده‌های CanESM2 و دو مدل ریزمقیاس SDSM و LARSWG، افزایش دمای ۰،۴ تا ۴،۳ برای دمای حداکثر و ۰،۳ تا ۴،۱ برای دمای حداقل را تا دوره ۲۱۰۰ مشخص کرد (Mekonnen and Disse, 2016). در ناحیه مونسونی چین، نتایج بررسی تغییرات دما با کمک مجموعه داده مدل‌های گردش عمومی جو^۵ CMIP5 و با ریزمقیاس سازی مدل SDSM،

¹ Intergovernmental Panel on Climate Change

² Representative Concentration Pathway

³ Special Report on Emissions Scenarios

⁴ marsyangdi

⁵ General Circulation Model(GCM)

⁶ Coupled Model Inter-comparison Project Phase 5

حاکمی از افزایش دمای میانگین هوا به همراه تفاوت‌های ناحیه‌ای با مقدار ۰٫۸۹ تا ۱٫۲ درجه سانتی‌گراد برای دوره ۲۰۲۰ تا ۲۰۵۰ بوده است (Liu et al. 2016). در ناحیه مرزی هند و پاکستان در حوضه رودخانه Jhelum با ریزمقیاس سازی مدل SDSM مشخص شد فراوانی دماهای حدی گرم افزایش در صورتی که دماهای حدی سرد کاهش پیدا خواهد کرد (Mahmood and Babel, 2014). با استفاده از مدل SDSM دما برای سه دوره با مرکزیت ۲۰۲۰، ۲۰۵۰ و ۲۰۸۰، با خروجی از مدل HADCM3 و دو سناریوی A2 و B2، با هدف مطالعه ی آبهای زیرزمینی در حوضه ی ساردن در ایالت «سالمانکا»^۱ در مرکز اسپانیای غربی ریزمقیاس شد، نتایج نشان داد تا آخر قرن ۲۱، میانگین دمای حداقل، دمای حداکثر و دمای میانگین روزانه، به ترتیب با مقادیر ۵، ۷ و ۵/۹ سانتی‌گراد، روند افزایشی دارد (Mutasa. 2011). نتایج مطالعه‌ای در چین با استفاده از داده‌های HADCM3 و مدل ریزمقیاس ساز SDSM طی دوره ۲۰۱۱ تا ۲۰۴۰ تحت دو سناریوی A2، B2 افزایش دما تا حدود ۰/۷ درجه سانتی‌گراد را نشان داد (Chu et al. 2010). همچنین روند افزایشی دما برای حوضه‌ی آند تا دوره ۲۰۶۰ با ریزمقیاس سازی SDSM مشخص شده است (Souvignet et al. 2010). در اتیوپی با تأکید بر نقش تغییر اقلیم و اثراتش روی منابع آب در زیر حوضه‌ی «گیگل آبی»^۲ با استفاده از مدل‌های هیدرولوژیکی، مدل SDSM و با خروجی‌های دو مدل HADCM2 و HADCM3 با دو سناریوی A2 و B2، برای دما و بارش، پیش بینی انجام گرفت که نتایج حاکی از افزایش دمای حداکثر و حداقل سالانه با مقدار ۰/۳۴ و ۰/۷ سانتی‌گراد^۳ و ۱/۴ و ۲/۵ سانتی‌گراد به ترتیب برای دوره‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۸۰ تحت سناریوی A2 بود، این مطالعه نشان داد SDSM قابلیت بالایی جهت تولید سناریو و ریزمقیاس سازی داده‌های دما دارد (Mulugeta, 2009). در حوضه‌ی «ساکتچوان»^۴ واقع در کانادا، با استفاده از پنج مدل گردش عمومی جو و گزارش‌های مختلف IPCC در تهیه‌ی سناریو برای دوره ۱۹۹۱-۱۹۶۰ و برای سه دوره آینده با استفاده از مدل LARSWG، دما ریزمقیاس شد، نتایج، افزایش دمای ماهانه را نشان داد (Lapp et al. 2008). پژوهش‌های برای حوضه اطلس با استفاده از مدل ریزمقیاس سازی SDSM برای سه دوره‌ی آینده با استفاده از مدل CGCM1 و با سناریوی A1 عملیاتی شد، یافته‌های آن نشان داد که زمستان‌ها و تابستان‌ها به ترتیب تا سال ۲۰۸۰، ۴-۶٪ و ۸-۱۸٪ مرطوب‌تر خواهد شد و دمای حداکثر و حداقل روزانه جز برای ساحل لابرادور بالا خواهد رفت (Lines et al. 2006). برای داده‌های دما در سه حوضه‌ی رودخانه‌ای «سنت مارگاریت»^۴ «گراند بولین»^۵ و «ورمیلان»^۶ واقع در ایالت کبک کانادا برای دوره آماری ۱۹۹۰-۱۹۶۱ با استفاده از مدل ریزمقیاس سازی SDSM تحت مدل CGCM1 و داده‌های مرکز NCEP مطالعه‌ای انجام شد، نتیجه‌ی کلی بدست آمده از این مطالعه تنها برای داده‌های NCEP رضایت‌بخش بوده، در صورتی‌که برای داده‌های CGCM1 به خوبی عمل نکرده است (Gagnon et al. 2005). با استفاده از مدل SDSM، مطالعه‌ای برای ریزمقیاس سازی دما و

¹ Salamanca

² Gilgel Abey

³ Saskatchewan

⁴ Saint Margarite

⁵ Grande bulein

⁶ Vermillan

بارش برای تورنتو با دوره پایه ۱۹۹۰-۱۹۶۱ و دوره آینده ۲۰۴۰-۲۰۶۹، با استفاده از خروجی مدل CGCM1 صورت گرفت. مدل، ۷۰ درصد واریانس توضیح داده شده برای دما و کمتر از ۴۰ درصد برای بارش را تأیید کرد، نتایج، افزایش بارش سالانه برای تورنتوی کانادا تا ۹٪ و افزایش دما تا $2/9^{\circ}$ سانتی‌گراد را نشان داد (Wilby et al. 2001). در کنار این مطالعات صورت گرفته، برخی مطالعات در راستای معرفی بهترین مدل به منظور ریز مقیاس نمایی داده‌های دما یا بارش انجام شده‌اند که به برخی از آنها اشاره می‌شود: در حوضه‌ی کلمبو در سری لانکا با بررسی تفاوت‌های دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و SDSM مشخص شد SDSM در شبیه‌سازی دما بهتر عمل می‌کند در صورتی که مدل شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی بارش نتایج بهتری دارد و می‌توان SDSM را با این مدل ارتقا داد (Dorji et al. 2017). در پاکستان برای ۴۴ ایستگاه هواشناسی برای پارامتر دمایی حداقل روزانه، جهت ارزیابی مدل SDSM برای استفاده از آن در پیش‌بینی‌های آینده و تطابق این داده‌ها با روندهای اخیر برای دوره‌ی آماری ۱۹۹۱-۲۰۱۰ و با سناریوی A2 برای شش ایالت مطالعه‌ای صورت گرفت. نتایج نشان داد که در همه‌ی ایالت‌ها، ضریب همبستگی بین مشاهده‌ها و داده‌های مدل شده بالا می‌باشد (Cheema et al. 2012) در لیسبون پرتغال، مقایسه‌ی دو مدل ریز مقیاس‌سازی SDSM و LARS-WG برای دوره‌ی آماری ۱۹۹۰-۱۹۶۱ و ۲۰۴۱-۲۰۷۰، خروجی مدل HADCM3 تحت سناریو A2، برای دما و بارش صورت گرفت. یافته‌ها از برتری مدل SDSM در شبیه‌سازی دما و مدل LARS-WG در شبیه‌سازی بارش حکایت دارد (Lopes et al. 2008). در زمینه‌ی بررسی آزمون‌های عدم قطعیت مربوط به سه مدل ریز مقیاس‌سازی SDSM، LARS_WG و ANN با تأکید بر تفاوت‌های میانگین و واریانس ماهانه در داده‌های مشاهداتی و ریز مقیاس شده برای دما و بارش علاوه بر آن، توزیع فراوانی تجمعی میانگین ماهانه‌ی بارش، توزیع روزهای خشک و مرطوب و میانگین ماهانه‌ی طول دوره‌ی خشک و مرطوب در سطح ۹۵٪، برای دوره‌ی ۲۰۰۰-۱۹۶۱ با کمک متغیرهای مستقل مرکز NCEP و متغیرهای وابسته‌ی دما و بارش از دو ایستگاه زیر حوضه‌ی «چوت-دا-دیابله»^۱ واقع در حوضه آبخیز «سایونای-لاک-سنت-جین»^۲ در شمال کبک کانادا پژوهشی صورت گرفت. یافته‌های حاصل از این مطالعه مشخص کرد که مدل SDSM در ریز مقیاس نمایی خود در تمامی موارد برای اکثر ماه‌ها مقادیر P بالای سطح معنی دار ۰/۰۵٪ دارد و بنابراین خطای مدل برای همه‌ی ماه‌ها و در سطح اطمینان ۹۵٪ بسیار ناچیز است (Khan et al. 2006). در سه حوضه‌ی واقع در جنوب، مرکز و شرق چین، با تأکید بر مقایسه‌ی چهار روش ریز مقیاس‌سازی (دو روش آنالوگ (PCA, TWS))، SDSM و روش طبقه‌بندی الگوهای جو بر اساس منطق فازی (MOFRBC) برای دوره ۱۹۶۱-۲۰۰۰، به ریز مقیاس‌سازی بارش پرداخته شد. نتایج حاصل نشان داد مدل فازی MOFRBC و مدل SDSM بهتر از روش‌های آنالوگ عمل می‌کنند (Wetterhall et al. 2006). سبحانی و همکاران (۱۳۹۴) با به کارگیری دو مدل SDSM و LARSWG نشان دادند SDSM عملکرد بهتری برای داده‌های دما دارد. در ایران نیز مطالعات در مورد تغییرات دمایی آینده در دهه‌ی اخیر روند افزایشی را نشان می‌دهد. در چند ایستگاه در ایران با

^۱ Chute-Du-diable

^۲ Sayuenay-lac-saint-jean

استفاده از مدل SDSM نتایج افزایش دمای ۰,۳ تا ۳,۵ درجه را تا سال ۲۱۰۰ را نشان داده است (Abbasni and Toros, 2016). نتایج مطالعه‌ای در رودخانه اعظم یزد با ریزمقیاس سازی LARSWG و عامل تغییر^۱، افزایش دما را نشان داده است (Goodarzi et al. 2015). با استفاده از خروجی از مدل HADCM3 برای دو دوره آینده ۲۰۳۹-۲۰۱۰ و ۲۰۹۹-۲۰۷۰ با دو سناریو A2, B2، دوره پایه ۱۹۷۱-۲۰۰۰ در حوضه‌ی زاینده رود مطالعاتی بر روی بارش، دما و رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت که نتایج حاکی از افزایش دما و کاهش دبی و بارندگی برای هر دو دوره و هر دو سناریو بود (مساح بوانی و مرید، ۱۳۸۴). همچنین نتایج در مدل‌سازی اقلیم ایران (باباییان و همکاران، ۱۳۸۸)، پیش بینی تغییرات فصلی خراسان رضوی (اشرف و همکاران، ۱۳۹۰) و تغییرات اقلیمی خراسان جنوبی (عباسی و همکاران، ۱۳۸۹) مشخص کننده افزایش دما بودند. با توجه به مطالعات انجام شده، در این مطالعه میزان تغییرات دمایی سواحل جنوبی دریای خزر و همچنین عملکرد مدل‌های ریزمقیاس ساز آماری در منطقه‌ی مورد مطالعه و معرفی بهترین مدل ریزمقیاس ساز داده‌های دما مورد بررسی قرار خواهد گرفت. هدف کلی این پژوهش بررسی تغییرات اقلیمی سواحل خزر با تأکید روی مقادیر دما تحت سناریوهای اقلیمی و انتخاب بهترین شبیه ساز داده‌های دما می‌باشد.

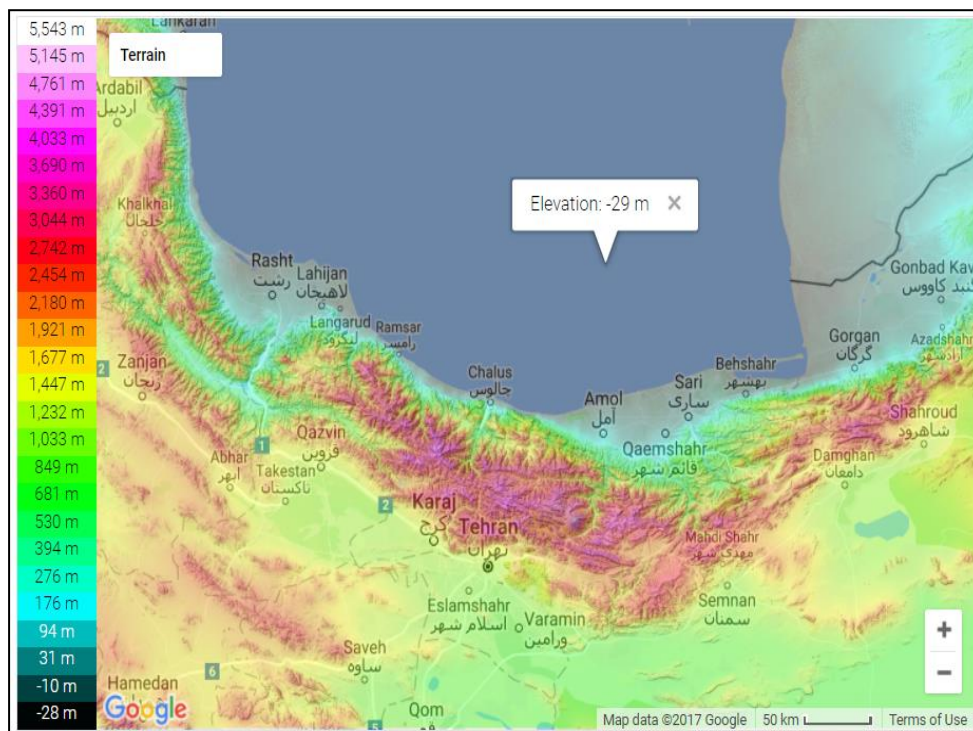
داده‌ها و روش‌ها

سواحل خزر در محدوده‌ای بین ۳۶,۲۸ تا ۳۸,۳۶ درجه عرض شمالی و ۴۸,۵۲ و ۵۴,۲۶ درجه طول شرقی واقع شده است. کارشناسان تخمین می‌زنند تولید سوخت‌های فسیلی در دریا و ساحل خزر سالانه معادل ۱۵ تا ۲۰ میلیون تن دی‌اکسیدکربن منتشر می‌کنند. لذا شناخت میزان تغییرات دمای این ناحیه طی دوره آینده ۲۰۳۹-۲۰۱۰ می‌تواند ما را در بسیاری از برنامه ریزی‌ها برای این ناحیه ساحلی یاری رساند. در این پژوهش از ۵ ایستگاه واقع در سواحل جنوبی دریای خزر استفاده شد. دوره پایه ۱۹۹۰-۱۹۶۱ و دوره پیش بینی آینده ۲۰۳۹-۲۰۱۰ می‌باشد. مشخصات ایستگاه‌ها و نقشه‌ی موقعیت ایستگاه‌ها در شکل ۱ و جدول ۱ نمایش داده شده است.

جدول ۱: مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی در محدوده مورد مطالعه

نام ایستگاه	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	ارتفاع متوسط به متر
انزلی	۳۷,۲۸	۴۹,۲۸	-۲۶/۲
رشت	۳۷,۱۲	۴۹,۳۹	۳۶/۷
بابلسر	۳۶,۴۳	۵۲,۳۹	-۲۱
رامسر	۳۶,۵۴	۵۰,۴۰	-۲۰
گرگان	۳۶,۵۱	۵۴,۱۶	۱۳/۳

¹ Change factor



شکل ۱: موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی در محدوده مورد مطالعه

در ابتدا با داده‌های روزانه مشاهداتی، نمودارهای سری زمانی دوره پایه برای هر ۵ ایستگاه رسم شد تا روند تغییرات دما طی این دوره مشخص شود. از آنجایی که خروجی مدل‌های گردش عمومی جو بزرگ مقیاس می‌باشد، باید برای اطمینان نتایج کار، آن‌ها را در سطح منطقه مورد مطالعه خود کوچک نماییم که به این تکنیک «ریز مقیاس سازی» گویند. روش‌های ریزمقیاس‌سازی به دو دسته آماری و دینامیکی تقسیم می‌شود. در این پژوهش از سه مدل جهت ریز مقیاس کردن داده‌های خروجی مدل HADCM3 اداره هواشناسی بریتانیا و مدل MIROC3.2 مؤسسه پژوهش‌های هواشناسی ژاپن، تحت سه سناریوی A2, B2 و B1 هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC) استفاده شد؛ این سه مدل ریزمقیاس‌سازی تفاوت‌هایی باهم دارند:

۱- مدل SDSM یک مدل ریزمقیاس‌سازی آماری است که قادر است سناریوی تغییر اقلیم در اندازه‌ی یک ایستگاه و در مقیاس زمانی روزانه با استفاده از خروجی‌های GCM فراهم کند. SDSM، یک مدل پیوندی بر اساس مولد مصنوعی و با پایه‌ی رگرسیون است. در این مدل ریز مقیاس‌سازی، تنها از خروجی‌های بزرگ مقیاس (متغیر مستقل) مدل HADCM3 تحت سناریوی A2 و B2 گزارش سوم IPCC و داده‌های Reanalysis مرکز NCEP برای شبیه‌سازی داده‌های مشاهداتی استفاده شد که این داده‌ها برای دوره پایه و آینده در مقیاس زمانی روزانه برای ناحیه مورد مطالعه از

سایت مربوطه گرفته شد^۱. متغیرهای مستقل متغیرهایی هستند که رخداد و وقوع متغیرهای وابسته نظیر دما و بارش به آنها بستگی دارد. برخی متغیرهای مستقل عبارتند از: میانگین فشار سطح دریا، قدرت جریان هوا در سطح زمین، سرعت مداری سطح زمین و ... انتخاب متغیرهای مستقل و ایجاد یک رابطه‌ی منطقی بین متغیر مستقل و وابسته پرچالش‌ترین کار یک ریزمقیاس‌سازی موفق در مدل SDSM می‌باشد؛ در مدل SDSM، این کار توسط همبستگی جزئی و نمودارپراکنش این متغیرها با متغیر وابسته (دما) صورت می‌گیرد. دما در این مدل تحت فرآیند غیر شرطی^۲ (یعنی بین متغیر مستقل و وابسته ارتباط مستقیم فرض می‌شود) مدل می‌شود. در طول ریزمقیاس‌سازی مدل رگرسیونی خطی بین متغیرهای مستقل و وابسته (دما) ایجاد می‌شود. استفاده از اجزای تصادفی باعث می‌شود چندین مجموعه داده مصنوعی برای متغیر وابسته تولید شود اما به دلیل حفظ هماهنگی با مدل شبکه عصبی مصنوعی تنها مجموعه‌ی اول برای پردازش مورد استفاده قرار می‌گیرد. تفاوت‌های آماری بین میانگین و واریانس سری مشاهداتی و تولید شده، توسط T-test و F-test در نرم افزارهای آماری SPSS و MINITAB تجزیه و تحلیل می‌شود.

۲- مدل LARS_WG یک مولد مصنوعی جوی است که می‌تواند به شبیه سازی داده‌های جوی در حد یک ایستگاه بپردازد (Semenov et al. 1998). در این مدل از خروجی‌های دو مدل گردش عمومی جو Hadcm3 و Miroc3.2 تحت دو سناریو B1 و A2 گزارش چهارم IPCC که از سایت مورد نظر، داده‌های دوره پایه و دوره آینده گرفته شده^۳ استفاده شده است. مدل LARS-WG، برخلاف مدل SDSM از متغیرهای بزرگ مقیاس به طور مستقیم جهت مدل کردن استفاده نمی‌کند، بلکه بر اساس تغییرات ماهانه در میانگین بارش روزانه، طول سری‌های خشک و تر، دمای میانگین روزانه و تغییرات دما (انحراف معیار) بین دوره پایه و آینده که توسط GCM مورد نظر پیش بینی شده، تغییرات اقلیم ایستگاه بررسی می‌شود. همچنین برخلاف مدل SDSM، دما تحت فرآیند شرطی^۴ بر اساس روزهای تر و خشک مدل می‌شود. چرخه‌ی سالانه میانگین و انحراف معیار ماهانه توسط ضرایب فوریه و باقیمانده‌ها توسط توزیع نرمال محاسبه می‌شود. همچنین ویژگی‌های آماری داده‌های جوی مصنوعی و مشاهداتی برای تعیین تفاوت‌های معنی‌داری آماری‌شان با استفاده از T-test و F-test تجزیه و تحلیل می‌شود. در اینجا نیز برخلاف مدل SDSM، خود LARS-WG این فایل را تهیه می‌کند. در این مدل می‌توان با تکرار به مجموعه‌های متفاوتی دست یافت اما به دلیل وجود اجزای تصادفی، مجموعه‌ی اول برای پردازش مورد استفاده قرار می‌گیرد. مراحل تولید داده‌های جوی در این مدل به سه گام قابل تفکیک است: در قسمت تنظیم مدل، داده‌های جوی مشاهداتی جهت تعیین ویژگی‌های آماری‌شان تجزیه و تحلیل می‌شوند؛ که این اطلاعات در دو فایل پارامتری به نام‌های Sta و Wg ذخیره می‌شوند. در قسمت ارزیابی مدل، ویژگی آماری داده‌های تولید شده و داده‌های مشاهده شده برای تعیین تفاوت‌های معنی‌دار بین آنها تجزیه و تحلیل

¹ <http://www.cics.uvic.ca/scenarios/index.cgi?Scenarios>

² unconditional

³ www.cccsn.ca

⁴ conditional

می‌شود و در فایل TST ذخیره می‌شود و در قسمت تولید داده‌های جوی مصنوعی داده‌های مصنوعی با استفاده از فایل‌هایی که در دوره تنظیم مدل بدست آمده، تولید می‌شود.

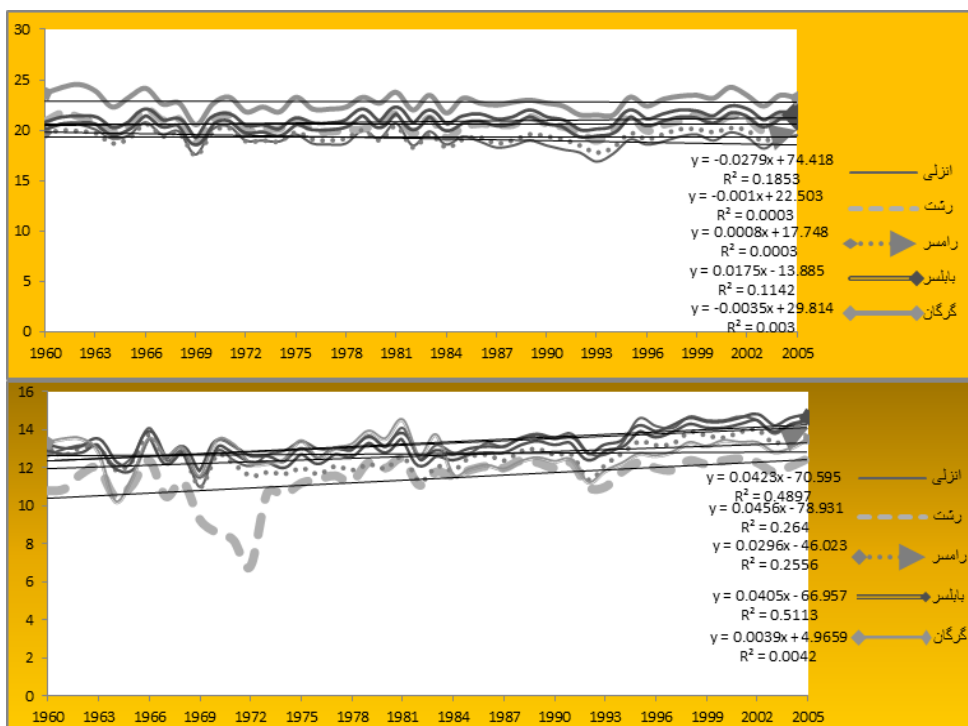
۳- مدل شبکه عصبی مصنوعی شامل یک شبیه سازی عصبی ورودی، خروجی، بردار وزن و توابع می‌باشد. شبکه‌های عصبی مجموعه‌ای از عناصر پردازنده‌ی متصل غیر خطی هستند. این شبکه‌ها از اتصال عناصر پردازنده‌ی منفرد (با تعداد زیادی ورودی و یک خروجی) تشکیل شده‌اند. در این قسمت از نرم افزار Neurosolution استفاده شده است. جهت مقایسه‌ی این مدل با دو مدل دیگر و همچنین این مدل به میزان داده‌های گمشده بسیار حساس است، تنها از داده‌های انزلی و بابلسر که دارای حداقل مقادیر گم‌شده هستند در این مدل استفاده شد. در این مدل، داده‌ها همانند مدل SDSM است. این مدل از جهت استفاده از متغیرهای بزرگ مقیاس مشابه مدل SDSM است اما در نوع انتخاب آنها متفاوت از مدل SDSM عمل می‌کند. در مدل شبکه عصبی مصنوعی، انتخاب متناسب‌ترین متغیرهای مستقل توسط تحلیل و آزمون حساسیت می‌باشد. بعد از اطمینان از کیفیت و نرمال بودن داده‌ها، مناسب‌ترین متغیرهای مستقل انتخاب می‌شوند. برای مقایسه نتایج بین سه مدل، خطاها بین سری مشاهداتی و تولید شده در هر سه مدل ریزمقیاس سازی توسط جذر میانگین مربع‌ها خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضرایب کنترل (R^2) بدست آمد. همچنین از آزمون ویلکاکسون^۱ و کلموگروف اسمیرنوف^۲ برای نشان دادن معناداری میانگین و واریانس دو سری مشاهداتی و شبیه سازی شده بهره گرفته شده است.

یافته‌ها

با به کارگیری سه مدل ریز مقیاس ساز داده‌های خروجی از مدل‌های گردش عمومی جو برای پنج ایستگاه واقع در سواحل جنوبی خزر با توجه به تفاوت‌های موجود در عملکرد سه مدل، نتایج متفاوتی بدست آمد و نمودارهای حاصل از آن ایستگاه انزلی و گرگان در دو مدل SDSM و LARSWG برای نمونه نشان داده شده است اما در تحلیل نتایج هر پنج ایستگاه، مورد بررسی واقع شده‌اند. برای مدل شبکه عصبی مصنوعی همان دو ایستگاه مورد مطالعه که قبلاً ذکر شد، مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند.

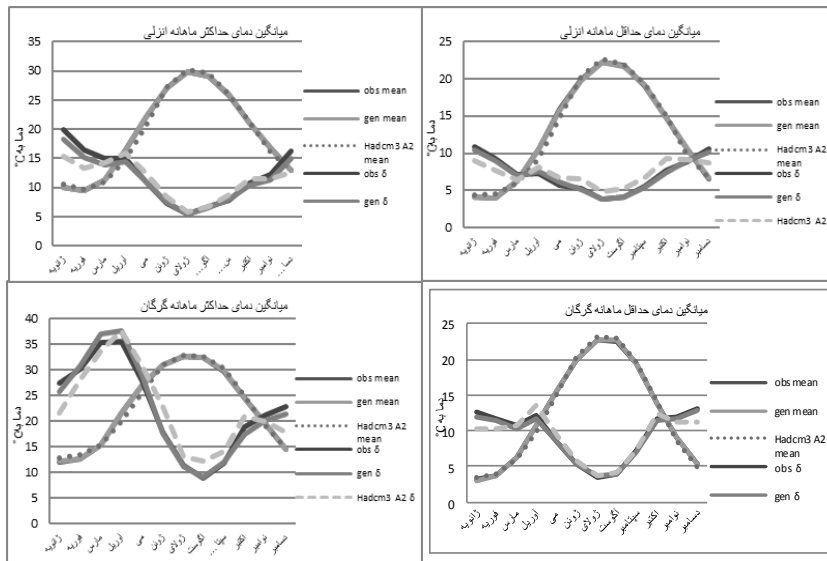
¹ Wilcoxon

² Kolmogrov smirnov



شکل ۲: نمودار تغییرات دمایی، دمای حداقل (بالا) و حداکثر (پایین) پنج ایستگاه مورد مطالعه طی دوره ۱۹۶۰-۲۰۰۵ (منبع نگارندگان)

نتایج مربوط به مقادیر تغییرات دوره پایه مشاهداتی روی نمودارهای سری زمانی نمایش داده شده در شکل ۲ و ۳ با توجه به معادلات رگرسیونی به دست آمده، حاکی از افزایش و گاهی کاهش در دمای حداقل و حداکثر ایستگاهها می باشد. افزایش دما در ایستگاههای رامسر، بابلسر و رشت بسیار چشمگیرتر است. روند تغییرات دمای حداقل هر پنج ایستگاه افزایشی می باشد در صورتی که در دمای حداکثر انزلی و حداکثر گرگان کاهش دما در روند تغییرات دمایی مشهودتر است. در کل روند تغییرات دمای حداکثر روندی آرام و تقریباً ملایم تر نسبت به دمای حداقل می باشد. حال با توجه به دوره پایه نتایج حاصل از سه مدل ریز مقیاس ساز را مورد بررسی قرار می دهیم. نمودارهای شکل ۳ مربوط به شبیه سازی مدل SDSM است. شبیه سازی این مدل ریز مقیاس ساز با داده های NCEP برای دوره پایه با توجه به میانگین داده های مشاهداتی و تولید شده و همچنین واریانس داده های مشاهداتی و تولید شده، گواه شبیه سازی با خطای بسیار اندک این مدل می باشد اما همان طور که ملاحظه می شود میانگین و واریانس تولید شده با داده های مدل HADCM3 خطای بیشتری را در مقایسه با داده های NCEP در شبیه سازی نشان می دهد که از دلایل آن می توان به وضوح مدل، عدم قطعیت های موجود در مدل، عدم پوشش دقیق موقعیت داده های مدل با موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و غیره اشاره کرد. میانگین داده ها نقاط منطبق تری را در اکثر ماهها نسبت به واریانس آنها نشان می دهد. هر پنج ایستگاه در این موارد نتایج کاملاً مشابهی را نشان داد.



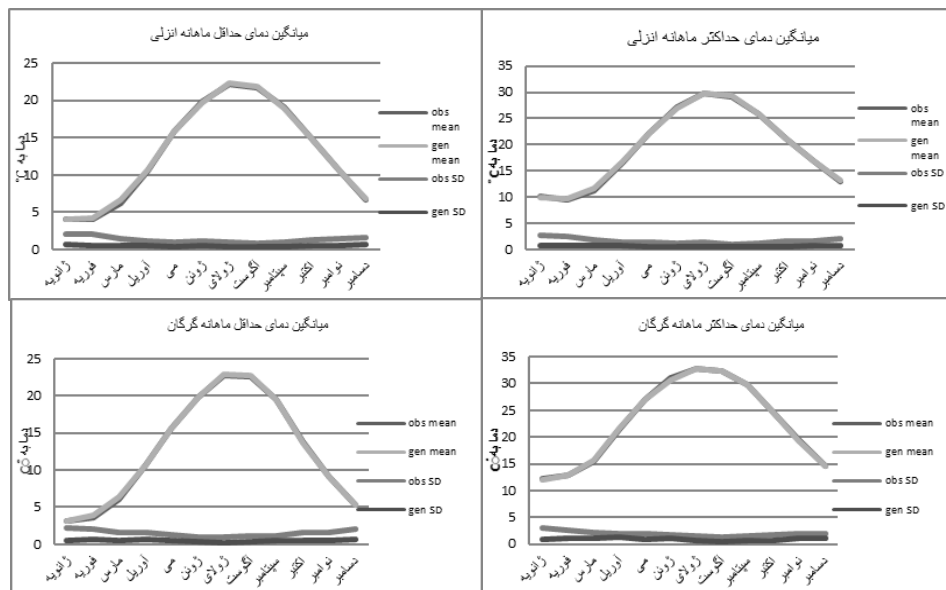
شکل ۳: نمودارهای میانگین و واریانس دمایی حداقل و حداکثر ایستگاه انزلی و گرگان ریز مقیاس شده با داده‌های NCEP و HADCM3 در مدل SDSM (منبع نگارندگان)

جدول ۲: نتایج بدست آمده از مدل SDSM برای دمایی حداقل و حداکثر ایستگاه انزلی و گرگان (منبع نگارندگان)

تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	ماه	دمای حداقل و گرگان انزلی
۱/۲۹	۰/۸۵	۴/۳۹	۳/۹۵	۳/۱۰	۱/۰۲	۰/۶۲	۵/۰۸	۴/۶۸	۴/۰۶	ژانویه	
۰/۴۸	۰/۰۹	۴/۰۶	۴/۴۸	۳/۵۸	۰/۵۸	۰/۸۲	۴/۶۱	۴/۸۵	۴/۰۳	فوریه	
۰/۴۹	۰/۴۷	۶/۶۵	۶/۶۳	۶/۱۶	۰/۲۸	۰/۲۵	۶/۵۰	۶/۴۷	۶/۲۲	مارس	
۰/۰۲	-۰/۰۹	۱۰/۷۷	۱۰/۶۶	۱۰/۷۵	-۰/۶۱	-۰/۸۲	۹/۹۸	۹/۷۷	۱۰/۵۹	آوریل	
۰/۱۵	۰/۱۶	۱۵/۸۱	۱۵/۸۲	۱۵/۶۶	-۰/۷	-۰/۵۷	۱۵/۱۳	۱۵/۲۶	۱۵/۸۳	مه	
۱/۴	۱/۵	۲۱/۲۵	۲۱/۳۵	۱۹/۸۵	۱/۳۳	۱/۲۶	۲۱/۲۱	۲۱/۱۴	۱۹/۸۸	ژوئن	
۱/۲۱	۱/۱۵	۲۴/۰۲	۲۳/۹۶	۲۲/۸۱	۱/۴۲	۱/۳۲	۲۳/۶۶	۲۳/۵۶	۲۲/۲۴	ژوئیه	
۱/۰۵	۱	۲۳/۶۷	۲۳/۶۲	۲۲/۶۲	۰/۹	۰/۷۲	۲۲/۶۵	۲۲/۴۷	۲۱/۷۵	اوت	
۰/۸۴	۰/۸۹	۲۰/۲۸	۲۰/۳۳	۱۹/۴۴	۰/۷۶	۰/۷۹	۱۹/۸۸	۱۹/۹۱	۱۹/۱۲	سپتامبر	
۱/۰۵	۱/۵۵	۱۴/۷۸	۱۵/۲۸	۱۳/۷۳	۰/۴۹	۰/۰۹	۱۵/۲۷	۱۵/۶۸	۱۴/۷۸	اکتبر	
-۰/۰۲	۰/۲۵	۹/۰۵	۹/۳۲	۹/۰۷	-۰/۳۹	-۰/۰۹	۱۰/۲۲	۱۰/۵۲	۱۰/۶۱	نوامبر	
۰/۳۱	۰/۵۸	۵/۶۰	۵/۸۷	۵/۲۹	۰/۶۵	۰/۶۹	۷/۲۷	۷/۳۱	۶/۶۲	دسامبر	
تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	ماه	دمای حداکثر انزلی و گرگان
۱/۹۱	۱/۲۵	۱۴/۰۶	۱۳/۴۰	۱۲/۱۵	۱/۲۲	۰/۷۵	۱۱/۲۵	۱۰/۷۸	۱۰/۰۳	ژانویه	
۱/۱۱	۱/۵۹	۱۳/۸۸	۱۴/۳۶	۱۲/۷۷	۰/۴۳	۰/۵	۹/۸۵	۹/۹۲	۹/۴۲	فوریه	
۱/۳	۱/۱	۱۶/۷۱	۱۶/۵۱	۱۵/۴۱	-۰/۱۲	-۰/۲۱	۱۱/۲۱	۱۱/۱۲	۱۱/۳۳	مارس	
-۰/۰۳	-۰/۳۸	۲۱/۵۲	۲۱/۱۷	۲۱/۵۵	-۱/۰۱	-۱/۱۸	۱۵/۴۳	۱۵/۲۶	۱۶/۴۴	آوریل	
۰	-۰/۵۶	۲۶/۹۸	۲۶/۴۲	۲۶/۹۸	-۱	-۱	۲۱/۱۵	۲۱/۱۵	۲۲/۱۵	مه	
۲/۱۹	۱/۴۷	۳۳/۲۷	۳۲/۵۵	۳۱/۰۸	۱/۱۲	۱/۰۹	۲۸/۲۶	۲۸/۲۳	۲۷/۱۴	ژوئن	
۱/۴۶	۱/۱۶	۳۴/۱۸	۳۳/۸۸	۳۲/۷۲	۱/۱۶	۰/۹۶	۳۰/۹۹	۳۰/۷۹	۲۹/۸۳	ژوئیه	
۱/۲۳	۰/۸۸	۳۳/۶۱	۳۳/۲۶	۳۲/۳۸	۱/۳۴	۱/۰۶	۳۰/۴۸	۳۰/۲۰	۲۹/۱۴	اوت	
۱/۵۳	۱/۵	۳۱/۳۴	۳۱/۳۱	۲۹/۸۱	۰/۸۷	۰/۷۳	۲۶/۷۵	۲۶/۶۱	۲۵/۸۸	سپتامبر	
۱/۳۳	۱/۸۳	۲۵/۸۳	۲۶/۳۳	۲۴/۵۰	۰/۷۴	۱/۰۹	۲۱/۷۰	۲۲/۰۵	۲۰/۹۶	اکتبر	
۰/۴۴	۰/۰۹	۱۹/۹۹	۲۰/۴۵	۱۹/۵۵	-۰/۲۷	۰/۰۱	۱۶/۵۳	۱۶/۸۱	۱۶/۸۰	نوامبر	
۱/۱	۱/۱۲	۱۵/۷۱	۱۵/۷۳	۱۴/۶۱	۰/۵۹	۰/۵۳	۱۳/۵۱	۱۳/۴۵	۱۲/۹۲	دسامبر	

در جدول ۲ نتایج حاصل از پیش بینی مدل SDSM با توجه به دو سناریو مشاهده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌گردد در ایستگاه انزلی ماه‌های ژانویه، ژوئن، ژوئیه و اوت بیشترین افزایش دما را خواهند داشت؛ اما آن‌چه که مورد توجه قرار می‌گیرد، کاهش دمایی است که برای ماه‌های آوریل، می و همچنین ماه نوامبر رخ خواهد داد. در دو ایستگاه انزلی و رشت این کاهش دما در ماه‌های آوریل، می و نوامبر مشهودتر است در صورتی که در ایستگاه‌های بابلسر، رامسر و گرگان این کاهش چشمگیر نبوده و یا اصلاً وجود ندارد. نتایج حاصل از بررسی ایستگاه گرگان با شبیه سازی مدل SDSM نشان داد که هم دمای حداقل و هم دمای حداکثر در این ایستگاه، در اکثر ماه‌ها سال نسبت به دیگر ایستگاه‌ها با افزایش بیشتری مواجه خواهد شد. به طوری که جز ماه‌های آوریل و نوامبر با کاهش ناچیز، دیگر ماه‌ها افزایش دما را خواهند داشت. در دیگر ایستگاه‌ها نیز بیشترین افزایش در دمای حداقل و حداکثر در ماه‌های ژانویه، ژوئن، ژوئیه و اوت دیده می‌شود. در بیشتر ماه‌ها و در همه ایستگاه‌ها سناریوی A2 افزایش کمتری را نشان داد. نتایج همه‌ی ایستگاه‌ها در سطح ۰/۰۵ با استفاده از T-TEST و F-TEST مورد آزمون قرار گرفتند و معنی‌داری آنها اثبات شد. در تمامی محاسبات مقادیر p برای همه‌ی ایستگاه‌ها بالاتر از سطح ۰/۰۵ قرار داشت. بیشترین خطا مربوط به ایستگاه انزلی و رشت است.

در شبیه سازی مربوط به مدل LARS-WG، مقادیر P برای آزمون T مربوط به داده‌های میانگین دما که توسط خود مدل ارائه شد نشان داد، نتایج این آزمون در بیشتر موارد در پنج ایستگاه بالا بوده که نشان دهنده قابلیت بالای مدل در شبیه‌سازی داده‌های دما می‌باشد. شبیه‌سازی‌ها که در شکل ۴ نمایش داده شده نیز صحت آن را به اثبات می‌رساند و ارائه‌گر خطوط منطبق مربوط به داده‌های میانگین مشاهده‌ها و شبیه‌سازی شده در هر پنج ایستگاه است اما میزان خطای شبیه سازی برای انحراف معیار داده‌ها در برخی ماه‌ها مورد توجه و زیاد است. در مدل SDSM شبیه‌سازی واریانس داده‌ها با خطای کمتری صورت گرفت که قدرت این مدل را به دلیل این که مدلی پیوندی است نشان می‌دهد. مقادیر خطا نیز پایین بوده و تنها برای ایستگاه رشت این عدد به ۰/۲ درجه سانتی‌گراد رسیده است. نتایج برای تغییرات دوره آینده، افزایش دما برای هر پنج ایستگاه را بزرگ‌تر از ۱ درجه سانتی‌گراد و تنها در موارد اندک و در برخی ماه‌ها کمتر از ۱ درجه سانتی‌گراد نشان می‌دهد. جدول ۳ نتایج بدست آمده از شبیه سازی مدل LARS-WG را ارائه می‌دهد.



شکل ۴: نمودارهای میانگین و انحراف معیار دمایی حداقل و حداکثر انزلی با شبیه سازی مدل LARSWG (منبع نگارندگان)

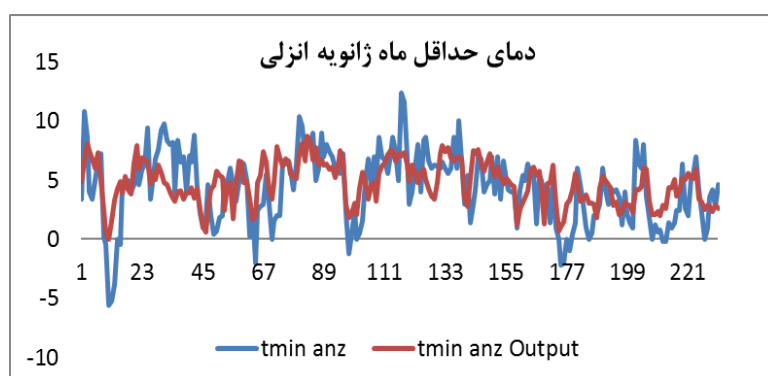
جدول ۳: نتایج بدست آمده از مدل LARS_WG برای ایستگاه انزلی و گرگان (منبع نگارندگان)

تغییرات B1	تغییرات A2	B1	A2	پایه	تغییرات B1	تغییرات A2	B1	A2	پایه	ماه	دمای حداقل انزلی و گرگان مدل Hadcm3
۰/۴۳	۰/۹۵	۳/۵۳	۴/۰۵	۳/۱	۰/۸۴	۱/۳۱	۴/۹۱	۵/۳۸	۴/۰۷	ژانویه	
۰/۹۸	۱/۵۵	۴/۵۶	۵/۱۳	۳/۵۸	۱/۳۶	۱/۷۵	۵/۳۹	۵/۷۸	۴/۰۳	فوریه	
۱/۱۸	۱/۴۵	۷/۳۲	۷/۵۹	۶/۱۴	۱/۵۵	۱/۵۳	۷/۷۳	۷/۷۱	۶/۱۸	مارس	
۱/۰۳	۱/۰۶	۱۱/۷۵	۱۱/۷۸	۱۰/۷۲	۱/۳۱	۱/۱۳	۱۱/۸۶	۱۱/۶۸	۱۰/۵۵	آوریل	
۰/۷۵	۰/۹۴	۱۶/۴	۱۶/۵۹	۱۵/۶۵	۱/۱۸	۱/۱۳	۱۶/۹۹	۱۶/۹۴	۱۵/۸۱	مه	
۱/۰۶	۱/۳۶	۲۰/۸۸	۲۱/۱۸	۱۹/۸۲	۱/۲	۱/۲۴	۲۱/۰۵	۲۱/۰۹	۱۹/۸۵	ژوئن	
۱/۶	۱/۶۷	۲۴/۴	۲۴/۴۷	۲۲/۸	۱/۷۹	۱/۷۱	۲۴/۰۲	۲۳/۹۴	۲۲/۲۳	ژوئیه	
۱/۷۷	۱/۶۶	۲۴/۴۲	۲۴/۳۱	۲۲/۶۵	۱/۹۵	۱/۶۵	۲۳/۷۲	۲۳/۴۲	۲۱/۷۷	اوت	
۱/۵۱	۱/۶۲	۲۰/۹۸	۲۱/۰۹	۱۹/۴۷	۱/۴۲	۱/۲۲	۲۰/۵۶	۲۰/۳۶	۱۹/۱۴	سپتامبر	
۰/۹۱	۱/۴۶	۱۴/۷۱	۱۵/۲۶	۱۳/۸	۱/۱	۱/۱۸	۱۵/۹۴	۱۶/۰۲	۱۴/۸۴	اکتبر	
۰/۳۹	۱/۲۲	۹/۴۹	۱۰/۳۲	۹/۱	۰/۷۴	۱/۱۳	۱۱/۳۹	۱۱/۷۸	۱۰/۶۵	نوامبر	
-۰/۳۳	۱/۰۳	۵/۶۴	۶/۳۴	۵/۳۱	۰/۸۸	۱/۳۵	۷/۵۲	۷/۹۹	۶/۶۴	دسامبر	
تغییرات B1	تغییرات A2	B1	A2	پایه	تغییرات B1	تغییرات A2	B1	A2	پایه	ماه	دمای حداکثر انزلی و گرگان مدل Hadcm3
۰/۲	۰/۷۲	۱۲/۳۵	۱۲/۸۷	۱۲/۱۵	۰/۵۵	۱/۰۳	۱۰/۶۵	۱۱/۱۳	۱۰/۱	ژانویه	
۰/۲۴	۰/۸۱	۱۳/۰۲	۱۳/۵۹	۱۲/۷۸	۱/۱۸	۱/۶۱	۱۰/۶۵	۱۱/۰۸	۹/۴۷	فوریه	
۱/۲۶	۱/۵۲	۱۶/۶۶	۱۶/۹۲	۱۵/۴	۱/۴۴	۱/۴۳	۱۲/۷۴	۱۲/۷۳	۱۱/۳	مارس	
۱/۴۴	۱/۴۷	۲۲/۹۳	۲۲/۹۶	۲۱/۴۹	۱/۵۹	۱/۴۱	۱۷/۹۹	۱۷/۸۱	۱۶/۴	آوریل	
۰/۷	۰/۹	۲۷/۶۵	۲۷/۸۵	۲۶/۹۵	۱/۲۸	۱/۲۳	۲۳/۴	۲۳/۳۵	۲۲/۱۲	مه	
۰/۶۵	۰/۹۶	۳۱/۷۱	۳۲/۰۲	۳۱/۰۶	۱/۲۸	۱/۳۴	۲۸/۳۸	۲۸/۴۴	۲۷/۱	ژوئن	
۱/۴۶	۱/۵۴	۳۴/۱۶	۳۴/۲۴	۳۲/۷	۱/۴۳	۱/۴۴	۳۱/۲۶	۳۱/۲۷	۲۹/۸۳	ژوئیه	
۱/۸۷	۱/۷۶	۳۴/۲۹	۳۴/۱۸	۳۲/۴۲	۲/۰۸	۱/۷۲	۳۱/۳۵	۳۰/۸۹	۲۹/۱۷	اوت	
۱/۲۵	۱/۳۶	۳۱/۰۷	۳۱/۱۸	۲۹/۸۲	۱/۶۳	۱/۴۳	۲۷/۵۳	۲۷/۳۳	۲۵/۹	سپتامبر	
۰/۶۳	۱/۱۸	۲۵/۲	۲۵/۷۵	۲۴/۵۷	۱/۲	۱/۲۹	۲۲/۲۲	۲۲/۳۱	۲۱/۰۲	اکتبر	
۰/۵۸	۱/۳۹	۲۰/۱۸	۲۰/۹۹	۱۹/۶	۰/۶۳	۱/۰۲	۱۷/۴۷	۱۷/۸۶	۱۶/۸۴	نوامبر	
۰/۴۶	۱/۱۶	۱۵/۰۹	۱۵/۷۹	۱۴/۶۳	۰/۷۴	۱/۲۱	۱۳/۶۷	۱۴/۱۴	۱۲/۹۳	دسامبر	

نتایج بدست آمده برای دمای حداقل و حداکثر ایستگاه انزلی و گرگان طی دوره پیش بینی نشان داد، افزایش دمای ماه‌های مارس، آوریل، ژوئیه، اوت و سپتامبر از دیگر ماه‌ها بیشتر خواهد بود. بیشترین تغییرات ممکن برای دمای حداکثر و دمای حداقل ایستگاه انزلی و گرگان را ماه اوت تجربه خواهد کرد. در دیگر ایستگاه‌ها نیز بیشترین افزایش دما طی دوره آینده مربوط به ماه اوت است. دما در هر پنج ایستگاه برای بیشتر ماه‌ها با خروجی‌های هر دو مدل گردش عمومی جو بیش از یک درجه سانتی‌گراد طی دوره پیش بینی آینده می‌باشد. در مورد دو سناریوی استفاده شده گرچه نتایج سناریوی B1 افزایش یا کاهش آرمتری را نشان می‌دهد، اما در برخی ماه‌ها تغییرات بزرگ‌تری (افزایش یا کاهش) نسبت به سناریوی A2 نشان داد که از دلایل آن می‌توان به تفاوت‌های موجود در متغیرهای سازنده‌ی این سناریوها اشاره نمود.

در مورد شبکه عصبی مصنوعی متغیرهای مستقل انتخاب شده برای این مدل برای هر ماه متفاوت بوده و دامنه‌ی وسیع‌تری را نسبت به مدل SDSM دارند. با توجه به این‌که با آزمون و خطای بسیار مدل بهینه جهت شبیه سازی انتخاب شد، اما خطاها نشان دهنده‌ی عملکرد بسیار ضعیف این مدل در ارتباط با دمای حداقل و حداکثر دو ایستگاه مورد بررسی می‌باشد. استفاده از مدل‌های دیگر شبکه عصبی، تعداد نرون‌های متفاوت، روش‌های یادگیری و توابع فعالیت متفاوت ممکن است نتایج را تغییر دهد زیرا دامنه کاری این مدل گسترده‌تر می‌باشد.

آنچه که از این مدل می‌توان برای دمای آینده نتیجه گرفت افزایش دمای حداقل ایستگاه انزلی برای ماه‌های مارس، اکتبر، دسامبر و سپس ماه‌های ژانویه، فوریه، ژوئن، ژوئیه و اوت می‌باشد، اما برای دمای حداکثر ژانویه، ژوئیه، اوت و سپتامبر بیشترین افزایش را خواهند داشت. در هر دو کاهش دما برای ماه‌های آوریل، می و نوامبر مشهود است. در ایستگاه بابلسر دمای حداقل برای همه ماه‌ها افزایش و دمای حداکثر در ماه‌های ژانویه، آوریل، می و نوامبر کاهش خواهد یافت. آماره ی خطا در دو ایستگاه بین ۰/۲ تا ۰/۸ درجه سانتی‌گراد متغیر بود و ضرایب تعیین بسیار پایین بودند. جدول ۵ و ۶ گویای عملکرد مدل‌ها می‌باشد.



شکل ۵: شبیه سازی شبکه عصبی (منبع نگارندگان)

جدول ۴: نتایج بدست آمده از مدل NEUROSOLUTION برای دمای حداقل و حداکثر ایستگاه انزلی و بابلسر (منبع نگارندگان)

تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	ماه	دمای حداقل انزلی و بابلسر
-۰/۵۷	۱/۹۳	۴/۱۲	۵/۴۸	۳/۵۵	۰/۳۵	۲/۵۳	۴/۴۱	۶/۵۹	۴/۰۶	ژانویه	
-۰/۱۵	-۰/۲۴	۴/۳۸	۴/۴۷	۴/۲۳	۰/۹۵	-۰/۱۵	۴/۹۸	۴/۱۸	۴/۰۳	فوریه	
-۰/۰۳	-۰/۷۷	۶/۷۳	۷/۵۲	۶/۷۵	۱/۰۸	-۰/۲۳	۷/۳۰	۶/۴۵	۶/۲۲	مارس	
-۰/۶۸	-۰/۴۸	۱۱/۶۴	۱۱/۴۴	۱۰/۹۶	-۰/۱۲	-۰/۰۹	۱۰/۴۷	۱۰/۵۰	۱۰/۵۹	آوریل	
-۰/۰۵	-۰/۹۷	۱۵/۹۴	۱۶/۸۶	۱۵/۸۹	-۰/۸۹	-۰/۰۷	۱۴/۹۴	۱۵/۷۶	۱۵/۸۳	مه	
-۰/۵۴	-۰/۱۳	۲۰/۵۹	۲۰/۱۸	۲۰/۰۵	۰/۱۳	-۰/۸	۲۰/۰۱	۲۰/۶۸	۱۹/۸۸	ژوئن	
-۰/۱۵	-۰/۲۷	۲۲/۴۴	۲۲/۵۶	۲۲/۲۹	-۰/۲	۰/۳۶	۲۲/۰۴	۲۲/۶۰	۲۲/۲۴	ژوئیه	
-۰/۶۳	۰	۲۲/۶۵	۲۲/۰۲	۲۲/۰۲	۰/۳۳	-۰/۱۴	۲۲/۰۸	۲۱/۸۹	۲۱/۷۵	اوت	
-۰/۵۸	-۰/۶۵	۱۹/۹۶	۲۰/۰۳	۱۹/۳۸	۰/۴۴	-۰/۱۳	۱۹/۵۶	۱۹/۲۵	۱۹/۱۲	سپتامبر	
-۰/۲۵	-۰/۵۳	۱۴/۵۰	۱۴/۷۸	۱۴/۲۵	۱/۰۹	-۰/۰۴	۱۵/۸۷	۱۴/۸۲	۱۴/۷۸	اکتبر	
-۰/۱۵	-۰/۳۹	۹/۳۰	۹/۱۶	۹/۴۵	-۰/۰۵	۰/۲	۱۰/۵۶	۱۰/۸۱	۱۰/۶۱	نوامبر	
-۰/۳۵	۱/۴۲	۶/۹۶	۵/۸۹	۵/۵۴	۱/۱۷	۲/۰۷	۷/۷۹	۸/۶۹	۶/۶۲	دسامبر	
تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	تغییرات B2	تغییرات A2	B2	A2	پایه	ماه	دمای حداکثر انزلی و بابلسر
-۰/۱	۰/۳۲	۱۱/۵۹	۱۲/۰۱	۱۱/۶۹	۰/۳	۱/۹۷	۱۰/۳۳	۱۲	۱۰/۰۳	ژانویه	
-۰/۴۸	-۰/۱۴	۱۱/۹۸	۱۱/۶۴	۱۱/۵۰	۰/۲۷	-۰/۳۱	۹/۶۹	۹/۷۳	۹/۴۲	فوریه	
-۰/۲۶	-۰/۳۹	۱۳/۵۶	۱۳/۶۹	۱۳/۳۰	-۱	-۰/۳۵	۱۰/۳۳	۱۱/۶۸	۱۱/۳۳	مارس	
-۰/۲۱	-۰/۰۴	۱۸/۰۱	۱۸/۲۶	۱۸/۲۲	-۰/۱۱	۰/۳۵	۱۶/۳۳	۱۶/۷۹	۱۶/۴۴	آوریل	
-۱/۵۱	-۰/۱۹	۲۱/۹۴	۲۳/۲۶	۲۳/۴۵	-۰/۱۲	-۰/۸۴	۲۲/۰۳	۲۱/۳۱	۲۲/۱۵	مه	
-۰/۷۵	-۰/۱۳	۲۸/۵۸	۲۷/۹۶	۲۷/۸۳	۰/۲۷	-۰/۱۴	۲۷/۴۱	۲۷/۲۸	۲۷/۱۴	ژوئن	
-۰/۵۷	-۰/۷۵	۳۰/۹۸	۳۱/۱۶	۳۰/۴۱	۱/۲۵	-۰/۳۹	۳۱/۰۸	۳۰/۲۲	۲۹/۸۳	ژوئیه	
-۰/۰۸	-۰/۷	۳۰/۱۳	۳۰/۷۵	۳۰/۰۵	۰/۲۶	-۰/۴۵	۲۹/۴۰	۲۹/۵۹	۲۹/۱۴	اوت	
۰/۱	۰/۵	۲۷/۷۲	۲۸/۱۲	۲۷/۶۲	۰/۳۱	۰/۶	۲۶/۱۹	۲۶/۴۸	۲۵/۸۸	سپتامبر	
-۰/۴۱	-۰/۲۸	۲۳/۲۹	۲۲/۶۰	۲۲/۸۸	۰/۳۴	-۰/۱۴	۲۱/۳۰	۲۱/۱۴	۲۰/۹۶	اکتبر	
-۰/۸۱	-۰/۲۱	۱۷/۶۲	۱۸/۲۲	۱۸/۴۳	-۰/۹۶	-۱/۱۱	۱۵/۸۴	۱۵/۶۹	۱۶/۸۰	نوامبر	
۱/۰۱	-۰/۲۳	۱۵/۸۹	۱۵/۱۱	۱۴/۱۸	-۰/۳۴	-۰/۱۴	۱۲/۵۸	۱۳/۰۶	۱۲/۹۲	دسامبر	

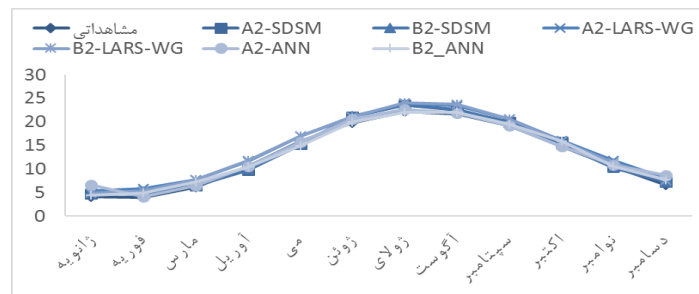
جدول ۵: نتایج آماره‌های ویلکاکسون و کلموگروف اسمیرنوف (منبع نگارندگان)

آزمون کلموگروف اسمیرنوف				آزمون ویلکاکسون				ایستگاه
LARSWG		SDSM		LARSWG		SDSM		
واریانس دمای حداکثر	واریانس دمای حداقل	واریانس دمای حداکثر	واریانس دمای حداقل	حداکثر میانگین	حداقل میانگین	حداکثر میانگین	حداقل میانگین	
۰,۰۰	۰,۰۰	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۰۵	۰,۳۴۶	۰,۰۴	۰,۳۸۸	انزلی
۰,۰۰	۰,۰۰	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۷۵	۰,۶۵	۰,۲۳۹	۰,۰۹۹	رشت
۰,۰۰	۰,۰۰	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۶۶	۰,۷۵	۰,۱۸۲	۰,۸۱۴	رامسر
۰,۰۰	۰,۰۰	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۳۶	۰,۰۴	۰,۲۳۹	۰,۲۷۲	بابلسر
۰,۰۰	۰,۰۰	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۷۵۶	۰,۳	۰,۱۳۶	۰,۳۸۸	گرگان

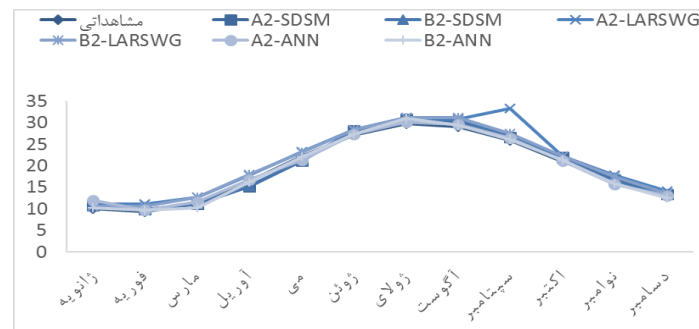
با توجه به نتایج بدست آمده از دو آزمون ویلکاکسون و کلموگروف اسمیرنوف که به ترتیب برای معنی‌داری تفاوت دو میانگین و تطبیق توزیع داده‌ها می‌باشد برای میانگین سری مشاهداتی و شبیه سازی شده و همچنین واریانس دو سری مشخص می‌شود مدل SDSM میانگین‌های مشابه و همچنین واریانس توزیع یکنواخت‌تری دارد و در همه موارد P-Value بالاتر از سطح معنی‌دار ۰,۰۵ است.

جدول ۶: خطای محاسبه شده برای ایستگاه‌ها با شبیه سازی سه مدل (منبع نگارندگان)

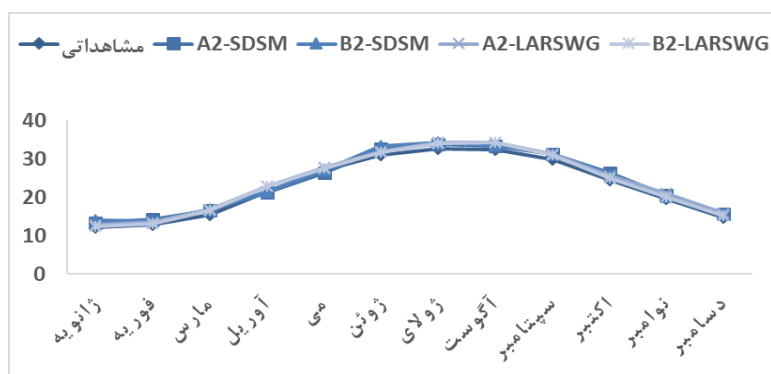
R^2	MAE		RMSE		مدل	ایستگاه
	max	min	max	min		
۱۰۰	۰/۰۲۵۸	۰/۰۵۴۱	۰/۰۳۱۶	۰/۰۶۴۸	SDAM	
۱۰۰	۰/۱۴۰۸	۰/۱۵۲۵	۰/۱۸۱۱	۰/۱۸۹۲	LARS-WG	انزلی
۰/۸۱	۰/۸۲۲۵	۰/۲۷	۰/۸۷۵	۰/۳۲۷	ANN	
۱۰۰	۰/۰۳	۰/۰۲۸۳	۰/۰۴۰۱	۰/۰۳۴۶	SDSM	
۱۰۰	۰/۲۱۵	۰/۱۷۹۱	۰/۲۷۵۵	۰/۲۱۵۳	LARS-WG	رشت
					ANN	
۱۰۰	۰/۰۱۲۵	۰/۰۰۸۳	۰/۰۱۵۸	۰/۰۱۲۲	SDSM	
۱۰۰	۰/۱۳۷۵	۰/۱۱۸۳	۰/۱۶۴	۰/۱۴۸۹	LARS-WG	بابلسر
۰/۸۱	۰/۵۶۰۸	۰/۳۹۹۱	۰/۷۰۴۶	۰/۶۵۶۴	ANN	
۱۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۱۵	۰/۰۱۷۶	۰/۰۱۸۹	SDSM	
۱۰۰	۰/۱۳۲۵	۰/۱۳۵	۰/۱۵۲۶	۰/۱۶۹۶	LARS-WG	رامسر
					ANN	
۱۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۱۸۳	۰/۰۲۱۴	۰/۰۲۰۲	SDSM	
۱۰۰	۰/۱۵۰۸	۰/۱۰۹۱	۰/۱۹۸۴	۰/۱۴۳۱	LARS-WG	گرگان
					ANN	



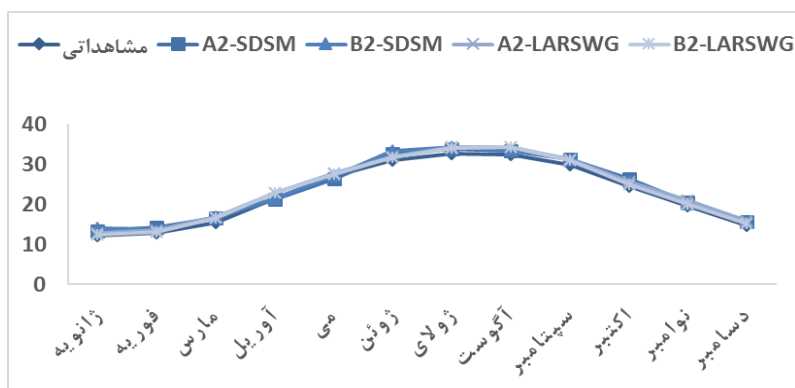
شکل ۶: تغییرات ماهانه دمای حداقل انزلی در سه مدل و دو سناریو (منبع نگارندگان)



شکل ۷: تغییرات ماهانه دمای حداقل گرگان در دو مدل و دو سناریو (منبع نگارندگان)



شکل ۸: تغییرات ماهانه دمای حداکثر انزلی در سه مدل و دو سناریو (منبع نگارندگان)



شکل ۹: تغییرات ماهانه دمای حداکثر گرگان در دو مدل و دو سناریو (منبع نگارندگان)

نتیجه گیری

تایچ بدست آمده از مدل LARS_WG نشان دهنده‌ی افزایش دمای حداقل و حداکثر تا بالای یک درجه سانتی‌گراد در بیشتر ماه‌ها بود. بیشترین افزایش در ماه‌ها مربوط به ماه اوت می‌باشد. در مورد مدل SDSM، علاوه بر افزایش دمای هوا در ماه‌های گرم سال، نتایج کاهش دما را برای ماه‌های مارس، آوریل، می و نوامبر برای هر پنج ایستگاه‌ها نشان داد. مدل شبکه عصبی مصنوعی نیز همانند مدل SDSM از متغیرهای بزرگ مقیاس جهت شبیه‌سازی خود استفاده می‌کند که این مدل نیز کاهش دما را برای ماه آوریل، می و نوامبر در دو ایستگاه مورد بررسی نشان داد. خطای مدل‌ها در شبیه‌سازی و همچنین ضرایب تعیین به خوبی گویای عملکرد مدل‌ها می‌باشند. در این بین مدل SDSM خطای پایین‌تری (۰/۰۱ تا ۰/۰۶ درجه سانتی‌گراد) را به ثبت رساند چرا که این مدل، مدلی پیوندی است که ترکیبی از مدل رگرسیونی و مولد مصنوعی جوی می‌باشد. باید خاطر نشان کرد که مدل LARS_WG تنها یک مدل مولد جوی مصنوعی است و توانست بعد از مدل SDSM درجه خطای کمتری ۰/۱ تا ۰/۲ درجه سانتی‌گراد (را داشته باشد و همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی نیز مدلی بسیار ضعیف طبقه بندی شد که نشان از ضعف مدل در شبیه‌سازی پارامترهای جوی دارد و خطای بالایی (۰/۲ تا ۰/۸ درجه سانتی‌گراد) را نسبت به دو مدل ریز مقیاس‌سازی قبلی داشته است. در نتیجه مدل SDSM، به عنوان شبیه‌ساز قوی داده‌های دما معرفی می‌شود. مقایسه این پژوهش با سایر مطالعات مشابه همانند

(باباییان و همکاران، ۱۳۸۸)، (اشرف و همکاران، ۱۳۹۰)، (عباسی و همکاران، ۱۳۸۹) و غیره که تغییرات اقلیم در ایران و خراسان را مورد بررسی قرار دادند، تطابق نتایج این مطالعه با نتایج کار پژوهشی آنان را نشان داد که مطابق با پیش بینی‌های مراکز اقلیمی جهان و هیئت بین الدول تغییر اقلیم است. جهت ارزیابی مدل‌ها نیز پژوهشگران در کانادا (Khan et al. 2006)، لوپز و همکاران (۲۰۰۸) و سبحانی و همکاران (۱۳۹۴) نشان دادند مدل SDSM مدلی با خطای بسیار پایین جهت شبیه سازی و ارزیابی اثرات تغییر اقلیم به ویژه دما است.

منابع

- ۱- اشرف، بتول، محمدموسوی بایگی، غلامعلی کمالی و کامران داوری، (۱۳۹۰): پیش بینی تغییرات فصلی پارامترهای اقلیمی در ۲۰ سال آتی با استفاده از ریزمقیاس نمایی آماری داده‌های مدل HADCM3 (مطالعه ی موردی استان خراسان رضوی)، نشریه‌ی آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، شماره ۴: ۹۵۷-۹۴۵.
- ۲- باباییان، ایمان، زهرا نجفی بیک، فاطمه زابل عباسی، مجیدحبیبی نوخندان، حامد ادب و شراره ملیبوسی، (۱۳۸۸): ارزیابی تغییر اقلیم کشور در دوره‌ی ۲۰۳۹-۲۰۱۰ میلادی با استفاده از ریزمقیاس نمایی داده‌های مدل گردش عمومی جو ECHO-G، مجله جغرافیا و توسعه، شماره ۱۶: ۱۵۲-۱۳۵.
- ۳- سبحانی، ب، مهدی اصلاحی و ایمان بابائیان، (۱۳۹۴): کارایی الگوهای ریزمقیاس نمایی آماری SDSM و LARS-WG در شبیه سازی متغیرهای هواشناسی در حوضه آبریز دریاچه ارومیه، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، دوره ۴۷، شماره ۴، ۴۹۹-۵۱۶.
- ۴- عباسی، فاطمه، شراره ملیبوسی، مجید حبیبی نوخندان و مرتضی اثمیری، (۱۳۸۹): ارزیابی تغییر اقلیم زاگرس در دوره ۲۰۳۹-۲۰۱۰ میلادی با استفاده از ریزمقیاس نمایی داده‌های مدل گردش عمومی جو ECHOG، نشریه پژوهش‌های اقلیم شناسی، سال اول، شماره ۱-۲: ۲۰-۳.
- ۵- مساح بوانی، علیرضا و علیرضا مرید، (۱۳۸۴): اثرات تغییر اقلیم بر جریان رودخانه زاینده رود اصفهان، نشریه علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، سال نهم، شماره ۴: ۲۷-۱۷.

- 6- Abbasnia, M. Tavousi, T. Khosravi, M. (2016): Assessment of Future Changes in The Maximum Temperature at Selected Stations in Iran Based on HADCM3 and CGCM3 Models, *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.* 52(4), 371-377, DOI:10.1007/s13143-016-0006-z.
- 7- Abbasnia, M. Toros, H. (2016): Future Changes in Maximum Temperature Using The Statistical Downscaling Model (SDSM) At Selected Stations of Iran, *Model. Earth Syst. Environ.* (2016) 2:68 DOI 10.1007/s40808-016-0112-Z.
- 8- Cheema, S, B. Rasul, Gh. Ali, G. Kazmi, D.H. (2012): A Comparison of Minimum Temperature Trends With Model Projections, *Pakistan Journal of Meteorology*, Vol. 8, Issue 15, pp.39-52.
- 9- Chu, J. T. Xia, J. Xu, C. Y. Singh, V. P. (2010): Statistical Downscaling of Daily Mean Temperature, Pan Evaporation and Precipitation for Climate Change Scenarios in Haihe River, China, *Theor Appl Climatol*, Vol.99, Issue 1-2, pp.149-161.
- 11- Dorji, S. Herath, S. Mishra, B. K. (2017): Future Climate of Colombo Downscaled With SDSM-Neural Network, *Climate* 2017, 5, 24; Doi: 10.3390/cli5010024.

- 12- Gagnon, S. Singh, B. Rousselle, J. Roy, L. (2005): An Application of The Statistical Down Scaling Model (SDSM) to Simulate Climatic Data for Stream Flow Modelling in Québec, Canadian Water Resources Journal, Vol. 30, No.4, pp.297-314.
- 13- Goodarzi, E. Dastorani, M. Massah Bavani, A. Talebi, A. (2015): Evaluation of The Change-Factor and LARS-WG Methods of Downscaling for Simulation of Climatic Variables in The Future (Case study: Herat Azam Watershed, Yazd - Iran), Ecopersia, 3 (1), 833-846.
- 14- Horton, E. B. (1995): Geographical Distribution of Changes in Maximum and Minimum Temperatures, Atmospheric Research, Vol.37, pp.102-117.
- 15- IPCC Report, Climate Change. (2007): Synthesis Report.
- 16- Karl, T. R. Kukla, G. Razuvayev, V. N. Changery, M. J. Quayle, R. G. Heim, R.R. Easterling, D. R. Cong Bin Fu. (1991): Global Warming: Evidence for Asymmetric Diurnal Temperature Change, Geophysical Research Letters, Vol.18, Issue 12, pp. 2253-2256.
- 17- Khadka, D. Pathak, D. (2016): Climate Change Projection for The Marsyangdi River Basin, Nepal Using Statistical Downscaling of GCM and Its Implications in Geodisasters, Geoenvironmental Disasters 3:15, DOI 10.1186/s40677-016-0050-0.
- 18- Khan, M.S. Coulibaly, P. Dibike, Y. (2006): Uncertainty Analysis of Statistical Downscaling Methods, Journal of Hydrology, Vol. 319, pp.357-382.
- 19- Lapp, S. Sauchyn, D. Wheaton, E. (2008): Future Climate Change Scenarios for The South Saskatchewan River Basin, pp.1-86.
- 20- Lüthi, D. Floch, M. L. Bereiter, B. Blunier, Th. Barnola, J.M. Siegenthaler, U. Raynaud, D. Jouzel, J. Fischer, H. Kawamura, K. Stocker, Th. F. (2008): High-Resolution Carbon Dioxide Concentration Record 650,000-800,000 Years Before Present, Nature, Vol. 453, No. 7193, pp.379-382.
- 21- Lines, G. S. Pancura, M. Lander, CH. (2006): Building Climate Change Scenarios of Temperature and Precipitation in Atlantic Canada Using The Statistical Downscaling Model (SDSM), Meteorological Service of Canada, Atlantic Region, Science Report Series 2005-9, pp.1-41.
- 22- Liu, P. Xu, Z. Li, X. (2016): Projection of Climate Change Scenarios in Different Temperature Zones in The Eastern Monsoon Region, China, Water 2017, 9, 305; Doi:10.3390/w9050305.
- 23- Lopes, P.G. Aguiar, R. Casimiro, E. (2008): Assessment of Climate Change Statistical Downscaling Methods, Application and Comparison of Two Statistical Methods to a Single site in Lisbon.
- 24- Mekonnen, D. F. Disse, M. (2016): Analyzing The Future Climate Change of Upper Blue Nile River Basin (UBNRB) Using Statistical Down Scaling Techniques, Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss. Doi: 10.5194/hess-2016-543, 2016.
- 25- Morid, S. Massah Bavani, A. R. (2005): Impact of Climate Change on The Water Resources of Zayandeh Rud Basin, Journal of Sciences and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and soil Science, Vol. 9, No.4, pp.17-27.
- 26- Mahmood, R. Babel, M. (2014): Future Changes in Extreme Temperature Events Using The Statistical Downscaling Model (SDSM) in The Trans-Boundary Region of The Jhelum River Basin, Weather and Climate Extremes 5-6 (2014) 56–66.
- 27- Mulugeta Bekele, H. (2009): Evaluation of Climate Change Impact on Upper Blue Nile Basin Reservoirs (Case Study on Gilgel Abay Reservoir, Ethiopia), A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of The Requirements for the Degree of Masters of Science in Hydraulics and Hydropower Engineering of Arba-Minch University, Supervisor, Dr. Ing Seleshi Bekele, Arba-Minch University School of Post Graduate Studies, pp.1-109.
- 28- Mutasa, C. (2011): Impact of Climate Change on Ground Water Resources: A Case Study of The Sardon Catchment, Spain. Thesis Submit for The Degree of Master of Science in Geo Information Science and Earth Observation, Supervisors, Dr. Ir. M. W Lubczynski and Dr. Ir. C. Van Der Tol, University of Twente, pp.1-65.

- 29- Rosenzweig, C. Karoly, D. Vicarelli, M. Neofotis, P. Wu, Q. Casassa, G. Menzel, A. Root, T. L. Estrella, N. Seguin, B. Tryjanowski, P. Liu, CH. Rawlins, S. Imeson, A. (2008): Attributing Physical and Biological Impacts to Anthropogenic Climate Change, *Nature*, Vol. 453, pp.353-358.
- 30- Sayad, T. A. Ali, A. M. Kamel, A. M. (2016): Study The Impact of Climate Change on Maximum and Minimum Temperature Over Alexandria, Egypt Using Dtatistical Downscaling Model (SDSM), *Global Journal of Advanced Research*, 3, 8, 694-712.
- 31- Souvignat, M. Gaese, H. Ribbe, L. Kretschmer, N. Oyarzún, R. (2010): Statistical Downscaling of Precipitation and Temperature in North-Central Chile: An Assessment of Possible Climate Change Impacts in an Arid Andean Watershed, *Hydrol. Sci. J.* 55(1), 41–57.
- 32- Semenov, M. A. (2002): LARS-WG A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies Developed by Mikhail A. Semenov. Version 3.0, User Manual.
- 33- Task Group on Scenarios for Climate Impact Assessment Intergovernmental Panel on Climate Change, June (2007): General Guidelines on The Use of Scenario Data for Climate Impact and Adaptation Assessment, Version 2.
- 34- U. S. Climate Change Science Program, Synthesis and Assessment Product 3/1. July (2008): Climate Models an Assessment of Strenghts and Limitations.
- 35- Wilby, R.L. Dawson, C. W. Barrow, E. M. (2001): Sdsm — A Decision Support Tool for The Assessment of Regional Climate Change impacts, *Environmental Modelling & Software*, Vol.17, pp.147-159.
- 36- Wetterhal, F. Bardossy, A. Chen, D. Halldin, S. Yu Xu, CH. (2006): Daily Precipitation-Downscaling Techniques in Three Chinese Regions, *Water Resources Research*, Vol. 42, W 11423, 13 pp.
- 37- Wilby, R. L. Dawson, C. W. (2007): SDSM 4.2 — A Decision Support Tool for The Assessment of Regional Climate Change Impacts, User Manual.