

سال ششم، شماره دوم، پاییز و زمستان ۱۳۹۷
تاریخ دریافت: ۱۵ / ۰۱ / ۱۳۹۷ تاریخ تأیید نهایی: ۰۹ / ۰۵ / ۱۳۹۷
صص: ۱۵۸-۱۳۳

ارزیابی کاربرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و SDSM به منظور شبیه‌سازی

دمای کمینه و بیشینه ایستگاه اصفهان

حسین عساکره، استاد اقلیم شناسی دانشگاه زنجان، زنجان، ایران
نرگس حسامی^۱، دانشجوی دکتری تغییرات آب و هوایی دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

چکیده

با توجه به تغییرات اقلیمی و گرمایش جهانی، پیش‌بینی دمای بیشینه و کمینه که از مهم‌ترین پارمترهای اقلیمی است، فرصت مناسبی را برای برنامه‌ریزی و ارائه تمهیدات لازم در اختیار برنامه‌ریزان قرار می‌دهد. در این پژوهش با استفاده از مدل ریزگردانی آماری دینامیک (SDSM) و مدل ریزگردانی براساس شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بیشینه و کمینه دمای ایستگاه اصفهان شبیه‌سازی شد. در این راستا از داده‌های مرکز ملی پیش‌بینی محیطی (NCEP) به عنوان متغیرهای پیش‌بین جهت واسنجی و ارزیابی مدل استفاده شد و از داده‌های HadCM3 تحت دو سناریوی A2 و B2 جهت شبیه‌سازی دمای کمینه و بیشینه ایستگاه اصفهان طی سه دوره زمانی ۲۰۱۶-۲۰۴۰، ۲۰۴۱-۲۰۷۰ و ۲۰۷۱-۲۰۹۹ استفاده شد. نتایج نشان داد که دمای بیشینه و کمینه طی دوره‌های یاد شده افزایش چشم‌گیری خواهند داشت. به گونه‌ای که بر اساس سناریوی B2 و در هر دو مدل شبکه عصبی و SDSM تا سال ۲۰۹۹ نسبت به دوره پایه، میانگین سالانه دمای کمینه ۲/۳۸ و ۳/۲۲ درجه و دمای بیشینه ۳/۴۳ و ۴/۲۲ درجه سلسیوس افزایش خواهد یافت. بر اساس این پژوهش، مدل شبکه عصبی مصنوعی نتایج قابل قبول‌تری را نشان داد.

کلمات کلیدی: مدل‌سازی، SDSM، شبکه عصبی مصنوعی، دما، اصفهان

مقدمه

از آنجایی که دما نقش اساسی را در بسیاری فرایندهای انسانی (نظیر تولید و مصرف آب و انرژی، کارایی پیکره فیزیکی و روانی انسان، کارآمدی فعالیت‌ها و ...) و طبیعی (چرخه آب و تبخیر و تعرق، هوازدگی و فرسایش، تکوین سامانه‌های فشار حرارتی و ...)، لذا نوسان‌ها و تغییرات آن نیز از اهمیت زیادی برخوردار است. تغییرات معنی‌دار دمای کره زمین یا گرمایش جهانی به عنوان مهم‌ترین نمودهای تغییرات اقلیم در قرن حاضر مورد توجه قرار گرفته است، بسیاری از مسائل و مشکلات محیطی در تغییر اقلیم کره زمین به ویژه در افزایش دما ریشه دارند (علیچانی و قویدل رحیمی، ۱۳۸۴: ۲۲) در این میان، استفاده از روش‌های تخمین و پیش‌بینی در صورتی که از دقت کافی برخوردار باشند، می‌تواند در برنامه‌ریزی‌ها و مدیریت صحیح مفید واقع شوند (کارآموز و همکاران، ۱۳۸۵: ۲).

در سطح جهانی مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری بویژه در ارتباط با دما و به منظور شبیه‌سازی آن توسعه زیادی داشته است. مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری-دینامیکی (SDSM)^۱، شبکه‌های عصبی مصنوعی، توابع انتقال و... در این زمره می‌باشند. به عنوان مثال کارل^۲ و همکاران (۱۹۹۰) از روش CPMS^۳، کیدسون و تامسون^۴ (۱۹۹۸) از روش MOS^۵، زوریتا و استورچ^۶ (۱۹۹۸) از روش تشابه ANALOG^۷، هوث^۸ (۲۰۰۲) از روش واکاوی همبستگی استاندارد CCA^۹، بوسائیکو^{۱۰} و همکاران (۱۹۹۸) با شگرد ED^{۱۱}، تم^۱ و همکاران (۲۰۱۱) با مدل ESDM^۱، گنو^۳ و همکاران (۲۰۱۴) با روش

^۱ Statistical-Dynamical Downscaling Models

^۲ Karl

^۳ Climatological projection by model statistics-

^۴ Kidson and Thompson

^۵ Model output statistics

^۶ Zorita and storch

^۷ Simple analog method

^۸ Huth

^۹ Canonical correlation analysis

^{۱۰} Busuioc

^{۱۱} Empirical downscaling

^۴LASSO به ریزمقیاس‌نمایی آماری پرداخته‌اند. سجادخان^۵ و همکاران (۲۰۰۶) دمای کمینه، دمای بیشینه، دمای نقطه شبنم، بارندگی و تبخیر و تعرق را با هدف بررسی توانایی مدل در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی، هی لوک^۶ و همکاران (۲۰۰۶) بارش سنگین انگلستان، لیو^۷ و همکاران (۲۰۱۱) دمای کمینه، دمای بیشینه را در حوضه آبریز رود زرد طی قرن ۲۱، شاشیکانت^۸ و همکاران (۲۰۱۴) بارش‌های موسمی هند، برانزول^۹ (۲۰۱۵)، دمای کمینه، دمای بیشینه و بارش حوضه آبریز تالومولیاپاداس^{۱۰} در فیلیپین، محمود و بابل^{۱۱} (۲۰۱۴) دماهای فرین در مرزهای بازرگانی حوضه آبریز جلوم^{۱۲} (مرز بین پاکستان و هند) را با استفاده از *SDSM* مدل‌سازی کرده‌اند. کانگ^{۱۳} و همکاران (۲۰۱۵) به پیش‌بینی رواناب در حوضه سد نامگانگ^{۱۴} در کره با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تحت سناریو *GCM* پرداختند و همچنین برای بررسی آسیب‌پذیری حوضه سد ناشی از تغییرات آب‌وهوایی از مدل ^{۱۵}SWAT استفاده گردید. چیلالی^{۱۶} و همکاران (۲۰۱۶) به پیش‌بینی غلظت ذرات معلق روزانه با قطر ایرودینامیکی کمتر از ۱۰ میکرون در الجزایر با استفاده از شبکه عصبی پرداختند و دریافتند که نتایج حاصل از این مدل رضایت‌بخش بوده‌است به‌طوری‌که ضریب همبستگی بین ۰/۶۰ و ۰/۸۵ بوده‌است.

¹ Theme

² Empirical statistical downscaling methods

³ Gao

⁴ Least absolute shrinkage and selection operator

⁵ Sajjad khan

⁶ Haylock

⁷ Liu

⁸ Shashikanth

⁹ Branzuela

¹⁰ Talomo-Lipadas

¹¹ Mahmood an babel

¹² Jhelum

¹³ Kang

¹⁴ Namgang

¹⁵ Soil Water Assessment Tool

¹⁶ Chellali

الکران و عبدالهی^۱ (۲۰۱۷)، به پیش‌بینی تبخیر و تعرق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در گرین و لازناکا قبرس پرداختند. نایر و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی بر روی خروجی مدل‌های آب و هوایی جهانی به پیش‌بینی بارندگی ماهانه پرداختند. در ایران نیز فعالیت‌های پرشماری در این زمینه انجام شده است. برای مثال امیدوار و ازدرپور (۱۳۹۱) به مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و مدل HEC-HMS در برآورد بارش- رواناب حوضه اعظم هرات، رودسری و همکاران (۱۳۹۳) با استفاده از روش کنترل گروهی داده‌ها و شبکه عصبی مصنوعی به مدلسازی بارش رواناب در حوضه پلرود پرداختند. حلییان و دارند (۱۳۹۱)، به پیش‌بینی بارش اصفهان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، رضایی و همکاران (۱۳۹۳) کارایی مدل SDSM را در پیش‌بینی دمای کمینه، دمای بیشینه و میانگین دمای ایستگاه‌های کرمان و بم، غلام پور (۱۳۹۳) دما و بارش ایستگاه همدید شیراز، طائی سمیرمی و همکاران (۱۳۹۳) دمای کمینه، بیشینه و بارش را در حوضه آبریز نیشابور، روحی پناه و همکاران (۱۳۹۲) دمای و بارش ایستگاه همدید یزد، آبکار و همکاران (۱۳۹۲) نمایه‌های دمایی ایستگاه کرمان و قرمزچشمه و همکاران (۱۳۹۳) به بررسی دمای بیشینه و کمینه و بارش در شمال غرب ایران پرداختند. رضائی و همکاران (۱۳۹۴)، با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و SDSM به شبیه‌سازی بارش سالانه، مالمیر و همکاران (۱۳۹۵)، با استفاده از مدل SDSM و شبکه عصبی پویا به شبیه‌سازی دما و بارندگی در حوضه قره‌سو، عجم‌زاده و ملائی‌نیا (۱۳۹۵) به ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب رودخانه فیروزآباد با استفاده از SDSM و لارس، سبحانی و همکاران (۱۳۹۶)، به شبیه‌سازی بارش روزانه، کمینه و بیشینه دمای روزانه در منطقه شمال غرب با استفاده از سه مدل SDSM، لارس و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند.

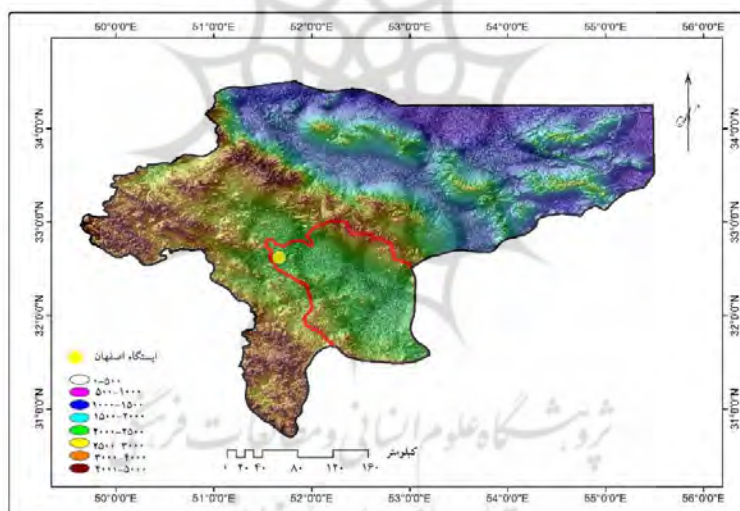
هدف از انجام این پژوهش، شبیه‌سازی دمای کمینه و بیشینه منطقه، برای پیش‌آگاهی از میزان تغییرات آنها و بررسی میزان کارایی و عملکرد دو مدل ذکر شده می‌باشد. با

¹ Elkiran & Abdullahi

توجه به اهمیت اصفهان در منطقه خشک مرکزی ایران، مطالعه پارامتر دما بسیار حائز اهمیت است. مطالعه تغییرات اقلیمی و تاثیر آن بر دمای اصفهان در دهه‌های آتی به برنامه‌ریزی به منظور استفاده صحیح از منابع آب و سازگاری با اثرات آن کمک شایانی می‌نماید.

منطقه مورد مطالعه

شهر اصفهان با طول جغرافیایی ۵۱ درجه و ۳۹ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۲ درجه و ۳۸ دقیقه شمالی قرار گرفته است. وسعت این شهرستان ۴۹۳/۸ کیلومتر مربع است.



شکل ۱- موقعیت شهر اصفهان در بستر ارتفاعی استان

داده‌ها و روش‌ها

در این پژوهش برای بررسی، الگوسازی و شبیه‌سازی دمای اصفهان، سه گروه داده استفاده شد؛ نخست میانگین دمای کمینه و میانگین دمای بیشینه ایستگاه اصفهان از سال ۱۹۶۱ تا سال ۲۰۱۵ (۲۰۸۸ روز) از سازمان هواشناسی کشور اخذ شد (ایستگاه

اصفهان در ارتفاع ۱۵۵۰/۴ متری و در عرض جغرافیایی ۳۲ درجه و ۳۷ دقیقه شمالی و ۵۱ درجه و ۴۰ دقیقه شرقی واقع شده است). گروه دوم از داده‌ها شامل داده‌های روزانه مرکز ملی پیش‌بینی متغیرهای محیطی و مرکز ملی پژوهش‌های جوی (NCEP^۱) (NCAR) برای پارامترهای مختلف جوی طی دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۱ می‌باشد (جدول ۱). سومین گروه داده مشتمل بر داده‌های مدل جهانی گردش عمومی جو زمین HadCM3 تحت سناریوی A2 و B2 برای دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۹۹ است که از سازمان محیط زیست کانادا اخذ گردید. جهت انتخاب مناسب‌ترین یاخته بین داده‌های مرکز ملی پیش‌بینی محیط زیست که شامل ۲۶ متغیر می‌باشد (جدول ۱) با داده‌های مشاهده‌ای ایستگاه اصفهان، همبستگی برقرار و در نهایت، یاخته 15X- 22Y با مختصات مرکزی ۳۲/۵ درجه عرض شمالی و ۵۲/۵ درجه طول شرقی با بیشترین همبستگی انتخاب شد.

در این پژوهش برای ریزمقیاس کردن داده‌های عمومی جو (HadCM3) از مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد. از این دو مدل برای شبیه‌سازی مقدار دمای کمینه و بیشینه ایستگاه اصفهان تحت شرایط اقلیم پایه (۲۰۰۱-۱۹۶۱) و آینده استفاده شد. به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی دمای ایستگاه اصفهان با استفاده از مدل SDSM، ابتدا متغیرهای پیش‌بینی کننده بر اساس بالاترین همبستگی کلی و ضریب همبستگی جزئی و کمترین درصد کاهش همبستگی جزئی (رابطه ۱) از میان ۲۶ متغیر مستقل جوی انتخاب شدند. درصد کاهش همبستگی جزئی مطلق توسط ضریب همبستگی مطلق بین یک پیش‌بینی شونده و پیش‌بینی کننده و ضریب همبستگی جزئی بین پیش‌بینی شونده و پیش‌بینی کننده با استفاده از رابطه (۱) به دست می‌آید (محمود و بابل، ۲۰۱۴؛ ۵۶):

$$pr = \frac{(pr - R)}{R} \quad (1)$$

¹ National Center for Environmental Prediction

² National center for Atmospheric Research

PR = درصد کاهش همبستگی جزئی با توجه به ضریب همبستگی

R = ضریب همبستگی بین پیش‌بینی کننده و پیش‌بینی شونده

جدول ۱- فهرست متغیرهای پیش‌بینی روزانه آرشیو داده‌های (NCEP/NCAR)

متغیرهای پیش‌بین NCEP	متغیرهای پیش‌بین NCEP
میانگین فشار سطح دریا	واگرایی در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
قدرت جریان هوای سطحی	قدرت جریان هوا در سطح ۸۰۰ هکتوپاسکال
سرعت مداری سطحی	سرعت باد مداری در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
سرعت نصف النهاری سطحی	سرعت باد نصف النهاری در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
سرعت هوای سطحی	تاوایی در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
جهت باد سطحی	ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
واگرایی سطحی	جهت باد در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
قدرت جریان هوا در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	واگرایی در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
سرعت باد مداری در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	رطوبت نسبی در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال
سرعت باد نصف النهاری در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	رطوبت نسبی در سطح ۸۵۰ هکتوپاسکال
تاوایی در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	رطوبت نسبی در نزدیکی سطح زمین
ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	رطوبت ویژه سطحی
جهت باد در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	میانگین دما در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین

در مرحله دوم به اعتبارسنجی مدل پرداخته شد. در این مرحله با استفاده از محاسبه ضریب تعیین (رابطه ۲) بین مقادیر برآورد شده و مقادیر واقعی و نیز براساس نمایه‌های خطاسنجی میانگین مجذور مربعات خطا (رابطه ۳) داده‌های تولید شده توسط مدل و داده‌های واقعی موجود در دوره پایه ارزیابی شد.

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - \bar{X}_{obs})(X_{sim,i} - \bar{X}_{sim})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - \bar{X}_{obs})^2 \sum_{i=1}^N (X_{sim,i} - \bar{X}_{sim})^2}} \right)^2 \quad (2)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{sim,i} - X_{obs,i})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

$$r_{(k)} = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (Z_t - \bar{Z})^2}} \quad (4)$$

میزان کمترین خطای مربعات و همبستگی به دست آمده در جدول ۲ مشخص شده است. برای ارزیابی بهتر مدل و قضاوت درباره برازندگی رگرسیون، مانده‌های رگرسیون آزمون شد. یکی از روش‌های آزمون باقیمانده‌ها استفاده از تابع خودهمبستگی است (رابطه ۴). مقدار خودهمبستگی ($r_{(k)}$) همیشه بین +۱ و -۱ می‌باشد. آن دسته از مقادیر $r_{(k)}$ که به عدد +۱ یا -۱ نزدیک می‌باشند نشان دهنده این نکته است که مشاهدات با k وقفه زمانی، تمایل شدید به حرکت با یکدیگر در مسیر خطی دارند. در نهایت به پیش‌بینی دمایی اصفهان بر اساس دو سناریوی A2 و B2 بر اساس خروجی‌های مدل گردش عمومی جو HadCm3 طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۹۹ پرداخته شد.

جدول ۲- مقادیر عددی شاخص‌های انتخاب مدل بهینه

Artificial Neural Network		SDSM		پارامتر اقلیمی
RMSE	R2	RMSE	R2	
۲/۲۲	۰/۹۷	۲/۳۴	۰/۹۷	دمای بیشینه
۲/۵۰	۰/۹۵	۲/۶۶	۰/۹۵	دمای کمینه

شبکه عصبی مصنوعی یک شبیه‌سازی از دستگاه عصبی طبیعی است. از عمده‌ترین ویژگی این شبکه، قابلیت یادگیری، تعمیم، پردازش موازی، مقاوم بودن و پراکندگی اطلاعات را می‌توان نام برد (منهاج، ۱۳۸۴: ۳۰-۳۲). در این روش، برای مدل‌سازی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شد. داده‌های ورودی به سه دسته آموزش، صحت‌سنجی و آزمون تقسیم شد که به ترتیب ۷۰، ۱۵ و ۱۵ درصد داده‌ها به هر قسمت تخصیص داده شد. برای اطمینان از مدل ایجاد شده، شبکه‌هایی با یک تا دو لایه مخفی و ۱ تا ۵۰ نرون در لایه مخفی ساخته شدند. برای آموزش شبکه از سه الگوریتم‌های لونبرگ - مارکوئت (Im)^۱، گرادیان نزولی (scg)^۲، قانون بیزی (br)^۳ استفاده شد. که در نهایت الگوریتم (Im) با بیشترین همبستگی (r) و کمترین خطا (RMSE) به عنوان الگوریتم شبکه عصبی برای آموزش داده‌ها استفاده شد (جدول ۲). همچنین کمترین خطای شبکه مربوط به شبکه‌هایی با یک لایه مخفی با ۸ نرون در دمای بیشینه و شبکه‌هایی با یک لایه مخفی با ۶ نرون در دمای کمینه و توابع انتقال سیگموئید در لایه مخفی و خطی در لایه خروجی می‌باشد. پس از تعیین بهترین شبکه عصبی برای تخمین داده‌های دمایی ایستگاه اصفهان، اقدام به شبیه‌سازی داده‌های دمای کمینه و بیشینه برای سه دوره ۲۰۱۶-۲۰۴۰، ۲۰۴۱-۲۰۷۰ و ۲۰۷۱-۲۰۹۹ با استفاده از مدل HadCM3 و تحت سناریوی A2 و B2 گردید.

در این پژوهش برای پیاده‌سازی مدل‌های مختلف شبکه عصبی و تعیین ساختار بهینه از برنامه‌نویسی در متلب استفاده شد. در نهایت نتایج آن با نتایج بدست آمده از *SDSM* مقایسه گردید.

¹ Lovenberg - Marquardt

² Scale Conjugate Gradient

³ Bayesian Regularization

نتایج و بحث

بر اساس شبیه‌سازی آماره‌های دمایی اصفهان بر اساس مدل آماری SDSM و شبیه‌سازی دمایی اصفهان بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی رفتار پیشین، کنونی و آتی دمای اصفهان بررسی و نتایج با یکدیگر مقایسه شد.

در روش SDSM ابتدا از بین ۲۶ متغیر جوی، متغیرهایی که بالاترین ضریب همبستگی و پایین‌ترین Pr (رابطه ۱) را داشت انتخاب و به عنوان متغیرهای پیش‌بینی کننده در نظر گرفته شد (جدول ۳ و ۴).

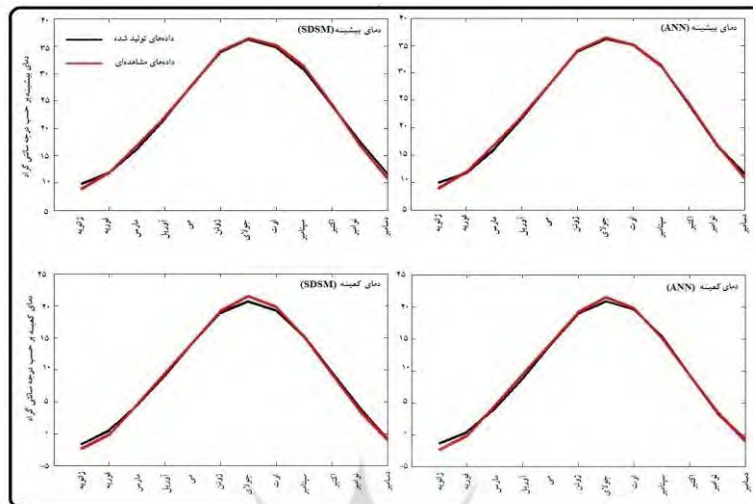
جدول ۳- ضرایب همبستگی متغیرهای مستقل منتخب جهت مدل‌سازی (دمای بیشینه)

متغیرهای مستقل	همبستگی کلی	همبستگی جزئی	درصد کاهش همبستگی جزئی
میانگین فشار سطح دریا	-۰/۸۵	-۰/۸۴	۰/۰۱
ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	۰/۸۸	۰/۸	۰/۰۹
میانگین دما در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین	۰/۹۵	۰/۹۴	۰/۰۱

جدول ۴- ضرایب همبستگی متغیرهای مستقل منتخب جهت مدل‌سازی (دمای کمینه)

متغیرهای مستقل	همبستگی کلی	همبستگی جزئی	درصد کاهش همبستگی جزئی
میانگین فشار سطح دریا	-۰/۸۸	-۰/۸	۰/۰۹
ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح ۵۰۰ هکتوپاسکال	۰/۸۱	۰/۶۹	۰/۱
میانگین دما در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین	۰/۹۳	۰/۹۱	۰/۰۲

واسنجی و ارزیابی مدل برای کمینه و بیشینه دما با استفاده از سی سال داده‌های روزانه در بازه زمانی ۱۹۹۰-۱۹۶۱ ایستگاه اصفهان انجام شد. جهت بررسی میزان صحت مقادیر برآوردی ۳۰ ساله با استفاده از داده‌های NCEP، نمودار مقادیر برآوردی و مقادیر مشاهده‌ای متغیرها باهم تلفیق شد (شکل ۲).



شکل ۲- تطبیق میانگین مقادیر برآورد شده با داده‌های NCEP و میانگین مقادیر مشاهده‌ای

نمودار دمای بیشینه نشان دهنده تطبیق مناسب مقادیر برآوردی و مشاهده شده در هر دو روش ANN و SDSM می‌باشد. بیشترین اختلاف بین نتایج مدل و مقادیر مشاهده شده با استفاده از مدل SDSM مربوط به ماه ژانویه، مارس و دسامبر به ترتیب برابر با 0.08 ، 0.07 و 0.82 درجه سلسیوس می‌باشد که میزان دمای بیشینه در ماه‌های ژانویه و دسامبر بیشتر از مقدار مشاهده شده و در ماه مارس کمتر از مقادیر مشاهداتی برآورد شده است. بیشترین اختلاف بین مقادیر مدلسازی شده و داده‌های ایستگاهی توسط ANN نیز مربوط به ماه‌های ژانویه، مارس و دسامبر برابر با 0.14 ، 0.85 و 0.79 درجه سلسیوس می‌باشد. در مورد کمینه دما، در مدل SDSM بیشترین اختلاف در ماه‌های ژانویه، فوریه و جولای به میزان 0.71 ، 0.07 و 0.88 درجه سلسیوس می‌باشد. ماه‌های ژانویه و فوریه مقادیر برآوردی بیش از داده‌های مشاهداتی و در ماه جولای داده‌های مدل‌سازی کمتر از داده‌های ایستگاهی برآورد شده است.

جدول ۵- مقایسه داده‌های مشاهداتی و داده‌های شبیه‌سازی شده در ایستگاه اصفهان

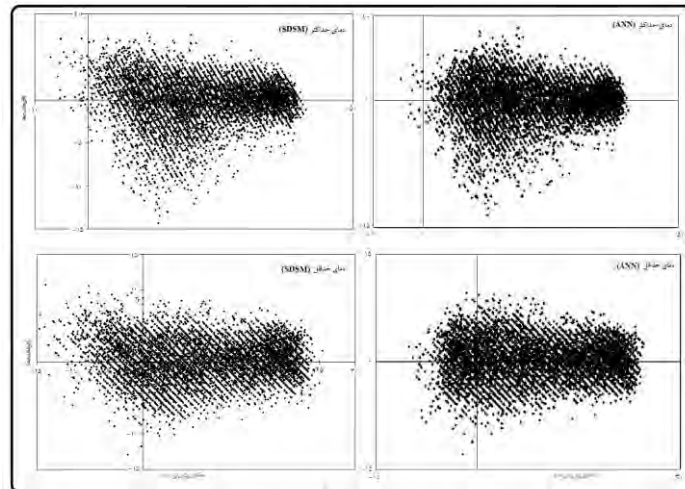
ماه	میانگین دمایی مشاهداتی		میانگین دمای شبیه‌سازی شده				انحراف میانگین دمای مشاهداتی و شبیه‌سازی	
	دمای کمینه	دمای بیشینه	دمای کمینه		دمای بیشینه		ANN	SDSM
			ANN	SDSM	ANN	SDSM		
ژانویه	۸/۸۲	-۲/۴۳	۹/۸۲	۹/۹۶	-۱/۷	-۱/۳۸	۱/۰۸	۱/۰۵
فوریه	۱۱/۸۸	-۰/۲۳	۱۱/۸۳	۱۱/۶۴	۰/۴۷	۰/۳۸	۰/۰۵	۰/۶۱
مارس	۱۶/۸۷	۴/۴۵	۱۶/۱۶	۱۶/۰۱	۴/۳۹	۴/۰۳	۰/۷	۰/۴۲
آوریل	۲۲/۰۴	۹/۳۸	۲۱/۷۳	۲۱/۶۹	۹/۰۱	۸/۷۶	۰/۳۱	۰/۶۱
می	۲۷/۹۷	۱۴/۲۳	۲۸/۰۷	۲۷/۹۵	۱۴/۱۶	۱۴/۰۳	۰/۱	۰/۱۹
ژوئن	۳۴/۰۵	۱۹/۱۱	۳۳/۹۲	۳۳/۹۵	۱۸/۹۱	۱۸/۹۳	۰/۱۲	۰/۱۸
جولای	۳۶/۳۷	۲۱/۴۷	۳۶/۱۶	۳۶/۱۱	۲۰/۵۹	۲۰/۸۳	۰/۲	۰/۶۴
اوت	۳۵/۰۸	۱۹/۷۶	۳۴/۷۶	۳۵/۰۳	۱۹/۲۱	۱۹/۵۴	۰/۳۲	۰/۲۱
سپتامبر	۳۱/۲۴	۱۵/۱۱	۳۰/۶۸	۳۱/۳۱	۱۵/۱۸	۱۵/۴۳	۰/۵۵	۰/۳۲
اکتبر	۲۴/۳۹	۹/۳۳	۲۴/۱۱	۲۴/۲	۹/۵۹	۹/۳	۰/۲۸	۰/۰۲
نوامبر	۱۶/۹	۳/۵۷	۱۷/۵۹	۱۶/۸۵	۴/۰۳	۳/۳۳	۰/۶۹	۰/۲۳
دسامبر	۱۰/۸۱	-۰/۹۲	۱۱/۶۳	۱۱/۶۱	-۰/۸۹	-۰/۷۳	۰/۸۲	۰/۱۹
زمستان	۱۰/۴۶	-۱/۲۲	۱۱/۰۷	۱۲/۵۴	-۰/۷۵	۱/۰۱	۰/۶۱	۲/۲۳
بهار	۲۲/۳	۹/۳۵	۲۱/۹۹	۲۷/۸۶	۹/۱۹	۱۳/۹۱	۰/۳	۴/۵۵
تابستان	۳۵/۱۸	۲۰/۱۲	۳۴/۹۶	۳۴/۱۵	۱۹/۵۸	۱۸/۶	۰/۲۱	۱/۵۲
پاییز	۲۴/۱۸	۹/۳۳	۲۴/۱۳	۱۷/۵۵	۹/۶	۳/۹۶	۰/۰۵	۵/۳۷
سالانه	۲۳/۰۹	۹/۴۵	۲۳/۰۹	۲۳/۰۲	۹/۴۵	۹/۳۷	۰	۰/۰۸

بیشترین میزان اختلاف میان مقادیر برآوردی و مشاهداتی در روش ANN، در ماه‌های ژانویه، فوریه، آوریل و جولای مشاهده شد که به ترتیب برابر با ۱/۰۵، ۰/۶۱، ۰/۶۱ و ۰/۶۱ درجه سلسیوس می‌باشد. در ماه‌های ژانویه و فوریه مقادیر برآوردی بیش

از داده‌های مشاهده شده و ماه‌های آوریل و جولای کم‌تر از مقادیر ایستگاهی برآورد شده‌اند (جدول ۵).

نتایج حاصل از واسنجی مدل HadCM3 نشان داد که استفاده از آن‌ها برای پیش‌بینی بیشینه و کمینه دما برای دوره‌های آینده قابل اعتماد می‌باشد. نتایج حاصل از مقایسه مدل و داده‌های مشاهده‌ای میانگین فصلی حاکی از آن است که مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی علی‌رغم نتایج معقول آن در دوره‌های ماهانه نتوانسته به خوبی داده‌های فصلی را برآورد کند و داده‌های برآوردی بسیار بیشتر از داده‌های مشاهده شده می‌باشد. بنابراین، این روش برای دوره‌های فصلی نمی‌تواند داده‌ها را به خوبی پیش‌بینی کند. با توجه به این‌که اکثر مدل‌های اقلیمی نتوانسته‌اند اکثر پارامترهای موثر در گردش عمومی جو را بطور رسا و خالی از اشکال در مدل‌های اقلیمی قرار دهند، بنابراین نمی‌توان با قطعیت از پیش‌بینی‌های انجام شده صحبت کرد (عزیزی، ۱۳۸۳: ۲۲۸).

جهت آزمون صحت مدل، مانده‌های حاصل از دو مدل ترسیم شد (شکل ۳). نمودار مانده‌ها نباید الگوی پراکندگی مشخصی (تصادفی بودن مانده‌ها) داشته باشند. در صورتی که مدل بخوبی برازش یافته باشد، نمودار نقطه‌ای مانده‌ها باید بدون الگو و حول میانگین صفر باشد. نمودار ترسیم شده نشان می‌دهد که پراکنش مقادیر برآورد شده دمای کمینه در برابر باقیمانده‌ها الگوی خاصی نداشته و در امتداد محور X پراکنده شده‌اند.



شکل ۳- نمودار رفتار باقیمانده‌های مدل در برابر مقادیر برآوردشده

در این پژوهش از مدل HADCM3 تحت سناریوهای انتشار A2 و B2 برای شبیه‌سازی مقادیر دمای بیشینه و کمینه دما برای سه دوره آتی یعنی (۲۰۱۶-۲۰۴۰)، (۲۰۷۰-۲۰۴۱) و (۲۰۹۹-۲۰۷۱) استفاده شد. نتایج نشان داد که دمای بیشینه و دمای کمینه، طی شبیه‌سازی‌های هر دو سناریو، افزایش خواهد یافت. در عین حال سیر افزایشی دو متغیر متفاوت بوده و دمای بیشینه نسبت به دمای کمینه با شدت بیشتری افزایش نشان می‌دهد. این افزایش بویژه در فصل زمستان بیشتر است. بیشترین افزایش در دمای بیشینه تحت سناریوی A2 و در دوره ۲۰۷۱-۲۰۹۹ رخ داده که در روش ANN ماه‌های جولای و اوت به ترتیب با $7/86$ و $7/66$ درجه سلسیوس بیشترین افزایش و در روش SDSM ماه‌های ژانویه و اوت با $6/04$ و $5/78$ درجه سلسیوس بیشترین افزایش دما را تا سال ۲۰۹۹ داشت. برای فصول بهار، تابستان، پاییز و زمستان در مدل SDSM به ترتیب برابر با $4/4$ ، $7/3$ ، $5/6$ و $6/3$ درجه سلسیوس و در روش ANN $1/3$ ، $4/3$ ، $10/04$ و $6/9$ درجه سلسیوس افزایش دما را در سه فصل زمستان، بهار و تابستان و کاهش دما را در فصل پاییز تا سال ۲۰۹۹ نشان می‌دهد. افزایش

متغیرها طی دوره اول کمتر بوده و طی دوره‌های بعدی به ویژه دوره سوم بیشینه خواهد بود (جدول ۶). نتایج کلی نشان می‌دهند که سناریوی B2 نسبت به A2 پیش‌بینی محتاطانه‌تری داشته و میزان افزایش را کمتر نشان می‌دهد.

جدول ۶- شبیه‌سازی دمای بیشینه طی سه دوره و تغییرات آن نسبت به دوره پایه تحت

سناریوی A2

ماه	سناریوی A2											
	تغییرات دمای مشاهداتی نسبت به دوره‌های آبی						سناریوی A2					
	ANN			SDSM			ANN		SDSM			
۲۰۱۰-۱۷۱	۲۰۱۰-۱۶۰	۲۰۱۰-۱۵۰	۲۰۱۰-۱۷۱	۲۰۱۰-۱۶۰	۲۰۱۰-۱۵۰	۲۰۱۰-۱۷۱	۲۰۱۰-۱۶۰	۲۰۱۰-۱۵۰	۲۰۱۰-۱۷۱	۲۰۱۰-۱۶۰	۲۰۱۰-۱۵۰	بیشینه دما (C)
۲۴م	۸/۸۲	۱۱	۹/۵	۱۴	۱۱/۷	۱۳	۱۳	۱۱/۷	۱۵	۱۴	۱۱	۸/۸۲
۲۵م	۱۱	۱۳	۱۵/۲	۱۷	۱۳/۲	۱۶	۱۴	۱۳/۲	۱۷	۱۴/۸	۱۳	۱۱
مارس	۱۶	۱۷	۱۴/۵	۱۸	۲۱/۲	۲۱	۱۸	۱۷	۲۱/۲	۱۸	۱۷	۱۶
آوریل	۲۲	۲۳	۲۱/۹	۲۳	۲۱	۲۳	۲۳	۲۱	۲۵	۲۳	۲۳	۲۲
می	۲۷	۲۸	۲۸/۷	۲۹	۲۷	۲۹	۲۹	۲۷	۳۳	۲۹	۲۸	۲۷
ژوئن	۳۴	۳۵	۳۳/۳	۳۷	۳۴/۸	۳۶	۳۶	۳۴/۸	۴۰	۳۷	۳۵	۳۴
جولای	۳۶	۳۹	۳۶/۲	۴۱	۳۷/۷	۴۱	۳۹	۳۷/۷	۴۴	۴۱	۳۹	۳۶
آگوست	۳۵	۳۷	۳۵/۴	۳۹	۳۶	۳۸	۳۸	۳۶	۴۲	۳۹	۳۷	۳۵
سپتامبر	۳۱	۳۲	۳۲/۵	۳۴	۳۲	۳۳	۳۳	۳۲	۳۶	۳۴	۳۲	۳۱
اکتبر	۲۴	۲۶	۲۶/۳	۲۸	۲۵	۲۷	۲۷	۲۵	۲۹	۲۸	۲۶	۲۴
نوامبر	۱۶/۹	۱۸	۱۷/۹	۲۰	۱۷	۱۹	۱۹	۱۷	۲۲	۲۰	۱۸	۱۶/۹
دسامبر	۱۰	۱۴	۱۴/۴	۱۵	۱۳	۱۶	۱۴	۱۳	۱۷	۱۵	۱۴	۱۰
زمستان	۱۰	۱۳/۳	۱۳/۳	۱۴	۱۴	۱۷	۱۵	۱۴	۱۶	۱۴	۱۴	۱۰

بهار	۲۲/۳	۴۷	۷۳	۷۵	۹۶	۵۲	۳۴	۰/۱۷	۱/۴۳	۴/۴۵	۵/۵۵	۷/۲۲	۰/۴
	۲۲	۲۳	۲۶	۲۷	۲۹	۳۲	۳۲						۱۰
تابستان	۱۸	۵۱	۵۷	۵۵	۴۴	۰/۷	۵۶	۲/۳۳	۴/۳۹	۷/۳۷	۰/۲۶	۱/۸۹	۴/۳۷
	۳۵	۳۷	۳۹	۴۲	۳۵	۳۷	۳۹						
پاییز	۱۸	۹۵	۶۶	۷۸	۳۴	۷۱	۲۲/۸	۱/۷۷	۳/۴۷	۵/۶	۴/۸۴	۳/۴۷	۱/۳۷
	۲۴	۲۵	۲۷	۲۹	۱۹	۲۰							
سالانه	۰/۹	۸۱	۴۵	۹۸	۲۲	۶۹	۰/۳	۱/۷۲	۳/۳۶	۵/۸۹	۱/۱۳	۲/۶	۴/۹۴
	۲۳	۲۴	۲۶	۲۸	۲۴	۲۵	۲۸						

بیشترین میزان افزایش دمای بیشینه طی فصل‌های تابستان (۵/۳) و زمستان (۵/۲) در مدل SDSM و بهار و زمستان به ترتیب با ۸/۰۶ و ۵/۸ درجه سلسیوس در روش ANN مشخص شده است. در روش شبکه عصبی، فصل پاییز با ۲/۸ درجه روندی کاهشی را نشان می‌دهد. در سناریوی B2 در ماه‌های ژانویه، جولای، اوت و دسامبر به ترتیب با ۶/۱، ۵/۸، ۵/۷ و ۵/۶ درجه در مدل‌سازی با SDSM و ۴/۳، ۳/۷، ۵/۴ و ۴/۷ در مدل‌سازی با ANN بیشترین افزایش دما را تا سال ۲۰۹۹ نشان می‌دهد (جدول ۷).

جدول ۷) شبیه‌سازی دمای بیشینه طی سه دوره و تغییرات آن نسبت به دوره پایه تحت

سناریوی B2

ماه	سناریوی B2												
	تغییرات دمای مشاهداتی نسبت به دوره‌های آتی						سناریوی B2						
	ANN			SDSM			ANN			SDSM			
ژانویه	۸/۸۲	۱۲	۱۳/۳۴	۱۴	۱۲	۱۴/۳	۸/۵	۱۲	۱۲	۱۴	۱۳/۳۴	۱۲	۱۴
فوریه	۸/۸	۱۱	۱۳	۱۳	۱۳	۱۴/۵۷	۱۳	۱۳	۱۳	۱۳	۱۳	۱۳	۱۳
مارس	۸/۷	۱۶	۱۷	۱۷	۱۷	۱۸/۶۶	۱۷	۱۷	۱۷	۱۷	۱۷	۱۷	۱۷
آوریل	۰/۴	۲۲	۲۱	۲۱	۲۱	۲۲/۵۶	۲۱	۲۱	۲۱	۲۱	۲۱	۲۱	۲۱
می	۹/۷	۲۷	۲۸/۲	۲۸	۲۷	۲۹/۵۱	۲۸	۲۷	۲۷	۲۷	۲۷	۲۷	۲۷

ژوئن	۱۰۵	۱۳	۳۷/۱۶	۴۵	۱۰۱	۵۵	۷۶	۱۰۷	۱۱	۴/۴	۹۶	۱/۵	۲/۷
جولای	۳۷	۵۸	۴۰/۷۱	۲۱	۹۶	۹۴	۱۵	۲۱	۳۴	۸۴	۵۹	۵۷	۷۸
آگوست	۱۰۸	۶۹	۳۹/۶۱	۸۲	۶۱	۳۷	۴۵	۶۱	۵۲	۷۴	۵۳	۲۹	۳۶
سپتامبر	۲۴	۲۱	۱۰۰/۵	۱۴	۲۱	۴۴	۹۷	۷۶	۲۵	۳/۹	۹۶	۳/۲	۳/۲
اکتبر	۳۹	۴۳	۲۷/۴۵	۲۸/۵	۲۳	۱۷	۴۷	۱۰۳	۱۰۵	۴/۱	۸۳	۷۷	۱۰۷
نوامبر	۱۶/۹	۷۲	۲۰/۱۶	۹۵	۱۰۲	۴۲	۹۹	۱/۸	۲۶	۱۰۵	۱۱	۵۲	۱۰۹
دسامبر	۸۱	۱۶	۱۵/۴۴	۴۵	۵۵	۷۲	۵۹	۳۴	۶۳	۶۴	۷۳	۳/۹	۷۸
زمستان	۴۶	۳۱	۱۴/۴۵	۱۵/۷	۲۶	۲۳	۳۵	۸۵	۹۹	۲۳	۷۹	۷۶	۸۹
بهار	۲۲/۳	۵۷	۲۳/۵۷	۸۵	۳۲	۲۹/۱	۳۷	۲۶	۲۷	۵۵	۱۰۲	۷۹	۱۰۶
تابستان	۱۸	۳۷/۸	۳۹/۱۶	۴۰/۵	۳۶	۵۱	۵۱	۱۰۱	۹۸	۳۱	۱۷	۳۲	۸۳
پاییز	۱۸	۷۹	۲۶/۸۷	۲۸/۲	۲۶	۴۴	۳۵	۶۱	۶۹	۱۰۱	۹۱	۷۴	۸۲
سالانه	۱۰۹	۸۷	۲۶/۰۱	۳۱	۳۲	۵۲	۷۸	۷۸	۹۲	۲۲	۲۱	۲۳	۴۳

در مورد دمای کمینه در تابستان با ۵/۸ و پاییز با ۴/۶ درجه بیشترین افزایش دما را تحت سناریوس A2 و تابستان و پاییز به ترتیب با ۴/۱ و ۳/۳ درجه سلسیوس بیشترین افزایش دما را در سناریوی B2 در مدل SDSM تا سال ۲۰۹۹ نشان می‌دهد. بیشترین میزان افزایش در مدل‌سازی با روش ANN در فصول بهار و تابستان با ۷/۸ و ۳/۴ درجه تحت سناریوی A2 و فصول بهار و تابستان با ۸/۳ و ۲/۰۷ درجه سلسیوس تحت سناریوی B2 می‌باشد. فصل پاییز در روش مدل‌سازی با ANN تحت هر دو سناریو کاهش را نشان می‌دهد. ماه‌های ژوئن، جولای، اوت و دسامبر تحت سناریوی A2 و

ماه‌های جولای و اوت تحت سناریوی B2 بیشترین مقادیر دمای پیش‌بینی شده را در هر دو روش نشان می‌دهد (جدول ۸ و ۹). به طور کلی دمای کمینه در حال افزایش می‌باشد بویژه گرم شدن دمای شب نسبت به روز عمدتاً در فصل تابستان بیشتر می‌باشد. نتایج حاصل از مدل‌های ریاضی پیشرفته نیز حاکی از این است که میانگین دمای سطح زمین در قرن جاری در اثر افزایش گازهای گلخانه‌ای بین ۵/۸-۱/۴ درجه سلسیوس افزایش می‌یابد (بابایی، ۱۳۹۱: ۵۷۲).

جدول ۸- شبیه‌سازی دمای کمینه طی سه دوره و تغییرات آن نسبت به دوره پایه تحت

سناریوی A2

ماه	سناریوی A2											
	تغییرات دمای مشاهداتی نسبت به دوره‌های آتی						سناریوی A2					
	ANN			SDSM			ANN			SDSM		
دما	۲۰۱۰-۲۰۳۰	۲۰۳۰-۲۰۵۰	۲۰۵۰-۲۰۷۰	۲۰۱۰-۲۰۳۰	۲۰۳۰-۲۰۵۰	۲۰۵۰-۲۰۷۰	۲۰۱۰-۲۰۳۰	۲۰۳۰-۲۰۵۰	۲۰۵۰-۲۰۷۰	۲۰۱۰-۲۰۳۰	۲۰۳۰-۲۰۵۰	۲۰۵۰-۲۰۷۰
ژانویه	۲/۴۳	-	۰/۲۳	۱/۴۳	۰/۲۳	۲/۵۵	۰/۴۹	-	۰/۶۲	۱/۴۱	۰/۶۲	۰/۴۹
فوریه	۰/۲۳	-	۱/۶۸	۲/۶۵	۳/۸۹	۰/۹۷	۱/۸۵	۲/۸۴	۱/۸۵	۰/۹۷	۲/۸۴	۰/۹۷
مارس	۴/۴۵	۵/۲۶	۵/۹۷	۷/۹۸	۵/۵۳	۷/۳۵	۵/۳	۵/۳	۵/۳	۷/۳۵	۵/۳	۵/۳
آوریل	۹/۳۸	۸/۹۳	۹/۷۹	۱۱/۵۸	۸/۲۶	۹/۱	۱۰/۹۶	۹/۱	۸/۲۶	۱۰/۹۶	۹/۱	۸/۲۶
می	۱۴	۱۳	۱۴	۱۸	۱۲	۱۴	۱۷/۴۲	۱۴	۱۲	۱۴	۱۲	۱۴
ژوئن	۱۹	۲۰	۲۱	۲۴/۳۴	۱۸	۲۰	۲۳/۱۷	۲۰	۱۸	۲۳/۱۷	۲۰	۱۸
جولای	۴۷	۳۳	۲۴	۲۷/۴۹	۲۳	۲۲/۱	۲۵/۸۹	۲۳	۲۲/۱	۲۵/۸۹	۲۳	۲۲/۱
آگوست	۱۹	۲۱	۲۳/۵	۲۶/۰۸	۲۰	۲۲/۸	۲۵	۲۲/۸	۲۰	۲۲/۸	۲۰	۲۲/۸
سپتامبر	۱۱	۱۶	۱۸	۲۰/۱۶	۱۶	۱۷	۱۹/۹۶	۱۷	۱۶	۱۹/۹۶	۱۷	۱۶
اکتبر	۹/۳۳	۱۲/۴	۱۳/۳	۱۳/۹۸	۱۰/۶	۱۰/۹	۱۳/۸	۱۰/۹	۱۰/۶	۱۳/۸	۱۰/۹	۱۰/۶

۴	۲	۱	۴	۳	۱		۱۲	۱۱		۱۲	۱۱		
۸۲/	۱۱/	۰/۳	۴/۱	۳۴/	۳۹/	۶/۳۹	۴/۶۸	۳/۸۷	۷/۶۷	۵/۹۱	۴/۹۶	۳/۵۷	نوامبر
۲	۱			۲	۱								
۴۱/	۳۶/	۳۴/	۹۱/	۴۳/	۶۴/	۲/۳۴	۱/۲۸	۰/۵۸	۳/۸۴	۲/۳۶	۱/۵۶	۰/۹۲	دسامبر
۱	۰	۰	۲	۱	۰							-	
۶۴/	۳۶/	۸۷/	۲/۲	۹۲/	۱۰۶/	۳/۸۷	۲/۵۹	۱/۶۷	۳/۴۳	۲/۱۵	۱/۱۶	۱/۲۲	زمستان
۲	۱	۰		۰	۰							-	
۸۳/	۵/۳	۹۳/	۱/۶	۸۷/	۱۰۹/	۱۷/۱۹	۶/۶	۲/۸	۱۲/۵۲	۲/۲۲	۹/۲۵	۹/۳۵	بهار
۷		۳	۳	۰	۰		۱۴	۱۳		۱۰			
۴۹/	۲۴/	۲۲/	۸۴/	۳/۳	۵۸/	۲۳/۶۲	۳/۷	۱۹/۹	۲۵/۹۷	۴/۴۳	۷/۱	۱/۲	تابستان
۳	۱	۰	۵	۱	۱		۲۱			۲۳	۲۱	۲۰	
۸۲/	۳۱/	۱/۶	۴/۶	۲/۹	۶۸/	۷/۵۱	۶/۰۲	۵/۱۷	۱۳/۹۴	۲/۲۴	۱/۰۲	۹/۳۳	پاییز
۱	۳	۴			۱					۱۲	۱۱		
۵۹/	۷/۱	۶۴/	۵/۱	۵/۶	۳۴/	۱۳/۰۴	۱/۱۶	۱/۰۱	۱۳/۹۶	۱/۰۱	۷/۹	۹/۴۵	سالانه
۳	۱	۰	۴	۲	۱		۱۱	۱۰		۱۲	۱۰		

در این پژوهش هر چند واکاوی نتایج خروجی دو سناریو در دو مدل‌سازی انجام شده منجر به نتایج یکسانی نشد ولی هر دو سناریو در هر دو روش بیانگر افزایش در متغیرهای کمینه و بیشینه دما در ایستگاه اصفهان در دوره‌های آتی می‌باشد. این موضوع در سناریوی A2 با شدت بیشتری نشان داده شده است. در مطالعات مشابهی که توسط رضایی و همکاران (۱۳۹۳) برای پیش‌بینی و ارزیابی تغییرات دمای کرمان و بم، صلاحی و همکاران (۱۳۹۳) برای ارزیابی تغییرات اقلیمی آینده استان اصفهان، مظفری و همکاران (۱۳۹۳) برای ارزیابی شرایط خشکسالی در استان سیستان و بلوچستان انجام شده روندی مشابه مشاهده شده است. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی اگر چه نسبت به داده‌های مشاهده‌ای در بعضی ماه‌ها با واقعیت کمی تفاوت داشت اما نتایج شبیه‌سازی آن به داده‌های واقعی نزدیک‌تر بود.

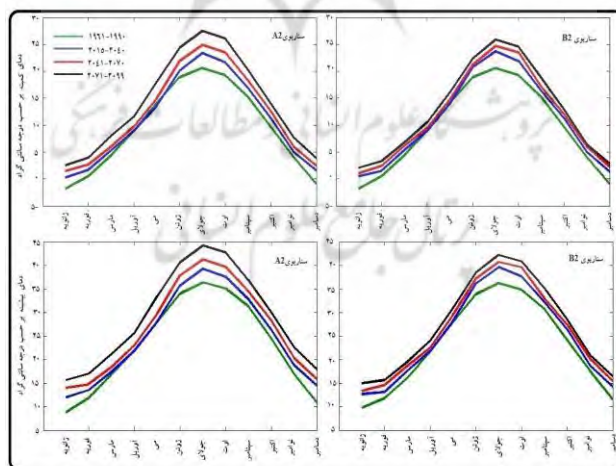
جدول ۹- شبیه‌سازی دمای کمینه طی سه دوره و تغییرات آن نسبت به دوره پایه تحت

سناریوی B2

تغییرات دمای مشاهداتی نسبت به دوره‌های آتی			سناریوی B2									ماه	
ANN			SDSM			ANN			SDSM				دمای کمینه
۲۰۷۱-۲۰۸۰	۲۰۸۱-۲۰۹۰	۲۰۹۱-۲۰۹۹	۲۰۷۱-۲۰۸۰	۲۰۸۱-۲۰۹۰	۲۰۹۱-۲۰۹۹	۲۰۷۱-۲۰۸۰	۲۰۸۱-۲۰۹۰	۲۰۹۱-۲۰۹۹	۲۰۷۱-۲۰۸۰	۲۰۸۱-۲۰۹۰	۲۰۹۱-۲۰۹۹		
/۴۳	۲/۳	/۲۳	۰/۴	/۴۴	/۸۹	/۰۰۳	۰/۱۳	۰/۱۹	۲/۰۲	۰/۹۹	۰/۵۳	۲/۴۳	ژانویه
۱		۲	۱	۱	۱	۱		-				-	
/۲۴	/۳۵	۰/۶	/۰۶	/۱۴	/۲۵	۲/۴۷	۱/۵۸	۰/۸۳	۳/۲۹	۲/۳۷	۱/۴۸	۰/۲۳	فوریه
۲	۱		۳	۲	۱							-	
/۶۱	/۹۹	/۱۷	۲/۳	/۶۷	/۸۹	۶/۰۶	۵/۴۵	۴/۶۲	۶/۷۵	۶/۱۳	۵/۳۵	۴/۴۵	مارس
۱	۰	۰		۱	۰								
/۵۵	/۵۹	/۱۱	/۱۳	/۰۶	/۴۹	۹/۹۳	۸/۷۹	۸/۲۶	/۵۲	۹/۴۵	۸/۸۸	۹/۳۸	آوریل
۰	۰	۱	۱	۰	۰				۱۰				
/۲۳	۰/۱	/۸۸	/۸۵	/۵۷	/۲۴	/۴۶	/۱۲	/۳۴	/۰۸	۱۴/۸	/۹۸	/۲۳	می
۱		۰	۱	۰	۰	۱۵	۱۴	۱۳	۱۶	۱۴/۸	۱۳	۱۴	
/۹۴	۰/۸	/۵۹	/۲۳	/۱۳	/۶۲	/۰۵	/۹۲	۱۹/۷	/۳۴	/۲۴	/۷۳	/۱۱	ژوئن
۱		۰	۳	۲	۱	۲۱	۱۹		۲۲	۲۱	۲۰	۱۹	
/۸۲	/۷۳	/۸۲	/۳۹	/۱۹	/۲۳	۲۴/۳	/۲۱	۲۲/۳	/۸۷	/۶۷	/۷۱	/۴۷	جولای
۲	۱	۰	۴	۳	۲		۲۳		۲۵	۲۴	۲۳	۲۱	
/۹۷	/۰۱	/۴۱	/۷۳	/۷۵	/۱۳	/۷۴	/۷۷	/۱۷	۲۴/۵	/۵۱	/۸۹	/۷۶	آگوست
۳	۳	۱	۴	۳	۲	۲۳	۲۲	۲۱		۲۳	۲۱	۱۹	
/۴۷	/۵۲	/۸۱	/۶۳	/۹۴	/۲۳	/۵۸	/۶۳	/۹۲	/۷۴	/۰۵	/۳۴	/۱۱	سپتامبر
۳	۱	۰	۳	۱	۱	۱۸	۱۶	۱۵	۱۸	۱۷	۱۶	۱۵	
/۴۲	/۲۴	/۵۷	/۵۶	/۶۳	/۹۱	/۷۵	/۵۷	/۹۱	/۸۹	/۹۷	/۲۴	۹/۳۳	اکتبر
۳	۲	۱	۳	۲	۱	۱۲	۱۱	۱۰	۱۲	۱۱	۱۱		
/۴۵	/۳۵	/۴۱	/۷۶	/۴۱	/۴۱	۵/۰۲	۴/۹۲	۳/۹۸	۶/۳۳	۵/۹۸	۴/۹۸	۳/۵۷	نوامبر
۱	۱	۰	۲	۲	۱								
/۶۹	/۱۸	/۴۸	/۸۵	۱/۳	/۴۲	۱/۶۲	۱/۱	۰/۴۴	۲/۷۷	۲/۲۲	۱/۳۵	۰/۹۲	دسامبر
۰	۰	۰	۱		۰							-	
/۹۵	/۱۶	/۶۵	/۴۷	/۶۳	۰/۱	۳/۱۸	۲/۳۹	۱/۷۵	۲/۷	۱/۸۶	۱/۱۲	۱/۲۲	زمستان
۱	۱	۰	۱	۰								-	
/۳۳	/۹۲	/۴۱	/۷۶	/۷۷	/۰۵	/۶۸	/۲۷	/۷۷	/۱۱	/۱۳	۹/۴	۹/۳۵	بهار
۸	۴	۴	۱	۰	۰	۱۷	۱۴	۱۳	۱۱	۱۰			
/۰۷	/۷۴	/۳۲	/۱۱	/۰۱	/۹۸	۲۲/۲	/۸۷	۱۹/۸	/۲۳	/۱۴	/۱۱	/۱۲	تابستان

۲	۰	۰	۴	۳	۱		۲۰		۲۴	۲۳	۲۲	۲۰	
/۸۷	/۴۶	/۲۲	/۳۲	/۳۳	/۵۲	۶/۴۶	۵/۸۷	۵/۱۱	/۶۶	/۶۷	/۸۶	۹/۳۳	پاییز
۲	۳	۴	۳	۲	۱				۱۲	۱۱	۱۰		
/۳۸	۱/۴	/۶۹	/۲۲	/۲۵	/۴۲	/۸۳	/۸۵	/۱۱	/۶۸	۱۱/۷	/۸۷	۹/۴۵	سالانه
۲		۰	۳	۲	۱	۱۱	۱۰	۱۰	۱۲	۱۱/۷	۱۰		

در بین دوره‌های پیش‌بینی شده، دوره ۲۰۷۰-۲۰۹۹ بیشترین افزایش دما را نسبت به دوره پایه نشان داده است. به طور کلی مدل‌های ریاضی اقلیمی پیش‌بینی می‌کنند که افزایش دمای آب اقیانوس‌ها موجبات افزایش تبخیر را فراهم می‌کند. افزایش بخار آب موجود در جو نیز به عنوان اولین گاز گلخانه‌ای موجب افزایش اثر گلخانه‌ای و مجدداً همانند بازخوردی باعث افزایش درجه حرارت سطح زمین می‌شود (بابایی، ۱۳۹۱: ۵۲). در یک جمع‌بندی کلی واکاوی روند تغییرات دما نشان داد که اقلیم منطقه در حال تغییر و گرم شدن نسبی می‌باشد. لذا ضروری است که مسئولین و برنامه‌ریزان استان در بخش‌های کشاورزی و منابع آب راهکارهای لازم را برای کاهش پیامدها و سازگاری با شرایط آب و هوایی پیش‌بینی شده اتخاذ نمایند.



شکل ۴- نمودار شبیه‌سازی دمای کمینه و بیشینه در ایستگاه اصفهان

نتیجه‌گیری

برآورد دما به عنوان یکی از عناصر مهم اقلیمی دارای اهمیت فراوان است. در این مطالعه خروجی‌های مدل HadCm3 برای برآورد دمای بیشینه و کمینه ایستگاه اصفهان برای دوره‌های زمانی ۲۰۴۰-۲۰۱۶، ۲۰۷۰-۲۰۴۱، ۲۰۹۹-۲۰۷۱ استفاده شدند. بر اساس بررسی‌های انجام شده از مقایسه عملکرد ANN و SDSM در برآورد و شبیه‌سازی دمای بیشینه و کمینه ایستگاه اصفهان مشخص شد که هر دو مدل دارای توانایی بالایی در شبیه‌سازی فرایند دما می‌باشند اما نتایج شبیه‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی به داده‌های واقعی نزدیک‌تر بود. ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های مدل HadCm3 افزایش دما را برای همه دوره‌های زمانی نشان داد. در کل دوره آماری مورد بررسی (۲۰۹۹-۲۰۱۶) کمینه دمای فصل تابستان نسبت به سایر فصول با شدتی بیشتر روندی افزایشی را نشان می‌دهد. برای دمای بیشینه این افزایش در فصول زمستان و بهار بیشتر مشاهده می‌شود که نشانه طولانی شدن فصل گرم است. به طور کلی و طبق سناریوی B2 کمینه و بیشینه دما در مدل SDSM، $1/4$ و $2/2$ درجه و در روش ANN $2/3$ و $3/4$ درجه سلسیوس تا سال ۲۰۹۹ افزایش دما را نشان داده است. نتایج بدست آمده در این پژوهش توسط بسیاری از پژوهشگران دیگر همسویی و همخوانی نسبی دارد. اقلیم استرالیا تا سال ۲۰۳۰، بطور میانگین ۱ تا ۴ درجه سلسیوس افزایش دما را نشان داده همچنین در ایالات متحده نیز، نشانه‌های اقلیمی بالا رفتن گرمای گلخانه‌ای، افزایش متوسط دما بویژه دمای زمستان و گرم شدن دمای شب نسبت به روز عمدتاً در فصل تابستان را نشان می‌دهد (عزیزی، ۱۳۸۳: ۲۱۸-۲۱۷).

منابع

- امیدوار کمال و مهران اژدرپور، (۱۳۹۱)، مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و مدل HEC- HMS در برآورد بارش - رواناب در حوضه آبریز رودخانه اعظم هرات، فصلنامه تحقیقات جغرافیایی، شماره ۴، صص ۱۳۹-۱۶۰.

آرنس دونالد، (۱۳۹۱)، هواشناسی نوین، محمدرضا بابایی، انتشارات آبیژ، چاپ اول، تهران، صص ۷۱۸.

پورنعمت رودسری عادل، کوروش قادری و شهرام کریمی گوغری، (۱۳۹۲)، مدل‌سازی فرایند بارش - رواناب با استفاده از روش کنترل گروهی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی در حوضه آبخیز پلرود، پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز، شماره ۱۰، صص ۶۸-۸۴.

جان آبکار، علی، محمود حبیب نژاد، کریم سلیمانی، هرمزد نقوی، (۱۳۹۲)، بررسی میزان کارایی مدل SDSM در شبیه‌سازی شاخص‌های دمایی در مناطق خشک و نیمه خشک، فصلنامه مهندسی آبیاری و آب، سال ۴، شماره ۲، صص ۱۷-۱.

روحی‌پناه، فاطمه، سید مجید میررکنی، علیرضا مساح‌بوانی، (۱۳۹۲)، بررسی تغییرات دما و بارش ایستگاه همدیدی شهرستان یزد در دوره ۲۰۴۰-۲۰۱۱ میلادی به کمک مدل ریزمقیاس‌نمایی SDSM اولین همایش ملی جغرافیا، شهرسازی و توسعه پایدار، ایران، تهران.

رضائی، مریم، محمد نهتانی، علیجان آبکار، معصومه رضائی و مهری میرکازهی ریگی، (۱۳۹۳)، بررسی کارایی مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری (SDSM) در پیش‌بینی پارامترهای دمایی در دو اقلیم خشک و فراخشک (مطالعه موردی: کرمان و بم)، پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز، شماره ۱۰، صص ۱۱۷-۱۳۱.

سبحانی بهروز، مهدی اصلاحی و ایمان بابائیان، (۱۳۹۶)، مقایسه روش‌های ریزمقیاس‌نمایی مدل‌های تغییر اقلیم در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی در منطقه شمال غرب ایران، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، شماره ۲، صص ۳۰۱-۳۲۵.

صلاحی برومند، فخری سادات فاطمی‌نیا و سید محمد حسینی، (۱۳۹۳)، ارزیابی تغییرات اقلیمی آینده استان اصفهان با استفاده از مدل‌های BCM2 و HADCM3 در محیط ریزگردان LARS-WG، مطالعات جغرافیایی مناطق خشک، شماره ۱۶، صص ۵۵-۷۱.

طائی سمیرمی، سیاوش، حمید رضا مرادی، مرتضی خداقلی، (۱۳۹۳)، شبیه‌سازی و پیش‌بینی برخی از متغیرهای اقلیمی توسط مدل چندگانه خطی SDSM و مدل‌های گردش عمومی جو (حوزه آبخیزبار نیشابور)، فصلنامه انسان و محیط زیست، شماره ۲۸، صص ۱۵-۱.

علیجانی بهلول و یوسف قویدل رحیمی، (۱۳۸۴)، مقایسه و پیش‌بینی تغییرات دمای سالانه تبریز با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین با استفاده از روش‌های رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجله جغرافیا و توسعه، شماره ۶، صص ۲۱-۳۸. عساکره حسین، (۱۳۸۶)، تغییراقلیم، انتشارات دانشگاه زنجان، چاپ اول، زنجان، صص ۲۴۶.

عساکره حسین، (۱۳۹۱)، مبانی اقلیم‌شناسی آماری، انتشارات دانشگاه زنجان، صص ۵۴۵. عزیزی قاسم، (۱۳۸۳)، تغییراقلیم، انتشارات نشر قومس، چاپ اول، تهران، صص ۲۶۹. عجم‌زاده علی و محمودرضا ملائی‌نیا، (۱۳۹۵)، ارزیابی اثرات تغییراقلیم بر رواناب رودخانه فیروزآباد استان فارس، با ریزمقیاس نمایی خروجی مدل‌های گردش عمومی جوی به وسیله نرم افزارهای SDSM و LARS-WG، تحقیقات منابع آب ایران، شماره ۱، صص ۹۵-۱۰۹.

غلام پورف زهرا، (۱۳۹۳)، بررسی تغییر اقلیم در دوره‌های آتی به کمک مدل SDSM (مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک شیراز)، کنفرانس ملی علوم و مهندسی محیط زیست، ۲۸-۳۰ بهمن، ایران، اهواز.

قرمز چشمه، باقر، علی اکبر رسولی، مجید رضائی بنفشه، علیرضا مساح بوانی، علی محمد خورشید دوست، (۱۳۹۳)، بررسی اثر عوامل مورفو-اقلیمی بر دقت ریزمقیاس گردانی مدل SDSM نشریه مهندسی و مدیریت آبخیز، شماره ۲، صص ۱۵۵-۱۶۴.

کارآموز محمد، فرید رضانی و سامان رضوی، (۱۳۸۵)، پیش‌بینی بلندمدت بارش با استفاده از سیگنال‌های هواشناسی: کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، هفتمین کنگره بین‌المللی مهندسی عمران، ایران، تهران.

منهاج، محمدباقر، (۱۳۸۴)، مبانی شبکه‌های عصبی، چاپ دوازدهم، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، صص ۷۱۶.

مظفری غلامعلی، شهاب شفیع و زهرا تقی‌زاده، (۱۳۹۳)، ارزیابی شرایط خشکسالی در استان سیستان و بلوچستان طی (۱۳۹۱-۱۴۱۰) با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی داده‌های مدل گردش عمومی جو، فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی سپهر، شماره ۹۳، صص ۱۰۱-۱۱۴.

مالمیر مهسا، ام‌البین محمدرضاپور، سلمان شریف‌آذری و قاسم قندهاری، (۱۳۹۵)، بررسی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب قره‌سو با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی آماری داده‌های مدل HADCM3 و شبکه عصبی پویا، مجله حفاظت آب و خاک، شماره ۳، صص ۳۱۷-۳۲۶.

Abdullahi, J., Elkiran, G., (2017), Prediction of the future impact of climate change on reference evapotranspiration in Cyprus using artificial neural network., 9th International Conference on Theory and Application of Soft Computing, Computing with Words and Perception, ICSCCW2017, Budapest, Hungary.

Babaeian, I., Tae kwon, W., Soon Im, E., Jamali, J, B., (2004), Climate change assessment over Korea using stochastic weather data. Technical report, Climate Research Lab. Korea Meteorological Administration.

Busuioc, A., Storch, H., Schnur, R., (1998) Verification of GCM-Generated Regional Seasonal Precipitation for Current Climate and of Statistical Downscaling Estimates under Changing Climate Condition, journal of climate, American Meteorological Society, 12, 272-258.

Branzuela, NE., Faderogao FJF., Pulhin, JM., (2015), Downscaled Projected Climate Scenario of Talomo-Lipadas Watershed, Davao City, Philippines, J Earth Sci Clim Change 2015, 6, 1-10.

Chellali, M.R., Abderrahim, H., Hamou, A. et al. Environ Sci Pollut Res (2016), Artificial neural network models for prediction of daily fine particulate matter concentrations in Algiers, Journal of Environmental Science and Pollution Research, July 2016, 23, 14008-14017

- Gao., L., Schulz., K., Bernhardt., M., (2014), Statistical Downscaling of ERA-Interim Forecast Precipitation Data in Complex Terrain Using LASSO Algorithm, *Advances in Meteorology*, 2014, 16 .
- Huth., R., (2002), Statistical Downscaling of Daily Temperature in Central Europe, *journal of climate*, American Meteorological Society, 15, 1731-1742.
- Haylock, M, R., Cawley, G, C., Harpham, C., Wilby, R, L., Goodess, C, M., (2006), downscaling heavy precipitation over the united kingdom: a comparison of dynamical and statistical methods and their future scenarios, *Int. J. Climatol*, 26, 1397-1415.
- Karl, T, .R , Wang, W, C., Schlesinger, M, E., Knight, R, W., Potman, D (1990), A method of relating general circulation model simulated climate to the observed local climate, *Seasonal statistics*, *journal of climate*, American Meteorological Society, 3, 1053-1079.
- Kidson, W, J., craig, S, T., (1998), A Comparison of Statistical and Model-Based Downscaling Techniques for Estimating Local Climate Variations, *journal of climate*, American Meteorological Society, 11. 735-753
- Kang, B., Kim, Y.D., Lee, J.M., Kim, S, J., (2015), Hydro-environmental runoff projection under GCM scenario downscaled by Artificial Neural Network in the Nangang Dam watershed, Korea, *KSCE Journal of Civil Engineering*, 19, 434-445.
- Liu, L., Liu, Z., Ren, R., Fischer, T., Xu, Y., (2011), Hydrological impacts of climate change in the Yellow River Basin for the 21st century using hydrological model and statistical downscaling model, *Quaternary International*, 244. 211-220.
- Mahmood, R., Babel, M, S., (2014), future changes in extreme temperature events using the statistical downscaling model (SDSM) in the trans-boundary region of the jhelum river basin, *weatherandclimateextremes*, 5-6, 56-66.
- Sajjad khan, M., Coulibaly, P., Dibike, Y., (2006), uncertainty analysis of statistical downscaling methods, *journal of hydrology*, 319, 357-382.
- Shashikanth, K., Madhusoodhanan, C, G., Subimal, G., Eldho, T, I. Rajendran, K., Murtugudde, R., (2014), comparing statistically downscaled simulations of indian monsoon at different spatial resolutions, *journal of hydrology*, 519. 3163-3177.
- Themebi, M, J., Gobiet, A., Leuprecht, A., (2011), Empirical statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models, *Int. J. Climatol*. 31, 1530-1544.
- Zorita, E. and Storch, H., (1998), The Analog Method as a Simple Statistical Downscaling Technique: Comparison with More Complicated Methods, *journal of climate*, American Meteorological Society, 12, 2474-2489.