



## ارزیابی مولد هواشناسی SHArP جهت شبیه‌سازی داده‌های دمای هوا در چند نمونه اقلیمی ایران

سعیده کمالی<sup>۱</sup>، نوذر قهرمان<sup>۲\*</sup>، مهدی قمقامی ورکی<sup>۳</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۴/۲۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۳۰

### چکیده

دمای هوا متغیری بنیادی در مطالعات اقلیمی و کشاورزی به ویژه مدل‌های زراعی، تعیین نیاز آبی و تغییر اقلیم است. علیرغم سهولت اندازه‌گیری و فراگیری دسترسی به این کمیت، تکمیل خلاهای آماری و نیاز به داده‌های آینده، توسعه مولدهای هواشناسی را ضروری نموده است. در این مطالعه، مولد استوکاستیک SHArP برای شبیه‌سازی دمای بیشینه و کمینه در مقیاس روزانه مورد استفاده و ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور از داده‌های دمای بیشینه و کمینه و همچنین داده‌های مدل اقلیمی CNRM-CMIP5 چهار ایستگاه سینوپتیک کرمان، اهواز، کرج و تبریز طی دوره آماری ۲۰۱۵-۲۰۰۰ استفاده شد. نتایج ضریب همبستگی پیرسون (۰/۷۸ تا ۰/۹۳) و سنج‌های خطا نشان داد همبستگی بالا و معنی‌داری بین داده‌های مشاهداتی ایستگاهی و داده‌های مدل اقلیمی وجود دارد. همچنین مشاهده شد که مدل اقلیمی نسبت به داده‌های مشاهداتی ایستگاهی مقدار دما را کمتر برآورد می‌کند. نتایج مقایسه داده‌های دمای تولید شده توسط مدل SHArP نشان می‌دهد همبستگی بالا و معنی‌داری بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های شبیه‌سازی شده وجود دارد. به‌طوریکه ضریب همبستگی پیرسون در ایستگاه‌های مورد بررسی بین ۰/۸۰ تا ۰/۹۵ می‌باشد که بیشترین مقدار این ضریب مربوط به دمای بیشینه است. همچنین مدل SHArP مقدار دما را کمتر برآورد می‌کند. در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشانگر توانایی مناسب این مولد در شبیه‌سازی داده‌های دمای هوا می‌باشد و می‌تواند به عنوان روشی برای تکمیل خلاء‌های آماری استفاده شود.

**واژه‌های کلیدی:** دمای هوا، مولدهای هواشناسی، مدل اقلیمی، ایران

### مقدمه

داده‌های هواشناسی نیاز می‌باشد، تا بتوان خلاء آماری در داده‌های تاریخی را پر کرد. با توجه به پدیده‌هایی مانند تغییر اقلیم، توسعه روش‌های شبیه‌سازی داده‌های هواشناسی لازم می‌باشد (Taylor, 1972). دو نوع اساسی از مولدهای داده‌های هواشناسی وجود دارد که عبارتند از: ۱- مولدهای ریچاردسون (Richardson and Wrigth, 1984)، ۲- مولدهای ترتیبی (Semenov et al., 1991) و Semenov (et al., 1998). در مولدهای نوع ریچاردسون از فرآیند زنجیره مارکوف استفاده می‌شود که دو دوره مرطوب و خشک مشخص می‌شود و نمی‌توان توالی دوره خشک و مرطوب را مشخص نمود اما در نوع ترتیبی سعی می‌شود تا ترتیب روزهای خشک و مرطوب مدلسازی گردد. مولدهای هواشناسی که عموماً با مدل‌های شبیه‌سازی رشد و

داده‌های معتبر و متوالی هواشناسی (به ویژه بارش، دما و تابش خورشیدی) از ورودی‌های اساسی بسیاری از مدل‌های هیدرولوژیک، اکوژیک و کشاورزی می‌باشند. در بسیاری از موارد داده‌های موجود از تداوم قابل ملاحظه‌ای در ورودی مدل برخوردار نمی‌باشند. لذا به شبیه‌سازی

<sup>۱</sup> دانشجوی دکترا هواشناسی کشاورزی، گروه آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی کرج، دانشگاه تهران

<sup>۲</sup> دانشیار گروه آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی کرج، دانشگاه تهران، کرج، ایران

(\*نویسنده مسئول: nghahreman@ut.ac.ir)

<sup>۳</sup> دانش آموخته دکتری هواشناسی کشاورزی، گروه آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی کرج، دانشگاه تهران

نحوه ارجاع مقاله:

کمالی، س.، قهرمان، ن.، قمقامی ورکی، م. ۱۴۰۰. ارزیابی مولد هواشناسی SHArP جهت شبیه‌سازی داده‌های دمای هوا در چند نمونه اقلیمی ایران.

نشریه هواشناسی کشاورزی، ۹(۲): ۴-۱۴. DOI: 10.22125/agmj.2021.281979.1112

Kamali, S., Ghahreman, N., Ghamghami, M. 2021. Evaluation of SHArP weather generator in simulating air temperature in several climates of Iran. Journal of Agricultural Meteorology, 9(2): 4-14. DOI: 10.22125/agmj.2021.281979.1112

دشوار است. این مدل‌ها نسبت به مولدهای آب و هوایی استوکاستیک دارای زمان محاسبات و هزینه‌های بیشتری هستند. همچنین مدل‌های استوکاستیک قادر به ثبت شدت بارش و دما هستند به‌طوری‌که ضعیف‌ترین رخدادها را نمایش می‌دهند؛ هرچند که در توصیف رخداد‌های دمایی بهتر از بارش عمل می‌کنند (Kiktev et al., 2007). مولدهای هواشناسی استوکاستیک محدودیت‌های این مدل‌ها را کاهش داده و با هدف غلبه بر کمبود داده‌های هواشناسی مشاهداتی و مشکلات مربوط به داده‌های از دست رفته در طول زمان و مکان توسعه داده شده‌اند. علاوه بر این از آن‌ها برای درک بهتر عدم قطعیت اقلیم آینده استفاده می‌شود (Forsythe et al., 2014, Wilks, 1999). این مدل‌های آماری، سری‌های زمانی از بارش و در همچنین دما و تابش خورشید را تولید می‌کنند (Wilks and Wilby, 1999). بسیاری از مطالعات در مورد این مدل‌ها نشان داده است که صرفاً رخداد‌های بارش و مقدار آن را تولید می‌کنند چراکه سایر متغیرهای هواشناسی مانند دمای هوا تحت تاثیر رخداد بارش می‌باشند (Smith et al., 2015). (Matalas (1967) به شبیه‌سازی دمای بیشینه و کمینه روزانه با روش Richardson (1981) پرداختند. این روش شامل تولید سری زمانی استاندارد شده از مانده‌های دما و همچنین تابش خورشید است و با استفاده از مدل مولد چندمتغیره‌ای که توسط این پژوهشگر ارائه شده، کار می‌کند. مانده‌های استاندارد شده دارای توزیعی نرمال فرض شده‌اند که ضرایب در این مدل مولد، شامل ماتریس‌هایی که دارای ارتباط همبستگی و کواریانس بین مانده‌ها هستند. Stern and Coe (1984) از مدل‌های خطی تعمیم یافته (GLM)<sup>3</sup> در مولدهای آب و هوایی استوکاستیک استفاده کردند و نتیجه گرفتند این مدل‌ها به راحتی می‌توانند متغیرهای گسسته و متغیرهای با توزیع غیرنرمال را مدلسازی کنند. Crawford and Linsley (1966) با فرض نرمال بودن داده‌های متوسط دمای روزانه یک معادله رگرسیونی برای مدلسازی دمای متوسط روزانه ارائه نمود. Skiles and Richardson (1998) مولد هواشناسی WGENAL را بر مبنای الگوریتم مولد (WGEN)<sup>4</sup> برای مناطق سردسیر

دیگر مدل‌های گیاهی استفاده می‌شوند، دامنه کاربرد وسیعی در کشاورزی یافته‌اند. این مولدها می‌توانند برای بازسازی و پر کردن خلاء آماری داده‌ها، تولید داده‌ها در مناطق بدون ایستگاه و یا برای شبیه‌سازی داده‌ها برای زمان‌های آتی به کار گرفته شوند (Mavromatis and Hansen, 2001). میانگین دمای هوا در سطح زمین و تغییرات آن نمودی از تغییر اقلیم است که تقریباً تمامی نظریه‌های تغییر اقلیم به نوعی از آن یاد می‌کنند. با بررسی روند تغییرات دمای هوا می‌توان تغییر اقلیم را آشکار نمود (Nosrati et al., 2008). البته ویژگی‌های تغییر اقلیم و آثار آن در مناطق مختلف متفاوت است و نتایج مطالعات تغییر اقلیم در هر منطقه را نمی‌توان به سایر مناطق تعمیم داد برای کسب آمادگی برای شرایط اقلیمی آینده و کاهش آثار زیانبار تغییر اقلیم لازم است که تأثیرات تغییر اقلیم را در هر منطقه پیش‌بینی کرد و آن را در برنامه‌ریزی‌های بلندمدت در نظر گرفت (Khazaei et al., 2017). نتایج مطالعات ارزیابی تأثیرات تغییر اقلیم با عدم قطعیت‌های مهم و اجتناب ناپذیری رو به رو است که چشم‌پوشی از عدم قطعیت‌های موجود در چنین مطالعاتی می‌تواند به نتایج نامطمئن، غیر کاربردی و گمراه کننده منجر شود. کاربرد مولدهای هواشناسی برای بررسی سناریوهای مختلف تغییر اقلیم و تأثیر آن بر متغیرهای هواشناسی مانند دمای هوا است. محققان مختلفی از این مولدها در تحقیقات خود در این زمینه استفاده کرده‌اند که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌شود. مولدهای آب و هوایی استوکاستیک (SWG)<sup>1</sup> و مدل‌های اقلیم جهانی (GCM)<sup>2</sup> در مطالعات اقلیمی استفاده می‌شوند اما تفاوت‌هایی بین آن‌ها وجود دارد. مولدهای آب‌وهوایی استوکاستیک در مقیاس نقطه‌ای و یا در مقیاس منطقه‌ای از طریق تعمیم گسترش نقطه‌ای به مقیاس حوضه‌ای کار می‌کنند. درحالی‌که مدل‌های گردش عمومی در مقیاس منطقه‌ای کار می‌کنند و یا از طریق مقیاس‌کاهی به مقیاس حوضه و یا کوچکتر تبدیل می‌شوند (Thompson and Burke, 1974). همچنین تهیه جزئیات از مناطق با ویژگی‌های پیچیده توسط مدل‌های گردش عمومی بسیار

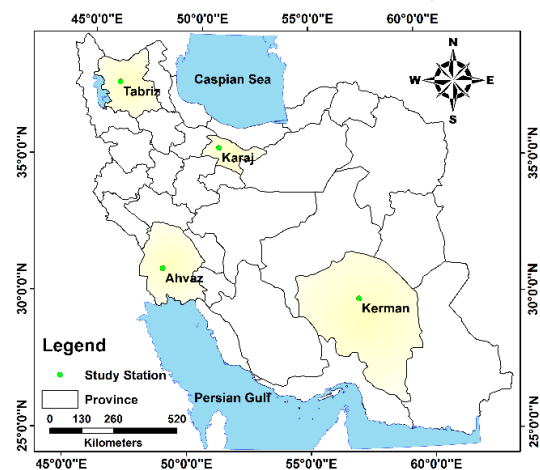
<sup>3</sup> Generalized Linear Model<sup>4</sup> Weather GENERator<sup>1</sup> Stochastic Weather Generators<sup>2</sup> Global Climate Models

قبول بوده است. (Nasiri and Moradi 2017) در تحقیقی به پیش‌بینی تغییر پارامترهای اقلیمی استان لرستان در ۵۰ سال آینده پرداختند. در این تحقیق کارایی مدل-LARS-WG برای تولید و شبیه‌سازی داده‌های روزانه دما، بارش و ساعت آفتابی در استان لرستان با استفاده از پارامترهای آماری MAE، T-Student و  $R^2$  مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت و تغییرات ناشی از آن‌ها نیز در آینده پیش‌نگری شد. نتایج حاصل از آن نشان داد که در سطح اطمینان ۹۹ درصد تفاوت معنی‌داری بین داده‌های واقعی و داده‌های حاصل از مدل وجود ندارد و مدل کارایی لازم را در جهت تولید داده‌های روزانه داراست. (Khalili et al., 2016) به ارزیابی عملکرد دو مدل LARS-WG و CLIMGen در تولید ۵۰۰ سری زمانی بارش و درجه حرارت روزانه در ایستگاه تحقیقات دیم سیسب استان خراسان شمالی پرداختند. کارایی مدل‌ها طبق سنج‌های خطای RMSE، MAE و ضریب تبیین ارزیابی شد. نتایج سنج‌های خطا نشان داد که مدل CLIMGen در مدل‌سازی میانگین‌های روزانه و ماهانه درجه حرارت حداقل و حداکثر نسبت به مدل LARS-WG عملکرد بهتری دارد. (Kleiber et al., 2012) مدل خطی تعمیم یافته GLM را معرفی کردند که از فرایندهای گاوسی برای مدل‌سازی پارامترهای بارش بر روی یک دامنه استفاده می‌کند. همچنین (Kleiber et al., 2013) یک مدل غیرپارامتری شبیه GLM برای دمای حداکثر و حداقل توسعه دادند. که در نهایت برای اقلیم‌های محلی یک مدل خطی که ضرایب آن در مکان‌های مختلف متفاوت است ارائه کردند و همچنین نشان دادند که فرایندهای آب و هوایی از طریق یک فرایند گاوسی فضایی دومتغیره مشخص می‌شوند. بسیاری از مطالعات قبلی برای تولید داده‌های دما از روش Richardson (1981) استفاده کردند. این روش شامل تعیین و سپس حذف میانگین و انحراف معیار و تولید باقیمانده داده‌های دما است (Wilks, 1999). (Parely 2019) در تحقیقی برای تولید داده‌های دما از مولد SFHAR<sup>1</sup> استفاده کردند. برای این منظور از داده‌های دمای متوسط ماهانه ۳۲ ایستگاه هواشناسی در فرانسه طی دوره آماری

آلاسکا پیشنهاد دادند که قادر به تولید سری زمانی بارندگی، دمای کمینه و بیشینه، تابش خورشید و سرعت باد می‌باشد. تفاوت طول روز و شب و تغییر پذیری در رخدادهای حدی هواشناسی منجر به ایجاد شرایط خاص اقلیمی در این عرض‌ها می‌گردد که معلول توسعه این مدل می‌باشد. (Bannayan and Hoogenboom 2008) مولد هواشناسی Weather Analogue را بر مبنای دو حالت استفاده از رهیافت K نزدیک‌ترین همسایه توسعه دادند. نتایج نشان داد این مولد دقت قابل قبولی در تولید داده‌های دما روز بعد از روی روزهای قبل و نیز الگوی دما در حالتی که بخشی از داده یک سال خاص مفقود باشد، دارد. (Ghamghami and Bazrafshan 2011) به ارزیابی یک رهیافت ناپارامتری چند متغیره شبیه ساز متغیرهای دما و بارندگی ماهانه مبتنی بر برآورد تابع هسته‌ای چگالی احتمال در حوزه آبریز جازموریان پرداختند. از این مدل برای شبیه‌سازی دمای بیشینه، دمای کمینه و بارندگی استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل با شبیه‌سازی همزمان متغیرهای هواشناسی شامل دمای بیشینه، دمای کمینه و بارندگی، قادر است همبستگی‌های موجود در داده‌های تاریخی را حفظ نماید. علاوه بر این، تحلیل‌ها مشخص نمود که سنج‌های آماری (میانگین و انحراف معیار) داده‌های شبیه‌سازی‌های شباهت زیادی با داده‌های مشاهده شده دارند. از این روی، روش مورد استفاده در تحقیق آن‌ها برای تولید سری‌های مصنوعی بارندگی و دمای ماهانه توصیه می‌شود. (Ghamghami et al., 2010) در تحقیقی به همسوسازی سری شبیه‌سازی شده مقادیر حدی دما تحت سناریوهای تغییر اقلیم با استفاده از یک رهیافت ناپارامتری پرداختند. در این مطالعه کاربرد یک تکنیک ناپارامتری مبتنی بر باز نمونه‌گیری هدفمند از سری‌های مشاهده شده، برای اعمال اثرات اقلیمی پیش‌بینی‌شده خروجی GCM بر سری‌های شبیه‌سازی شده دمای بیشینه و کمینه توسط مولدهای آب و هوایی، مورد بحث قرار گرفت. مدل شبیه‌ساز متغیرهای هواشناسی، روشی ناپارامتری مبتنی بر نزدیک‌ترین همسایه بود این رهیافت برای چندین ایستگاه در ایران به صورت تک‌مکانی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل از اجرای هر دو مدل شبیه‌ساز و همسوساز پیشنهادی قابل

<sup>1</sup> Frontiers in Environmental Science

محدود بودن آمار داده‌های مشاهداتی در برخی از ایستگاه‌ها، سعی گردید دوره مشترک ۱۶ ساله طوری انتخاب شود که بیشتر داده‌ها را پوشش دهد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی مطالعاتی

Figure 1- Geographic position of the study regions and the chosen stations

Table 1- Geographical characteristics of the meteorological stations under study

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی و ویژگی‌های اقلیمی ایستگاه‌های

هواشناسی مورد مطالعه

Station	Kerman	Ahvaz	Karaj	Tabriz
Elevation (m)	1680	10	1312.5	1361
Lon (°E)	57.37	40.68	50.54	46.23
Lat (°N)	30.31	31.33	35.55	38.08
Tmax (°C)	25.7	33.7	22	19.5
Tmin (°C)	7.9	19.6	9.5	8.1
Prec (mm)	113.4	191.6	272.7	239
Climate	Arid		Semi-Arid	

بر این اساس، دوره ۲۰۱۵-۲۰۰۰ به عنوان دوره مطالعاتی پایه انتخاب گردید. همچنین از داده‌های مدل‌های اقلیمی برای دوره پایه ۲۰۱۵-۲۰۰۰ استفاده شد. امروزه تهیه و استخراج داده‌های خروجی مدل‌های اقلیمی (در مقیاس سالانه، ماهانه و روزانه) از طریق مراکز مختلف تحقیقاتی، امکانپذیر است. یکی از معتبرترین مراکز ارائه‌دهنده داده‌های مقیاس‌گامی شده، سایت ESGF<sup>۲</sup> که متعلق به مرکز هیدرولوژی و هواشناسی سوئد (SMHI)<sup>۳</sup> می‌باشد. لازم به ذکر است که مدل مورد استفاده در این پژوهش، (CNRM-Cm5)<sup>۴</sup> است. این مدل در مرکز CNRM فرانسه توسعه داده شده

<sup>۲</sup> esg-dn1.nsc.liu.se

<sup>۳</sup> Swedish Meteorological and Hydrological Institute

<sup>۴</sup> Center National de Recherche Meteorologiques Climate Model-Version 5

۲۰۱۷-۱۹۵۵ استفاده کردند. همچنین از داده‌های تاریخی ۱۹۵۵-۱۹۸۶ برای کالیبره کردن این مولد استفاده کردند. (Smith et al., 2017) مولد آب و هوایی (SHArP)<sup>۱</sup> را معرفی کردند که دمای خودهمبسته را مستقیماً و بدون تعیین مقادیر میانگین شبیه‌سازی می‌کند. Smith and Strong (2018) از مولدهای هواشناسی استوکاستیک استفاده کرده و نتیجه گرفتند بیشترین مهارت این مولدها، برای شبیه‌سازی متغیرهای هواشناسی روزانه بارش و دما که بیانگر خصوصیات آماری داده‌های هواشناسی در محل مورد نظر هستند، می‌باشد. با توجه به اینکه دما به‌عنوان یک عامل اساسی در تغییر اقلیمی در آینده و همچنین به‌عنوان پایه‌ای برای درک فرایندهای مهمی همچون تبخیر-تعرق است بنابراین نیاز به ارائه روش‌هایی در تعیین این کمیت برای استفاده در مناطق فاقد داده یا تکمیل خلأهای آماری است. همچنین با توجه به اینکه تا بحال در ایران مطالعه شاخصی در زمینه کاربرد مولد هواشناسی SHArP صورت نگرفته است، در این پژوهش، مهارت این مولد هواشناسی در چهار ایستگاه هواشناسی که معرف اقلیم‌های مختلف می‌باشند مورد بررسی قرار می‌گیرد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

محدوده مورد مطالعه شامل ایستگاه‌های هواشناسی مربوط به استان‌های البرز، آذربایجان شرقی، خوزستان و کرمان می‌باشد (شکل ۱). همچنین جدول ۱ نشان‌دهنده مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مطالعاتی می‌باشد. اطلاعات مورد نیاز در این تحقیق شامل دو مجموعه داده در مقیاس روزانه در ایستگاه‌های مطالعاتی می‌باشد. (۱) داده‌های مشاهداتی ایستگاهی که شامل مجموعه داده‌های دمای کمینه و دمای بیشینه روزانه هوا و (۲) داده‌های مدل‌های اقلیمی که شامل داده‌های دمای کمینه و بیشینه روزانه هوا. قبل از استفاده از دو مجموعه داده، کنترل‌های کیفی اولیه از نظر طول دوره آماری، خلأهای داده‌ای و آزمون‌هایی برای تحلیل همگنی و تصادفی بودن داده‌ها انجام شد. با توجه به

<sup>۱</sup> Seasonal Functional Heteroscedastic AutoRegressive

برآورد شده برای دوره اقلیمی آینده استفاده گردید. معادله ۲ استفاده شده برای تصحیح میانگین‌ها عبارت است از:

$$\text{Mean}_{\text{fit}} = \frac{\text{Mean}_{\text{base}}^{\text{obs}}}{\text{Mean}_{\text{base}}^{\text{GCM}}} \times \text{Mean}_{\text{fit}}^{\text{GCM}} \quad (2)$$

که در این معادله نیز  $\text{Mean}_{\text{fit}}$  میانگین داده‌های آینده اقلیمی،  $\text{Mean}_{\text{base}}^{\text{obs}}$  میانگین داده‌های مشاهده‌شده در دوره پایه،  $\text{Mean}_{\text{base}}^{\text{GCM}}$  بیانگر میانگین داده‌های خروجی مدل برای دوره پایه و  $\text{Mean}_{\text{fit}}^{\text{GCM}}$  نیز معرف میانگین داده‌های برآورد شده توسط مدل برای دوره آینده است. با توجه به اینکه داده‌های دوره پایه در مقیاس روزانه در دسترس بودند، ابتدا داده‌ها بصورت ماهانه برای دوره پایه تبدیل شده و پس از بدست آوردن ضریب تبدیل مناسب برای هر منطقه، تصحیح داده‌های مدل برای دوره آینده صورت گرفت (Babaeian et al., 2004).

### روش‌ها

#### شبیه‌سازی مقادیر دمای بیشینه و کمینه

مدل مورد استفاده در این مطالعه برای شبیه‌سازی چندگانه دما مبتنی بر مدل خطی (Smith et al., 2017) است. که طبق معادله ۳ محاسبه می‌شود.

$$T_{k+1} = AT_k + B_k + C_k \epsilon_k \quad (3)$$

که در آن  $A$  ماتریس خودهمبسته  $2 \times 2$ ،  $B_k$  بردار  $2 \times 2$  که بستگی به روز  $K$  دارد،  $C_k$  ماتریس  $2 \times 2$  که متشکل از ضرایب نویز است و  $\epsilon_k$  یک بردار  $2 \times 1$  که بردارهایی مستقل و به‌طور یکسان توزیع شده‌اند. دما در روز  $K+1$  بستگی به دما در روز  $K$  دارد.  $K$  دامنه‌ای بین ۰ تا  $K-1$  دارد. ماتریس  $A$  مستقل از زمان و قطر طبق معادله ۴ مفروض است.

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & A_M \end{bmatrix} \quad (4)$$

که در آن  $0$  ماتریس  $2 \times 2$  صفر و عناصر آن طبق معادله ۵ محاسبه می‌شوند.

$$A_m = \begin{bmatrix} a_{\text{max,max}} & a_{\text{max,min}} \\ a_{\text{min,max}} & a_{\text{min,min}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

طبق این ساختار برای ماتریس  $A$ ، کوواریانس بین داده‌ها به‌صورت ضریب  $C_k$  نشان داده می‌شود. وابستگی زمانی بین

است. تفکیک مکانی داده‌های مقیاس‌کاهی شده در این مدل  $0.5$  درجه عرض جغرافیایی در  $0.5$  درجه طول جغرافیایی در مقیاس ماهانه است (<https://gdodcp.ucllnl.org>)<sup>۱</sup>. همچنین سناریو مورد استفاده در این تحقیق RCP8.5 است. هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم در تهیه گزارش پنجم ارزیابی (AR5)<sup>۲</sup> از سناریوهای (RCP)<sup>۳</sup> به‌عنوان نماینده‌های چهار خط سیر کلیدی واداشت تابشی با نام‌های RCP6، RCP4.5، RCP2.6، RCP8.5 و RCP8.5 استفاده نموده است. نام‌گذاری سناریوهای خانواده RCP بر اساس میزان سطح واداشت‌های تابشی ناشی از انتشار گازهای گلخانه‌ای تا پایان قرن ۲۱ شامل مقادیر  $2.6$ ،  $4.5$ ،  $6$  و  $8.5$  وات بر مترمربع انجام شده است. خروجی این سناریوها از سال ۱۸۵۰ تا ۲۰۰۵ به عنوان دوره تاریخی و از سال ۲۰۰۶ تا سال ۲۱۰۰ فرموله شده است (IPCC, 2014). تصحیح برآوردهای مدل اقلیمی، ضریب تصحیح انحراف معیار تحت سناریو RCP8.5 می‌باشد. این روش با محاسبه ضرایب تصحیح میانگین و انحراف معیار دوره پایه، برآوردهای دوره آینده تحت سناریوهای تغییر اقلیم را تصحیح می‌نماید. تصحیح انحراف معیار به این‌صورت است که با محاسبه انحراف معیار کمیت مورد مطالعه برای سه دسته داده: داده‌های مشاهده‌شده دوره پایه، داده‌های برآورد شده دوره پایه و داده‌های برآورد شده تحت سناریوهای تغییر اقلیم برای دوره آینده، طبق معادله ۱ داده‌های تولید شده برای آینده اقلیمی منطقه با حفظ میانگین تصحیح می‌شوند.

$$\text{STD}_{\text{fit}} = \frac{\text{STD}_{\text{base}}^{\text{obs}}}{\text{STD}_{\text{base}}^{\text{GCM}}} \times \text{STD}_{\text{fit}}^{\text{GCM}} \quad (1)$$

که در این معادله،  $\text{STD}_{\text{fit}}$  بیانگر انحراف معیار داده‌های آینده اقلیمی،  $\text{STD}_{\text{base}}^{\text{obs}}$  انحراف معیار داده‌های مشاهده‌شده در دوره پایه،  $\text{STD}_{\text{base}}^{\text{GCM}}$  انحراف معیار داده‌های خروجی مدل برای دوره پایه و  $\text{STD}_{\text{fit}}^{\text{GCM}}$  معرف انحراف معیار داده‌های برآورد شده توسط مدل برای دوره آینده می‌باشد. همچنین با توجه به اینکه داده‌های مورد مطالعه تشکیل یک سری زمانی را می‌دادند، به‌منظور تصحیح میانگین داده‌های برآورد شده مدل از روش مشابه برای تصحیح میانگین داده‌های

<sup>1</sup> [https://gdodcp.ucllnl.org/downscaled\\_cmip\\_projections/dcpInterface.html](https://gdodcp.ucllnl.org/downscaled_cmip_projections/dcpInterface.html)

<sup>2</sup> IPCC Fifth Assessment Report

<sup>3</sup> Representative Concentration Pathways

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (obs_i - mod_i)^2} \quad (12)$$

و برای محاسبه همبستگی مقادیر مدل و مشاهداتی از معادله ۱۳ استفاده شد.

$$r_{x,y} = S_{x,y} / S_x S_y \quad (13)$$

که  $S_x$ ،  $S_y$  و  $S_{xy}$  به ترتیب کواریانس بین  $x$  و  $y$ ، انحراف معیار  $x$  و  $y$  می‌باشند. آستانه معنی‌دار بودن مقدار ضریب همبستگی پیرسون با استفاده از معادله ۱۴ محاسبه می‌شود.

$$\left| \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \right| > t_{\frac{\alpha}{2}, (n-2)} \quad (14)$$

که  $\alpha$  سطح معنی‌داری،  $n$  طول دوره آماری مورد مطالعه و  $r$  ضریب همبستگی  $x$  و  $y$  است. سنجه MBE بیانگر کارایی بلندمدت مدل است و مقدار مثبت آن بیش برآورد مدل نسبت به داده‌های اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد و برعکس هرچه مقدار MBE کمتر باشد کارایی مدل بیشتر است. RMSE نیز هر چه به سمت صفر میل نماید موید تطابق مناسب داده‌های مدل و مشاهداتی است (Badescu, 2008).

### نتایج و بحث

#### بررسی همبستگی و صحت داده‌های مشاهداتی و

#### داده‌های دمای بیشینه و کمینه مدل اقلیمی - CNRM5

به منظور بررسی همبستگی بین دو گروه داده‌های مشاهداتی و داده‌های مدل‌های اقلیمی پس از کنترل کیفی‌های لازم بر این داده‌ها سنجه ضریب همبستگی پیرسون داده‌ها در چهار ایستگاه مورد مطالعه با استفاده از نرم افزار SPSS محاسبه گردید که نتایج آن‌ها در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲- مقادیر ضریب همبستگی (R) داده‌های مشاهداتی و

برونداد مدل CNRM-CM5 و شاخص‌های خطای MBE و RMSE

Table 2- Values of MBE and RMSE error indices and correlation coefficient (R) of observed data and CNRM-CM5 model outputs

Station	Kerman	Karaj	Tabriz	Ahvaz
RMSE (T <sub>max</sub> )	9.06	6.7	8.84	4.59
RMSE (T <sub>min</sub> )	6.62	6.16	7.54	5.63
MBE (T <sub>min</sub> )	4.22	3.72	8.6	3.3
MBE (T <sub>max</sub> )	9.11	3.85	7.38	1.45
R (T <sub>min</sub> )	0.79	0.85	0.78	0.89
R (T <sub>max</sub> )	0.89	0.91	0.9	0.93

داده‌ها با استفاده از ضریب هارمونیک  $b_k$  نشان داده شده است که طبق معادله ۶ محاسبه می‌شود.

$$b_k = \gamma_{X_{k+1}} + \alpha k + \beta_{X_{k+1}} \cos(2\pi k/T) + \beta'_{X_{k+1}} \sin(2\pi k/T) + \delta_{X_{k+1}} \cos(4\pi k/T) + \delta'_{X_{k+1}} \sin(4\pi k/T) \quad (6)$$

که در آن  $\tau$  بیانگر دوره زمانی است که ۳۶۵ روز فرض می‌شود.  $b_k$  یکی از ورودی‌های ماتریس  $B_k$ ، ضرایب  $\beta$ ،  $\gamma$ ،  $\alpha$ ،  $\beta'$ ،  $\gamma'$ ،  $\delta$ ،  $\delta'$  ورودی‌های بردار  $2 \times 1$  هستند. مولفه  $X_{k+1}$  نشان دهنده این است که  $B_k$  بستگی به این دارد که روز  $K+1$  مرطوب باشد یا خشک ( $X=1$ ، مرطوب،  $X=0$ ، خشک). برای تعیین پارامترهای  $A$  و  $B_k$  در صورت استفاده از یک پارامتر از تخمین‌گر حداقل مربعات استفاده می‌شود (Smith et al., 2017). اما در اینجا دو پارامتر دما (حداکثر و حداقل) وجود دارد. اکنون در ماتریس  $A$  بجای یک ضریب واحد در هر ایستگاه یک ماتریس چهار عنصری وجود دارد (معادلات ۷-۱۰).

$$\sum_{k=0}^{k-1} T_{max,k} (a_{max,max} T_{max,k} + a_{max,min} T_{min,k} + b_{k,max} - T_{max,k+1}) = 0 \quad (7)$$

$$\sum_{k=0}^{k-1} T_{min,k} (a_{max,max} T_{max,k} + a_{max,min} T_{min,k} + b_{k,max} - T_{max,k+1}) = 0 \quad (8)$$

$$\sum_{k=0}^{k-1} T_{max,k} (a_{min,max} T_{max,k} + a_{min,min} T_{min,k} + b_{k,min} - T_{min,k+1}) = 0 \quad (9)$$

$$\sum_{k=0}^{k-1} T_{min,k} (a_{min,max} T_{max,k} + a_{min,min} T_{min,k} + b_{k,min} - T_{min,k+1}) = 0 \quad (10)$$

#### سنجه‌های ارزیابی کارایی داده‌های مدل‌های اقلیمی

سنجه‌های خطای مورد استفاده در این تحقیق دو سنجه میانگین خطای اریبی (MBE)<sup>۱</sup> و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. به علاوه توافق مقادیر مدل‌های اقلیمی با مشاهدات ایستگاهی با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون ( $r_{x,y}$ ) مورد بررسی قرار گرفت. میانگی خطای اریبی به صورت معادله ۱۱ محاسبه می‌شود.

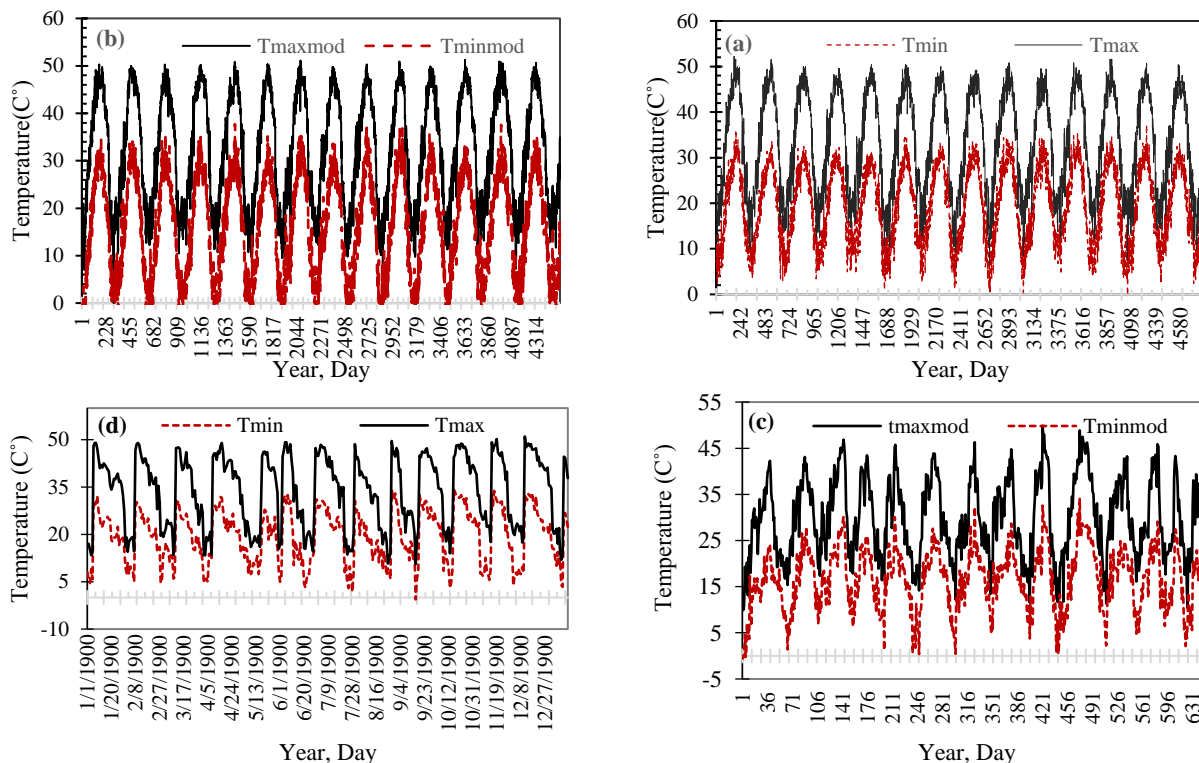
$$MBE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (obs_i - mod_i) \quad (11)$$

که  $obs_i$  مقدار متغیر مشاهده شده در زمان  $i$ ،  $mod_i$  مقدار متغیر اندازه‌گیری شده توسط مدل در زمان  $i$  و  $m$  طول سری زمانی است. ریشه میانگین مربعات خطا از معادله ۱۲ تعیین می‌شود.

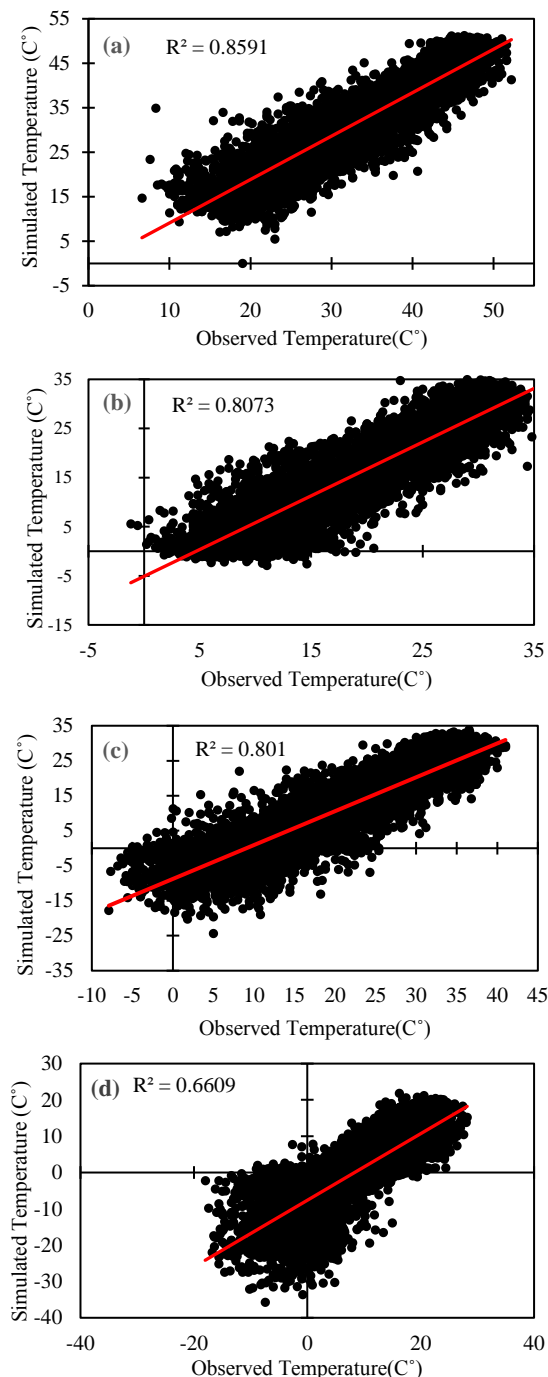
<sup>1</sup> Mean Bias Error

سلسیوس که هر دو مربوط به ایستگاه اهواز می‌باشند. به طور کلی مقدار این دو سنجه خطا در هر چهار ایستگاه مطالعاتی دارای مقداری قابل قبول می‌باشد بطوریکه الگوهای زمانی را به خوبی تبیین کرده است. علاوه بر این نمودار تغییرات دمای بیشینه و کمینه روزانه در طی دوره آماری مورد بررسی با توجه به روز تر و خشک (روز تر روزی است که حداقل بارش  $0/50$  میلی‌متر رخ داده است) در ایستگاه مطالعاتی اهواز به‌عنوان نمونه ترسیم گردید (شکل ۲). همانطور که مشاهده می‌شود در هر چهار نمودار دما از تغییرات سینوسی روزانه تبعیت کرده است. طبق بررسی نمودارهای مربوط به داده‌های مشاهداتی و داده‌های مدل مشخص می‌شود که مدل دما را نسبت به داده‌های مشاهداتی کمتر برآورد می‌کند. از دیگر نتایج حاصل این است که مدل نسبت به داده‌های مشاهداتی تعداد روزهای تر بیشتری را نشان داده است.

مطابق این جدول میزان تغییرات ضریب همبستگی پیرسون داده‌های دمای بیشینه بین  $0/89$  تا  $0/93$  است که بیشترین مقدار آن مربوط به ایستگاه اهواز می‌باشد. همچنین ضریب همبستگی پیرسون داده‌های دمای کمینه بین  $0/78$  تا  $0/89$  است که بیشترین مقدار این سنجه مربوط به ایستگاه اهواز می‌باشد. لازم به ذکر است که همبستگی‌ها همگی در سطح یک درصد معنی‌دار هستند. در گام بعدی علاوه بر محاسبه ضریب همبستگی داده‌ها برای تعیین صحت داده‌ها دو سنجه خطای MBE و RMSE مورد ارزیابی قرار گرفتند که نتایج مطابق جدول ۲ است. طبق این جدول کمترین مقدار سنجه MBE برای دو پارامتر دمای بیشینه و کمینه به ترتیب برابر است با  $1/54$  و  $3/30$  که هر دو مربوط به ایستگاه اهواز می‌باشند. همچنین کمترین مقدار سنجه RMSE برای دو پارامتر دمای بیشینه و کمینه به ترتیب برابر است با  $4/59$  و  $5/63$  درجه



شکل ۲- نمودار پراکنش دمای بیشینه و کمینه روزانه در ایستگاه اهواز بر حسب روز تر و خشک طبق داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی (a: مشاهداتی بر حسب روزهای خشک، b: شبیه‌سازی بر حسب روزهای خشک، c: شبیه‌سازی بر حسب روز تر، d: مشاهداتی بر حسب روز تر)  
 Figure 2 - Diagram of changes in maximum and minimum daily temperature of Ahwaz station in terms of wet and dry according to observed and simulated data (a: observed in terms of dry days, b: simulated in terms of dry days, c: simulated in terms of wet days, d: observed in terms of wet days)



شکل ۳- نمودار پراکنش داده‌های مشاهداتی با داده‌های شبیه‌سازی شده توسط مدل SHarP: a) دمای بیشینه ایستگاه اهواز، b) دمای کمینه اهواز، c) دمای بیشینه تبریز، d) دمای کمینه تبریز

Figure 3 - Scatter diagram of observed and simulated data by SHarP model (a: maximum temperature of Ahwaz station, b: minimum temperature of Ahwaz, c: maximum temperature of Tabriz, d: minimum temperature of Tabriz)

### مقایسه داده‌های شبیه‌سازی شده با استفاده از مدل SHarP با داده‌های مشاهداتی

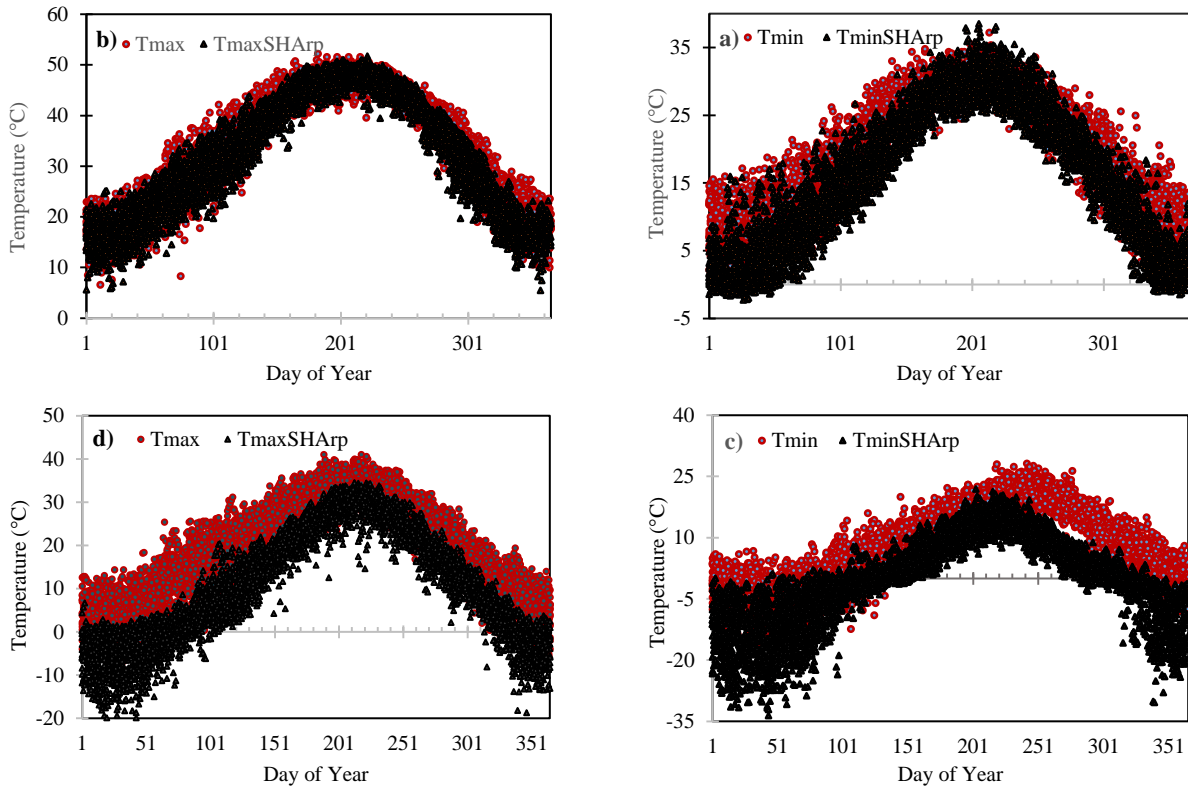
طبق مطالعات انجام شده در زمینه شبیه‌سازی دما مشخص شد که این مطالعات از روش Richardson برای شبیه‌سازی داده‌های دما استفاده کرده‌اند اما این مدل به دلیل حذف میانگین و انحراف معیار داده‌های دما به درستی این پارامتر را شبیه‌سازی نمی‌کند و برای غلبه بر این محدودیت‌ها Smith et al., (2017, 2018) مولد هواشناسی SHarP را معرفی کردند. که در این مطالعه عملکرد آن در چهار ایستگاه سینوپتیک مورد بررسی قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی داده‌های دمای روزانه بیشینه و کمینه هوا توسط این مدل در چهار ایستگاه مطالعاتی در شکل‌های ۳ ارائه شده است. همچنین طبق سنج‌های خطای معرفی شده، بررسی صحت داده‌های شبیه‌سازی شده توسط این مولد انجام شد که نتایج مطابق جدول ۳ می‌باشد. نتایج نشان داد ضریب تبیین بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده توسط مدل تغییراتی بین ۰/۶ تا ۰/۸۶ دارد. که بیشترین مقدار این ضریب مربوط به داده‌های دمای بیشینه است. همچنین مقادیر سنج‌های خطا نشان داد در سه ایستگاه کرج، تبریز و اهواز مقادیر سنج‌های خطای داده‌های دمای بیشینه کمتر از داده‌های دمای کمینه است. علاوه بر این نمودار تغییرات زمانی داده‌های دمای بیشینه و کمینه هوا مشاهداتی و شبیه‌سازی شده توسط مدل SHarP در دو ایستگاه اهواز و تبریز مطابق شکل ۴ نشان داده شده است. همانطور که مشخص است مدل SHarP در همه موارد مقدار دما را کمتر برآورد کرده است.

جدول ۳- مقادیر ضریب همبستگی (R) و شاخص‌های خطای MBE و RMSE داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده توسط مدل SHarP

Table 3- Values of MBE and RMSE error indices and correlation coefficient (R) of observational data simulated by SHARP model

Station	Kerman	Karaj	Tabriz	Ahwaz
R (Tmin)	0.8	0.86	0.82	0.9
R (Tmax)	0.87	0.91	0.89	0.95
RMSE (max)	10.11	5.7	9.8	5.2
RMSE (min)	8.2	7.6	7.3	4.9
MBE (min)	5.1	3.8	9.4	7.4
MBE (max)	11.18	4.8	6.3	2.72





شکل ۴- نمودار تغییرات زمانی داده‌های مشاهده‌ای با داده‌های شبیه‌سازی شده توسط مدل SHArP (a: دمای کمینه ایستگاه اهواز ، b: دمای بیشینه اهواز، c: دمای کمینه تبریز، d: دمای بیشینه تبریز)

**Figure 4 – Temporal variation diagram of observed and simulated data by SHArP model (a: maximum temperature of Ahwaz station, b: minimum temperature of Ahwaz, c: maximum temperature of Tabriz, d: minimum temperature of Tabriz)**

داده‌های مدل و داده‌های مشاهده‌ای وجود دارد. سپس تغییرات دمای بیشینه و کمینه را بر حسب روز تر و خشک در ایستگاه‌ها ترسیم گردید که نتایج نشان داد مدل نسبت به داده‌های مشاهده‌ای ایستگاهی دما را کمتر برآورد می‌کند. سپس با استفاده از مولد SHArP داده‌های دمای بیشینه و کمینه تولید و با داده‌های ایستگاهی مقایسه شدند. نتایج نشان داد این مدل در بیشتر موارد مقدار دما را کمتر برآورد می‌کند. همچنین همبستگی بالا و معنی‌داری بین داده‌های مشاهده‌ای و داده‌های تولید شده توسط این مولد وجود دارد. به‌طوریکه مقدار این ضریب در این ایستگاه‌ها تغییراتی بین ۰/۸۰ تا ۰/۹۵ دارد. که بیشترین مقدار این ضریب مربوط به دمای بیشینه است. نشان دهنده این امر است که این مدل به خوبی توانسته است داده‌های دما تولید کند و می‌تواند به عنوان روشی برای تکمیل خلأ داده‌های آماری استفاده شود.

نتایج حاصل از این مطالعه با نتایج محققان مختلف از جمله Ghamghami and Ghamghami et al., (2010), Bazrafshan (2011), Smith et al., و Smith (2017) و دیگر مطالعات که نتیجه گرفتند مولدهای هواشناسی توانسته‌اند پارامتر دما را به‌خوبی شبیه‌سازی کنند مقایسه شد، نتایج نشان‌دهنده تطابق بالای نتایج این مطالعه با مطالعات دیگر محققان است.

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه از داده‌های مشاهده‌ای دمای بیشینه و کمینه چهار ایستگاه سینوپتیک اهواز، کرمان، تبریز و کرج و همچنین داده‌های مدل اقلیمی CMIP5 CNRM- تحت سناریوی RCP8.5 در مقیاس روزانه استفاده شد. اعتبارسنجی داده‌های مدل اقلیمی طبق سنجه‌های خطا مورد بررسی قرار گرفت مشخص شد که همبستگی بالا و معنی‌داری بین

- using latent and transformed Gaussian processes. *Water Resources Research*, 48.
- Matalas, N.C. 1967. Mathematical assessment of synthetic hydrology, *Water Resources Research*, 3: 937-945.
- Mavromatis, ra T., Hansen, J. W. 2001. Interannual variability characteristics and simulated crop response of four stochastic weather generators. *Agricultural and forest meteorology*, 109: 283-296.
- Nasiri, B., Yarmoradi, Z. 2017. Prediction of changes in climate parameters of Lorestan province in the next 50 years using HADCM3 model. *Scientific - Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 26(101). (In Farsi)
- Nosrati K., Zehtabian Gh. R., Moradi E., Shahbazi A. 2008. Evaluation of stochastic simulation method for generating meteorological data. *Geographical Research Quarterly*, 39 (62): 1-9. (in Farsi)
- Parely, S. 2019. Generating a set of temperature time series representative of recent past and near future climate. *Frontiers in Environmental Science*, 7: 99.
- Richardson, C. W. 1981. Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. *Water resources research*, 17: 182-190.
- Richardson, C.W., Wright, D.A. 1984. WGEN: a model for generating daily weather variables. US Department of Agriculture, Agricultural Research Service, 8(83).
- Khazaei, MR., Byzedi, M., Sharafati, A. 2017. Climate change impact on annual precipitation and temperature of Zanjan province with uncertainties investigation. *Iranian Journal of Eco Hydrology*, 4(3): 847 - 860. (In Farsi)
- Semenov, M.A., Brooks, R.J., Barrow, E.M., Richardson, C.W. 1998. Comparison of WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. *Climate Research* 10: 95-107.
- Skiles, J.W., Richardson, C.W. 1998. A stochastic weather generator model for Alaska. *Ecological modeling*, 110, 211-232.
- Smith, K., Strong, C., Wang, S.-Y., Rassoul-Agha, F. 2017. A new method for generating stochastic simulations of daily air temperature for use in weather generators. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 56: 953-963.
- Smith, K., Strong, C., Wang, S.-Y. 2015. Connectivity between historical Great Basin precipitation and Pacific Ocean variability: A CMIP5 model evaluation. *Journal of climate*, 28: 6096-6112.
- Smith, K., Strong, C., Rassoul-Agha, F. 2018. Multisite generalization of the SHArP weather
- Babaeian, I., Kwon, W.T., Im, E.S., 2004. Application of weather generator technique for climate change assessment over Korea. Korea Meteorological Research Institute. Climate Research lab, 98.
- Bannayan, M., Hoogenboom, G., 2008. Weather analogue: a tool for real-time prediction of daily weather data realizations based on a modified k-nearest neighbor approach. *Environmental Modelling & Software*, 23(6): 703-713.
- Crawford, N.H., Linsley, R.K., 1966. Digital Simulation in Hydrology'Stanford Watershed Model 4 (39).
- Badescu, V. 2008. Modeling solar radiation at the earth surface. Verlag Berlin Heidelberg. Springer.
- Forsythe, N., Fowler, H., Blenkinsop, S., Burton, A., Kilsby, C., Archer, D., Harpham, C., Hashmi, M. 2014. Application of a stochastic weather generator to assess climate change impacts in a semi-arid climate: The upper Indus basin. *The Upper Indus Basin. Journal of Hydrology*, 517: 1019-1034.
- Ghamghami, M., Bazrafshan, J. 2011. Evaluation of a nonparametric multivariate approach simulating monthly temperature and rainfall variables (Case study: Jazmourian catchment). First National Conference on Meteorology and Agricultural Water Management, University of Tehran, Karaj. (In Farsi)
- Ghamghami, M., Bazrafshan, J., Ghahreman, N. 2010. Performance evaluation of a non-parametric approach in simulating monthly rainfall data of some old stations in Iran. 14th Iranian Geophysical Conference, Tehran. (In Farsi)
- Khalili, N., Davari, K., Alizadeh, A., Ansari, H., Rezaeinejad, H., Kafi, M., Ghahreman, B. 2016. Evaluation of the performance of LARS-WG and ClimGen models in the production of rainfall and temperature time series in Sisab rainfed research station, North Khorasan. *Journal of Water and Soil (Agricultural Sciences and Industries)*, 30: 322-333. (In Farsi)
- Kiktev, D., Caesar, J., Alexander, L. V., Shiogama, H., Collier, M. 2007. Comparison of observed and multimodeled trends in annual extremes of temperature and precipitation. *Geophysical Research Letters*, 34.
- Kleiber, W., Katz, R. W., Rajagopalan, B. 2013. Daily minimum and maximum temperature simulation over complex terrain. *The Annals of Applied Statistics*, 7: 588-612.
- Kleiber, W., Katz, R. W., Rajagopalan, B. 2012. Daily spatiotemporal precipitation simulation

## منابع

- Wilks, D. S, Wilby, R. L. 1999. The weather generation game: A review of stochastic weather models. *Progress in physical geography*, 23: 329–357.
- Wilks, D. S. 1992. Adapting stochastic weather generation algorithms for climate change studies. *Climatic Change*, 22: 67–84.
- Wilks, D. S. 1999. Simultaneous stochastic simulation of daily precipitation, temperature and solar radiation at multiple sites in complex terrain. *Agricultural and Forest Meteorology*, 96: 85–101.
- generator. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 57(9):2113-2127.
- Stern, R. D., Coe, R. 1984. A model fitting analysis of daily rainfall data. *Journal of the Royal Statistical Society*, 147. 1–34.
- Taylor, C. J., 1972. A stochastic model of temperature variations at weather stations in Britain *Applied Statistics*, 21(3): 248-260.
- Thompson, G. A., Burke, D. B. 1974. Regional geophysics of the basin and range province. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2: 213–238.



## Evaluation of SHArP weather generator in simulating air temperature in several climates of Iran

S. Kamali<sup>1</sup>, N. Ghahreman<sup>2\*</sup>, M. Ghamghami<sup>3</sup>

Received: 19/07/2020

Accepted: 21/06/2021

### Abstract

Temperature is a key variable in climate and agricultural studies especially crop models, water requirement estimation and climate change. Despite of ease of measurement and large number of recording stations, data gaps in remote areas and the need for downscaling the grided climate model output has led to development of weather generators. In this study, the skill of Stochastic Harmonic Autoregressive Parametric (SHArP) weather generator in simulation of the daily maximum and minimum air temperature on a daily scale in 4 weather stations was evaluated. For this purpose, maximum and minimum temperature data as well as CNRM CMIP5 climate model projections were used in four synoptic stations of Kerman, Ahvaz, Karaj and Tabriz during the period of 2000-2015. The results of Pearson correlation coefficient showed that there is a significant correlation between observed data (0.78 to 0.93) and climatic model outputs. Comparing the observed and simulated temperature data generated by the SHArP model showed a good agreement and significant correlation which confirms the skill of this generator. The correlation coefficient in the studied stations varies between 0.80 to 0.95. The highest value of this coefficient belonged to the maximum temperature. The SHArP model also less simulates the temperature. In general, the findings of this study revealed that the SHArP model is capable to generate temperature data and can be used for filling the gaps.

**Keywords:** Ait temperature, Weather generators, Climate model, Iran



<sup>1</sup> Ph. D. student of Agrometeorology, University of Tehran

<sup>2</sup> Associate Professor, Department of Irrigation and Reclamation, University of Tehran, Karaj, Iran

(\*Corresponding Author Email Address: [nghahreman@ut.ac.ir](mailto:nghahreman@ut.ac.ir))

<sup>3</sup> Ph. D. Graduate of Agrometeorology, University of Tehran

نحوه ارجاع مقاله:

کمالی، س.، قهرمان، ن.، قمقامی ورکی، م. ۱۴۰۰. ارزیابی مولد هواشناسی SHArP جهت شبیه سازی داده‌های دمای هوا در چند نمونه اقلیمی ایران.

نشریه هواشناسی کشاورزی، ۹(۲): ۴-۱۴. DOI: 10.22125/agmj.2021.281979.1112

Kamali, S., Ghahreman, N., Ghamghami, M. 2021. Evaluation of SHArP weather generator in simulating air temperature in several climates of Iran. Journal of Agricultural Meteorology, 9(2): 4-14. DOI: 10.22125/agmj.2021.281979.1112