

## کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه سده آینده

### مطالعه موردی: ایستگاه همدید یزد

فاطمه متولی میدان‌شاه<sup>۲</sup>

حسین عساکره<sup>۱</sup>

لیلا احدی<sup>۳</sup>

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۶/۱۰

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۱۲/۰۵

\*\*\*\*\*

#### چکیده

در سال‌های اخیر فعالیت‌های انسانی، افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای در جو، گرمایش جهانی و تغییر اقلیم در مقیاس جهانی و محلی را به همراه داشته است. از این رو شبیه‌سازی رفتار و تغییرات محتمل هریک از متغیرهای جوّی - اقلیمی در آینده و بررسی پاسخ‌های احتمالی دستگاه اقلیم به آن تغییرات، بسیار حائز اهمیت است. در پژوهش حاضر به منظور ریزگردانی آماری، برازش و آزمون صحت مدل شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های روزانه دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد و متغیرهای جوّی مدل HadCM3 در دوره آماری ۲۰۰۵ - ۱۹۶۱ مورد استفاده قرار گرفت. پس از انتخاب معماری و ساختار مناسب شبکه عصبی، از مقادیر شبیه‌سازی شده مدل HadCM3 تحت واداشت‌های تابشی RCP4.5، RCP2.6 و RCP8.5 در دو دوره آماری ۲۰۵۰ - ۲۰۰۶ و ۲۰۹۵ - ۲۰۵۱ استفاده شد. نتایج حاکی از این بود که در هر دو دوره یاد شده افزایش دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد در فصول زمستان (۰/۴ تا ۶/۹ درجه سلسیوس)، بهار (۱/۱ تا ۵/۷ درجه سلسیوس) و تابستان (۱/۱ تا ۵/۷ درجه سلسیوس) مورد انتظار است. در فصل پاییز فقط در ماه‌های نوامبر و دسامبر و تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 افزایش دما در دوره دوم مورد انتظار است و در ماه اکتبر دمای بیشینه کاسته (۰/۶ تا ۴/۱ درجه سلسیوس) می‌شود.

واژه‌های کلیدی: ایستگاه همدید یزد، میانگین دمای بیشینه، ریزگردانی، شبیه‌سازی، شبکه عصبی مصنوعی

\*\*\*\*\*

۱- استاد گروه اقلیم‌شناسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران (نویسنده مسئول) asakereh@znu.ac.ir

۲- دانشجوی دکتری آب و هواشناسی، گروه اقلیم‌شناسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران motevali.ftm@znu.ac.ir

۳- دانشجوی دکتری آب و هواشناسی، گروه اقلیم‌شناسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران leila.ahadi70@gmail.com

## ۱- مقدمه

امروزه رایج‌ترین ابزار برای شبیه‌سازی پاسخ‌های اقلیم جهانی به افزایش گازهای گلخانه‌ای و بررسی روند تغییرات دمایی در آینده، به‌کارگیری متغیرهای اقلیمی شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های جفت شده جو-اقیانوسی (AOGCMs)<sup>۵</sup> است (یعقوبی، ۱۳۹۲: ۳). مدل‌های گردش عمومی جو (GCMs) قوی‌ترین ابزار با هدف تولید سناریوهای اقلیمی به‌شمار می‌رود (صالح پورجم، ۱۳۹۴: ۲۱۹). مدل‌های گردش عمومی جو اقلیم زمین را با واسطه معادلات ریاضی که توانایی بررسی رفتار جو، اقیانوس‌ها، فرآیندهای زیستی، برهمکنش‌ها و بازخوردهای آن‌ها را دارند، شبیه‌سازی می‌کنند (ترزاسکا و شنار، ۲۰۱۴: ۳). معادلات اصلی GCMs شامل پایستگی انرژی، پایستگی تکانه، پایستگی جرم و قانون گاز کامل می‌شوند (مسعودیان و غیور، ۱۳۱۶: ۴۷). با این حال GCMs نمی‌توانند اطلاعات مؤثری از شبیه‌سازی اقلیمی در مقیاس‌های محلی و منطقه‌ای را ارائه کنند. تفکیک مکانی آن‌ها موجب نادیده گرفتن برخی از فرآیندهای بیخنده<sup>۶</sup> که در دینامیک جو حائز اهمیت هستند، شده است (ادن و ویتمن، ۲۰۱۳: ۳۱۳). لذا به‌منظور از بین بردن این خلأ بین مقیاس‌های محلی و جهانی روش ریزگردانی مورد استفاده قرار می‌گیرد (عساکره و اکبرزاده، ۱۳۹۵: ۱۵۵). ریزگردانی به دو روش دینامیکی و آماری انجام می‌شود. ریزگردانی دینامیکی، اجرای مدل‌های منطقه‌ای را در برمی‌گیرد و ریزگردانی آماری بر پایه ایجاد رابطه و یا کشف رابطه بین مقیاس جهانی و محلی استوار است (اشمیدلی<sup>۷</sup> و همکاران، ۲۰۰۷: ۲).

روش ریزگردانی آماری دو وجه تمایز با روش ریزگردانی دینامیکی دارد: اول نیازمند رفتار مشاهدات ایستگاه مورد مطالعه است و باید سری‌های طولانی مدت و همگن از مشاهدات برای مدل‌سازی را فراهم کند. دوم این‌که مدل‌سازی در یک دوره حدود دو تا سه دهه در کسری از ثانیه انجام می‌شود (شمسی‌پور، ۱۳۹۲: ۷۶). ریزگردانی آماری

دما از عناصر مهم جوی است (آهرنس، ۲۰۰۷: ۷۰) که به‌عنوان نمایه‌ای مهم در ردیابی گرمایش جهانی و تغییر اقلیم به‌شمار می‌رود. از طرف دیگر تغییر عنصر اقلیمی نظیر دما در دستگاه پیوسته و آشوب‌ناک جو پیامدهای پیچیده و غیرخطی را در عناصر جوی دیگر به‌دنبال خواهد داشت (هولتون، ۲۰۰۴: ۵۰)؛ از این‌رو پدیده گرمایش جهانی حاصل از افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای و به‌ویژه تغییر اقلیم محتمل حاصل از آن موجبات نگرانی‌های گسترده‌ای در جوامع ملی و بین‌المللی را فراهم آورده است (موسوی، ۱۳۹۶: ۶۶). هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم نشان داده است که دمای کره زمین در سال ۲۱۰۰ نسبت به سال ۱۹۰۰ از حدود ۱/۴ تا ۵/۸ درجه سلسیوس افزایش خواهد یافت (هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم، ۲۰۰۱: ۳).

یکی از ابزارهای بسیار مهم در مطالعه تغییرات عناصر جو- اقلیمی، شبیه‌سازی آب و هوایی است. شبیه‌سازی آب و هوایی به‌طور علمی از دهه ۱۹۴۰ میلادی و با پیدایش نخستین رایانه‌ها شروع شده است. شبیه‌سازی اقلیمی وقایع احتمالی و تطبیق آن با واقعیت و به‌طور کلی واکاوی عددی، از سابقه طولانی برخوردار نیست (خوش اخلاق، ۱۳۹۲: ۲-۴). اگرچه پیش‌بینی و شبیه‌سازی دقیق فراسنج‌های آب و هوایی به دلیل ماهیت دینامیکی جو و روابط غیرخطی کاری دشوار است (کومار، ۲۰۱۳: ۱۱۰)، اما شبیه‌سازی تغییرپذیری زمانی- مکانی (در مقیاس محلی و منطقه‌ای) متغیرهای اقلیمی می‌تواند راه‌گشای برنامه‌ریزی‌ها و سیاست‌گذاری‌های مبتنی بر دانسته‌های اقلیمی برای آینده باشد (روشن و همکاران، ۱۳۹۴: ۱۹۱). شبیه‌سازی آماری دما یکی از روش‌های کارآمد برای ارائه تصویر ذهنی قابل قبول از تغییرات احتمالی در آینده بوده و تجسم پاسخ‌های احتمالی اقلیم به آن تغییرات را مهیا می‌کند.

5- Atmosphere-Ocean General Circulation Models

6- Trzaska and Schnarr

7- Sub-grid scale processes

8 - Eden and Widmann

9 -Schmidli.

1- Ahrens

2- Holton

3- IPCC

4- Kumar

## فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه سده آینده / ۴۱

توجه به توسعه سناریوهای محلی برای بیشینه و کمینه دمای روزانه برای دو منطقه، یکی در آمریکای شمالی و دیگری در اروپا ارائه دادند. آن‌ها با استفاده از توابع انتقال دریافتند که توان شبیه‌سازی‌ها وابسته به فصل و بدترین نتایج مربوط به فصل تابستان است. جانسون و شارما<sup>۵</sup> (۲۰۰۹: ۲۶۲۰) شبیه‌سازی‌های مبتنی بر GCM را با تأکید بر مقایسه توانایی شبیه‌سازی بارش و دما انجام دادند.

چندی است که شبیه‌سازی مبتنی بر ریزمقیاس‌گردانی با استفاده از شگرد و رهیافت شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۶</sup> به‌عنوان جایگزینی دقیق‌تر از روش‌های رگرسیونی در معرض توجه بسیاری از اقلیم‌شناسان جهان (برای مثال، هانگ<sup>۷</sup> و همکاران، ۲۰۰۹: ۱۴۱۳؛ وارژس<sup>۸</sup> و همکاران، ۲۰۱۲: ۲۲۳۱؛ تریل<sup>۹</sup> و همکاران، ۲۰۱۳: ۱۴۲۹؛ کومار و همکاران، ۲۰۱۳: ۱۱۰؛ میسلان و ساماریونو<sup>۱۰</sup>، ۲۰۱۵: ۱۴۲؛ لافللامه<sup>۱۱</sup> و همکاران، ۲۰۱۵: ۱۵؛ مادواکو<sup>۱۲</sup> و همکاران، ۲۰۱۶: ۱؛ عبدالخالق<sup>۱۳</sup> و همکاران، ۲۰۱۹: ۱؛ بیرشین و چایون<sup>۱۴</sup>، ۲۰۱۹: ۴۲۷) و ایران (برای نمونه خلیلی و همکاران، ۱۳۸۹: ۷؛ سیدکابلی و همکاران، ۱۳۹۱: ۷۷۹؛ خوش‌اخلاق و همکاران، ۱۳۹۲: ۱؛ عساکره و صیادی، ۱۳۹۳: ۱۶۱؛ علیزاده پهلوان و زهرایی، ۱۳۹۳: ۱؛ فاتحی و همکاران، ۱۳۹۴: ۱۴۳؛ روشن و همکاران، ۱۳۹۴: ۱۹۷؛ سبحانی و همکاران، ۱۳۹۵: ۴۹؛ عساکره و مطلبی‌زاده، ۱۳۹۶: ۱۴۰) بوده است. با توجه به مطالعات انجام شده و نتایج حاصل از آن‌ها می‌توان دریافت که رهیافت شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی فرآیندهای غیرخطی و آشوب‌ناکی نظیر دستگاه اقلیم و عناصر - رویدادهای مرتبط، مناسب است.

شامل سه روش، قیاسی مبتنی بر الگوی گردشی، روش احتمالاتی و روش رگرسیونی است (استفان<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۱۴: ۱۳۷۴). روش‌های قیاسی مبتنی بر الگوهای گردشی به‌صورت محدود در مناطقی که داده‌های همدید روزانه مشابهی دارند، استفاده می‌شوند و در نهایت به‌وسیله روابط وایازی یا نمونه‌برداری مجدد، واکاوی می‌شوند (IPCC, 2004: 4). در این روش پیوندهای فیزیکی محسوسی بین آب و هوای بزرگ مقیاس و آب و هوای خرد مقیاس (محلی) به‌وجود می‌آید، تا بر آب و هوای محلی نواحی دیگر قابل تعمیم باشد (شوبرت و هندرسون - سلرز<sup>۲</sup>، ۱۹۹۷: ۲۲۵). روش ریزگردانی احتمالاتی شامل اصلاح فراسنج‌های یک مدل محاسبه‌کننده آب و هوا براساس رخداد بارش در روزها یا دوره‌های مرطوب/خشک است. متغیرهای ثانویه همچون مقادیر رطوبت، دما و تابش خورشید اغلب به‌طور نسبی در رخداد بارندگی مدل می‌شوند (IPCC, 2004: 5). این روش وابسته به متغیرهای بزرگ مقیاس و تغییرات آب و هوایی به‌ویژه شناخت نوسان‌های زمانی بارش است (شمسی‌پور، ۱۳۹۲: ۱۵۶). این روش رگرسیونی بر ارتباط بین متغیرهای مقیاس محلی و متغیرهای ناحیه‌ای تأکید دارد و مبتنی بر انتخاب نوع رابطه ریاضی بین آن‌ها است. در این روش می‌توان از قابلیت‌های وایازی خطی و غیرخطی، شبکه عصبی و معیار همبستگی برای ایجاد ارتباطات بین متغیرهای بزرگ مقیاس و کوچک مقیاس استفاده کرد (ویلی<sup>۳</sup> و داوسون<sup>۴</sup>، ۲۰۰۷: ۳۲).

شبیه‌سازی و ریزگردانی با روش‌ها و مدل‌های متفاوت توجه پژوهشگران زیادی را در مجامع علمی بین‌المللی به خود جلب کرده است. برای نمونه پالوتیکوف<sup>۴</sup> و همکاران (۱۹۹۷: ۲۴۹۹) شبیه‌سازی سری‌های زمانی دمای روزانه از خروجی مدل GCM را به‌منظور مقایسه داده‌های مدل با داده‌های مشاهده شده انجام دادند. این ملاحظات را با

5- Johnson and Sharma  
6- Artificial Neural Network  
7- Hung  
8- Varghese  
9- Trail  
10- Mislan and Samaryono  
11- Laflamme  
12- Maduako  
13- Abdel khalek  
14 -YireShin and Chaeyean

1 -Stephan.  
2 -Schubert and Henderson- Sellers  
3 -Wilby and Dawson  
4- Palutikof

پیش‌بین مناسب به‌عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی از چهار ملاک آماری (نمایه کاهشی درصدی، پیش‌رونده، پس‌رونده و گام به‌گام) استفاده شد. در نهایت شبیه‌سازی دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد در سده آینده انجام شد.

## ۲- داده‌ها و روش‌ها

### ۲-۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

در پژوهش حاضر تلاش شده است دمای بیشینه شهر یزد در بستر تحولات آب‌وهوایی و براساس سناریوهای معتبر منتشر شده تا سال ۲۰۹۵ مورد مذاقه قرار گیرد. شهر یزد، یکی از کلان‌شهرهای ایران در مرکز استان یزد بین رشته‌کوه‌های شیرکوه و خراتق و در دشتی گسترده به نام دشت یزد - اردکان قرار دارد. براساس روش دومارتن اقلیم آن گرم و خشک است (شیرانی و همکاران، ۱۳۹۱:۳۸۱).

### ۲-۲- داده‌ها

به‌منظور شبیه‌سازی دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد از سه گروه داده شامل داده‌های میانگین بیشینه دمای روزانه در ایستگاه همدید شهر یزد، متغیرهای جوی برای دوره مشاهداتی ۲۰۰۵-۱۹۶۱ (موسوم به داده‌های NCEP) و داده‌های شبیه‌سازی شده برای دوره آماری ۲۰۹۵-۲۰۰۶ براساس سناریوهای انتشار RCP استفاده شده است. مشاهدات مفقود دمای روزانه براساس روش‌های استاندارد آماری بازسازی شدند. همچنین به‌منظور از بین بردن داده‌های پرت از میانگین‌های ماهانه و سالانه استفاده شده است.

داده‌های NCEP و داده‌های مدل جهانی گردش عمومی HadCM3 از تارنمای مرکز ملی پیش‌بینی متغیرهای محیطی کانادا با آدرس <http://ccds-dscc.ec.gc.ca> استخراج شده است. در این پیوند یاخته‌های پوشش‌دهنده کره زمین شامل متغیرهای جوی برای دوره مشاهداتی ۲۰۰۵-۱۹۶۱ (NCEP) و داده‌های شبیه‌سازی شده برای دوره آماری ۲۰۹۵-۲۰۰۶ براساس سناریوهای RCPs (HadCM3) اختیار شدند. این

هدف از پژوهش حاضر، شبیه‌سازی دمای بیشینه به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های مدل گردش عمومی جو<sup>۱</sup> (HadCM3) تحت سناریوهای RCP4.5، RCP8.5 و RCP2.6 برای ایستگاه همدید شهر یزد در دوره آماری ۲۰۰۶-۲۱۰۰ است<sup>۲</sup>. با توجه به اقلیم گرم و خشک ایستگاه همدید مورد مطالعه، پارامتر دما از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در بیشتر مطالعات پیشین، هیچ‌گونه رهیافت دقیق در گزینش متغیرهای مستقل به‌کار گرفته نشده است. در پژوهش حاضر با هدف گزینش متغیرهای

۱ - مدل HadCM3 نوعی ابزار پیچیده آب و هوایی برای شبیه‌سازی آب و هوای جهانی است (شمسی‌پور، ۱۳۹۲: ۱۴۷). این مدل برای اولین بار در سال ۲۰۰۲ توسط ویلی و همکاران تحت عنوان نسخه ۲/۱ ارائه شد (عساکره و مطلبی‌زاده، ۱۳۹۶: ۱۴۴ - ۱۴۵). HadCM3 یک مدل پیوندی جوی-اقیانوسی است که در مرکز هدلی سازمان هواشناسی انگلیس طراحی و توسعه یافته است. این مدل با تعیین شرایط مرزی و توجه به ویژگی‌های کوهساری منطقه شبیه‌سازی‌هایی را با قدرت تفکیک فضایی بالایی انجام می‌دهد (هیئت بین‌الدولی تغییر اقلیم، ۲۰۱۱: ۲-۱). از مزیت‌های قابل توجه این مدل قدرت تفکیک بالای مولفه اقیانوسی و هماهنگی خوب بین مولفه جوی و اقیانوسی است. این ویژگی‌ها موجب در نظر گرفتن برهمکنش‌های دینامیکی و ترمودینامیکی بین جو و اقیانوس در مقیاس جهانی شده است. البته لازم به ذکر است که عدم قطعیت در مدل‌ها به دلیل برخی ساده‌سازی‌ها برای درک بهتر پیچیدگی‌های جوی و اقیانوسی پابرجاست و دانشمندان علوم مختلف برای کاهش و یا از بین بردن این عدم قطعیت بی‌وقفه در حال تلاش هستند (هیئت بین‌الدولی تغییر اقلیم، ۲۰۰۷: ۷). در تاریخچه سناریوسازی اقلیمی، مدل‌های گردش عمومی جو پیچیده‌ترین ابزار هستند که به دو صورت متوالی و موازی شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی را در دوره‌های آتی انجام می‌دهند. امروزه فرآیند موازی بسیار رایج است. در فرآیند موازی نقطه آغازین شبیه‌سازی، حالات مختلف غلظت گازهای گلخانه‌ای و هواویزها در نظر گرفته می‌شود. این فرآیند به خط سیرهای واداشت تابش یا RCPs معروفند و به شکل موازی قابل استفاده هستند (چارون، ۲۰۱۶: ۲۶). چهار خط سیر واداشت تابش که هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم در پنجمین گزارش خود از آن‌ها استفاده کرده‌اند، شامل RCP4.5، RCP6، RCP8.5 و RCP2.6 است (عساکره و اکبرزاده، ۱۳۹۶: ۱۵۵-۱۵۴).

۲ - سناریوی RCP8.5 به‌وسیله تیم مدل‌سازی MESSAGE و IIASA استرالیا طراحی شده است. در این سناریو هیچ فعالیت و مدیریتی بر مبنای کاهش تولید گازهای گلخانه‌ای لحاظ نشده است. لذا پاسخ اقلیم به این شرایط افزایش روند واداشت تابشی تا ۸/۵ وات بر مترمربع تا سال ۲۱۰۰ خواهد بود. سناریوی RCP6 توسط تیم مدل‌سازی NIES، AIM در ژاپن طراحی شده است. پایدار شدن بدون افت و خیز شدید تا ۶ وات در متر مربع بعد از پایداری سال ۲۱۰۰ مورد نظر این سناریو است. سناریوی RCP4.5 توسط گروه مدل‌سازی MiniCAM طراحی شده و بیانگر این است که واداشت‌های تابشی ناشی از گازهای گلخانه‌ای قبل از سال ۲۱۰۰ در مقدار ۴/۵ وات بر متر مربع ثابت می‌ماند. سناریوی RCP2.6 با تیم مدل‌سازی آژانس ارزیابی محیطی هلند طراحی شده است. خط سیر انتشار در این سناریو بیانگر کاهش غلظت گازهای گلخانه‌ای است. سطح واداشت تابشی آن در ابتدا به حدود ۳/۱ وات بر متر مربع رسیده و در سال ۲۱۰۰ به ۲/۶ وات بر متر مربع باز می‌گردد.

ساختار و معماری شبکه عصبی مصنوعی و شبیه‌سازی و در نهایت تعیین صحت مدل‌ها می‌شود.

انتخاب ورودی صحیح، هوشمندانه و متناسب با هدف در طراحی ANN، به‌ویژه در در سامانه‌های آشوب‌مندی نظیر جو، برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی حائز اهمیت است. ساختار ANN یک برنامه از قبل تعیین شده نیست و وزن‌های مدل در فرایند آموزش براساس داده‌های ورودی تعیین می‌شوند. بنابراین هرچه داده‌های ورودی دقیق‌تر انتخاب شوند، شبکه بهتر آموزش می‌بیند و در پیش‌بینی - شبیه‌سازی داده‌های جدید عملکرد مناسب‌تری خواهد داشت (کاوایانی و میررکنی، ۱۳۹۳: ۲-۳).

در انتخاب ورودی مناسب، دو دیدگاه کلی را می‌توان دنبال کرد؛ دیدگاه اول استفاده از مقادیر سری زمانی هدف مورد نظر در سال‌های گذشته و دیدگاه دوم یافتن و به‌کارگیری فراسنج‌هایی که با هدف رابطه خطی یا غیرخطی دارند. در پژوهش حاضر با به‌کارگیری دو رویکرد مذکور و با پیش‌پردازش و گزینش متغیرهای جو مناسب در دوره پایه (۲۰۰۵-۱۹۶۱)، مناسب‌ترین فراسنج‌های جو به‌عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی اختیار و انتخاب شدند. روش گزینش متغیرهای توضیحی براساس میزان هم‌نوابی - هماهنگی مقادیر واقعی و شبیه‌سازی شده و نیز هم‌مقداری آن‌ها انجام می‌شود. هم‌نوابی - هماهنگی به‌وسیله نمایه ضریب همبستگی ( $r$ ) و هم‌مقداری به‌وسیله نمایه کمینه مربعات خطای برآورد ( $MSE$ ) قابل دستیابی است (عساکره، ۱۳۹۰: ۱۹۰-۱۸۷). به‌این ترتیب متغیرهای جو منتخب (به‌عنوان متغیر توضیحی) براساس چهار روش (نمایه کاهش درصدی<sup>۱</sup>، حذف پس‌رونده<sup>۲</sup>، حذف پیش‌رونده<sup>۳</sup> و روش گام به‌گام<sup>۴</sup>) اختیار شدند. نتایج و متغیرهای منتخب براساس این روش‌ها در جدول ۱ ارائه

کند و موجب شناخت مهم‌ترین فراسنج‌های مؤثر بر پدیده مورد نظر در مدل‌سازی با استفاده از روش‌های هوشمند است (جانیتا و برین؛ ۲۰۰۸: ۳-۱).

3- Percentile Reduction

4 - Backward Variable Elimination

5 -Forward Variable Selection

6-Stepwise Variable Entry

داده‌ها شامل ۲۶ متغیر جو استاندارد شده است که به‌عنوان متغیرهای ورودی (متغیرهای مستقل یا پیش‌بین) در مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفتند. داده‌های مربوط به متغیرهای ورودی از نزدیک‌ترین یاخته GCM به موقعیت ایستگاه یزد که ایستگاه یزد در آن قرار دارد، برگزیده شده است.

### ۳-۲- روش‌ها

در راستای اطمینان از انتخاب یاخته مربوطه از مدل GCM، رابطه بین متغیرهای پیش‌بین (۲۶ عنصر جو) و متغیرهای پاسخ یا متغیر هدف (در این‌جا، دمای بیشینه ایستگاه یزد) در دوره آماری پایه (۲۰۰۵-۱۹۶۱)، از ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرهای پیش‌بین و دمای بیشینه ایستگاه هم‌دید یزد در دوره پایه و نیز آماره  $p$  (p-value) استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) به‌عنوان شگردی که براساس استنباط استوار است (پیری صحراگرد، ۱۳۹۵: ۷-۱)، برای شبیه‌سازی رفتار آینده دمای بیشینه ایستگاه یزد استفاده شد. در این معنی از متغیرهای جو (داده‌های ورودی؛  $y$ ) و دمای بیشینه یزد (متغیر خروجی؛  $x$ ) به‌منظور الگوسازی خطی یا غیرخطی استفاده شد و سپس شبیه‌سازی مورد نظر تحت سناریوهای جدید انتشار صورت گرفت.

به‌منظور به‌کارگیری ANN چهار مرحله ضروری و اساسی است؛ این چهار مرحله شامل پیش‌پردازش اولیه داده‌ها<sup>۱</sup> و انتخاب متغیرهای مناسب برای ورودی، تعیین

۱- این شیوه از ساختار نرونی و هوشمند با الگوبرداری مناسب از نرون‌های موجود در مغز انسان سعی می‌کند تا از طریق توابع تعریف شده ریاضی درون سلولی نرون‌های مغز را شبیه‌سازی کند و از طریق وزن محاسباتی موجود در خطوط ارتباطی نرون‌های مصنوعی عملکرد سیناپسی را در نرون‌های طبیعی به مدل درآورد (کومار، ۲۰۱۳: ۱۱۱-۱۱۰). شبکه‌های عصبی مصنوعی دانش خود را با تشخیص الگو و روابط پیچیده و غیر خطی بین داده‌ها و یادگیری از طریق تجربه جمع‌آوری می‌کنند. کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان در چهار گروه برازش منحنی یا برازش داده بر داده‌های ورودی و خروجی (Fit Data)، تشخیص الگو و طبقه‌بندی، خوشه‌بندی و در نهایت پیش‌بینی در سری‌های زمانی تقسیم نمود (کوثری، ۱۳۹۵: ۲۵۵-۲۵۱).

۲ - پیش‌پردازش متغیرها در ریزگردانی اقلیمی به مفهوم انتخاب متغیرهای مهم از میان سری‌های زمانی شبیه‌سازی شده است. همچنین پیش‌پردازش داده‌ها می‌تواند از ورود متغیرهایی که با یکدیگر هم‌پوشانی دارند، جلوگیری

بیشینه داشته باشد. این فرایند تا استفاده از آخرین متغیر ادامه می‌یابد (عساکره، ۱۳۹۰: ۲۵۷-۲۵۸).

**روش گام به گام:** این روش عکس روش حذف پس‌رونده و یکی از انواع روش پیش‌رونده است. در آغاز فرآیند همانند روش پیش‌رونده اولین متغیر مستقل براساس بیشترین مقدار ضریب همبستگی پیرسون با متغیر ایستگاهی گزینش می‌شود و سپس اثر آن از ماتریس همبستگی برداشته می‌شود. به عبارتی همبستگی جزئی مرتبه اول با برداشتن اثر اولین متغیر منتخب از سایر متغیرها مورد توجه قرار می‌گیرد. متغیر دوم متغیری است که همبستگی نیمه‌جزئی آن از متغیرهای دیگر بیشتر باشد. با بررسی ضرایب همبستگی جزئی سایر متغیرهای مستقل، متغیری که بیشترین مقدار را به پراش پیش‌بینی شده قبلی می‌افزاید، مشخص و وزن‌های مناسب ترکیب این متغیر با متغیر اولیه تعیین می‌شود. با همین روال متغیرهای بعدی نیز گزینش خواهند شد تا زمانی که همه متغیرها وارد مدل شوند یا آن‌که افزودن متغیر بعدی براساس ضابطه‌ای معین مقدار قابل توجهی به برآورد نیافزاید و در نتیجه فرآیند مذکور شایسته استمرار نباشد (عساکره، ۱۳۹۰: ۲۵۸-۲۶۰). در نهایت متغیرهای جوئی شبیه‌سازی شده منتخب از این روش‌ها در دوره آماری ۲۰۰۵-۱۹۶۱ به‌عنوان ورودی‌های هوشمند وارد شبکه عصبی شد تا بتوان مناسب‌ترین معماری، آموزش، برآورد و در نهایت شبیه‌سازی را برای میانگین روزانه دمای بیشینه شهرستان یزد تا سال ۲۰۹۵ انجام داد.

با توجه به نگاره ۱ به هرکدام از ورودی‌ها وزنی تعلق گرفت، سپس مجموع وزندهی شده ورودی‌ها تحریک نرون را ایجاد کرده و نشانک تحریک از تابع انتقال عبور می‌کرد و خروجی حاصل می‌شد. تابع انتقال حالت غیرخطی

۱- هنگامی که هدف برقراری ارتباط و تخمین یک مجموعه عددی از یک مجموعه ورودی است، رویکرد برازش منحنی و به عبارتی الگوسازی مورد توجه قرار می‌گیرد (کوثری، ۱۳۹۵: ۲۵۴). پس از مرحله پیش‌پردازش ورودی‌ها و انتخاب بردار هدف، مرحله معماری و ساختار شبکه به عبارتی آرایش و نحوه اتصال نرون‌ها و تعیین تابع شبکه‌ای و آستانه‌سازی آغاز می‌شود. رفتار یک شبکه عصبی توسط تابع انتقال نرون‌های آن و قانون آموزش و ساختار خود شبکه تعیین می‌شود.

شده است. در این پژوهش، برپایه هر روش، شبیه‌سازی براساس متغیرهای معنی‌دار انجام شد:

**روش نمایه کاهش درصدی (PR):** با توجه به رابطه ۱، در این روش متغیرهایی به‌عنوان متغیر پیش‌بین انتخاب می‌شوند که کمترین مقدار PR را دارا باشند. به عبارتی بیشترین همبستگی ( $r_{xy}$ ) و کمترین همپوشانی ( $r_{x(y,...)}$ ) بین متغیر پاسخ و ۲۶ متغیر جوئی در دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵ مد نظر است (عساکره و اکبرزاده، ۱۳۹۶: ۱۶۲).

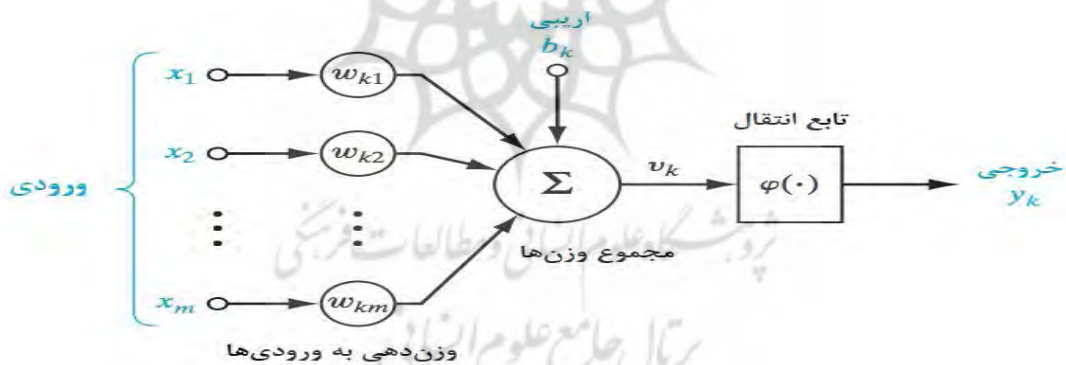
$$PR = \left| \frac{r_{x(y,...)} - r_{xy}}{r_{xy}} \right| \quad \text{رابطه (۱)}$$

**حذف پس‌رونده:** این روش با محاسبه همبستگی چندمتغیره بین همه متغیرهای پیش‌بین و میانگین روزانه دمای بیشینه آغاز می‌شود. سپس هریک از متغیرهای مستقل به نوبت از معادله کنار گذاشته می‌شوند و کاهش ناشی از آن در ضریب تعیین بررسی می‌شود. در این روش کاهش ناشی از کنار گذاشتن یک متغیر هرچه کمتر باشد موجب حذف آن متغیر می‌شود و بیان‌گر اثر کم‌رنگ آن متغیر در ضریب تعیین است؛ به عبارت دیگر با هر متغیر چنان رفتار می‌شود که گویی آخرین متغیری است که وارد محاسبات شده است. در نهایت این مراحل زمانی خاتمه می‌یابد که هیچ‌یک از متغیرها قابلیت حذف شدن را نداشته باشند (عساکره، ۱۳۹۰: ۲۵۷-۲۵۶).

**روش پیش‌رونده:** این رهیافت با محاسبه ضریب همبستگی پیرسون بین هریک از متغیرهای جوئی و میانگین روزانه دمای بیشینه آغاز می‌شود. متغیر جوئی که بیشترین میزان همبستگی را با دمای بیشینه داشت به‌عنوان اولین متغیر پیش‌بین برگزیده شد. دومین متغیر ورودی مدل، متغیری است که پس از تفکیک اولین متغیر، بالاترین مجدور همبستگی نیمه‌جزئی را با متغیر وابسته داشته باشد. سومین متغیری که وارد مدل می‌شود متغیری است که پس از تفکیک دو متغیر منتخب، بالاترین مجدور همبستگی نیمه‌جزئی (همبستگی نیمه‌جزئی مرتبه دوم) را با متغیر دمای

جدول ۱: نتایج و متغیرهای منتخب از روش‌های مختلف گزینش متغیرهای پیش‌بین

نام متغیرها	میانگین فشار تراز دریا	واگرایی تراز ۱۰۰۰ هکتوپاسکال	جهت باد تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	شدت مؤلفه نصف‌النهاری تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	ارتفاع تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	رطوبت ویژه نزدیک سطح زمین	چرخندگی تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	شدت مؤلفه مداری تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال	شدت مؤلفه مداری تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	رطوبت ویژه نزدیک سطح زمین	میانگین دما
مقدار PR	۰/۰۸۳	۰	۰/۰۹۱	۰/۱۰	۰/۰۸۰	۰/۰۹۶	-	-	-	-	-
مقدار $r_{xy}$	-۰/۷۵۶	-۰/۱۶	-۰/۱۴	-۰/۳۱	۰/۷۷	۰/۳۴	-	-	-	-	-
کاهش ناشی از متغیرها	۰/۰۲	۰/۰۱۴	-	-	۰/۰۳۴	-	۰/۰۳۵	-	-	-	-
مقدار $r_{xy}$	-۰/۷۵۶	-۰/۱۶	-	-	۰/۸۷	-	-۰/۵۵	-	-	-	-
همبستگی نیمه جزئی	۰/۳۶	۰/۴۷	-	-	۰/۱۸	-	۰/۱۷	۰/۳۳	۰/۳۳	۰/۳۴	۰/۹۱
مقدار $r_{xy}$	-۰/۷۵۶	-۰/۱۶	-	-	۰/۸۷	-	-۰/۵۵	-۰/۶۵	-۰/۳۱	۰/۳۴	۰/۹۱
کاهش ناشی از متغیرها	۰/۰۲	۰/۰۱۴	-	-	-	-	۰/۰۳۵	-	۰/۳۳	۰/۳۴	۰/۹۱
مقدار $r_{xy}$	-۰/۷۵۶	-۰/۱۶	-	-	-	-	-۰/۵۵	-	-۰/۳۱	۰/۳۴	۰/۹۱



نگاره ۱: نمای کلی از یک شبکه عصبی مصنوعی

مربعات خطا (MSE) استفاده شد. همبستگی بالا و کمینه میانگین مربعات خطا بیان‌گر آموزش مناسب‌تر شبکه است. در نهایت پس از آموزش و نتایج مناسب آزمون و تثبیت معماری و ساختار شبکه می‌توان اطلاعات جدید را به‌عنوان ورودی به شبکه معرفی کرد و شبیه‌سازی و پیش‌بینی در دوره‌های آتی را انجام داد.

در این پژوهش با هدف دست‌یابی به شبکه‌ای با معماری و ساختار مناسب به‌منظور شبیه‌سازی میانگین

را در شبکه ایجاد می‌کند. عموماً بهترین و رایج‌ترین حالت برای درک پیچیدگی‌های جوئی و اقلیمی استفاده از تابع سیگموئید در لایه اول و تابع خطی در لایه دوم است (میزان تجربه و سعی - خطای پژوهشگر در انتخاب این‌گونه توابع بسیار حائز اهمیت است). در طول اجرا آموزش و اتصالات بین نرون‌ها بهینه می‌شد تا خطای حاصل کمینه شود. به‌منظور آزمون شبکه از دو ملاک ضریب همبستگی بین بردار هدف و خروجی شبیه‌سازی شده و نیز میانگین

روزانه دمای بیشینه در ایستگاه یزد، متغیرهای جوئی منتخب در ملاک‌های آماری پیش‌پردازش و انتخاب متغیرها در دوره ۲۰۰۵-۱۹۶۱، به ترتیب به‌عنوان ورودی و دمای بیشینه دوره آماری پایه به‌عنوان بردار هدف، به شبکه معرفی شد و تمام مراحل ساخت یک شبکه عصبی (شامل انتخاب تعداد نرون‌ها و لایه‌های پنهانی، وزن‌دهی، تعیین تابع شبکه‌ای، تقسیم داده‌ها، آموزش، راستی‌آزمایی و آزمون مدل) اجرا شد. لازم به ذکر است که در تمام این روش‌ها در مرحله تقسیم داده‌ها، ۷۰ درصد از کل ورودی‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای راستی‌آزمایی و ۱۵ درصد به‌منظور آزمون مدل در نظر گرفته شده‌اند. سپس خروجی حاصل (مقادیر شبیه‌سازی شده) از هر روش بر اساس ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و روند سری زمانی ماهانه و میانگین ماهانه با بردار هدف مقایسه شدند. نتیجه این مقایسه حاکی از برتری متغیرهای پیش‌بین گزینش شده از روش پیش‌رونده است. در آخرین مرحله این پژوهش متغیرهای ورودی انتخاب و تعیین شدند. سپس به‌منظور شبیه‌سازی دمای بیشینه تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 برای دوره آماری ۲۰۰۶ تا ۲۰۹۵، متغیرهای جوئی گزینش شده در روش پیش‌رونده (به‌عنوان روش برتر)، به‌عنوان ورودی‌ها به ساختار و معماری شبکه عصبی مطلوب که در بخش قبل تعیین شد، وارد شدند. برای بررسی تغییرات دمایی و پاسخ احتمالی اقلیم به واداشت‌های تابش، مقادیر شبیه‌سازی شده به دو دوره آماری ۴۵ ساله یعنی (۲۰۰۶-۲۰۵۰) و (۲۰۵۱-۲۰۹۵) تقسیم شدند. در نهایت هر دوره بر اساس روند سری زمانی ماهانه و میانگین ماهانه با دوره پایه (۲۰۰۵-۱۹۶۱) مقایسه شده و مورد بررسی قرار گرفتند.

نگاره ۲ پراکنش‌نگار مقادیر بردار هدف (میانگین دمای بیشینه ایستگاهی) و خروجی شبکه (مقادیر شبیه‌سازی شده) در دوره پایه است. این نگاره نمایش ترسیمی از نتایج مقدار همبستگی با توجه به جدول ۲ است. مقدار همبستگی بین مقادیر هدف و مقادیر شبیه‌سازی شده در روش‌های پس‌رونده، PR، گام به گام و پیش‌رونده به ترتیب ۰/۹۵۳، ۰/۹۵۴، ۰/۰۰۳ و ۰/۹۶۶ است. این نتایج نشان‌دهنده برتری روش پیش‌رونده در انتخاب متغیرهای توضیحی است.

جدول ۲: نتایج خروجی شبکه عصبی در مرحله آموزش، راستی‌آزمایی و آزمون برای رویکردهای مختلف

رویکرد	نتایج	MSE	r
روش پیش‌رونده	آموزش	۵/۶۵	۰/۹۶۶
	راستی‌آزمایی	۵/۷۶	۰/۹۶۷
	آزمون	۵/۷۲	۰/۹۶۴
روش پس‌رونده	آموزش	۷/۶۴	۰/۹۵۲
	راستی‌آزمایی	۷/۷۹	۰/۹۵۴
	آزمون	۷/۵۴	۰/۹۵۴
روش نمایه کاهش درصدی	آموزش	۸/۳۱	۰/۹۵۴
	راستی‌آزمایی	۸/۳۴	۰/۹۵۴
	آزمون	۸/۷۷	۰/۹۵۳
روش گام به گام	آموزش	۱۱/۶۱	۰/۰۰۲۹
	راستی‌آزمایی	۱۱/۶۱	۰/۰۰۲
	آزمون	۱۱/۶۸	-۰/۰۰۴

در نگاره ۳ مقادیر میانگین ماهانه مشاهدات ایستگاهی دمای بیشینه ایستگاه یزد و مقادیر برآورد شده در دوره آماری ۲۰۰۵-۱۹۶۱ با به‌کارگیری متغیرهای مستقل پیشنهاد

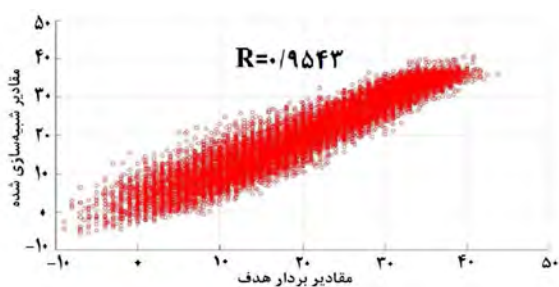
بر اساس یافته‌های این پژوهش و برحسب ملاک‌های  $r_{xy}$  و MSE که در جدول ۲ ارائه شده‌اند، و نیز بر مبنای تشابه تابع چگالی احتمال و تابع احتمال تجمعی مشاهدات

### ۳- نتایج و بحث

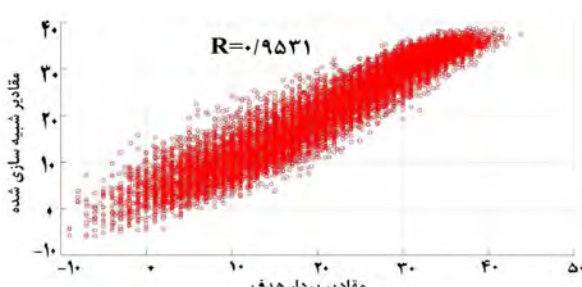
#### ۳-۱- گزینش متغیرهای توضیحی

بر اساس یافته‌های این پژوهش و برحسب ملاک‌های  $r_{xy}$  و MSE که در جدول ۲ ارائه شده‌اند، و نیز بر مبنای تشابه تابع چگالی احتمال و تابع احتمال تجمعی مشاهدات

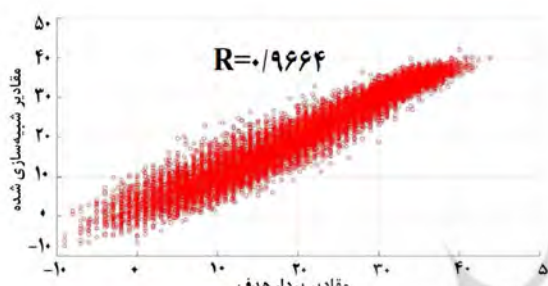




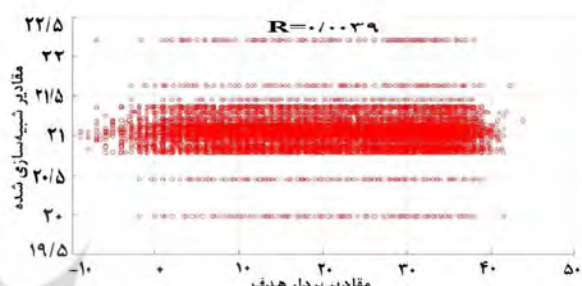
(ب) نمایه کاهش درصدی



(الف) پس رونده



(د) پیش رونده



(ج) گام به گام

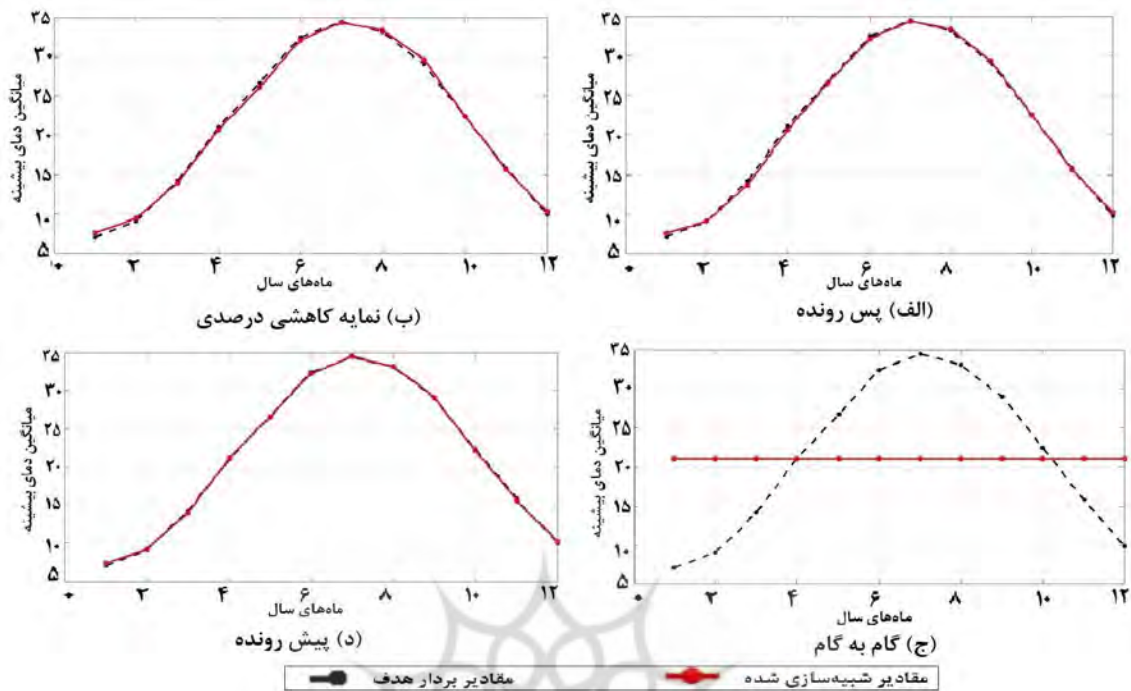
### نگاره ۲: پراکنش نگار دمای بیشینه ایستگاه یزد و دمای برازنده با متغیرهای توضیحی

براساس رویکردهای مختلف برای دوره آماری ۲۰۰۵-۱۹۶۱

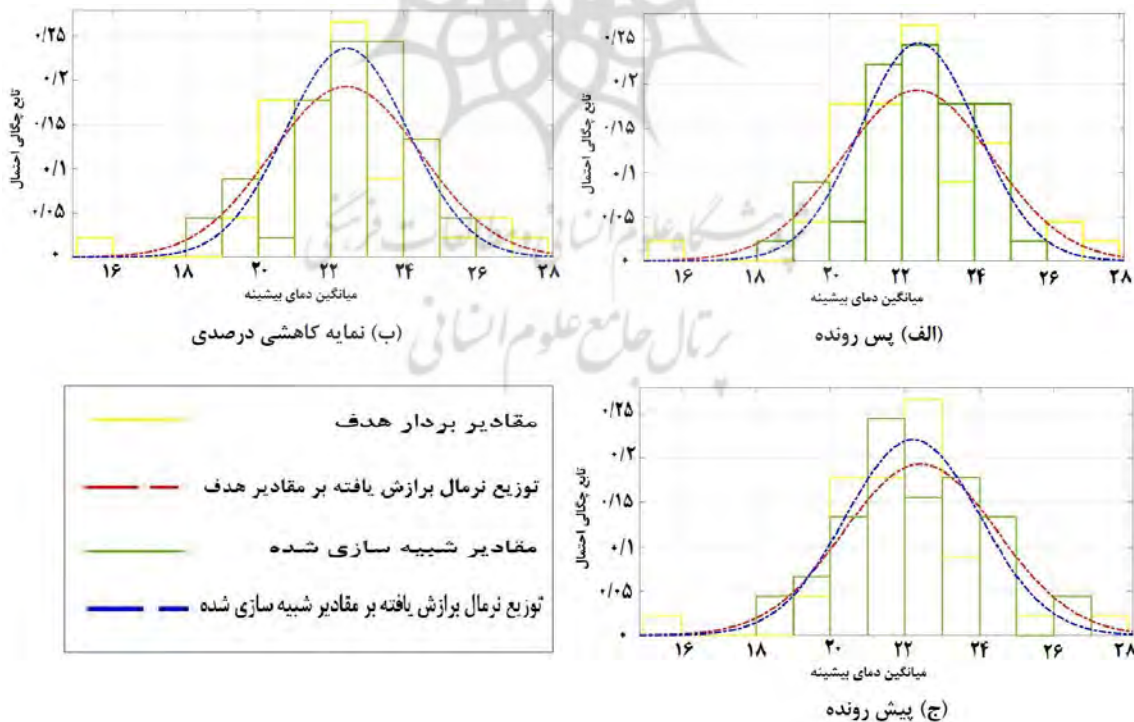
و تنها نتایج حاصل از سه روش پس‌رونده، نمایه کاهش درصدی و پیش‌رونده ارائه خواهد شد. بافت‌نگار تابع چگالی احتمال به‌همراه منحنی برازش‌یافته توزیع نرمال برای مقادیر واقعی (مشاهدات ایستگاهی) و مقادیر شبیه‌سازی شده در دوره آماری پایه برای ماه اکتبر در نگاره ۴ مورد بررسی قرار خواهد گرفت. توزیع نرمال از مهم‌ترین و پرکاربردترین توزیع‌ها است و با میانگین‌های روزانه، کمینه و بیشینه دما برازنده است (عساکره، ۱۳۹۰: ۲۵۰). نتایج حاصل از تابع چگالی احتمال و برازش توزیع نرمال بر روی داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده در روش‌های پس‌رونده و نمایه کاهش درصدی (نگاره‌های ۴-الف و ۴-ب) تقریباً مشابه بوده و با وجود میانگین یکسان، از تطابق نسبی برخوردار هستند. در روش پیش‌رونده (نگاره ۴-ج) برای مقادیر کمتر از میانگین تطابق کاملی دیده می‌شود. همچنین واضح است که اختلاف بین مقدار تابع چگالی احتمال در منحنی‌های برازش یافته توزیع نرمال بر مقادیر واقعی و شبیه‌سازی شده در این روش کمتر از اختلاف آن‌ها در روش‌های پس‌رونده و PR است.

شده به‌وسیله چهار روش پس‌رونده (نگاره ۳-الف)، PR، (نگاره ۳-ب)، گام به گام (نگاره ۳-ج) و پیش‌رونده (نگاره ۳-د) ارائه شده است. در این نگاره خطوط مشکی و قرمز به ترتیب بیان‌گر مقادیر میانگین ماهانه مشاهدات (دمای بیشینه ایستگاه یزد) و مقادیر خروجی (مقادیر شبیه‌سازی شده) هستند. نتیجه حاصل از نگاره ۳ انطباق تقریباً کامل خطوط مشاهدات و خروجی در روش پیش‌رونده است. به این ترتیب بر پایه این ملاک برای اختیار کردن متغیرهای ورودی، برتری روش پیش‌رونده مشاهده می‌شود.

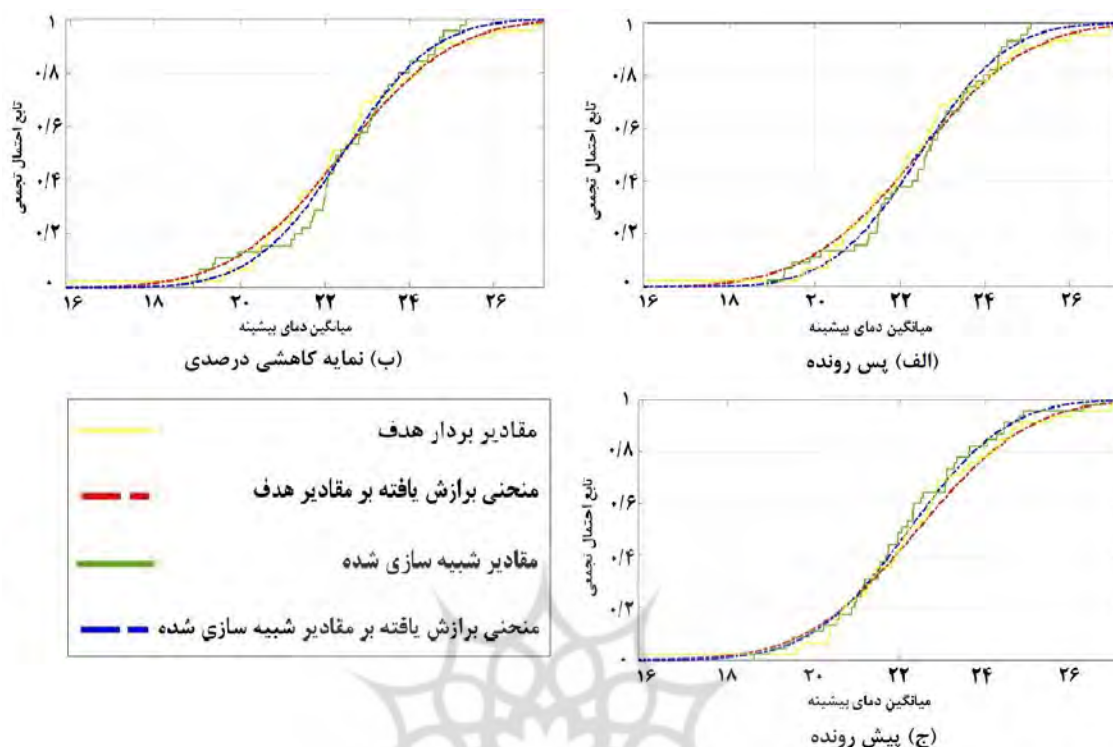
بافت‌نگار تابع چگالی احتمال، نمودار تابع احتمال تجمعی و نمودار سری‌های زمانی ماهانه به همراه روند آن‌ها در دوره آماری پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۵) برای تمام ماه‌ها رسم شد و مورد بررسی قرار گرفت. اما به‌منظور رعایت ایجاز تنها به ارائه نمودارهای ماه اکتبر بسنده شده است (نگاره ۳). همچنین به دلیل نتایج نامطلوب روش گام به گام براساس دو ملاک ضریب همبستگی و مقادیر میانگین ماهانه، از بررسی این روش براساس معیارهای بعدی خودداری شده است.



نگاره ۳: مقایسه میانگین ماهانه دمای بیشینه ایستگاه یزد با دمای برازنده براساس انتخاب متغیرهای توضیحی با رویکردهای مختلف برای دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵



نگاره ۴: بافت‌نگار، تابع چگالی احتمال و برازش توزیع نرمال بر میانگین دمای ماه اکتبر ایستگاه همدید یزد و مقادیر برآورد شده براساس انتخاب متغیرهای توضیحی با رویکردهای مختلف برای دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵



نگاره ۵: تابع احتمال تجمعی و برازش منحنی بر میانگین بیشینه دمای ماه اکتبر ایستگاه همدید یزد و مقادیر برآورد شده براساس انتخاب متغیرهای توضیحی با رویکردهای مختلف برای دوره آماری ۲۰۰۵-۱۹۶۱

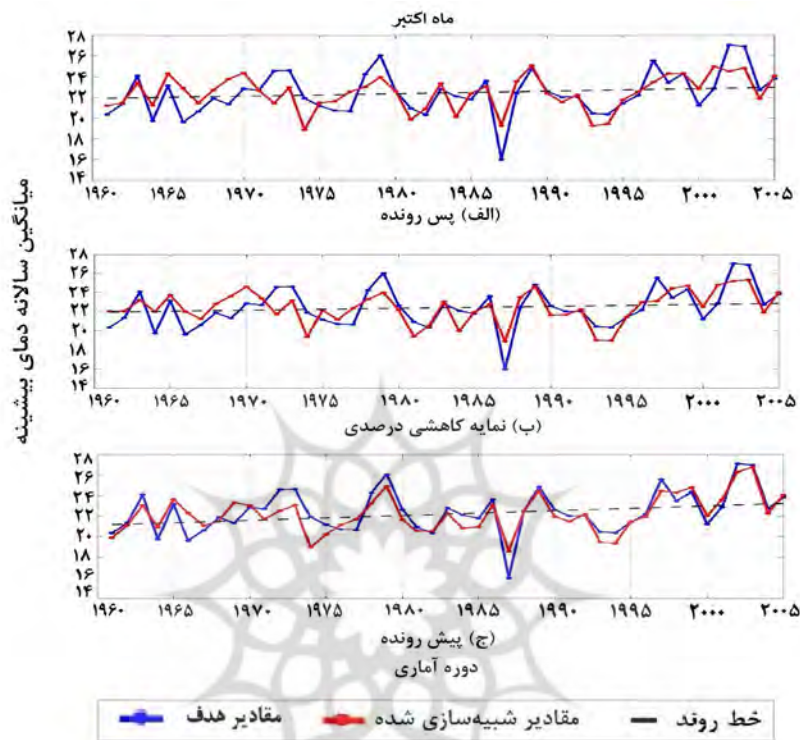
و مقادیر شبیه‌سازی شده (خط قرمز) به‌ویژه در سال‌های اخیر مشاهده می‌شود.

نتایج شیب تغییرات و کل تغییرات در دوره آماری در هر یک از رویکردهای به‌کار گرفته شده برای همه ماه‌ها در دوره آماری پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۵) در جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به این جدول، شیب تغییرات در ماه اکتبر برای مقادیر هدف و خروجی تقریباً یکسان و مقدار ۰/۰۴۷ است. بعلاوه، شیب روند مقادیر برآورد شده با استفاده از متغیرهای منتخب روش پیش‌رونده همخوانی بیشتری با شیب روند مقادیر واقعی (از ۱۲ ماه سال در ۸ ماه مارس، جون، جولای، آگوست، سپتامبر، اکتبر، نوامبر و دسامبر) دارند. همچنین در طول دوره آماری (۴۵ سال) مقدار کل تغییرات برای مقادیر هدف و خروجی در ماه اکتبر تقریباً برابر با ۲/۱ درجه سلسیوس است. همچنین در روش پیش‌رونده نتایج حاصل از کل تغییرات، مقادیر نسبتاً نزدیکی به مقادیر هدف را نسبت به دو روش دیگر دارا بود.

به‌منظور بررسی دقیق‌تر نتایج حاصل از نگاره ۴، تابع تجمعی احتمال (نگاره ۵) نیز واریسی شد. در این نگاره نیز منحنی برازش یافته بر مقادیر در روش پیش‌رونده (نگاره ۵-ج) در مقادیر کم‌تر از میانگین برهم منطبق بوده و همچنین اختلاف منحنی‌ها در این روش نسبت به دو روش پس‌رونده (نگاره ۵-الف) و PR (نگاره ۵-ب) کمتر است. نتایج هر دو نگاره ۴ و ۵ نیز حاکی از برتری روش پیش‌رونده در انتخاب متغیرهای توضیحی است.

سری زمانی و روند میانگین سالانه دمای بیشینه مشاهده شده و برآورد شده براساس سه رویکرد انتخاب متغیرهای توضیحی، مورد مقایسه قرار گرفت. نمودار سری زمانی ماهانه به‌منظور مقایسه بردارهای هدف و خروجی شبکه عصبی در دوره پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۵) و بررسی شیب روند و رفتار آن‌ها در طول دوره (۴۵ سال) برای ماه اکتبر در نگاره ۶ ارائه شده است. براساس روش پیش‌رونده ارائه شده در نگاره ۶-ج همپوشانی بهتری بین مقادیر واقعی (خط آبی)

بنابراین می‌توان دریافت که در ماه‌های ژانویه، فوریه، آوریل و می اندکی تفاوت بین شیب تغییرات مقادیر مشاهده شده و مقادیر برآورد شده از رویکرد پیش‌رونده وجود دارد، و مقادیر برآورد شده از رویکرد پیش‌رونده وجود دارد، بنابراین نتایج به دست آمده متغیرهای توضیحی منتخب و مقادیر برآورد شده از رویکرد پیش‌رونده وجود دارد، بنابراین نتایج به دست آمده متغیرهای توضیحی منتخب



نگاره ۶: مقایسه سری زمانی میانگین دمای بیشینه ماه اکتبر ایستگاه همدید یزد و مقادیر برآورد شده به همراه شیب خط براساس انتخاب متغیرهای توضیحی با رویکردهای مختلف برای دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵

جدول ۳: شیب تغییرات و کل تغییرات میانگین ماهانه دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد

و مقادیر برآورد شده براساس انتخاب متغیرهای توضیحی با رویکردهای مختلف برای دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵

دسامبر	نوامبر	اکتبر	سپتامبر	اگوست	جولای	جون	می	آوریل	مارس	فوریه	ژانویه		
۰/۰۲۵	۰/۰۱۱	۰/۰۴۷	۰/۰۴۶	۰/۰۳۸	۰/۰۱۹	۰/۰۲۳	۰/۰۰۶	۰/۰۵۴	۰/۰۱	۰/۰۳۸	۰/۰۳۴	بردار هدف	شیب تغییرات
۰/۰۲۱	۰/۰۱۱	۰/۰۴۶	۰/۰۰۵	۰/۰۳۴	۰/۰۱۹	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۰/۰۶۸	۰/۰۱	۰/۰۱۷	۰/۰۲۵	خروجی پیش‌رونده	
۰/۰۴۶	۰/۰۲۴	۰/۰۲۴	۰/۰۲۹	۰/۰۲۴	۰/۰۰۵	۰/۰۱۴	۰/۰۲۱	۰/۰۶۲	-۰/۰۰۴	۰/۰۰۶	۰/۰۳۰	خروجی پس‌رونده	
۰/۰۳۸	۰/۰۱۶	۰/۰۱۹	۰/۰۲۷	۰/۰۰۲	۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۱	۰/۱۵۷	۰/۰۵۷	-۰/۰۰۵۶	۰/۰۰۵	۰/۰۲۸	خروجی PR	
۱/۱۲۵	۰/۴۹۵	۲/۱۱۵	۲/۰۷	۱/۷۱	۰/۸۵۵	۱/۰۳۵	۰/۲۷	۲/۴۳	۰/۴۵	۱/۷۱	۱/۵۳	بردار هدف	کل تغییرات
۰/۹۴۵	۰/۴۹۵	۲/۱	۲/۲۵	۱/۵۳	۰/۸۵۵	۰/۹	۰/۹	۳/۰۶	۰/۴۰	۰/۷۶۵	۱/۱۲۵	خروجی پیش‌رونده	
۲/۱۱۱	۱/۱۰۲	۱/۱۰۹	۱/۳۳۷	۰/۱۱۵	۰/۲۳۴	۰/۶۷۳	۰/۹۸۴۳	۲/۸۰۶	-۰/۱۸۷	۰/۳۱۵	۱/۳۵۲	خروجی پس‌رونده	
۰/۷۴۱	۰/۷۵۵	۰/۸۹۷	۰/۲۳۵	۰/۹۰۳	۰/۱۵۶	۰/۴۸۳	۰/۷۰۹	۲/۶۰۸	-۰/۲۵۱	۰/۲۳۷	۱/۳۰۱	خروجی PR	

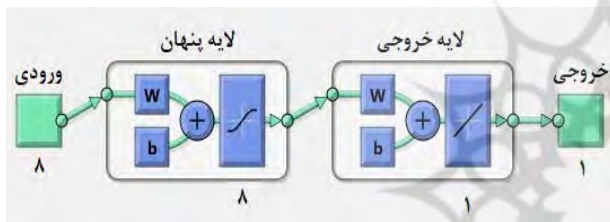


## فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه سده آینده / ۵۱

که این انرژی به صورت افزایش دما بروز پیدا کرده و باعث بالا رفتن میزان رطوبت خواهد شد. رطوبت نسبی با دما رابطه مستقیم دارد (آمریس، ۲۰۰۷: ۷۰).

طبق نگاره ۷ ساختار و معماری شبکه عصبی طراحی شده در روش منتخب، پیش‌خور دو لایه، با تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان، تابع خطی در لایه خروجی، لایه ورودی با هشت متغیر، تعداد هشت نرون و الگوریتم آموزش لونبرگ - مارکوئرت است. این معماری به منظور شبیه‌سازی دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد تحت سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در دو دوره آماری ۲۰۵۰-۲۰۰۶ و ۲۰۹۵-۲۰۵۱ مورد استفاده قرار گرفت.



نگاره ۷: معماری شبکه عصبی حاصل از متغیرهای منتخب رویکرد پیش‌رونده به منظور شبیه‌سازی دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد در دوره آماری ۲۰۹۵-۲۰۰۶

### ۲-۳- شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه

شبیه‌سازی در سه مرحله برای هریک از سه سناریوی RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 برای دو دوره آماری (۲۰۰۶-۲۰۵۰) و (۲۰۹۵-۲۰۵۱) انجام شد. نگاره (۸) مقایسه مقادیر میانگین ماهانه و اداهت‌های تابش (RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5) در دوره آماری اول (۲۰۵۰-۲۰۰۶) با مقادیر دمای بیشینه ایستگاه همدید یزد در دوره پایه (۲۰۰۵-۱۹۶۱) نشان داده شده است.

با توجه به شبیه‌سازی دمای بیشینه تحت سناریوی RCP2.6 (نگاره ۸-الف)، در ماه‌های ژانویه و فوریه افزایش دما به میزان ۱/۰۹ درجه سلسیوس تخمین زده شده است. در ماه مارس ۰/۷ درجه سلسیوس افزایش، برآورد شده و در ماه آوریل اختلاف دمای محسوسی وجود ندارد. در

براساس روش پیش‌رونده به عنوان مناسب‌ترین ورودی برای ساخت یک شبکه مناسب گزینش شدند. متغیرهای منتخب در این روش شامل میانگین فشار تراز دریا، واگرایی تراز ۱۰۰۰ هکتوپاسکال، شدت مؤلفه مداری ترازهای ۸۵۰ و ۵۰۰ هکتوپاسکال، ارتفاع و چرخندگی تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال، میانگین دما در ۲ متری سطح زمین و رطوبت نسبی است. میانگین فشار تراز دریا با دما رابطه عکس دارد و بنابر معادله قانون گاز کامل، در جو آزاد افزایش دما موجب کاهش تراکم تعداد مولکول‌های هوا در واحد حجم شده و در نهایت فشار کاهش می‌یابد (سلیبی، ۱۹۹۶: ۶۵-۶۳ و هولتون، ۲۰۰۴: ۳۵). وجود یک کم‌فشار در منطقه همراه با کاهش واگرایی و افزایش همگرایی در سطح زمین است. همچنین تفاوت دمای اطراف، چینش نصف‌النهاری باد را ایجاد می‌کند و از طرفی در جو کم‌فشار باعث چینش مداری باد در راستای قائم خواهد شد که به آن «باد گرمایی» گفته می‌شود و مؤلفه‌های مداری و نصف‌النهاری آن در ترازهای ۸۵۰ و ۵۰۰ هکتوپاسکال در کنترل دمای سطح زمین حائز اهمیت هستند (هولتون، ۲۰۰۴: ۶۰).

نمایه چرخندگی بیان‌کننده میزان اثر سامانه‌های چرخندی و واچرخندی در یک منطقه است و با دما رابطه معکوس دارد. با توجه به معادله  $Q = gz$  مقدار ژئوپتانسیل با ارتفاع تغییر می‌کند. از طرفی افزایش دما در یک لایه از جو، ضخامت آن لایه را افزایش می‌دهد و موجب افزایش ارتفاع و در نهایت افزایش ژئوپتانسیل خواهد شد (سلیبی، ۱۹۹۶: ۴۲۶). بنابراین ارتفاع زیاد تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال مشخصه حضور یک پشته و حضور یک کم‌فشار در سطح زمین و ریزش هوای سرد در منطقه است. لذا کاملاً دمای سطح زمین را کنترل می‌کند (ورویوف و تراکانوف، ۲۰۰۵: ۹). رطوبت به دو شکل دینامیکی (فرارفت رطوبت) و ترمودینامیکی (تغییر فاز رطوبت) در جو و اقلیم تأثیرگذار است. همچنین افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای و هواویزها در جو موجب افزایش چگالی و به دنبال آن افزایش انرژی در جو می‌شوند

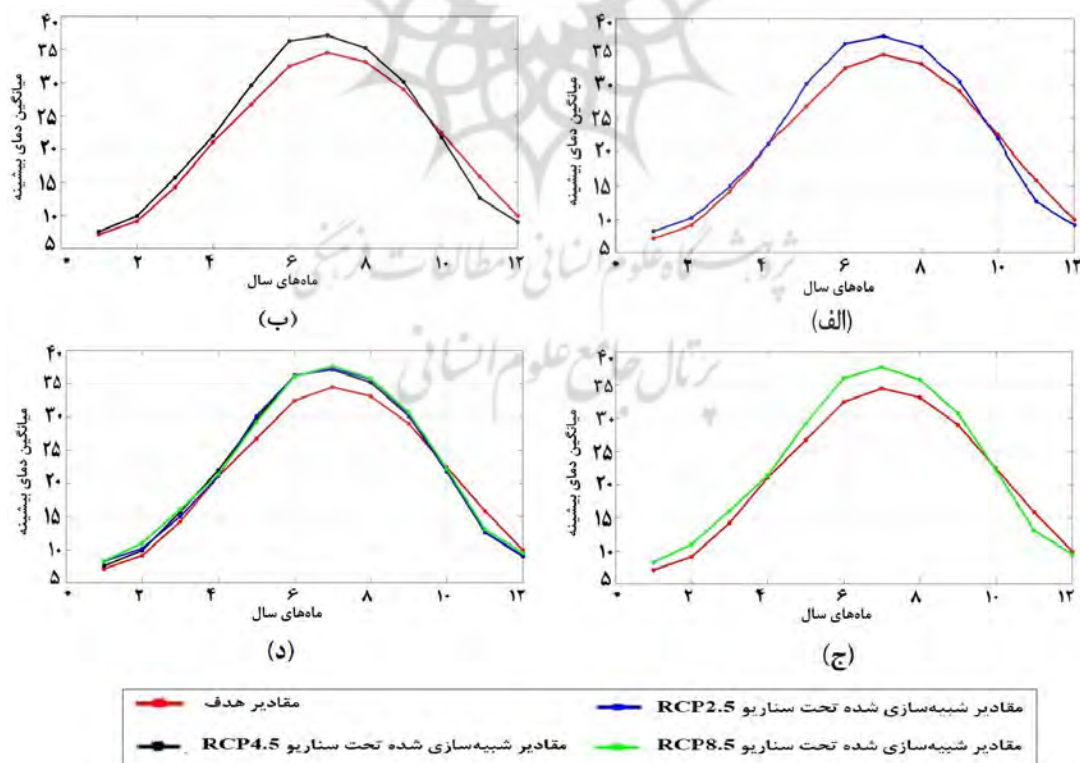
1- Salby

2 - Vorobyev and Tarakanov

پاییز با اندکی افت مقدار نسبت به دو سناریوی RCP2.6 و RCP4.5 در همین دوره (۲۰۰۶-۲۰۵۰) نشان می‌دهد. از مقایسه شبیه‌سازی‌های انجام شده تحت هر سه سناریو انتشار (نگاره ۸-د)، می‌توان دریافت که مقادیر پیش‌بینی شده در سناریوی RCP8.5 بیشتر بوده و دارای بیشترین مقادیر افزایش و کاهش دما در دوره اول آماری بوده است. در نهایت شبیه‌سازی میانگین بیشینه دما تحت هر سه RCP در دوره ۲۰۰۶-۲۰۵۰ بیان‌گر افزایش دما در فصول زمستان، بهار و تابستان و کاهش میانگین روزانه بیشینه دما در فصل پاییز در دوره مذکور است.

نتایج روند و شیب تغییرات ماهانه هریک از ماه‌ها تحت هر سه واداشت تابشی در جدول ۴ قرار داده شده است. شیب تغییرات در تمام ماه‌های پیش‌بینی شده تحت سناریوی RCP8.5 مثبت است. در پیش‌بینی تحت سناریوی RCP4.5 در ماه‌های سپتامبر و اکتبر و در سناریوی RCP2.6

ماه‌های می، جون، جولای، آگوست و سپتامبر به ترتیب ۳/۴۱، ۳/۶۹، ۲/۸، ۲/۵۴ و ۱/۴۵ به میانگین دما افزوده خواهد شد. اما در ماه‌های اکتبر، نوامبر و دسامبر روند کاهش میانگین روزانه بیشینه دما به میزان ۰/۶۲، ۳/۱۵ و ۰/۸۲ مشاهده می‌شود. با بررسی مقادیر برآورد شده تحت سناریوی RCP4.5 (نگاره ۸-ب)، افزایش میانگین بیشینه دما در ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس و آوریل به میزان ۰/۷۸، ۱/۴۴، ۰/۹ و برآورد شده است. افزایش میانگین بیشینه دما در ماه‌های می، جون، جولای، آگوست و سپتامبر (به ترتیب ۲/۸۸، ۳/۸۲، ۲/۶۱، ۲/۰۸ و ۱/۱۳) به بیشینه خود رسیده است. در فصل پاییز مانند شبیه‌سازی تحت سناریوی RCP2.6 به مقدار ۰/۶۷، ۳/۲۲ و ۰/۹۵ کاهش دما در این دوره پیش‌بینی شده است. شبیه‌سازی تحت سناریوی RCP8.5 (نگاره ۸-ج) نیز افزایش دما در فصل‌های زمستان، بهار و تابستان را با اندکی رشد بیشتر و کاهش دما در فصل



نگاره ۸: مقایسه مقادیر میانگین ماهانه دمای بیشینه ایستگاه یزد در دوره پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۵) با مقادیر شبیه‌سازی شده تحت سناریوهای مختلف در دوره اول آماری ۲۰۰۶-۲۰۵۰

## فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه سده آینده / ۵۳

در ماه‌های آگوست، سپتامبر، اکتبر و نوامبر روند کاهش مشاهده شده است. در مقایسه شیب تغییرات به صورت سری زمانی ماهانه در مجموع روند افزایش میانگین بیشینه دما در دوره اول وجود دارد.

مقادیر میانگین ماهانه واداشت‌های تابش (RCP4.5, RCP2.6 و RCP8.5) شبیه‌سازی دوره آماری دوم (۲۰۵۱-۲۰۹۵) با مقادیر میانگین بیشینه دمای اندازه‌گیری شده (دوره پایه ۲۰۰۵-۱۹۶۱) در ایستگاه همدید یزد در نگاره ۹ ارائه شده است. نگاره ۹-الف بیان‌گر افزایش میانگین بیشینه دما به میزان ۲/۴۴، ۳/۹۹، ۴/۶۴، ۳/۵۱، ۶/۷۲، ۴/۸۳، ۲/۹۳ و ۱/۵۵ درجه سلسیوس به ترتیب در ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس، آوریل، می، جون، جولای و آگوست است. همچنین کاهش دما در ماه‌های سپتامبر، اکتبر، نوامبر و دسامبر با شدت بیشتری نسبت به شبیه‌سازی همین واداشت در دوره اول اتفاق افتاده است. در پیش‌بینی تحت سناریوی RCP4.5 (نگاره ۹-ب) نیز افزایش دما در فصول زمستان، بهار و تابستان و کاهش دما در ماه‌های اکتبر و نوامبر مشاهده می‌شود. اما در ماه دسامبر ۰/۵ درجه سلسیوس به دما اضافه شده است. در نگاره ۹-ج افزایش قابل ملاحظه دما کاملاً مشهود است. تحت واداشت مربوطه میانگین بیشینه دما در ایستگاه یزد در ماه‌های فصل زمستان به مقدار ۴/۵۰، ۶/۳۵، ۶/۹۶ درجه

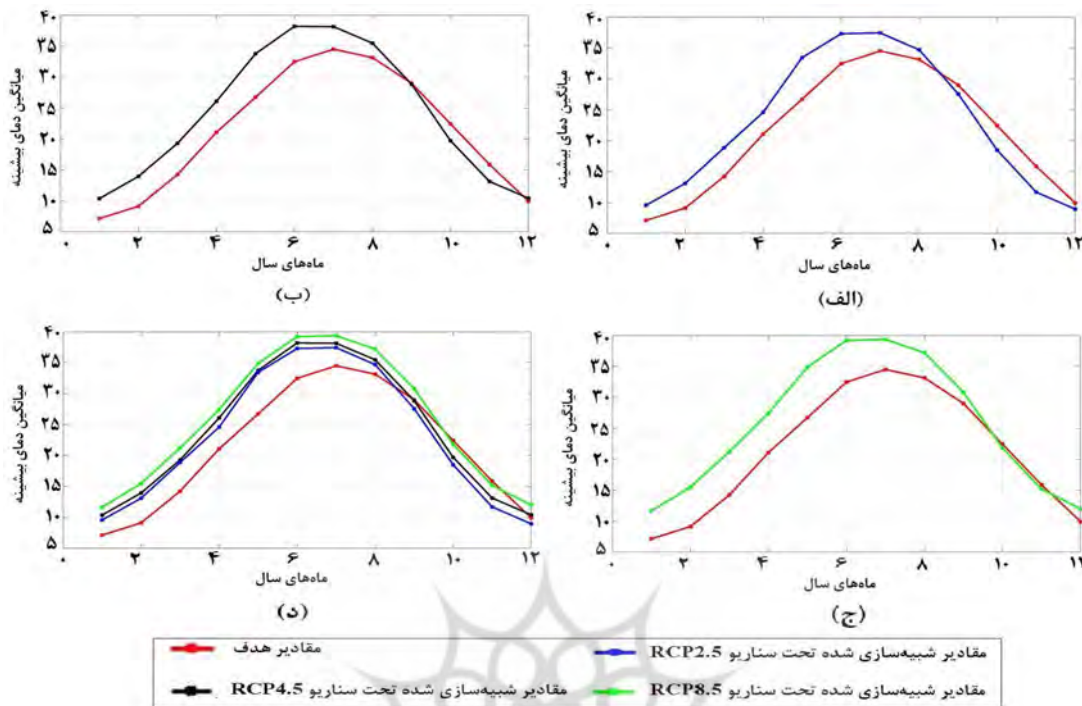
سلسیوس و در ماه‌های فصل بهار به میزان ۶/۳۲، ۸/۱۴، ۶/۷۴ درجه سلسیوس و در ماه‌های فصل تابستان به مقدار ۴/۸۵، ۴/۰۶، ۱/۷۹ درجه سلسیوس افزایش می‌یابد. در فصل پاییز فقط در ماه‌های اکتبر و نوامبر کاهش دما به مقدار ۰/۵۸ و ۰/۶۸ درجه سلسیوس مورد انتظار است.

از مقایسه شبیه‌سازی‌های انجام شده تحت هر سه سناریو در نگاره ۹-د می‌توان دریافت که همانند دوره اول سناریوی RCP8.5 بیشترین افزایش دما را در فصول زمستان، بهار و تابستان خواهد داشت. در مورد فصل پاییز در این سناریو برخلاف سناریوهای دیگر در هر دو دوره آماری، افزایش دما مشهود است. در نهایت در دوره دوم آماری (۲۰۵۱-۲۰۹۵) افزایش میانگین بیشینه دمای ایستگاه یزد در فصل‌های زمستان، بهار و تابستان و کاهش میانگین بیشینه دما در فصل پاییز بسیار قوی‌تر خواهد بود. همچنین با توجه به جدول ۴، نتایج روند و شیب تغییرات ماهانه هر یک از ماه‌ها تحت هر سه واداشت تابشی در پیش‌بینی تحت RCP4.5 و RCP2.6 روند افزایش دما در فصول زمستان و بهار و روند کاهش دما در فصول تابستان و زمستان نشان داده شده است. در پیش‌بینی تحت سناریوی RCP8.5 روند افزایش دما در طول دوره آماری ۲۰۵۱-۲۰۹۵ به استثنای ماه سپتامبر قابل توجه است.

جدول ۴: شیب تغییرات میانگین بیشینه دمای شبیه‌سازی شده تحت سناریوهای RCP2.6, RCP4.5 و RCP8.5 در دوره آماری

۲۰۰۶-۲۰۵۰

شیب تغییرات	ژانویه	فوریه	مارس	آوریل	می	جون	جولای	آگوست	سپتامبر	اکتبر	نوامبر	دسامبر
RCP2.6	۰/۰۱۸	۰/۰۱۲	۰/۰۷۶	۰/۱۱۳	۰/۰۸۸	۰/۰۳۳	۰/۰۰۷	-۰/۰۱۳	-۰/۰۳۱	-۰/۰۳۹	-۰/۰۰۸	۰/۰۰۲
RCP4.5	۰/۰۳۹	۰/۰۷۸	۰/۰۸۳	۰/۱۲۶	۰/۱۴۲	۰/۰۶۵	۰/۰۳۹	۰/۰۱۸	-۰/۰۲۳	-۰/۰۰۸	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴
RCP8.5	۰/۰۷۱	۰/۱۲۱	۰/۱۷۶	۰/۱۵۷	۰/۱۵۳	۰/۰۵۳	۰/۰۳۲	۰/۰۲۲	۰/۰۱۵	۰/۰۰۵	۰/۰۱۹	۰/۰۴۴
RCP2.6	۰/۰۰۹	۰/۰۰۸	۰/۰۹۱	۰/۰۶۸	۰/۰۳۵	۰/۰۰۷	-۰/۰۱۶	-۰/۰۴۲	-۰/۱۰۵	-۰/۰۸۶	-۰/۰۰۳	-۰/۰۰۴
RCP4.5	۰/۰۲۳	۰/۰۷۸	۰/۰۰۶	۰/۱۰۲	۰/۰۶۷	۰/۰۲۱	۰/۰۱۷	-۰/۰۱۶	-۰/۰۳۸	-۰/۰۸۶	-۰/۰۵۳	-۰/۰۱۴
RCP8.8	۰/۰۵۶	۰/۱۳	۰/۱۵۵	۰/۱۰۹	۰/۰۹۲	۰/۰۴۳	۰/۰۳۶	۰/۰۲۵	-۰/۰۱۹	۰/۰۱۴	۰/۰۶۹	۰/۰۶۵



نگاره ۹: مقایسه مقادیر میانگین ماهانه بیشینه دمای ایستگاه یزد در دوره پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۵) با مقادیر شبیه‌سازی شده تحت سناریوهای مختلف در دوره آماری ۲۰۰۱-۲۰۹۵

#### ۴- نتیجه‌گیری

ایستگاه همدید یزد در دوره آماری پایه (۱۹۶۱-۲۰۰۵) بنا بر چهار ملاک ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا (MSE) بین مقادیر خروجی (مقادیر شبیه‌سازی شده) و مقادیر هدف (دمای حداکثر ایستگاه همدید یزد)، روند عمومی و نیز مقایسه تابع چگالی - تابع توزیع احتمال مقادیر خروجی و هدف متغیرهای توضیحی اختیار شدند. در نهایت متغیرهای اختیار شده براساس روش پیش‌رونده به‌عنوان مناسب‌ترین ورودی‌ها به شبکه عصبی در نظر گرفته شدند.

یافته‌ها نشان داد که در دوره آماری ۲۰۰۶-۲۰۵۰ بیشینه افزایش میانگین بیشینه دما در هر سه سناریو در فصول بهار و زمستان خواهد بود. دما در فصل زمستان با رشد کمتری افزوده خواهد شد. در دوره آماری ۲۰۰۱-۲۰۹۵ افزایش محسوس دما در همه سناریوها مشهود است. رشد بیشتر افزایش دما در فصول زمستان، بهار و تابستان تحت تمامی سناریوها قابل ملاحظه است. در فصل پاییز فقط در ماه‌های

هدف از پژوهش حاضر بررسی میانگین روزانه بیشینه دمای ایستگاه یزد در دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵ و شبیه‌سازی آن برای دوره ۲۰۰۶-۲۰۹۵ است. به این منظور از داده‌های روزانه میانگین بیشینه دمای ایستگاه همدید یزد و خروجی‌های مدل HadCM3 در دو دوره (۱۹۶۱-۲۰۰۵) و (۲۰۰۶-۲۱۰۰) تحت سناریوی RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 استفاده شد. با استفاده از چهار روش نمایه کاهش درصدی (PR)، حذف پسرونده، حذف پیش‌رونده و گام به گام از بین متغیرهای جوئی معروف به NCEP دوره آماری ۱۹۶۱-۲۰۰۵، فرآیند انتخاب متغیرهای پیش‌بین به منظور ریزگردانی و ورود به شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. در مرحله برازش و صحت مدل متغیرهای منتخب در چهار روش مذکور به‌عنوان ورودی وارد شبکه عصبی شده و چهار شبکه با معماری‌های متفاوت حاصل شد. خروجی‌های هر یک از شبکه‌ها با مقادیر میانگین بیشینه دمای روزانه



## فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه سده آینده / ۵۵

تغییرات رژیم دمای مراغه در اثر خشک شدن دریاچه ارومیه، مجله جغرافیا و مخاطرات محیطی، شماره ۸، ۱-۱۸. ۴- روشن، قانقرمه؛ غلامرضا، عبدالعظیم، ۱۳۹۴، رویکردی متفاوت در ریزمقیاس‌نمایی و پیش‌بینی اقلیمی مؤلفه دما (مطالعه موردی استان گلستان). مجله فیزیک زمین و فضا، شماره ۱، ۱۹۷-۲۱۲.

۵- سبحانی، اصلاحی، اکبرزاده؛ بهروز، مهدی، یونس، ۱۳۹۵، مقایسه عملکرد مدل‌های SDSM و LARS\_WG در شبیه‌سازی متغیرهای هواشناسی در منطقه شمال غرب ایران. نشریه هواشناسی کشاورزی، شماره ۲، ۴۹-۶۰.

۶- سلاجقه، رفیعی ساردوئی، مقدم‌نیا، ملکیان، عراقی نژاد، خلیقی سیگارودی، صالح‌پور جم؛ علی، الهام، علیرضا، آرش، شهاب، شهرام، امین، ۱۳۹۶، بررسی کارایی مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG و SDSM در شبیه‌سازی دما و بارش، نشریه تحقیقات آب و خاک ایران، شماره ۲، صص ۲۵۳-۲۶۲.

۷- سیدکابلی، آخوندعلی، مساح بوانی، رادمنش؛ حسام، علی محمد، علیرضا، فریدون، ۱۳۹۱، ارائه مدل ریزمقیاس‌نمایی داده‌های اقلیمی براساس روش ناپارامتریک نزدیک‌ترین همسایگی (K-NN)، نشریه آب و خاک، شماره ۴، ۸۰۸-۷۷۹.

۸- شمسی‌پور؛ علی اکبر، ۱۳۹۲، مدل‌سازی آب و هوایی. دانشگاه تهران.

۹- شیرانی، مزیدی، خداقلی؛ فرزانه، احمد، مرتضی، ۱۳۸۸، پهنه‌بندی اقلیمی استان یزد با روش‌های آماری چندمتغیره، مجله جغرافیا و توسعه ناحیه‌ای، شماره ۱۳، ۱۳۹-۱۵۷.

۱۰- صالح‌پورجم، محسنی ساروی، بذرافشان، خلیقی سیگارودی، امین، محسن، جواد، شهرام، ۱۳۹۴، بررسی اثر تغییر اقلیم بر ویژگی‌های خشکسالی دوره آینده با کاربرد مدل گردش عمومی جو (مطالعه موردی: شمال غربی ایران). مجله مرتع و آبخیزداری، شماره ۴، ۵۳۷-۵۴۸.

۱۱- عساکره؛ حسین، ۱۳۹۰، مبانی اقلیم‌شناسی آماری. دانشگاه زنجان.

نوامبر و دسامبر در پیش‌بینی تحت سناریوی RCP4.5 و RCP8.5 در این دوره افزایش دما مشاهده می‌شود و تحت سناریوی RCP2.6 کاهش میانگین بیشینه دما نشان داده شده است. در نهایت می‌توان به این نتیجه دست یافت که افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای به دلیل افزایش فعالیت‌های صنعتی بشر، موجب گرمایش جهانی و منطقه‌ای در آینده خواهد شد. در پیش‌بینی تحت سناریوی RCP8.5 که در آن هیچ اثری از کاهش فعالیت‌های صنعتی و غلظت گازهای گلخانه‌ای نیست، افزایش میانگین بیشینه دما در ایستگاه همدید یزد در هر دو دوره مشاهده شد. حتی در دوره دوم کاهش دما در فصل پاییز بسیار اندک و مقادیر شبیه‌سازی شده نزدیک به دوره پایه خواهند بود. نتیجه کلی از هر دو دوره بیان‌گر این است که میانگین بیشینه دمای ایستگاه یزد در سال‌های ۲۰۰۶-۲۰۹۵ به میزان ۰/۴ تا ۶/۹ درجه سلسیوس در فصل زمستان، ۰/۲ تا ۸/۱ درجه سلسیوس در فصل بهار و ۱/۱ تا ۵/۷ درجه سلسیوس در فصل تابستان افزوده خواهد شد. در فصل پاییز بین ۰/۶ تا ۴/۱ درجه سلسیوس کاهش در دمای بیشینه مورد انتظار است.

## منابع و مآخذ

۱- پیری صحراگرد، پیری، بهمنی؛ حسین، جمشید، فاطمه، ۱۳۹۵، شبیه‌سازی دمای خاک در اعماق مختلف با استفاده از شبکه عصبی (ANN) و مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک زابل)، پنجمین همایش ملی علمی - پژوهشی مدیریت جامع منابع آب.

۲- خلیلی، خداشناس، داوری، موسوی بایگی؛ نجمه، سعیدرضا، کامران، محمد، ۱۳۸۹، پیش‌بینی بارش روزانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک مشهد. نشریه پژوهش‌های آبخیزداری، شماره ۸۹، ۷-۱۵.

۳- خوش‌اخلاق، حیدری، مرادی مقدم، مولایی پاره؛ فرامرزی، محمدامین، محمدامین، اصغر، ۱۳۹۲، شبیه‌سازی

- ۲۰- کوثری، اسماعیل زاده حسینی؛ محمدرضا، میتراسادات، ۱۳۹۵، متلب در علوم محیطی. پارک علم و فناوری یزد.
- ۲۱- مسعودیان، غیور؛ سیدابوالفضل، حسینعلی، ۱۳۸۶، نخستین گام در مدل سازی اقلیمی. دانشگاه اصفهان.
- ۲۲- مشاری، ابراهیمی، صدری، ابراهیمی؛ امیر، اکبر، سعید، محمد، ۱۳۸۸، پالایش داده های آموزشی شبکه عصبی و بررسی تأثیر آن در کاهش خطای پیش بینی کوتاه مدت بار سیستم های قدرت. روش های عددی در مهندسی، شماره ۲، ۶۷-۷۹.
- ۲۳- موسوی، فلاحتکار، فرج زاده اصل؛ سید محسن، سامره، منوچهر، ۱۳۹۶، تغییرات غلظت گازهای گلخانه ای دی اکسید کربن و متان در ارتباط با متغیرهای محیطی ایران. نشریه بوم شناسی کاربردی، شماره ۴، ۶۶-۷۹.
- ۲۴- یعقوبی، مساح بوانی؛ مژگان، علیرضا، ۱۳۹۳، شبیه سازی دما و بارش دوره آتی رودخانه اعظم هرات با استفاده از مدل LARS-WG. نخستین همایش تغییر اقلیم و راهی به سوی آینده پایدار.
- 25- Abdelkhalek H S, Medhat H, Zeidan I, Amad M. 2012. Simulation and Prediction for a Satellite Temperature Sensors based Artificial Neural Network. The Journal of Aerospace Technology and Management 11: 1-14
- 26- Ahrens C D. 2007. Meteorology Today: An Introduction to Weather, Climate, and the Environment. BROOKS/COLE. CENGAGE Learning. USA.
- 27- Charron I. 2016. A Guidebook on Climate Scenarios: Using Climate Information to Guide Adaptation Research and Decisions, Ouranos, Montreal, Quebec, Canada.
- 28- Eden J. M, Widmann M. 2013. Downscaling of GCM-simulated precipitation using model output statistics. Journal of Climate, 27(1): 312-324
- 29- Holton J R. 2004. An introduction to dynamic meteorology. Academic Press USA.
- 30- Hung N Q, B S Weesakul, Tripathi N. K. 2009. An Artificial Neural Network Model for Rainfall forecasting in Bangkok, Thailand. Hydrology and Earth System
- ۱۲- عساکره، اکبرزاده؛ حسین، یونس، ۱۳۹۶، شبیه سازی تغییرات دما و بارش ایستگاه سینوپتیک تبریز طی دوره (۲۰۱۰-۲۰۱۰) با استفاده از ریزمقیاس نمایی آماری (SDSM) و خروجی مدل CanESM2. نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی، شماره ۲۱، ۱۵۳-۱۷۴.
- ۱۳- عساکره، کیانی؛ حسین، حدیث، ۱۳۹۷، ارزیابی کارایی مدل SDSM در شبیه سازی میانگین دمای شهر کرمانشاه. نشریه اطلاعات جغرافیایی، شماره ۱۰۵، ۴۹-۶۲.
- ۱۴- عساکره، مطلبی زاده؛ حسین، سلماز، ۱۳۹۶، مقایسه عملکرد دو مدل SDSM و شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی تغییرات دمای حداقل (ایستگاه موردی: ارومیه). نشریه برنامه ریزی و آمایش فضا، شماره ۴، ۱۶۰-۱۶۰.
- ۱۵- عساکره، شاه منصور؛ حسین، بهرام، ۱۳۹۵، بررسی و پیش بینی تغییرات دمای ایستگاه اراک بر اساس مدل ریزمقیاس نمایی آماری. نشریه پژوهش های جغرافیایی طبیعی، شماره ۲، ۱۹۳-۲۱۲.
- ۱۶- عساکره، صیادی؛ حسین، فریبا، ۱۳۹۳، تحلیل و پیش بینی روزهای خشک با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: ایستگاه تهران). نشریه علمی-پژوهشی جغرافیا و برنامه ریزی، شماره ۶، ۱۷۷-۱۶۱.
- ۱۷- علیزاده پهلوان، زهرایی؛ حسین، بنفشه، ۱۳۹۲، ریزمقیاس نمایی آماری بارش با هدف ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رویدادهای حدی در نواحی شهری. نخستین همایش تغییر اقلیم و راهی به سوی آینده پایدار.
- ۱۸- فاتحی، جباریان امیری، محمدرضا؛ ایمان، بهمن، ناصر، ۱۳۹۴، ریزمقیاس نمایی مدل گردش عمومی جو و کاربرد آن در شبیه سازی داده های هواشناسی استان گیلان. نشریه محیط زیست طبیعی، منابع طبیعی ایران، شماره ۱، ۱۴۳-۱۵۸.
- ۱۹- کاویانی، میررکنی؛ محمد، سیدمجید، ۱۳۹۳، انتخاب ورودی شبکه عصبی مصنوعی به کمک تحلیل مولفه اصلی، مجموعه مقالات شانزدهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران، ۲۵ اردیبهشت، ۱-۴.

- 40- Maduako I D, Yun Z, Patrick B. 2016. Simulation and prediction of land surface temperature (LST) dynamics within Ikom City in Nigeria using artificial neural network (ANN). *Journal of Remote Sensing & GIS* 5(1): 1-7
- 41- Mislán H H S, Samaryono A m. 2015. Rainfall Monthly Prediction based on Artificial Neural Network: A case study in Tenggarong Station, East Kalimantan-Indonesia. *Procedia Computer Science* 59: 142-151
- 42- Palutikof J P, Winkler J A, Goodess C M, Andresen J. 1997. The Simulation of Daily Temperature Time Series from GCM Output. Part I: Comparison of Model Data with Observation, *The Journal of Climate*, 10(10): 2497-2513.
- 43- Salby M L. 1996. *Fundamentals of Atmospheric Physics*. Academic Press USA.
- 44- Salehpourjam A, Mohseni Saravi M, Bazrafshan J, Khalifa Sigaroudi Sh. 2015. Investigating the Impact of Climate Change on Future Drought Properties Using the General Circulation Model (Case Study: Northwestern Iran). *Journal of Range and Watershed Management* 4: 537-548
- 45- Schmidli H, Goodess C M, Frei C, Haylock M R, Hundscha Y, Ribalaya J, Schmith T. 2007. Statistical and Dynamical Downscaling Precipitation: An Valuation and Comparison of Scenario for the European alps. *Journal of Geophysical Researches* 112:1-20.
- 46- Schubert S. Henderson-Sellers A. 1997. A Statistical Model to Downscaling Local Temperature Extremes from Synoptic-scale Atmospheric Circulation Patterns in the Australian Region, *Climate Dynamics* 13:223-234
- 47- Stephan P, Charles B C, Bates I N, James P H. 2004. Statistical Downscaling of Daily Precipitation from Observed and modeled Atmospheric Fields. *Hydrological Processes* 18:1373-1394
- 48- Trail M, Tsimpidi A P, Liu P, Tsigaridis K, Nenes A, Russell A G. 2013. Downscaling a Global Climate model to Simulation Climate Change over the US and the implication on region and urban air quality. *Geoscientific Sciences* 13:1413-1455
- 31- IPCC 2001. *Climate Change 2001. The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Third Assessment Report of the IPCC*. University Press Cambridge
- 32- IPCC-TGCI, (2004). *Guidelines for Use of Climate Scenarios Developed from Statistical Downscaling Methods*. University Press Cambridge
- 33- IPCC 2007. *Climate Change 2007- The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC*. University Press Cambridge
- 34- IPCC 2007. *General Guidelines on the Use of Scenario Data for Climate Impact and Adaptation Assessment. Version 2, June 2007, Prepared by T.R. Carter. Task Group on Data and Scenario Support for Impact and Climate Assessment (TGICA)*. Intergovernmental Panel on Climate Change. University Press Cambridge
- 35- IPCC 2011. *Special Report on Renewable Energy Source and Climate Change Mitigation, This Summary for Policymakers was formally approved at the 11th Session of Working Group III of the IPCC*. University Press Cambridge
- 36- Johnson F M, Sharma A. 2009. GCM simulation of a Future Climate: How does the skill of GCM precipitation simulations compare to Temperature simulations? 18th World IMACS/MODSIM Congress, Cairns, Australia. 13-17 July.
- 37- Junita Mohamad-Saleh, Brain S Hoyle. 2008. Improved Neural Network Performance Using Principal Component Analysis on Matlab: *International Journal of The Computer, the Internet and Management* 16: 1-8
- 38- Kumar P. 2013. Temperature forecasting using artificial neural networks (ANN). *Journal of Hill Agriculture*, 13:110-112
- 39- Laflamme E. M, Linder E, Pan Y. 2016. Statistical downscaling of regional climate model output to achieve projections of precipitation extremes. *Weather and Climate Extremes* 12: 15-23

Model Development 6:1429-1445

49- Trzaska S, Schnarr E. 2014. A Review of Downscaling method for Climate change Projections. NASA. USA.

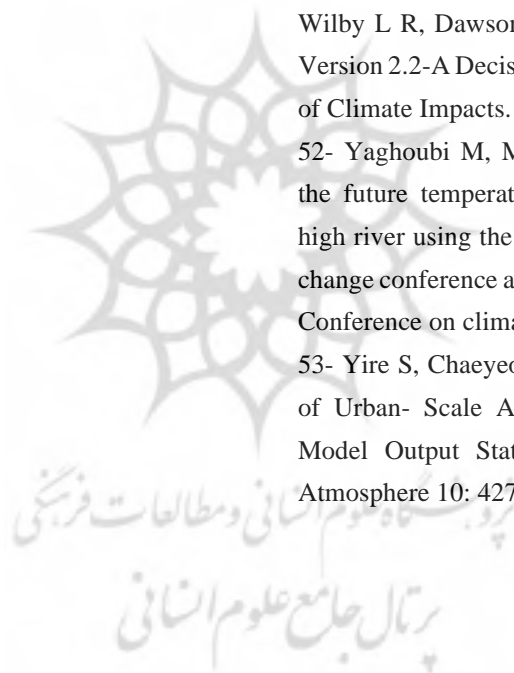
50- Varghese B, Shrivastava G, Karmakar S, Kumar M, Guhathakurta P. 2012. Artificial Neural Network in Identification of Internal Dynamics and Prediction of Dynamic System Rainfall Data time series. International Journal of Computer Science and Infomatics 1(4): 2231-2292

51- Vorobyev V. I, Tarakanov G G. 2005. Introduction to Synoptic Meteorology. Russian State Hydrometeorological University .

Wilby L R, Dawson C W. 2007. User Manual SDSM: Version 2.2-A Decision Support Tool for the Assessment of Climate Impacts. 1-94

52- Yaghoubi M, Masah Bowani A. 2013. Simulating the future temperature and precipitation of the Harat high river using the LARS-WG model, the first climate change conference and a path to a sustainable future. The Conference on climate change and sustainable future

53- Yire S, Chaeyeon Y. 2019. Statistical Downscaling of Urban- Scale Air Temperatures Using an Analog Model Output Statistics Technique. The Journal of Atmosphere 10: 427-430



---

## COPYRIGHTS

©2024 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 3.0 Unported \(CC BY-ND 3.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/3.0/)

---

