

## پیش‌بینی دمای کمینه ایستگاه کرج با استفاده از داده‌های شاخص‌های پیوند از دور و شبکه

### عصبی مصنوعی

#### هانیه شکیبا

کارشناسی ارشد، گروه جغرافیای طبیعی (اقلیم‌شناسی)، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران

#### محمود خسروی\*

دانشیار گروه جغرافیای طبیعی (اقلیم‌شناسی)، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران

#### تقی طاوسی

استاد گروه جغرافیای طبیعی (اقلیم‌شناسی)، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران

#### مهدی اژدری مقدم

دانشیار، گروه عمران، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۰/۲۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۳/۲۸

#### چکیده

توجه علمی به مخاطرات محیطی که آسیب‌پذیری بسیاری از کشورهای دنیا را به دنبال دارد، آغازی نسبتاً تازه دارد. یکی از این خطرهای یخبندان‌ها می‌باشند که سبب زیان‌های عظیمی در زمینه‌های کشاورزی، حمل‌ونقل، انرژی، زیست‌محیطی و غیره شده است. جهت جلوگیری از خطرهای ناشی از آن‌ها استفاده از روش‌های پیش‌بینی امکان‌پذیر آگاهی از حداقل دما و رخداد پدیده یخبندان را فراهم ساخته تا مسئولان در جهت جلوگیری از آن، اقدام‌های لازم را به عمل آورند. پیش‌بینی حداقل دما در منطقه خصوصاً با روش‌های جدید از ضروریات انجام این پژوهش است. با توجه به محدودیت‌هایی از قبیل عدم کفایت آمار موجود و خطای بالای روش‌های آماری معمول، در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی که یک روش کارآمد جهت پیش‌بینی کمینه دما استفاده شده است. ورودی مدل، آمار شاخص‌های اقلیمی SIBERIA, AO<sup>1</sup>, NAO<sup>2</sup>, TNA<sup>3</sup>, SOI<sup>4</sup>, PDO<sup>5</sup>, TNI<sup>6</sup>, NOI<sup>7</sup> (۱۹۷۳) و خروجی مدل داده‌های کمینه دما می‌باشد. در این پژوهش از دو روش پس انتشار Radial Basis و feedforward استفاده شده است. نتایج نشان داد که بین مدل‌های مورد استفاده، Radial Basis (با ضریب همبستگی ۹۸٪ و میزان خطای ۴۸٪)، بهترین مدل، نسبت به روش‌های آماری و مدل feedforward معمول است و همچنین نسبت به دیگر پژوهش‌های انجام‌شده در این زمینه از میزان خطای پایین‌تری برخوردار است. همچنین تنها افزایش فاکتورهای ورودی شبکه عاملی برای افزایش کارایی نیست بلکه استفاده از ورودی‌هایی که

E-mail: Khosravi@Gep.usb.ac.ir

\* نویسنده مسئول: ۰۹۱۵۱۴۱۲۲۸۱

<sup>1</sup> - Arctic Oscillation

<sup>2</sup> - North Atlantic Oscillation

<sup>3</sup> - Tropical Northern Atlantic

<sup>4</sup> - Southern Oscillation index

<sup>5</sup> - Pacific Decadal Oscillation

<sup>6</sup> - Trans-Nino

<sup>7</sup> - North Oscillation Index

ارتباط معناداری با خروجی شبکه‌دارند نتایج بهتری را ایجاد خواهد کرد. در نهایت خروجی مدل بیانگر افزایش حداقل دما طی دوره آماری می‌باشد.

**واژگان کلیدی:** کرج، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کمینه دما، پیش‌بینی.

## مقدمه

گرمایش جهانی و بسیاری از معضله‌های محیطی امروزه از توفان، خشک‌سالی و سیلاب‌ها، همگی در تغییر آب‌وهوای زمین، به‌ویژه افزایش دما ریشه‌دارند. تغییرات دما تأثیرات بسزایی در زندگی انسان‌ها دارد، زیرا این تغییرات سبب آسیب‌های زیادی به گیاهان و حیوانات می‌شود. گرمایش آب‌وهوا در مقیاسی خردتر، خود را در قالب کاهش فراوانی روزهای سرد شهر کرمانشاه (دارند و همکاران، ۱۳۹۳)، جابه‌جایی هسته‌های زمستانی هوای گرم به‌سوی شمال غرب روی محور کوهستانی ایران (براتی و موسوی، ۱۳۸۴) و افزایش دماهای کمینه شبانه در نواحی جنوبی دریای خزر (عزیزی و روشنی، ۱۳۸۶) نشان داده است. به دنبال این گرمایش، نازک‌شدن لایه ازن و افزایش ورود پرتو فرابنفش (بئر و رودیر<sup>۸</sup>، ۱۹۸۵) و جان باختن ۱۴۸۰۰ نفر در محیط‌های شهری مرتبط با رخداد موج گرمای سال ۲۰۰۳ فرانسه (آرگاد<sup>۹</sup> و همکاران، ۲۰۰۷) اهمیت می‌یابد. مجموعه پژوهش‌های یادشده، توجه جدی پژوهشگران را به پیش‌بینی افزایش‌های دما در گستره کره زمین و سرزمین ایران و نیز پیامدهای محیطی آن نشان می‌دهد. شهر کرج به علت نزدیکی به ارتفاع-های البرز، دره چالوس و رودخانه کرج و همچنین تأثیر سیستم‌های شمالی، شمال غربی، غربی و به‌ویژه جنوب غربی بر آن، دارای اقلیمی خنک است (سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۰:۱۳). با توجه به اینکه در فصل سرد سال وقوع کمینه دمای شدید با رخداد پدیده یخبندان، سبب بیشترین خسارت در بخش‌های کشاورزی، حمل‌ونقل، تعطیلی مدارس و سازمان‌ها، بالا رفتن مصرف انرژی و غیره شده است، هدف این پژوهش پیش‌بینی کمینه دما در شهر کرج که یکی از قطب‌های کشاورزی محسوب می‌شود، ضرورت و اهمیت پیدا کرده است.

در طول چند سال گذشته، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی افزایش قابل‌ملاحظه‌ای داشته است که به دلیل پیشرفت در محاسبات و در دسترس بودن بیشتر نرم‌افزارهای قدرتمند و قابلیت انعطاف‌پذیری آن‌ها است (محنت کش و همکاران، ۱۳۹۵). شبکه عصبی مصنوعی مدلی است که همانند مغز انسان اطلاعات را پردازش می‌کند. شبکه از طریق مثال آموزش می‌بیند. این مدل برای انجام کار خاص برنامه‌ریزی نشده است بلکه به‌گونه‌ای است که به‌مرور زمان و تعامل بیشتر با محیط کارآزموده‌تر گشته، قادر به نتیجه‌گیری منطقی بوده و قابلیت تعمیم نیز داشته است. (صداقت کردار و فتاحی، ۱۳۸۷:۶۴).

در این مقاله با توجه به اهمیت کمینه دما در سازمان‌های مقابله با بلایای طبیعی، کشاورزی و نظایر آن جهت جلوگیری از آسیب‌های وارده، با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی کمینه دما شهر کرج پرداخته‌شده

<sup>8</sup> Bare & Rodier

<sup>9</sup>- Argaud

است. هدف اصلی این پژوهش بررسی میزان تأثیر شاخص‌های اقلیمی بر کمینه دمای شهر کرج و در نهایت ارائه مدل پیش‌آگاهی است. با توجه به محدودیت‌هایی از قبیل نبود اطلاعات کافی کمینه دما در مقیاس‌های زمانی و مکانی مناسب و پیچیدگی‌های یاد شده عملاً استفاده از مدل‌هایی با مبنای فیزیکی مقدور نمی‌باشد. بنابراین در این پژوهش با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی کمینه دمای کرج پرداخته شده و عملکرد این مدل با شیوه‌های آماری مرسوم مقایسه و روش مناسب‌تر به پژوهشگران پیشنهاد شده است. پژوهشگران با اتخاذ شیوه‌های مختلف در صدد برآمده‌اند تا نتایج قابل قبولی را در این زمینه برای نقاط مختلف دنیا به دست آورند. از جمله پژوهش‌های که در این زمینه انجام شده به این شرح می‌باشد: متراتا (۲۰۰۶) به بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی و منطق فازی در پیش‌بینی هیدرولوژی عملیاتی پرداخته است. نتایج بیانگر کارآمدی این روش‌ها در روابط مبهم و غیرخطی و انعطاف‌پذیری بالای آن‌ها در اجرای فرایندهای هیدرولوژیکی بوده است. امران<sup>۱۰</sup> و همکاران (۲۰۰۴) در پیش‌بینی سرعت باد، رطوبت نسبی و دمای کانادا و ساسکاتچوان جنوبی از مدل‌های پیش‌بینی MLPN، المن ERNN، رادیان بیس RBFN، هوب فیلد HFM و تکنیک‌های رگرسیونی استفاده کرده است و به این نتیجه رسیده که مدل شبکه‌های عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیونی، پارامترهای آب‌وهوایی را با دقت بالاتر و پیچیدگی کمتر پیش‌بینی کرده است. پریتهال و بوگسوار<sup>۱۱</sup> (۲۰۱۳) از شبکه‌های عصبی پس انتشار با ۵ ساختار گوناگون برای پیش‌بینی بارش مونسونی هندوستان استفاده نمودند. نتایج آن‌ها حاکی از کارایی بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی بارش می‌باشد.

کرمانشاهی (۱۹۹۸) باهدف ترکیب چهار مدل شبکه عصبی برگشتی (RNN) و سه لایه پس انتشار پیش‌خور (BP) فشار هوا را در ۹ ایالت ژاپن پیش‌بینی کرده است. نتایج قابل قبولی در این پژوهش دیده شده است. ماکیسورن<sup>۱۲</sup> و همکاران (۲۰۰۸) با رویکردی به تغییر اقلیم جهانی و توجه به مدیریت منابع آب به پیش‌بینی کوتاه مدت جریان رود در حوضه آبخیز نیمه‌خشک در نگزاس جنوبی پرداخته و دو مدل الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی را مقایسه نموده است. نتایج بیان‌کننده تأثیر بالای داده‌های بارندگی در پیش‌بینی بوده است. پاریدا<sup>۱۳</sup> و همکاران (۲۰۰۶) با کمک شبکه‌های عصبی به منظور مدیریت منابع به پیش‌بینی ضریب رواناب حوضه آبریز نیمه‌خشک نوتوان در بوتسوانای شرقی پرداخته است. آیسوم<sup>۱۴</sup> و همکاران (۱۹۹۵) در جنوب اروپا به پیش‌بینی دما با استفاده از مدل ANN پرداخته و مقایسه نتایج با دیگر روش‌ها، بیانگر برتری روش شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی دما بوده است. بودری و سیرماک<sup>۱۵</sup> (۲۰۰۳) به پیش‌بینی درجه حرارت هوای سطح (SAT) در ایستگاه اسپوریلانو پاراگوئه با استفاده از مدل شبکه عصبی پرداخته است به این نتیجه رسیده که در مرحله آموزش زمانی که دو دوره به صورت جداگانه آموزش داده شوند نتایج

<sup>1</sup>-Imran

<sup>11</sup> - Pritpal and Bhogeswar

<sup>12</sup> - Makkeasorn

<sup>13</sup> - Parida

<sup>14</sup> - Aussem

<sup>15</sup> - Bodri and Cermak

بهتری از این مدل به دست خواهد آمد. آکسوی و دامشه<sup>۱۶</sup> (۲۰۰۹) با استفاده از شبکه‌های عصبی FFBP، تابع رادبال بیسیک و رگرسیون به پیش‌بینی بارش در سه ایستگاه با شرایط اقلیمی متفاوت پرداخته و نتایج را با رگرسیون MLR مقایسه کرده و به این نتیجه رسیده که برای شرایط اقلیمی مرطوب مدل FFBP و شرایط اقلیمی خشک‌تر مدل MLR مناسب بوده است. لیتا<sup>۱۷</sup> و همکاران (۲۰۱۳) در پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی در طی توفان‌های تندری قبل از وقوع مونسون در شرق شبه‌جزیره هند نشان دادند که مدل‌های مورد استفاده در روش شبکه عصبی مصنوعی به خوبی قادر به پیش‌بینی دمای ساعتی و نم نسبی با کمترین خطا می‌باشند. آشور و همکاران (۲۰۱۶) در پیش‌بینی دمای میانگین ماهانه قاهره با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به روش دیگر دارد اما در صورت استفاده هم‌زمان از هر دو روش قابلیت روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بهبود می‌یابد. زهتاییان و همکاران (۱۳۹۶) با استفاده از شبکه‌های عصبی و آنالیز حساسیت مهم‌ترین پارامترهای ژئومرفومتري کمی در طبقه‌بندی دشت سرهای مناطق بیابانی را تعیین کرده و با توجه به اینکه پارامترهای مورد استفاده آن‌ها در ایران کمتر مورد توجه قرار گرفته، به نتایج قابل قبولی دست پیدا کرده‌اند. قاهره و شاکری (۱۳۹۴) باهدف پیش‌بینی بارش زمستانه استان خراسان رضوی، از شبکه‌های عصبی به‌عنوان روشی کارآمد استفاده نموده که نتایج حاکی از دقت قابل قبول این روش بوده است. رضانی چرمهینه و کرمانی (۱۳۹۶) در شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی به برتری مدل پایه شعاعی نسبت به مدل‌های خطی اشاره کرده است. رومانو<sup>۱۸</sup> و همکاران (۲۰۰۸)، همزاسبی<sup>۱۹</sup> (۲۰۰۸)، هولیا<sup>۲۰</sup> و همکاران (۲۰۰۶)، سماني<sup>۲۱</sup> و همکاران (۲۰۰۷)، ناهی (۱۳۸۴) کوچک زاده و بهمنی (۱۳۸۴)، یزدان پناه و همکاران (۱۳۸۷)، فرجام نیا و همکاران (۱۳۸۶)، امیرایی و سفینیان (۱۳۹۱)، قويدل رحیمی (۱۳۸۹) نیز به برتری مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان یک روش کارآمد دست یافته‌اند. علیجانی (۱۳۸۲) با استفاده از شبکه‌های عصبی به طبقه‌بندی تغییرات درونی داده‌های اقلیمی و رژیم بارش پوشه‌پرداخته است و نتایج را با روش آنالیز خوشه‌ای مقایسه کرده و به این نتیجه رسیده که مدل ANN در تشخیص مشخصه‌های فرعی توانا تر بوده و می‌تواند برای بیشتر پارامترهای اقلیمی بکار گرفته شود. خورشید دوست و همکاران (۱۳۹۱) به بازسازی سری‌های زمانی دمای حداکثر و حداقل با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته است.

نتایج حاکی از خطای مطلق کمتر شبکه‌های عصبی می‌باشد. حجازی زاده و همکاران (۱۳۹۲) باهدف بررسی میزان تأثیر شاخص‌های اقلیمی AO, NAO, ENSO, SOI بر بارش ناحیه مرکزی ایران به ارائه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته است و به تأثیر بیشتر شاخص ENSO نتیجه گرفته است. زارع ایبانه و همکاران (۱۳۹۰) با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی به شبیه‌سازی تغییرات سطح ایستابی سفره آب زیرزمینی دشت ملایر بر اساس داده‌های

<sup>16</sup>- Aksoy and Dahamsheh

<sup>17</sup>- Litta

<sup>18</sup>- Romano

<sup>19</sup>- Hamzacebi

<sup>20</sup>- Hulya

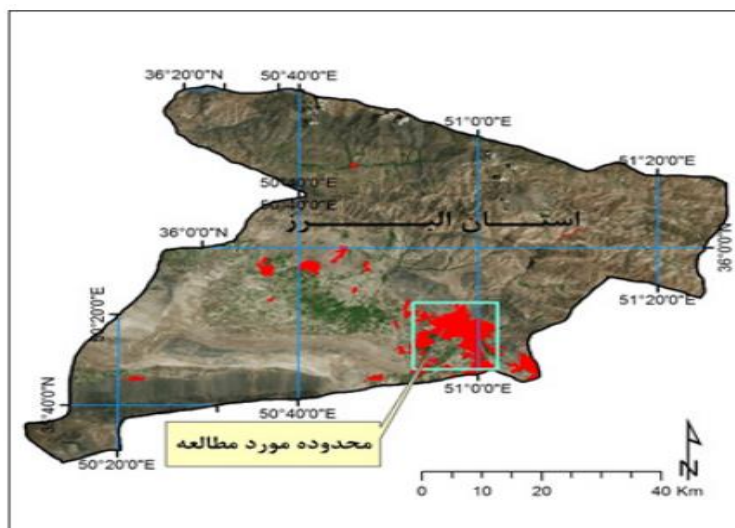
<sup>21</sup> Samani

هواشناسی پرداخته است و در پایان پژوهش از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزاری با سرعت و دقت مناسب در شبیه‌سازی توصیه‌شده است. درواری و همکاران (۱۳۹۰) جهت شناخت بهتر وضعیت هیدرولیکی چشمه‌های کارستی ارتفاعات البرز مرکزی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی به شبیه‌سازی پرداخته است و کارایی مناسب این روش با دقت بالا برآورد شده است. حجابی و همکاران (۱۳۹۲) به مقایسه مهارت مدل شبکه عصبی مصنوعی و استوکاستیک در پیش‌بینی کلی شاخص استاندارد شده بارندگی در اقلیم خشک ایران پرداخته است که به اولویت کاربرد روش استوکاستیک اشاره کرده است. گلایی و همکاران (۱۳۹۲) در مدل‌سازی بارندگی استان خوزستان به مقایسه الگوریتم‌های مختلف شبکه‌های عصبی پرداخته که نتایج حاکی از عملکرد بهتر شبکه RBF با بالاترین همبستگی و کمترین خطا بوده است؛ ولی و همکاران (۱۳۹۰) در پیش‌بینی بار رسوب جریان در حوضه آبخیز سمندگان، بیاتی خطیبی و همکاران (۱۳۹۰) در بررسی تأثیرات خشک‌سالی‌های اخیر آذرشهر چای در تشدید فرسایش خندقی و رخداد لغزش‌ها، جلیلیان و دارند (۱۳۹۱) در پیش‌بینی بارش اصفهان، به مقایسه کارایی مدل شبکه‌های عصبی پرداخته‌اند و برتری نتایج شبکه‌های عصبی را بیان نموده‌اند و به این نتیجه رسیده‌اند که استفاده از این مدل موجب کاهش خطا و افزایش سرعت محاسبات شده است. اسفندیاری درآباد و همکاران (۱۳۸۹) میانگین دمای ماهانه ایستگاه سنندج را با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه پیش‌بینی کردند و به این نتیجه رسیدند که این شبکه‌ها در پیش‌بینی میانگین دمای ماهانه در این پژوهش کارایی لازم را دارند. رحیمی خوب (۱۳۸۹) در قالب یک یادداشت فنی از روش شبکه‌های عصبی برای برآورد تابش خورشیدی کل در شهر اهواز به کمک فرا سنج دما بهره گرفت. عزیزی و منتظری (۱۳۹۴) در بررسی پیش‌بینی دماهای ماهانه استان اصفهان نشان دادند که روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به‌عنوان روش غیرخطی در پیش‌بینی میانگین دمای ماهانه نتایج مطلوبی را ارائه می‌دهد. با توجه به پیشینه پژوهش تاکنون پژوهشی در زمینه پیش‌بینی دمای کمینه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در ایران صورت نگرفته است لذا هدف از انجام این پژوهش، بررسی امکان مدل‌سازی دمای کمینه ماهانه و سالانه با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و ارائه بهترین روش برای پیش‌بینی تغییرات دمای کمینه در شهر کرج است.

### منطقه مورد مطالعه

کرج یکی از کلان‌شهرهای ایران و مرکز استان البرز است که در ۶۳ کیلومتری غرب تهران و در کرانه غربی رود کرج و در دامنه جنوبی رشته‌کوه البرز قرار گرفته است (شکل ۱). محدوده مورد مطالعه شامل کلان‌شهر کرج و محدوده پیرامونی آن با مساحتی حدود ۸۰۰ کیلومترمربع می‌باشد. متوسط دمای سالانه آن ۱۵/۷ درجه و متوسط بارش سالانه ۴۴۰، دارای آب‌وهوای معتدل خشک است. شهر کرج طی دوره ۴۰ ساله ۸۵-۱۳۷۵ رشد جمعیتی و کالبدی بسیار زیادی داشته است (کرم و یعقوب نژاد اصل، ۱۳۹۲: ۲۳۵). استان البرز و از جمله شهرستان کرج به علت موقعیت خاص جغرافیایی، در فصل‌های مختلف سال تحت تأثیر توده‌های هوا و سیستم‌های مهاجر متعدد از جمله: مرکز پرفشار سیبری، پرفشار

کلاهدک قطبی، سیستم کم‌فشار مدیترانه‌ای، سیستم کم‌فشار سودانی، کم‌فشار حرارتی صحرای عربستان، کم‌فشار حرارتی کویر مرکزی و همچنین متأثر از سیستم‌های شمالی، شمال غربی، غربی و به‌ویژه جنوب غربی می‌باشد و از نظر اقلیمی تحت تأثیر ارتفاعات البرز، دره چالوس و رودخانه کرج قرار دارد. میانگین کمینه دمای کرج گویای متوسط حرارت صبحگاهی است که در دو ماه ژانویه و فوریه منفی است که گویای سردترین دماها در فصل زمستان می‌باشد. در فصل پاییز با توجه به میل خورشید به نیمکره جنوبی و فرا رسیدن ماه‌های سرد، نزول کمینه‌ها بسیار چشمگیر است (سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۰:۱۳). این منطقه از نظر اقلیمی دارای تنوع زیادی می‌باشد، به‌گونه‌هایی که از اقلیم بیابانی در قسمت‌های جنوبی شروع و تا اقلیم‌های نیمه مرطوب و مرطوب در قسمت‌های شمالی ادامه پیدا می‌کند (ابراهیمی هروی و همکاران، ۱۳۹۴).



مأخذ: نگارندگان

شکل ۱: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

## داده‌ها و روش‌ها

در این پژوهش داده‌های دمای کمینه روزانه شهر کرج طی دوره آماری ۱۹۸۷ تا ۲۰۰۷ از سازمان هواشناسی کشور دریافت شد. بررسی منابع متعدد نشان داد، ارتباط بین ۹ سیگنال بزرگ‌مقیاس نظیر شاخص‌های SIBRI TNI, NOI, AO, NAO, SUN, TNA, SOI, PDO با بارش و دما در مناطق وسیعی از کره زمین به اثبات رسیده است و پژوهشگران بسیاری در سراسر دنیا با اتخاذ شیوه‌های مختلف درصد برآمده‌اند تا نتایج قابل قبولی را بر اساس این سیگنال برای نقاط مختلف کره زمین به دست آورند. لذا در پژوهش حاضر نیز از سیگنال‌های فوق برای پیش‌آگاهی کمینه دما استفاده شده است (جدول ۱). داده‌های شاخص‌های اقلیمی ذکر شده استفاده در این پژوهش از سایت وابسته

به اداره ملی اقیانوس و جو ایالات متحده آمریکا<sup>۲۲</sup> (دوره آماری ۲۰۰۷ تا ۱۹۸۷) دریافت و تنظیم شد. با توجه به اینکه بیش از ۷۰ درصد کره زمین را آب فراگرفته، بدیهی به نظر می‌رسد که هرگونه تغییر در این بخش بزرگ زمین که در بیشتر شاخص‌های پیوند از دور انعکاس می‌یابد؛ بر سایر مناطق اثرگذار خواهد بود. اساس بیشتر شاخص‌های مورد استفاده در این پژوهش، اختلاف فشار تراز دریا در دو ناحیه متفاوت اقلیمی بر روی منابع آبی مهم و تأثیرگذار آرام و اطلس است (فرج زاده اصل و همکاران، ۱۳۹۲). از آنجا که داده‌های شاخص‌های اقلیمی مورد استفاده به صورت استاندارد شده می‌باشد، برای بررسی ارتباط آن با دمای کمینه منطقه، مقادیر دما هم به صورت استاندارد تبدیل گردید. جهت تعیین همگنی داده‌ها از آزمون گردش حول میانگین یا «Run test» استفاده شده است (مجرد قره‌باغ، ۱۳۷۶:۴۵). سپس به منظور تعیین مهم‌ترین سیگنال‌های نام‌برده و ساعات آفتابی، بر کمینه دما از ضریب همبستگی (جدول ۲) و رگرسیون چندگانه و روش تجزیه رگرسیون به صورت گام‌به‌گام (Stepwise Regression) استفاده شده است. در مدل رگرسیونی گام‌به‌گام متغیرهای PDO SIBRI TNI, AO, NAO, SUN, TNA, SOI, به‌عنوان ورودی وارد شده است و سپس هر یک از متغیرهایی که تأثیر بیشتری داشته‌اند به صورت یک مدل مجزا مشخص شده‌اند که نتایج در جدول شماره ۳ نشان داده شده است.

جدول ۱: توضیحات مربوط به شاخص‌های اقلیمی

شاخص اقلیمی	توضیحات	شاخص اقلیمی	توضیحات
NAO	نوسانات اطلس شمالی (North Atlantic Oscillation)	SIBRI	پرفشار سبیری (SIBRIA)
SOI	نوسانات جنوبی (Southern Oscillation)	TNI	انتقالی نینو (Trans-Nino)
PDO	نوسان دهه‌ای اقیانوس آرام (Pacific Decadal Oscillation)	AO	نوسان قطبی (Arctic Oscillation)
TNA	الگوی حاره‌ای اطلس شمالی (Tropical Northern Atlantic)	SUN	(ساعات آفتابی ایستگاه Sun Shine)
NOI	نوسان شمالی اقیانوس آرام (North Oscillation Index)		

مأخذ: نگارندگان

جدول ۲: ضریب همبستگی بین کمینه دما و شاخص‌های اقلیمی

	SIBERIA	NAO	TNA	TNI	SOI	PDO	NOI	AO	SUN
کمینه دما	-۰/۲۷	-۰/۵۸**	۰/۶۷**	۰/۱۱	۰/۳۳	-۰/۳۱	۰/۳۴	-۰/۴۹*	۰/۵۹**

مأخذ: نگارندگان

جدول ۳: جدول تعیین مؤثرترین تغییرها بر کمینه دما با روش (Stepwise)

مدل	۱	۲	۳	۴	۵
تغییرهای مؤثر بر کمینه دما	TNA	PDO	AO	SIBRI	SUN
ضریب همبستگی با کمینه دما	۰/۶۴	۰/۷۹	۰/۸۵	۰/۸۹	۰/۹۱

مأخذ: نگارندگان

هدف اصلی در این بخش پیش‌بینی کمینه دما با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در نرم‌افزار Matlab است. ورود داده‌ها به شبکه به صورت استاندارد، خطای پیش‌بینی را کاهش می‌دهد. نمره استاندارد اجازه می‌دهد تا مقادیر چند متغیر وابسته به هم در یک نمونه مقایسه شوند (نورسیس، ۱۰۴:۱۳۸۳). جهت افزایش سرعت پردازش اطلاعات و عدم توقف شبکه در حداقل‌های محلی، از اطلاعات نرمال شده به عنوان ورودی شبکه استفاده می‌گردد (زارع ابیانه و همکاران، ۲۲:۱۳۹۰). برای استانداردسازی داده‌ها از رابطه (۱) استفاده شده.

$$X_{\text{normal}} = 0.1 + 0.8 * \left[ \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right] \quad (1) \quad (\text{ندیری و همکاران، } 1395: 287)$$

$N_i$ : مقادیر استاندارد شده،  $X_i$ : مقادیر واقعی،  $X_{\max}$ : حداکثر مقادیر واقعی و  $X_{\min}$ : حداقل مقادیر واقعی است.

نحوی محاسبه در شبکه‌های عصبی بدین شکل است که ورودی‌های به نرون ( $X_1$  تا  $X_n$ ) در وزن‌های ( $W_1$  تا  $W_n$ ) ضرب شده و مجموع نتایج حاصل از هر ورودی پس از اعمال در یک تابع، خروجی نرون را تشکیل می‌دهد که شبیه ریاضی آن به صورت رابطه زیر است.  $B_i$  برابر ضریب اریب است. (bios). (رابطه ۲):

$$net_i = \sum_{i=1}^n (W_{ij} X_i) + b_i \quad (2) \quad (\text{محمد پور، } 1393: 15)$$

به عبارتی ورودی‌های نرون در اوزان ضرب شده و مجموع نتایج در مقدار ثابتی<sup>۳۳</sup> به هر نرون نیز افزوده می‌شود حاصل هر ورودی پس از اعمال در یک تابع، خروجی نرون را تشکیل می‌دهد (صداقت کردار و فتاحی، ۱۳۸۷) واحدهای عصبی بنام نرون توسط ارتباطاتی موسوم به آکسون به هم متصل می‌گردند. همان‌گونه که یک سلول بیولوژیک باید به سطح آستانه تحریک برسد تا یک سیگنال تولید کند، توابع تحریک نیز تا زمانی که ورودی‌های ترکیب‌شده و وزن‌دار شده به یک حد آستانه خاصی نرسند مقدار خروجی، نظیر بسیار کوچکی تولید می‌کنند. به توابع تحریک، توابع انتقال نیز گفته می‌شود (جلیلیان و دارند، ۱۳۹۱: ۵۱).

در نهایت به منظور ارزیابی و مقایسه دقت روش‌ها و مدل‌های بکار برده شده، از معیارهای  $AME$ ،  $RMSE$ ،  $R^2$  استفاده شده است. با کاربرد این روش‌ها بهترین مدل جهت پیش‌بینی کمینه دما شناسایی شده است. بهترین مقدار برای ریشه مجذور خطا ( $RMSE$ ) و متوسط قدر مطلق خطا ( $MAE$ ) نیز برابر صفر می‌باشد و ضریب همبستگی ( $R^2$ ) برابر یک است که به صورت معادلات ۳، ۴ و ۵ محاسبه شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (X_k - Y_k)^2}{K}} \quad (3) \quad (\text{ماکی سورن و همکاران، } 2008: 346)$$

$$MAE = \frac{\sum_{k=1}^K |X_k - Y_k|}{K} \quad (4) \quad (\text{عظیمی و همکاران، } 1394: 66)$$



$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^K X_k Y_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^K X_k^2 \sum_{k=1}^K Y_k^2}} \quad (5) \text{ (ماکی سورن و همکاران، ۲۰۰۸: ۳۴۶)}$$

در روابط فوق  $X_k$  مقادیر مشاهده شده،  $Y_k$  مقادیر پیش‌بینی شده و  $K$  تعداد داده‌ها است.

## یافته‌ها و بحث

نتایج آزمون Run test بیانگر این مطلب است که داده‌ها از راندمان خوبی برخوردار بوده است و فرضیه تصادفی بودن داده‌ها رد می‌شود. انتخاب معماری در شبکه‌های عصبی با روش سعی و خطا می‌باشد که طی آن هرچه تعداد لایه‌ها و نرون‌ها و ورودی‌ها افزایش یابد باعث عملکرد بهتر شبکه برای آموزش می‌شود (باقر زاده، ۱۳۸۴: ۸۷). شبکه عصبی باید با داده‌های مناسب که دربرگیرنده ورودی و خروجی است، آموزش داده شود که به آن‌ها داده‌های آموزشی گفته می‌شود، بنابراین انتخاب مناسب داده‌های آموزشی، مسئله مهمی در یادگیری مدل است. افزون بر آن، انتخاب نوع و ساختمان مناسبی از شبکه عصبی مصنوعی برای موضوع موردنظر، اهمیت خاصی در کسب نتایج قابل قبول دارد (درواری و همکاران، ۱۳۹۰: ۶۱). یکی از مهم‌ترین گام‌ها در پیشبرد رضایت‌بخش مدل پیش‌بینی، انتخاب متغیرهای ورودی مناسب است، به طوری که برای تعیین بهترین مدل، ورودی‌های مختلف در نظر گرفته شده‌اند و در نهایت مناسب‌ترین مدل که بیشترین دقت پیش‌بینی را در برداشته به‌عنوان مدل نهایی جهت پیش‌بینی انتخاب گردیده است.

مدل‌سازی مزبور جهت تخمین و پیش‌بینی کمینه دمای ماهانه و سالانه، با استفاده از یک فایل ورودی حاوی اطلاعات سری زمانی شاخص‌های اقلیمی نامبرده و ساعات آفتابی و فایل خروجی کمینه دما انجام شده است (جدول ۴ و ۵). پس از تهیه مدل‌های ورودی، در خصوص هر یک از مدل‌ها، شبکه‌ای از نوع پس انتشار و شعاعی جهت پیش‌بینی تهیه گردیده است.

جدول ۴. مدل‌های ورودی ساخته شده بر اساس پارامترهای مؤثر بر کمینه دمای ماهانه

مدل	ورودی	مدل	ورودی	مدل	ورودی
۵	TM=f(AO+NAO)	۳	TM=f(NAO)	۱	TM=f(AO)
۶	TM=f(SUN+NAO)	۴	TM=f(AO+SUN)	۲	TM=f(SUN)
۷	TM=f(AO+SUN+NAO)				

مأخذ: نگارندگان T معرف Temperature دما، M معرف Min کمینه، (TM= کمینه دما)

جدول ۵: شبکه‌های در نظر گرفته شده بر اساس پارامترهای مؤثر کمینه دمای سالانه

مدل	ورودی	مدل	ورودی	مدل	ورودی
۱۵	TM=f(PDO+TNA)	۸	TM=f(TNA)	۱	TM=f(AO)
۱۶	TM=f(AO+SIBRI)	۹	TM=f(SIBRI)	۲	TM=f(SUN)
۱۷	TM=f(NOI+PDO)	۱۰	TM=f(AO+SUN)	۳	TM=f(NAO)
۱۸	TM=f(AO+SIBRI+NOI)	۱۱	TM=f(AO+NAO)	۴	TM=f(NOI)
۱۹	TM=f(NOI+PDO+TNA)	۱۲	TM=f(SUN+NAO)	۵	TM=f(PDO)
۲۰	TM=f(AO+SIBRI+TNA)	۱۳	TM=f(AO+SUN+NAO)	۶	TM=f(SOI)
۲۱	TM=f(NOI+PDO+TNA+AO+SIBRI)	۱۴	TM=f(NOI+TNA)	۷	TM=f(TNI)

مأخذ: نگارندگان

روش و قانون خاصی برای انتخاب و تعبیه تعداد مناسب نرون‌های لایه‌های پنهان وجود ندارد و این کار بسته به تجربه و مهارت کاربران شبکه‌های عصبی، از طریق آزمون و خطا انجام می‌شود (علیچانی و قوبدل رحیمی، ۱۳۸۴). ۸۰ درصد از داده‌ها در آموزش و ۲۰ درصد باقیمانده در مرحله تست استفاده شده است. سپس در بین مدل‌های طراحی شده به لحاظ شاخص‌های  $R^2$ , RMSE, AME، ترکیب بهینه با کمترین مقدار RMSE, AME صحت سنجی و بالاترین  $R^2$  انتخاب گردیده است. نتایج استخراج شده از مدل‌ها در جداول ۶، ۷، ۸، ۹ درج شده است.

**جدول ۶:** نتایج مقایسه شبکه‌های عصبی طراحی شده بر مبنای پارامترهای ورودی در پیش‌بینی ماهانه (شبکه‌های FeedForward و شبکه‌های Radial Basis)

تست			آموزش			Feed Forward	تست			آموزش			Radial Basis
AME	R2	RMSE	AME	R2	RMSE		AME	R2	RMSE	AME	R2	RMSE	
۱/۲۱	۰/۳۹	۷/۲۹	۰/۴۱	۰/۵۸	۶/۱۴	مدل ۱	۱/۱۸	۰/۵۱	۷/۱۱	۰/۴۶	۰/۴۶	۶/۸۱	مدل ۱
۰/۴۹	۰/۹۳	۲/۹۶	۰/۲	۰/۹۱	۲/۹۷	مدل ۲	۰/۵	۰/۹۲	۳/۰۳	۰/۲	۰/۹۱	۳/۰۶	مدل ۲
۱/۴۵	۰/۰۶	۸/۷	۰/۴۶	۰/۴۳	۶/۷۹	مدل ۳	۱/۲۶	۰/۲۸	۷/۶	۰/۴۹	۰/۲۹	۷/۲۵	مدل ۳
۰/۵۵	۰/۹۳	۳/۳۳	۰/۱۶	۰/۹۴	۲/۴۴	مدل ۴	۰/۴۸	۰/۹۴	۲/۹	۰/۱۸	۰/۹۳	۲/۷۵	مدل ۴
۱/۱۲	۰/۵۲	۶/۷۵	۰/۳۵	۰/۷۱	۵/۲۷	مدل ۵	۱/۱۵	۰/۵۷	۶/۹	۰/۴۴	۰/۵۱	۶/۶	مدل ۵
۰/۴۸	۰/۹۲	۲/۹۲	۰/۱۸	۰/۹۴	۲/۶۸	مدل ۶	۰/۵	۰/۹۳	۳/۰۳	۰/۱۸	۰/۹۲	۲/۸	مدل ۶
۰/۶	۰/۸۹	۳/۶۱	۰/۱۶	۰/۹۴	۲/۵۴	مدل ۷	۰/۴۸	۰/۹۳	۲/۹۱	۰/۱۷	۰/۹۴	۲/۵۱	مدل ۷

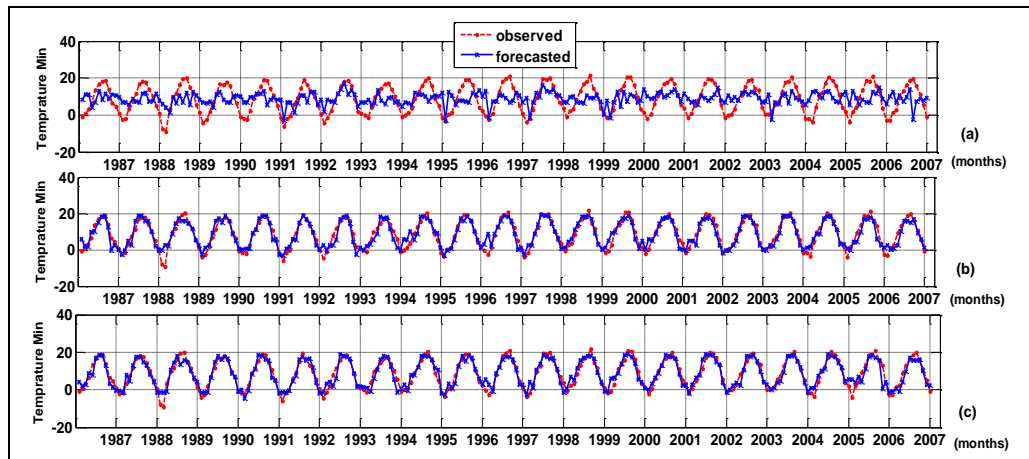
**جدول ۷:** نتایج مقایسه شبکه‌های عصبی طراحی شده بر مبنای پارامترهای ورودی در پیش‌بینی سالانه (شبکه‌های FeedForward و شبکه‌های Radial

(Basis)

تست			آموزش			Feed Forward	تست			آموزش			Radial Basis
AME	R2	RMSE	AME	R2	RMSE		AME	R2	RMSE	AME	R2	RMSE	
۱/۲۲	۰/۵۰	۲/۷۲	۰/۰۷	۰/۹۰	۰/۳۹	مدل ۱	۰/۱۸	۰/۴۷	۰/۴	۰/۱۵	۰/۵۱	۰/۶۳	مدل ۱
۱	۰/۲۰	۱	۰/۰۷	۰/۹۱	۰/۲۸	مدل ۲	۰/۲۲	۰/۱۸	۰/۴۹	۰/۱۵	۰/۷۳	۰/۶	مدل ۲
۰/۴۵	۰/۰۵۵	۱/۰۲	۲e-۰۰۵	۰/۸۰	۱/۰۲	مدل ۳	۰/۱۹	۰/۰۷	۰/۴۴	۰/۱۶	۰/۶۰	۰/۶۴	مدل ۳
۰/۴۵	۰/۷۷	۰/۹	۰/۰۲	۰/۹۹	۰/۰۸	مدل ۴	۰/۱۷	۰/۳۱	۰/۳۴	۰/۱۴	۰/۶۰	۰/۵۸	مدل ۴
۰/۶۴	۰/۷۵	۱/۲۹	۰/۰۲	۰/۹۹	۰/۰۸	مدل ۵	۰/۲۷	۰/۷۵	۰/۵۴	۰/۱۶	۰/۳۷	۰/۶۴	مدل ۵
۰/۳۶	۰/۱۰	۰/۸۲	۰/۰۵	۰/۹۵	۰/۲	مدل ۶	۰/۱۴	۰/۵۱	۰/۳۱	۰/۱۴	۰/۵۵	۰/۵۸	مدل ۶
۱/۳۸	۰/۲۰	۳/۰۹	۰/۰۳	۰/۹۸	۰/۱۳	مدل ۷	۰/۲۴	۰/۱۶	۰/۵۵	۰/۱۵	۰/۴۷	۰/۶۱	مدل ۷
۰/۶۹	۰/۹۲	۱/۵۴	۰/۰۳	۰/۹۸	۰/۱۲	مدل ۸	۰/۱۸	۰/۴۴	۰/۴	۰/۱۶	۰/۶۰	۰/۶۶	مدل ۸
۱/۶۸	۰/۴۵	۳/۷۶	۰/۰۱۵	۰/۹۹	۰/۰۶	مدل ۹	۰/۲۱	۰/۲۰	۰/۴۸	۰/۱۷	۰/۲۵	۰/۶۷	مدل ۹
۰/۴۴	۰/۲۰	۰/۹۹	۷e-۰۰۴	۱	۰/۰۰۳	مدل ۱۰	۰/۱۹	۰/۳۱	۰/۴۳	۰/۱۳	۰/۹۰	۰/۵۳	مدل ۱۰
۱/۵۵	۰/۷۵	۳/۴۸	۲e-۰۰۴	۱	۱/۵e-۰۰۵	مدل ۱۱	۰/۱۷	۰/۳۲	۰/۳۸	۰/۱۵	۰/۵۷	۰/۶	مدل ۱۱
۰/۶۳	۰/۵۶	۱/۴۲	۲e-۰۰۴	۱	۸/۱e-۰۰۴	مدل ۱۲	۰/۲	۰/۰۹	۰/۴۶	۰/۱۳	۰/۸۹	۰/۵۵	مدل ۱۲
۰/۴۳	۰/۶۰	۰/۹۷	۲e-۰۰۴	۱	۰/۰۰۱۴	مدل ۱۳	۰/۱۸	۰/۲۶	۰/۴۲	۰/۱۲	۰/۸۸	۰/۴۹	مدل ۱۳
۳/۳۵	۰/۸۰	۶/۷	۲e-۰۰۴	۱	۰/۰۰۴	مدل ۱۴	۰/۱۴	۰/۴۲	۰/۲۶	۰/۱۳	۰/۶۸	۰/۵۴	مدل ۱۴
۰/۷۹	۰/۵۹	۱/۵۳	۷e-۰۰۶	۱	۲/۸e-۰۰۵	مدل ۱۵	۰/۲۲	۰/۶۴	۰/۴۵	۰/۱۵	۰/۶۱	۰/۶	مدل ۱۵
۰/۳۱	۰/۰۰۷	۰/۷	۲e-۰۰۵	۱	۷/۹e-۰۰۵	مدل ۱۶	۰/۱۷	۰/۶۶	۰/۴	۰/۱۵	۰/۶۲	۰/۶	مدل ۱۶
۰/۶۸	۰/۶۴	۱/۳۶	۳e-۰۰۴	۱	۰/۰۰۱۵	مدل ۱۷	۰/۲۱	۰/۹۸	۰/۴۲	۰/۱۳	۰/۷۲	۰/۵۲	مدل ۱۷
۰/۲۸	۰/۹۵	۰/۵۶	۷e-۰۰۶	۱	۳e-۰۰۵	مدل ۱۸	۰/۱۳	۰/۹۱	۰/۲۷	۰/۰۹	۰/۹۰	۰/۳۹	مدل ۱۸
۰/۲۸	۰/۸۵	۰/۵۷	۰/۰۰۴	۱	۸/۵e-۰۰۴	مدل ۱۹	۰/۱۹	۰/۹۱	۰/۳۸	۰/۱۲	۰/۷۹	۰/۴۸	مدل ۱۹
۰/۳۶	۰/۱۳	۰/۸۱	۳e-۰۰۴	۱	۰/۰۰۱۴	مدل ۲۰	۰/۱۵	۰/۷۵	۰/۳۲	۰/۱۴	۰/۶۷	۰/۵۷	مدل ۲۰
۰/۳۹	۰/۴۵	۰/۷۹	۷e-۰۰۶	۱	۲/۹e-۰۰۵	مدل ۲۱	۰/۱۲	۰/۷۷	۰/۲۵	۰/۰۶	۰/۹۶	۰/۲۶	مدل ۲۱

مأخذ: نگارندگان

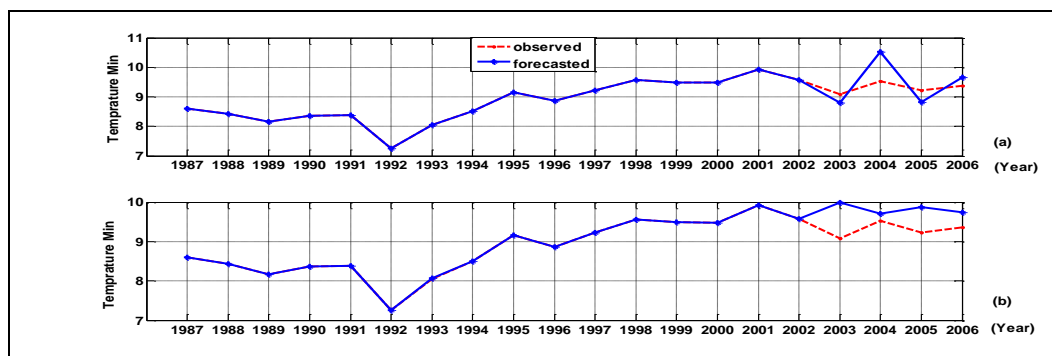
به طور کلی بررسی‌های انجام شده از نتایج موجود نشان می‌دهد در پیش‌بینی ماهانه با شبکه‌های FeedForward بهترین مدل طراحی شده جهت پیش‌بینی حداقل دما، مدل‌های ۴، ۷، ۲۶ می‌باشند که دارای کمترین میزان خطا و بالاترین ضریب همبستگی (۹۸ درصد) می‌باشند (شکل ۲). بالاترین خطا مربوط به مدل ۳ می‌باشد که علت آن، ورود شاخص NAO به شبکه و کم بودن پارامترهای ورودی تشخیص داده شده است (شکل ۲ قسمت a). پارامترهای ورودی SUN و شاخص نوسان قطبی AO نقش افزاینده و شاخص NAO نقش کاهنده در پیش‌بینی کمینه دما داشته‌اند.



مأخذ: نگارندگان

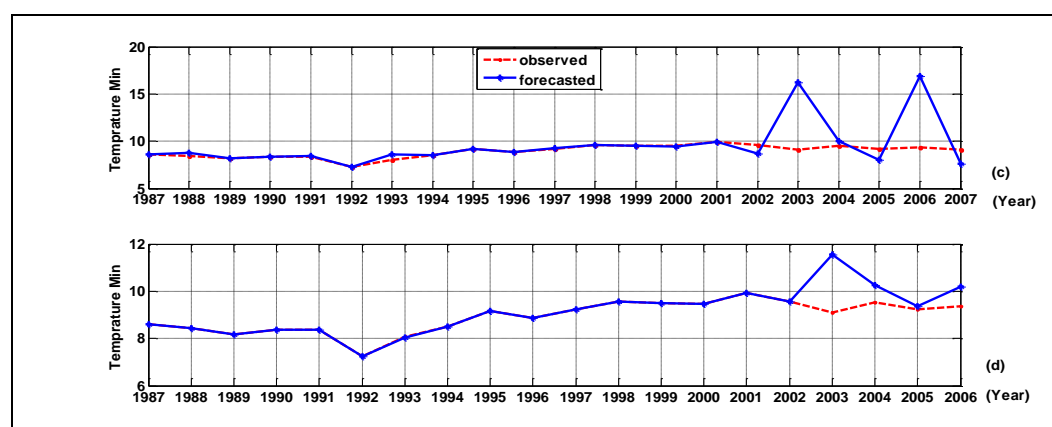
**شکل ۲:** مقایسه نتایج پیش‌بینی شده (forecasted) و مشاهده‌ای (Observed) کمینه دما با پارامترهای ورودی: (a) شاخص NAO، (b) شاخص SUN، (c) شاخص‌های AO، NAO، SUN

با توجه به جدول شماره (۷) بهترین مدل جهت پیش‌بینی سالانه حداقل دما با شبکه‌های FeedForward، مدل‌های ۸ و ۱۸ با بالاترین ضریب همبستگی (۰/۹۵) و کمترین خطا (۰/۵۶) است. مدل ۲۱ که بیشترین ورودی‌ها را در بین دیگر مدل‌ها به خود اختصاص داده است نتایج خوبی را نشان نمی‌دهد (شکل ۳). بنابراین تنها افزایش ورودی شبکه عاملی در کاهش خطا و همبستگی بالا نمی‌باشد. بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی کمینه دمای سالانه، مدل‌های ۴، ۵، ۸، ۱۱، ۱۴، ۱۸ و ۱۹ با ضرایب همبستگی بین ۷۵ تا ۹۵ درصد می‌باشند. در بین ورودی‌های بکار گرفته شده، شاخص‌های NOI، PDO TNA، به‌عنوان ورودی‌های مؤثر در کاهش خطا و افزایش همبستگی شناخته شده‌اند به عبارتی نقش افزاینده مثبت داشته‌اند. در بین مدل‌های طراحی شده با ترکیب بالاترین مقدار RMSE AME و پایین‌ترین  $R^2$  شامل مدل‌های ۲، ۳، ۶، ۷، ۱۰، ۱۶، ۲۰ می‌باشند. با بررسی‌های انجام شده مشخص شده است که شاخص‌های NAO، SOI، TNA و ساعات آفتابی نقش کاهنده داشته و در صورتی که به همراه ورودی‌های مؤثر به شبکه اعمال شوند، نقش دیگر ورودی‌ها را تقلیل کرده و همبستگی را کاهش می‌دهند. (شکل ۳).



مأخذ: نگارندگان

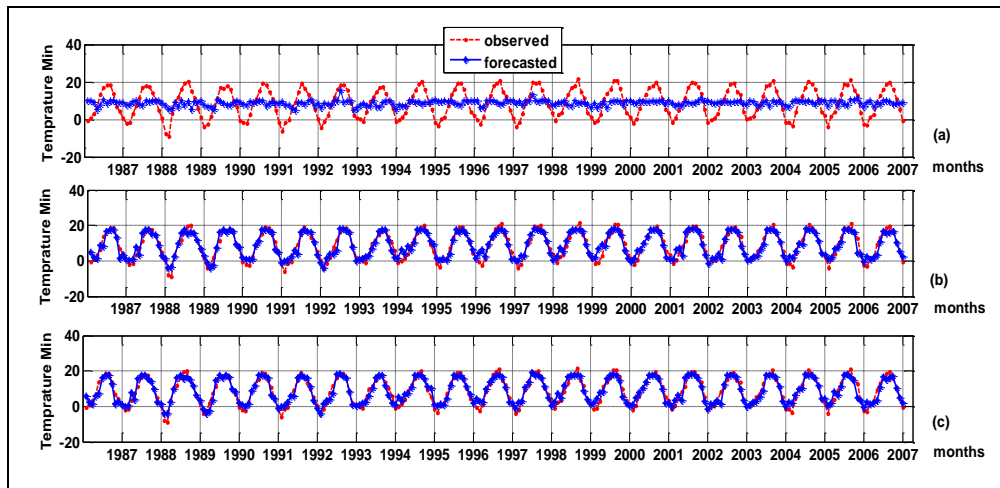
شکل ۳: مقایسه نتایج پیش‌بینی شده (forecasted) و مشاهده‌ای (Observed) کمینه دما توسط بهترین مدل‌های ساخته‌شده با پارامترهای ورودی: (a) شاخص‌های NOI, PDO, TNA, AO, SIBRI (b) شاخص‌های AO, SIBRI, NOI



مأخذ: نگارندگان

شکل ۴: مقایسه نتایج پیش‌بینی شده (forecasted) و مشاهده‌ای (Observed) کمینه دما ساخته‌شده با پارامترهای ورودی: (c) شاخص AO، (d) شاخص‌های NOI, PDO, TNA

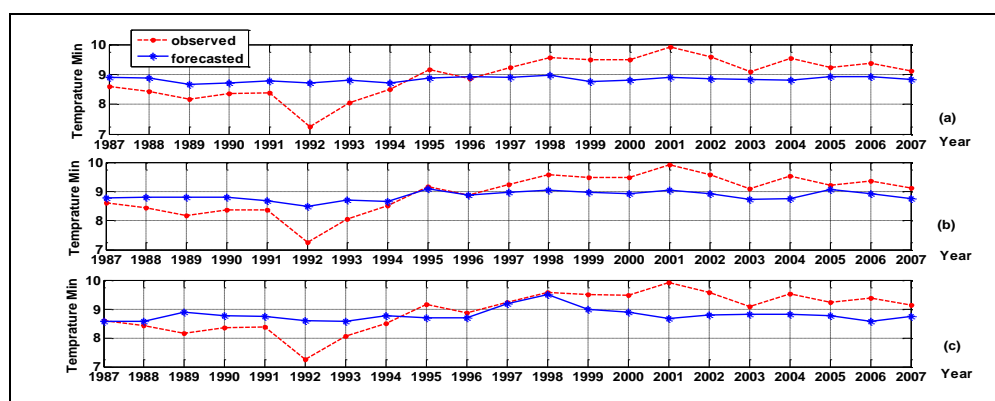
پیش‌بینی ماهانه کمینه دما در مدل شبکه‌های Radial Basis، مدل‌های ۴ و ۷ با همبستگی (۹۸ درصد) مدل بهینه تشخیص داده‌شده است. دو شاخص AO و SUN از جمله ورودی‌های افزایشی می‌باشند. با توجه به نتایج فوق تشخیص داده‌شده است که افزایش ورودی عاملی جهت بهبود شبکه نیست بلکه استفاده از ورودی که ارتباط معناداری با خروجی داشته باشد، بهترین نتایج را ایجاد کرده است. شاخص NAO، ورودی شبکه، نقش کاهنده داشته است، به طوری که در مدل ۴ که به شبکه اعمال نشده است، میزان خطا به میزان قابل توجهی کاهش پیدا کرده است. مدل ۳ کمترین ضریب همبستگی را داشته است (شکل ۵).



مأخذ: نگارندگان

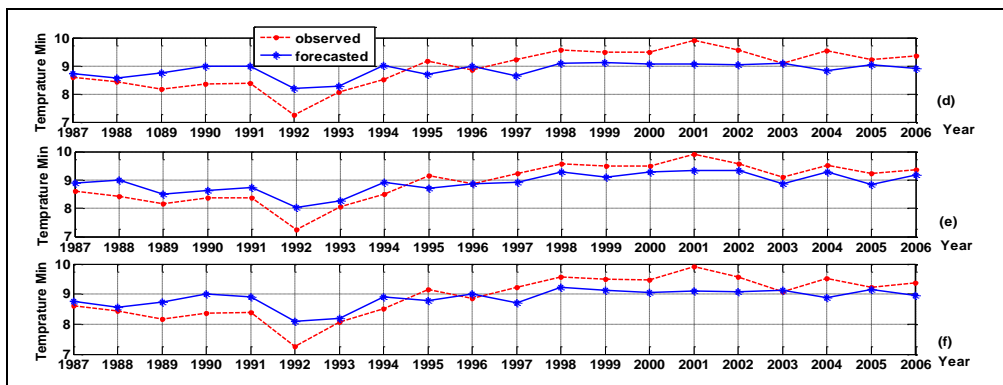
**شکل ۵:** مقایسه نتایج پیش‌بینی شده (forecasted) و مشاهده‌ای (Observed) کمینه دما با پارامترهای ورودی: (a) شاخص NAO، (b) شاخص AO, SUN، (c) شاخصهای AO, NAO, SUN

با توجه به جدول ۷، در پیش‌بینی سالانه کمینه دما با شبکه‌های Radial Basis، مدلی با ترکیب بهینه کمترین مقدار AME، RMSE، صحت سنجی و بالاترین  $R^2$  انتخاب گردیده است. بهترین مدل‌ها در پیش‌بینی کمینه دمای سالانه، مدل‌های ۵، ۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۱ می‌باشند که ضرایب همبستگی بین ۷۵ تا ۹۸ درصد را دارا می‌باشند. البته مدل ۱۷ با ضریب همبستگی ۹۸ درصد و خطای ۰/۴۸ در مرحله تست به‌عنوان شبکه بهینه شناسایی شده است (شکل ۷ قسمت d). در بین ورودی‌ها بکار گرفته شده، شاخص‌های AO, SIBRI, NOI, PDO, TNA به‌عنوان ورودی‌های مؤثر شناخته شده‌اند (شکل ۷). در بین مدل‌های طراحی‌شده بالاترین مقدار AME، RMSE و پایین‌ترین  $R^2$  شامل مدل‌های ۲، ۳، ۴، ۷، ۹، ۱۰، ۱۱، ۱۲، ۱۳ می‌باشند. با بررسی‌های انجام شده مشخص گردید که شاخص‌های NAO, SOI, TNI و ساعات آفتابی نقش کاهنده در بین ورودی‌ها داشته‌اند. (شکل ۶).



مأخذ: نگارندگان

**شکل ۶:** مقایسه نتایج پیش‌بینی شده (forecasted) و مشاهده‌ای (Observed) کمینه دما توسط بدترین مدل‌های ساخته شده با پارامترهای ورودی: (a) شاخص NAO، (b) شاخص‌های SUN, NAO، (c) شاخص‌های TNI

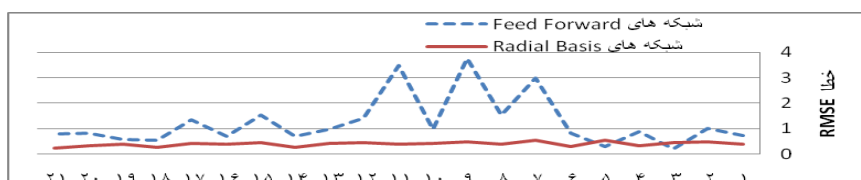


مأخذ: نگارندگان

شکل ۷: مقایسه نتایج پیش‌بینی شده (forecasted) و مشاهده‌ای (Observed) کمینه دما توسط بهترین مدل‌های ساخته شده با پارامترهای ورودی: (d) شاخص‌های PDO, NOI, (e) شاخص‌های AO, SIBRI, NOI, (f) شاخص‌های TNA, NOI, PDO

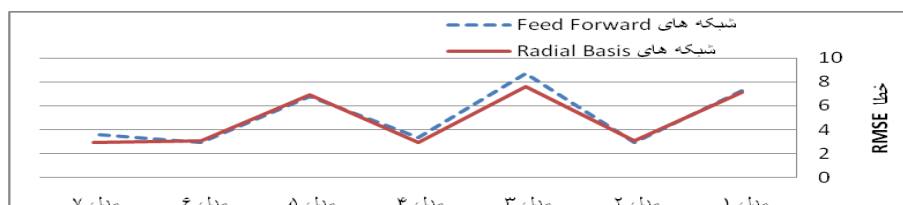
به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه‌های FeedForward و Basis Radial با یکدیگر نمودار عملکرد (خطا) هر

یک از شبکه‌های عصبی در روش پیش‌بینی سالانه و ماهانه ترسیم گردیده است (نمودارهای ۸ و ۹).



مأخذ: نگارندگان

شکل ۸: مقایسه RMSE در شبکه‌های FeedForward و Radial Basis (پیش‌بینی سالانه)



مأخذ: نگارندگان

شکل ۹: مقایسه RMSE در شبکه‌های FeedForward و Radial Basis (پیش‌بینی ماهانه)

بررسی‌های انجام شده در هر دو روش پیش‌بینی ماهانه و سالانه نشان می‌دهد، میزان خطا در شبکه‌های Radial Basis کمتر از شبکه‌های FeedForward بوده است. این موضوع برتری شبکه‌های Radial Basis را از نظر میزان خطا در پیش‌بینی نسبت به شبکه‌های FeedForward در پیش‌بینی ماهانه و سالانه تأیید می‌کند.

### نتیجه‌گیری

شبکه‌های عصبی از ابزارهای جدیدی است که در سیستم‌های غیرخطی و نامعین که روابط بین اجزاء و پارامترهای سیستم به خوبی شناخته شده نیست، قادر به تحلیل و شبیه‌سازی می‌باشند. پیش‌بینی کمینه دما با استفاده از روش شبکه

عصبی، همچنین چگونگی استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار (FeedForward) و (Radial Basis) و مقایسه آن‌ها با یکدیگر و روش‌های آماری در شهر کرج موضوع این پژوهش بوده است. نتایج پژوهش نشان داد که روش (Radial Basis) بهترین عملکرد و هر یک از شاخص‌های پیوند از دور نیز تأثیرات مختلفی را در پیش‌بینی دمای کمینه ایستگاه کرج داشته‌اند. در پژوهش‌های قبلی در زمینه عملکرد بهتر روش شبکه‌های عصبی، علیجانی و قویدل رحیمی (۱۳۸۴) در مقایسه و پیش‌بینی تغییرات دمای سالانه تبریز با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، نورایی (۱۳۹۲) در دو شهر ارومیه و تبریز، عظیمی (۱۳۹۴) در شمال خوزستان، محنت کش (۱۳۹۵) در زاگرس مرکزی و قالدی (۱۳۹۴) در خراسان رضوی و در زمینه کارآمدی مدل رادیال بیس با پژوهش امران مقصود (۲۰۰۴) و گلابی (۱۳۹۲) هماهنگی دارد. در زمینه پیش‌بینی افزایش دمای کمینه شهرستان کرج نیز، محققانی همچون معروفی (۱۳۹۵) برای نیمه غربی کشور و محمدی (۱۳۹۵) در ایران انطباق دارد؛ از این رو، می‌توان اعتبار نتایج این بخش از پژوهش را با استناد به مطالعات پیشین مورد تأیید قرار داد.

اما پژوهش کنونی با کاربرد بیشتر روش‌های مورد استفاده در شبکه عصبی، مقایسه بین مدل‌های مختلف آن، انتخاب شاخص‌های پیوند از دور مهم و تأثیرگذار بر آب‌وهوای منطقه پژوهش و انتخاب دوره آماری بلندمدت و متفاوت ماهانه و سالانه توانسته است بر صحت و دقت نتایج بیفزاید. این در حالی است که مطالعات داخلی پیشین عموماً با عدم مقایسه دقت مدل‌های مورد استفاده در روش شبکه عصبی مصنوعی و تعداد کمتر شاخص‌های پیوند از دور در بررسی تأثیر و ارتباط آن با میزان پیش‌بینی دمای کمینه مانند پژوهش حجازی زاده و همکاران (۱۳۹۲) انجام شده‌اند. نکته مشترک پژوهش حاضر با دیگر مطالعات داخلی نیز می‌تواند در عملکرد بهتر روش شبکه عصبی مصنوعی و پیش‌بینی افزایش دمای کمینه طی دوره آماری باشد. بهترین مدل در پیش‌بینی ماهانه و سالانه مدل (Radial Basis) با بالاتری ضریب همبستگی (۹۸ درصد) شناخته شده است. مقایسه میزان خطا در روش شبکه‌های عصبی با روش‌های آماری و رگرسیونی حاکی از برتری مدل شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی عناصر اقلیمی دارد.

به طور کلی نتایج به دست آمده حاکی از عملکرد مطلوب شبکه‌های عصبی (Radial Basis)، با کمترین میزان خطا (۴۸٪) و بالاترین همبستگی ۹۸ درصد در پیش‌بینی کمینه دما است. با عدم دسترسی به داده‌های مورد نیاز، این شبکه‌ها می‌توانند راهکار مناسب‌تری نسبت به روش‌های تجربی باشند. در این پژوهش با استفاده از داده‌های شاخص‌های اقلیمی SIBRI, AO, NAO, TNA, SOI, PDO, و ساعات آفتابی (به صورت سالانه) و داده‌های شاخص‌های AO, NAO و ساعات آفتابی (به صورت ماهانه)، پیش‌بینی ماهانه و سالانه کمینه دمای شهر کرج با استفاده از شبکه‌های عصبی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که شاخص‌های SIBRI, AO, PDO, TNA بیشترین تأثیر (۸۱ تا ۹۵ درصد همبستگی) و شاخص‌های NAO, SOI, TNI و ساعات آفتابی کمترین تأثیر را در پیش‌بینی سالانه داشته‌اند. در پیش‌بینی ماهانه شاخص AO و ساعات آفتابی بیشترین و شاخص NAO کمترین تأثیر را داشته‌اند. از دیگر نتایج این پژوهش آن است که با استاندارد کردن داده‌ها می‌توان به نتایج بهتری جهت پیش‌بینی دست پیدا کرد.

## منابع

- ۱- ابراهیمی هروی، بهروز. کاظم رنگرن. حمیدرضا ریاحی بختیاری. ایوب تقی زاده. (۱۳۹۴): تعیین درجه حرارت سطح اراضی شهری با استفاده از تصاویر ماهواره لندست مطالعه موردی کرج، سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، سال ششم، شماره دو، بوشهر.
- ۲- احمدی، اسماعیل. (۱۳۸۲). طبقه‌بندی تغییرات بارش بوشهر با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ANN مبتنی بر مدل خود سازنده کوهونن SOM، رساله کارشناسی ارشد، استاد راهنما: بهلول علیجانی، دانشگاه تربیت معلم، گروه اقلیم‌شناسی.
- ۳- اسفندیاری درآباد، فریبا. سید اسعد حسینی. محمد آزادی مبارکی. زهرا حجازی زاده. (۱۳۸۹): پیش‌بینی میانگین دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه، مجله جغرافیا، شماره ۲۷، تهران.
- ۴- براتی، غلامرضا. (۱۳۷۵): طراحی و پیش‌بینی الگوهای سینوپتیک یخبندان‌های بهاره ایران، رساله دوره دکتری، استاد راهنما: بهلول علیجانی، دانشگاه تربیت مدرس، گروه اقلیم‌شناسی، تهران.
- ۵- براتی، غلامرضا. سید شفیع موسوی. (۱۳۸۴): جابجایی مکانی موج‌های زمستانی گرما در ایران، جغرافیا و توسعه، شماره ۵، زاهدان.
- ۶- باقر زاده چهره، کیارش. (۱۳۸۴): ارزیابی سیگنال‌های هواشناسی در پیش‌بینی خشک‌سالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در استان تهران، پایان‌نامه دوره کارشناسی ارشد، استاد راهنما: سعید مرید، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده مهندسی، گروه عمران.
- ۷- بیاتی خطیبی، مریم. فریبا کریمی. مجید زاهدی. داوود مختاری. (۱۳۹۰): بررسی تأثیرات وقوع خشک‌سالی‌های اخیر در تشدید فرسایش خندقی و رخداد لغزش‌ها، مصنوعی در حوضه آذرشهر چای، با استفاده از روش شبکه عصبی، فصل‌نامه تحقیقات جغرافیایی، سال بیست و ششم، شماره دو، مشهد.
- ۸- جلیلیان، امیرحسین. محمد دارند. (۱۳۹۱): پیش‌بینی بارش اصفهان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، سال دوازدهم، شماره بیست و ششم، تهران.
- ۹- جهانبخش، سعید. ناصر بابا پور. اکبر علی. (۱۳۸۲): بررسی و پیش‌بینی متوسط دمای ماهانه تبریز با استفاده از مدل آریمای ARIMA، فصل‌نامه تحقیقات جغرافیایی، سال هجدهم، شماره سه، مشهد.
- ۱۰- حجابی، سمیه. جواد بذرافشان. نوذر قهرمان. (۱۳۹۲): مقایسه مهارت مدل‌های استوکاستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی و پیش‌بینی مقادیر و طبقات شاخص بارندگی استاندارد شده، پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی، سال چهل و پنجم، شماره دو، تهران.
- ۱۱- حجازی زاده، زهرا. ابراهیم فتاحی. محمد سلیقه. فاطمه ارسلائی. (۱۳۹۲): بررسی تأثیر سیگنال‌های اقلیمی بر بارش ناحیه مرکزی ایران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، سال دوازدهم، شماره بیست و نهم، تهران.
- ۱۲- خورشید دوست، علی‌محمد. مجتبی نساچی زواره. باقر قرمز چشمه. (۱۳۹۱): بازسازی سری‌های زمانی دمای روش حداکثر و حداقل روزانه با استفاده از نزدیک‌ترین همسایه و شبکه‌های عصبی مصنوعی مطالعه موردی غرب استان تهران، فصل‌نامه علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی، سال دوازدهم، شماره سی و هشتم، اهر.
- ۱۳- درواری، زهرا. وحید غلامی. عیسی جوکار سرهنگی. (۱۳۹۰): شبیه چشمه سازی آینده شبکه‌های کارستی با استفاده از مصنوعی عصبی مطالعه موردی ارتفاعات البرز مرکزی، پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی، سال چهل و سوم، شماره هفتاد و هفتم، تهران.
- ۱۴- دارند، محمد. زهرا دولت یاری. فریبا اصلانی اسلمرز. (۱۳۹۳): بررسی رفتار فرین‌های بارش و دمای کرمانشاه به کمک آزمون‌های آماری، فضای جغرافیایی، اهر.
- ۱۵- رضانی چرمینه، عبد اله. محمد ذونعمت کرمانی. (۱۳۹۶): بررسی کارایی روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و رگرسیون خطی چند متغیره به‌منظور پیش‌بینی تراز سطح آب‌های زیرزمینی مطالعه موردی. دشت شهرکرد، پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، سال هشتم، شماره پانزدهم، ساری.



- ۱۶- رحیمی خوب، علی. محمدرضا بهبهانی. محمدهادی نظری فر. (۱۳۸۹): پیش‌بینی دمای هوای استان خوزستان بر اساس داده‌های ماهواره نوا و مدل شبکه عصبی مصنوعی، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، جلد ۱۱، شماره ۴۲، اصفهان.
- ۱۷- زارع ایبانه، حمید. مریم بیات ورکشی. صفر معروفی. علیرضا ایلدرومی. (۱۳۹۰): شبیه‌سازی سطح ایستابی دشت ملایر بر اساس داده‌های هواشناسی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، سال چهل و سوم، شماره هفتادوهشت، تهران.
- ۱۸- زهتابیان، غلامرضا. حسن احمدی. علی‌اکبر نظری سامانی. امیر هوشنگ احسانی. مهدی تازه. (۱۳۹۶): تعیین مهم‌ترین پارامترهای ژئومرفومتري کمی در طبقه‌بندی دشت‌سرهای مناطق بیابانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و آنالیز حساسیت، مجله منابع طبیعی ایران، سال هفتم، شماره یکم، کرج.
- ۱۹- زهدی، رضا. (۱۳۸۰): کاربردهای صنعتی منطق و شبکه‌های عصبی فازی، انتشارات انستیتو ایزایران، تهران.
- ۲۰- سازمان هواشناسی کشور. (۱۳۸۰): اقلیم و گردشگری در استان تهران. انتشارات وزارت راه ترابری و سازمان هواشناسی کشور، تهران.
- ۲۱- صداقت کردار، عبدالم... ابراهیم فتاحی. (۱۳۷۸): شاخص‌های پیش‌آگاهی خشک‌سالی در ایران، مجله جغرافیا و توسعه، سال ششم، شماره یازدهم، زاهدان.
- ۲۲- عظیمی، عزیز. کاظم رنگزن. مصطفی کابلی زاده. محمد خرمیان. (۱۳۹۴): برآورد تبخیر و تعرق با استفاده از سنجش‌ازدور، شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج آن با روش پنمن- ماتیت- فائو در باغات مرکبات شمال خوزستان، سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، سال ششم، شماره چهارم، بوشهر.
- ۲۳- علیجانی، بهلول. یوسف قویدل رحیمی. (۱۳۸۴): مقایسه و پیش‌بینی تغییرات دمای سالانه تبریز با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین با استفاده از روش‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی، مجله جغرافیا و توسعه، سال سوم، شماره ششم، زاهدان.
- ۲۴- عزیزی، قاسم. محمود روشنی. (۱۳۸۶): مطالعه تغییر اقلیم در سواحل جنوبی دریای خزر به روش من-کنندال، پژوهش‌های جغرافیایی، ۶۴، تهران.
- ۲۵- فرجام نیا، ایمان. ناصری، محسن. احمدی، سید محمد مهدی (۱۳۸۶): پیش‌بینی قیمت نفت با دو روش ARIMA و شبکه‌های عصبی مصنوعی، فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، سال نهم، شماره سی و دوم، تهران.
- ۲۶- فلاح قاهره، غلام عباس. فهیمه شاکری. (۱۳۹۴): کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش زمستانه، علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، سال نهم، شماره سی و یکم، کرج.
- ۲۷- فرج زاده اصل، منوچهر. محمد احمدی. بهلول علیجانی. یوسف قویدل رحیمی. عباس مفیدی. ایمان بابائیان. (۱۳۹۲): بررسی وردایی الگوهای پیوند از دور و اثر آن‌ها بر بارش ایران، مجله پژوهش‌های اقلیم‌شناسی، سال چهارم، شماره پانزده، مشهد.
- ۲۸- قویدل، رحیمی. (۱۳۸۹): آشکارسازی آماری اثر گرمایش جهانی بر ناهنجاری‌های بارش سالانه جلقا با استفاده از شبکه‌های مصنوعی، مجله جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، سال بیست و یکم، شماره دو، اصفهان.
- ۲۹- کرم، امیر. نازیلا یعقوب نژاد اصل. (۱۳۹۲): کاربرد منطق فازی در ارزیابی تناسب زمین برای توسعه کالبدی شهر مطالعه موردی کلان‌شهر کرج، فصلنامه علمی- پژوهشی انجمن جغرافیای ایران، سال یازدهم، شماره سی و ششم، تهران.
- ۳۰- کوچک زاده، مهدی. عارف بهمنی. (۱۳۸۴): ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کاهش پارامترهای مورد نیاز، جهت برآورد تبخیر و تعرق مرجع، مجله علمی-پژوهشی علوم کشاورزی، سال یازدهم، شماره چهارم، تهران.
- ۳۱- کیا، مصطفی (۱۳۸۷): شبکه‌های عصبی در MATLAB، انتشارات کیان رایانه سبز، تهران.
- ۳۲- گتھیری، بهروز. (۱۳۸۳): گزیده مطالعات محدودیت‌ها و امکانات طبیعی، انتشارات مرکز مطالعات و تحقیقات شهرسازی و معماری ایران، تهران.
- ۳۳- گلابی، محمدرضا. علی محمد آخوند علی. فریدون رادمنش. (۱۳۹۲): مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بارندگی فصلی مطالعه موردی: ایستگاه‌های منتخب استان خوزستان، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، سال سیزدهم، شماره سی‌ام، تهران.

- ۳۴- متراتا، ماریوس. (۲۰۰۶): بررسی کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی در سیستم‌های پیش‌بینی هیدرولوژیکی و عملیاتی، ترجمه پرویز خسروی عباس رهدار، کنفرانس دیدبانی آب و سیستم اطلاعات جهت حمایت از تصمیم‌گیری‌ها در جمهوری مقدونیه.
- ۳۵- محمد پور، رضا. فرهنگ محمد پور. (۱۳۹۳): پیش‌بینی تغییرات عمق آب شستگی در اطراف گوشواره پل‌ها با استفاده از سامانه منطق فازی-عصبی، ANFIS و شبکه‌های عصبی، ANNs، مجله مهندسی منابع آب، سال هفتم، شماره بیستم، مردادشت.
- ۳۶- محمدی، حسین. فیروز رنجبر. معصومه مقبل. (۱۳۹۵): اثرات گرمایش جهانی بر دمای کمینه ایران، فصل‌نامه علمی پژوهشی و بین‌المللی انجمن جغرافیای ایران، سال چهاردهم، شماره پنجاه‌ویک، تهران.
- ۳۷- محنت کش، عبدالمحمد. شمس‌ا... ایوبی. احمد جلالیان. امیر احمد دهقانی. (۱۳۹۵): مقایسه مدل‌های رگرسیون چند متغیره خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد عملکرد گندم در مناطقی از زاگرس مرکزی، نشریه زراعت دیم ایران، سال پنجم، شماره دو، مراغه.
- ۳۸- مجرد قره‌باغ، فیروز. (۱۳۷۶): تحلیل و پیش‌بینی یخبندان در آذربایجان، رساله دوره دکتری، استاد راهنما: علی‌اصغر موحد دانش، دانشگاه تربیت مدرس، گروه جغرافیا، تهران.
- ۳۹- ناهی، سعید. (۱۳۸۴): پیش‌بینی بار روزهای خاص و تعطیل در شبکه فوق توزیع به کمک شبکه عصبی و فازی، کنفرانس سیستم‌های فازی، شیراز.
- ۴۰- ندیری، عطا... کیوان نادری. اصغر اصغری مقدم. محمدحسن حبیبی. (۱۳۹۵): پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و زمین‌آمار مطالعه مورد: آبخوان دشت دوزد وزان، نشریه علمی پژوهشی جغرافیا و برنامه‌ریزی، سال بیستم، شماره پنجاه‌وهشت، تبریز.
- ۴۱- نورانی، وحید. مینا سیاح فرد. (۱۳۹۲): آنالیز حساسیت داده‌های ورودی به شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور برآورد مقدار تأخیر روزانه، آب و فاضلاب، شماره ۳، اصفهان.
- ۴۲- نورسیس، ماریجا. (۱۳۸۳): آموزش آنالیز آماری داده‌ها در SPSS، ترجمه اکبر فتوحی و فریبا اصغری، انتشارات کانون نشر علوم، تهران.
- ۴۳- ولی، عباسعلی. محمدحسین رامشت. عبدا... سیف. رضا قضاوی. (۱۳۹۰): مقایسه کار آبی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش رگرسیون برای بینی بار رسوب جریان آبخیز مطالعه موردی حوضه سمندگان، مجله جغرافیا و برنامه، سال بیست و دوم، شماره چهل‌وچهار، تبریز.
- ۴۴- یزدان پناه، حجت اله. غلامعلی کمالی. داریوش رحیمی. (۱۳۸۷): تعیین پتانسیل اقلیمی کشت گندم دیم در استان آذربایجان شرقی به کمک شبکه‌های عصبی هوشمند و GIS، تحقیقات جغرافیایی، سال بیست و سوم، شماره دو، مشهد.

45- Aksoy, H., Ahmad, D. (2009): Artificial Neural Network Models for Forecasting Monthly Precipitation in Jordan, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(7), Pp. 917 – 931.

46- Aussem, A., Murtagh, F, and Sarazin, M. (1995): Dynamical Recurrent Neural Networks - Towards Environmental Time Series Prediction, *International Journal of Neural Systems*, 6(2), pp. 145-170.

47- Argaud, L., Tristan F., Quoc-Hung L., Aure'lia, M., Diana, C., Pierre, A., Roland, D., Dominique, R. (2007): Short- and Long-Term Outcomes of Heatstroke Following the 2003 Heat Wave in Lyon, France, *Arch Intern Med*, 167 (20), pp. 2177-2183.

48- Ashour, M.A., Elzahaby, S.A., Abdalla, M.I (2016): Backpropagation Neural Network Approach for Mean Temperature Prediction, *Journal of IJRRAS*, vol 29, NO 1, Pp, 12-18.

49- Bodri, L., Cermak, V. (2003): Prediction of Surface Air Temperatures by Neural Network, Example Based on Three-Year Temperature Monitoring at Spořilov Station, *Studia Geophysica et Geodaetica*, 47(1), pp. 173-184.

50- Bare, M. A., Rodier, J. A. (1985): Hydrological Aspects of Drought, UNESCO-WMO.

- 51- Hamzacebi, C. 2008. Improving Artificial Neural Networks' Performance in Seasonal Time Series Forecasting, *Information Sciences*, 178(23), pp. 4550–4559.
- 52- Hulya, K.D., Erdogan, O., Cevdet, M. (2006): The Use of Neural Networks for The Prediction of Wear Loss and Surface Roughness of AA 6351 Aluminium Alloy, *Materials & Design*, 27(2), pp. 156-159.
- 56- Imran, M., Khan, M. R., Ajith, A. (2004): An Ensemble of Neural Networks for Weather Forecasting, *Neural Computing & Applications*, 13 (2), pp. 112-122.
- 57- Kermanshahi, B., (1998): Recurrent Neural Network for Forecasting Next 10 Years Loads of Nine Japanese utilities, *Neurocomputing*, 23(1-3), pp. 125-133.
- 58- Litta, A.J., Sumam, M., and Mohanty, U.C (2013): Artificial Neural Network Model in Prediction of Meteorological Parameters During Premonsoon Thunderstorms,” *International Journal of Atmospheric Sciences*, vol. Article ID 525383, Pp, 1-14. <https://doi.org/10.1155/2013/525383>.
- 59- Makkeasorn, A., Chang, N. B., Zhou, X. (2008): Short-term Stream Flow Forecasting With Global Climate Change Implications – A Comparative Study Between Genetic Programming and Neural Network Models, *Journal Hydrology*, 352(3-4), pp. 336-354.
- 60- Parida, B.P., Moalafhi, D.B., Kenabatho, P.K. (2006): Forecasting Runoff Coefficients Using ANN for Water Resources Management: The Case of Notwane Catchment in Eastern Botswana, *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 31(15), 16, Pp. 928-93۴
- 61- Pritpal, S., Bhogeswar, B. (2013): Indian Semmer Monsoon Rainfall Prediction Using Artificial Neural Network, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 27(7), Pp. 1585-1599.
- 62- Romano, M., Shie-Yui, L., Minh T., Pavlo Z., ChiDung, D., MyHa, D., Pavel, T. (2009): Artificial Neural Network for Tsunami Forecasting, *Asian Earth Sciences*, 36(1), Pp. 29-37.
- 63- Samani, N., Gohari-Moghadam, M., Safavi, A.A. (2007): A Simple Neural Network Model for the Determination of Aquifer Parameters, *Journal Hydrology*, 340(1,2), Pp. 1-11.