

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی بارش، ریشه میانگین مربعات خطا، روش کریجینگ، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ضریب همبستگی پیرسون.

## کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش زمستانه

غلامعباس فلاح قاله‌ری<sup>۱</sup> و فهیمه شاکری<sup>۲</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۸/۳۰

### مقدمه

آب مایه حیات است، از این رو بارش بخش اجتناب ناپذیری از حیات اقتصادی و اجتماعی هر کشور است. با توجه با اینکه روند گرمایش جهانی در نقاط مختلف دنیا افزایش یافته است، پیش‌بینی و برآورد بارش بیش از پیش اهمیت یافته است [۴]. در سال‌های گذشته محققین از شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزاری برای شبیه‌سازی رفتار سیستم‌هایی که توسط فرایندهای غیر خطی چند متغیره و ناشناخته کنترل می‌شوند، استفاده نموده‌اند [۴]. اطلاع از میزان بارش برای استفاده و مدیریت منابع آب ضروری است. بارش یکی از پیچیده‌ترین و مشکل‌ترین عناصر چرخه هیدرولوژی است و مدل‌سازی آن به دلیل تغییرات گسترده زمانی و مکانی آن مشکل است. پیچیدگی فرایندهای جوی که باعث تولید بارش می‌شوند، پیش‌بینی کمی آن را با مشکل مواجه می‌کند [۱۵]. تات و همکاران<sup>۲</sup> [۲۴] از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تحلیل سریهای زمانی و روش نزدیکترین همسایه برای پیش‌بینی بارش در حوزه رودخانه سیو در ایتالیا استفاده نمودند. نتایج آنها حاکی از برتری شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش است. آگبولا<sup>۳</sup> و همکاران [۲] از منطق فازی برای پیش‌بینی بارش در غرب نیجریه استفاده نمودند. نتایج آنها حاکی از کارایی و انعطاف پذیری بالای مدل منطق فازی در مدل‌سازی بارش است. هونگ و همکاران<sup>۴</sup> [۱۵] از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بارش ساعتی در بانکوک تایلند استفاده نمودند. نتایج آنها حاکی از رضایت بخش بودن پیش‌بینی بارش برای بازه ۱ تا ۳ ساعت جلوتر است. تحلیل حساسیت نشان داد بعد از بارش، مهم‌ترین پارامتر، دمای دماسنج تر است. شبکه‌های عصبی به طور گسترده در پیش‌بینی بسیاری از فرایندهای هیدرولوژیکی از قبیل بارش - رواناب [۱۴] و [۲۳]، جریان رودخانه [۲۶] و [۱]، مدیریت آب‌های زیرزمینی [۲۲] و شبیه‌سازی کیفی آب [۱۷] و [۱۸] استفاده شده است. یکی از کارهای پیشرو در کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بارش

### چکیده

پیش‌بینی بارش یکی از مهم‌ترین مسائل در زمینه مدیریت بهینه منابع آب در بخش‌های مختلف نظیر صنعت، شرب و کشاورزی است. پیش‌بینی بارش می‌تواند باعث جلوگیری از تلفات و خسارات ناشی از بلاای طبیعی شود. هدف از تحقیق حاضر پیش‌بینی بارش زمستانه استان خراسان رضوی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. بدین منظور، ابتدا سری زمانی بارش متوسط منطقه‌ای به روش کریجینگ در طول دوره آماری به‌دست آورده شد. سپس سری زمانی سیگنال‌های اقلیمی شامل فشار، گرادیان فشار، دما، گرادیان افقی دما، گرادیان قائم دما بین سطح دریا و سطح ۱۰۰۰ میلی بار، تابش طول موج بلند خروجی از سطح زمین، آب قابل بارش، مولفه مداری باد، مولفه نصف النهاری باد، دمای هوا در سطح ۷۰۰ میلی بار، ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ میلی بار و رطوبت نسبی در سطح ۳۰۰ میلی بار در بازه‌های زمانی مختلف محاسبه شد. در ادامه ارتباط بین پیش‌بینی کننده‌های اقلیمی با بارش متوسط منطقه با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون به دست آورده شد. پس از شناسایی سیگنال‌های موثر بر بارش منطقه، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در دوره ۱۹۹۷-۱۹۷۰ آموزش داده شد و در پایان، پیش‌بینی بارش در دوره ۲۰۰۷-۱۹۹۸ انجام شد. نتایج نشان داد شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر است بارش را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی نماید. ضریب همبستگی بین بارش مشاهده شده و پیش‌بینی شده در مرحله تست مدل، ۰/۶۶ به دست آمد. ریشه میانگین مربعات خطا نیز ۶/۹ میلی متر به‌دست آمد.

۱- نویسنده مسئول و استادیار اقلیم‌شناسی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، پست الکترونیک: ab\_fa789@yahoo.com

۲- دانشجوی دکتری اقلیم‌شناسی شهری، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری

2. Thot  
3. Agboola  
4. Hung

دیگر باران‌سنجی می‌باشند. شکل (۱) نقشه محدوده مورد مطالعه و نام ایستگاه‌های مورد استفاده را نشان می‌دهد. در این تحقیق برای تکمیل برخی از نواقص اطلاعاتی بارش از روش تفاضل‌ها و نسبت‌ها و برای آزمون همگنی داده‌ها از آزمون ران تست استفاده شده است.

### داده‌های مورد نیاز

داده‌های مورد نیاز به استثنای داده‌های بارش که از سازمان هواشناسی کشور اخذ شده است، از سایت نوا<sup>۳</sup> در شبکه‌های ۲/۵×۲/۵ درجه در فاصله بین سال‌های ۲۰۰۷-۱۹۷۰ میلادی استخراج گردیده است.

داده‌هایی که در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته‌اند به دو دسته تقسیم می‌شوند: داده‌های هواشناسی سطح زمین و داده‌های هواشناسی سطوح بالا. داده‌های هواشناسی سطوح بالای جو عبارتند از: ۱- دمای هوا در سطح ۷۰۰ میلی بار ۲- ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ میلی بار ۳- رطوبت نسبی سطح ۳۰۰ میلی بار. داده‌های هواشناسی سطح زمین عبارتند از: ۱- فشار سطح دریا ۲- اختلاف فشار سطح دریا ۳- دمای سطح دریا ۴- اختلاف دما بین سطح دریا و سطح ۱۰۰۰ میلی باری ۵- مولفه مداری باد ۶- مولفه نصف‌النهاری باد ۷- آب قابل بارش ۸- تابش طول موج بلند خروجی از سطح زمین.

در این تحقیق برای تحلیل داده‌های سطوح فوقانی جو و همچنین ۳ پارامتر سطح زمین شامل مولفه مداری باد، مولفه نصف‌النهاری باد و آب قابل بارش از دو شبکه ۵ در ۵ درجه و ۱۰ در ۱۰ درجه طول و عرض جغرافیایی استفاده شده است. محدوده جغرافیایی که داده‌های جو بالا و سطح زمین در آنها با روش تحلیل عاملی مشخص شده است، محدوده ۷۰-۰ درجه شمالی و ۱۰۰-۰ درجه شرقی می‌باشد. این محدوده مناطقی را شامل می‌شود که تغییرات الگوهای دما، فشار، رطوبت و سرعت باد در آنها بر بارش منطقه اثرگذار است [۳]. برای داده‌های هواشناسی دیگر در سطح زمین شامل فشار، دما، اختلاف فشار و اختلاف دما بین سطح دریا و سطح ۱۰۰۰ میلی باری به صورت نقطه ای عمل شده است.

### روش تحقیق

روش مورد استفاده در این تحقیق بدین صورت است که ابتدا بارش متوسط پهنه خراسان رضوی در فصل زمستان (ماه‌های ژانویه تا مارس) با استفاده از روش کریجینگ برای هر سال محاسبه شد. این کار برای تمام سال‌های آماری انجام و در نهایت میانگین بارش فصل زمستان برای پهنه استان به دست آمد. برای به دست آوردن سری زمانی بارش متوسط منطقه‌ای به ترتیب زیر عمل شد: ابتدا فایل‌های ورودی نرم‌افزار Arc map آماده شد. در ادامه واریوگرام تجربی بر داده‌ها برازش داده شد. سپس تغییرات مکانی بارش در

توسط فرنج<sup>۱</sup> و همکاران [۱۳] انجام گرفته است که از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بارش یک ساعت جلوتر استفاده شده است. مدل آنها تنها از داده‌های بارش موجود به عنوان ورودی برای مجموعه داده‌های آموزش استفاده می‌نمود که توسط مدل شبیه‌ساز ریاضیاتی بارش تولید می‌شد. کاربرد این مدل به چند علت محدود شد. به عنوان مثال، یک عدم تعامل بین فعل و انفعالات و زمان آموزش وجود داشت. به نظر می‌رسد تعداد لایه‌های پنهان و گره‌های پنهان در مقایسه با تعداد گره‌های ورودی و خروجی کافی نبوده است. با این وجود، این پژوهش هنوز به عنوان یکی از نخستین تحقیقات در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و ایجاد یک روند جدید در درک و ارزیابی نقش شبکه‌های عصبی مصنوعی در ارزیابی فرایندهای ژئوفیزیکی پیچیده در نظر گرفته می‌شود [۱۳]. پریپال و بوگسوار<sup>۲</sup> [۲۱] از شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا برای پیش‌بینی بارش مونسونی هندوستان استفاده نمودند. مدل آنها دارای یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است. آنها برای این کار از ۵ ساختار مختلف شبکه عصبی استفاده نموده‌اند. نتایج آنها حاکی از کارایی بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش مونسونی هندوستان می‌باشد. فلاح قاهره و همکاران [۱۱] از تکنیک منطق فازی و رگرسیون چند متغیره برای پیش‌بینی بارش فصلی استان خراسان رضوی استفاده نموده‌اند. نتایج آنها نشان‌دهنده کارایی هر دو روش در پیش‌بینی بارش فصلی است. از جمله پژوهش‌های دیگری که در زمینه پیش‌بینی بارش صورت گرفته است، می‌توان به تحقیقات انجام شده توسط ناظم السادات [۲۰]، علیجانی [۳]، موسوی بایگی و همکاران [۱۹] و فلاح قاهره و همکاران [۷]، [۸]، [۹]، [۱۰] و [۱۲] اشاره نمود. با توجه به اهمیت پیش‌بینی بارندگی در بسیاری از فرایندهای تصمیم‌گیری از جمله مدیریت مصرف آب در بخش کشاورزی، در این تحقیق سعی شده است با استفاده از اطلاعات اقلیمی ارتباط سیگنال‌های بزرگ مقیاس اقلیمی با بارش منطقه مورد مطالعه تعیین شود.

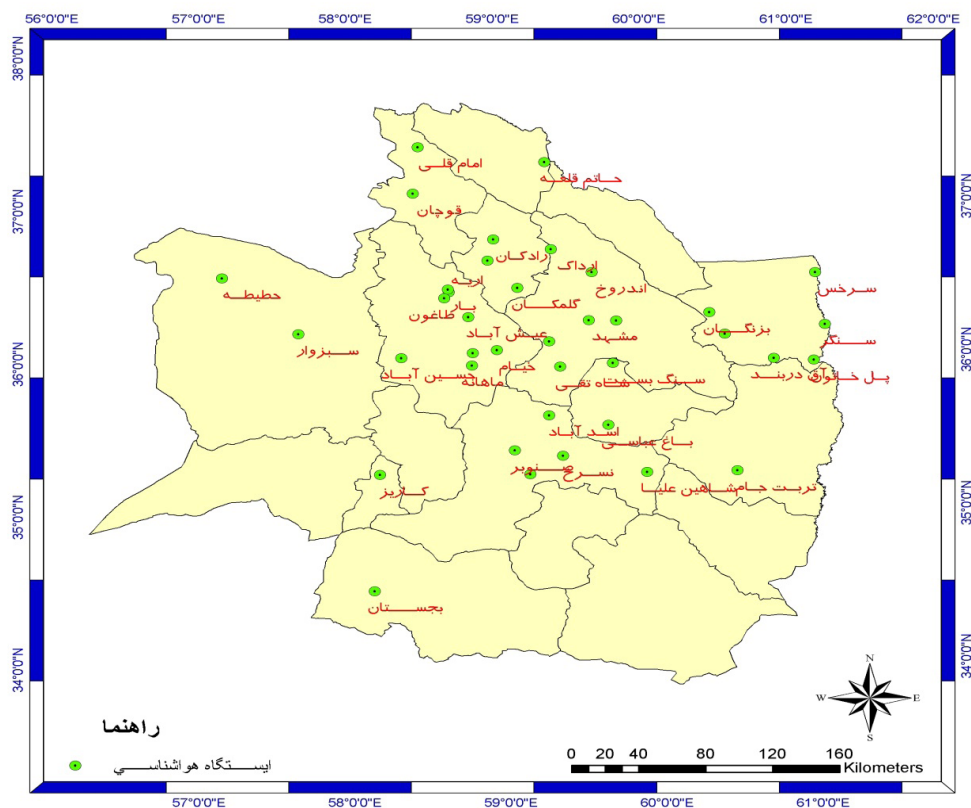
### مواد و روش‌ها

#### منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این تحقیق استان خراسان رضوی می‌باشد. سری زمانی مورد مطالعه در این تحقیق، متوسط بارش زمستانه ۳۸ ساله ژانویه تا مارس هر سال می‌باشد. داده‌های بارش زمستانه برای هر سال میلادی شامل بارندگی ۳۸ ایستگاه همدیدی، اقلیم شناسی و باران سنجی می‌باشد که از سازمان هواشناسی کشور و وزارت نیرو اخذ شده است. از این تعداد، ۲۴ ایستگاه مربوط به ایستگاه‌های باران سنجی وزارت نیرو و بقیه مربوط به سازمان هواشناسی می‌باشند. همچنین از این تعداد ۱ ایستگاه اقلیم شناسی (بار نیشابور)، ۳ ایستگاه همدیدی (مشهد، سبزوار، تربت حیدریه) و ۳۴ ایستگاه

1. French  
2. Pritpal and Bhogeswar

3. Noaa (www. cdc. noaa. gov)



شکل ۱- نقشه محدوده مورد مطالعه به همراه ایستگاه‌های منتخب

Fig. 1 Map of the region under study with selected stations

سازی بارندگی مورد ارزیابی قرار گیرد. در سناریوی اول سعی شد برای در نظر گرفتن چرخه‌های بارندگی که بعضاً در بسیاری از پدیده‌های اقلیمی وجود دارد، ترکیب سال‌های آماری رعایت شود. بدین منظور داده‌ها به سه بخش مختلف تحت عناوین داده‌های آموزشی<sup>۱</sup>، داده‌های صحت‌سنجی<sup>۲</sup> و داده‌های تست<sup>۳</sup> تقسیم شدند. به عبارت دیگر از ۳۸ سال داده، تعداد ۱۹ سال آن به عنوان داده‌های آموزشی (۱۹۸۸-۱۹۷۰)، تعداد ۹ سال به عنوان داده‌های صحت‌سنجی (۱۹۹۷-۱۹۸۹) و ۱۰ سال باقیمانده هم به عنوان داده‌های تست (۲۰۰۷-۱۹۹۸) استفاده گردیدند.

اما نتایج نشان داد با توجه به محدود بودن طول دوره آماری مورد مطالعه، مقدار بارندگی در دو سال حدی خشک (۲۰۰۱ و ۲۰۰۲) در دوره آموزش تکرار نشده اند و مدل با این داده‌های حدی آموزش ندیده است، لذا مدل قادر به پیش‌بینی این سال‌های حدی خشک نیست و لذا سناریوی دوم اجرا شد و یکی از سال‌های حدی خشک از داده‌های تست به داده‌های آموزش وارد شد و به جای آن داده دیگری از مجموعه داده‌های آموزش جایگزین گردید تا مدل با سال‌های حدی خشک نیز تحت آموزش قرار گیرد. نتایج نشان داد دقت مدل در این حالت به نحو مطلوبی افزایش می‌یابد.

1. Training
2. Validation
3. Testing

منطقه برای هر سال ترسیم و در ادامه مقادیر بارش متوسط منطقه‌ای از روی نقشه‌های ترسیم شده محاسبه گردید.

در ادامه ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرهای اقلیمی با وقوع دوره‌های کم بارش و پر بارش در محدوده مورد مطالعه مورد تحلیل آماری قرار گرفت. در گام بعد، از متغیرهایی که در گام قبل در سطح ۵ درصد معنی دار شده بودند، به عنوان پیش‌بینی کننده برای پیش‌بینی بارش توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. به دلیل اهمیت پارامترهای هواشناسی جو فوقانی نظیر مولفه مداری باد، مولفه نصف النهاری باد و آب قابل بارش در وقوع بارش، از روش تحلیل عاملی برای شناسایی مناطق موثر بر بارش استان استفاده گردید تا ناحیه وسیع‌تری مورد استفاده قرار گیرد. در این تحقیق از متغیرهایی استفاده شد که میزان همبستگی آنها با عامل مورد نظر بیش از ۶۰ درصد و مقدار واریانس تبیین شده توسط آنها بیشتر از ۵ درصد بود. به منظور بررسی ارتباط تغییرات داده‌های هواشناسی فشار، دما، اختلاف فشار و اختلاف دما، با بارش در محدوده مورد مطالعه، نقاطی تحت عنوان نقاط شاخص در مناطق مختلفی از دریاها که بر آب و هوای ایران تاثیر گذارند، مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. این نقاط در جدول ۱ نشان داده شده اند.

داده‌ها در ابتدا مورد ارزیابی قرار گرفت و مشاهده شد مقدار بارش در دو سال (سال‌های ۲۰۰۱ و ۲۰۰۲) در طول دوره آماری بسیار کم و بی سابقه بوده است. لذا سعی شد دو سناریو در مدل

جدول ۱- نام و مختصات نقاط مورد استفاده در تحلیل‌های دما و فشار سطح دریا

Table 1. Name and coordinates of used points in sea level pressure and temperature analysis

طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی (شمالی)	نام نقاط مورد استفاده	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی (شمالی)	نام نقاط مورد استفاده
Eastern longitude	Northern latitude	Names of selected point	Eastern longitude	Northern latitude	Names of selected point
50	45	شمال دریای خزر	15	43	دریای آدریاتیک
50	45	North of Caspian sea	15	43	Adriatic Sea
50	27	شمال خلیج فارس	45	5/12	خلیج عدن
50	27	North of Persian Gulf	45	12.5	Aden Gulf
35	25	شمال دریای سرخ	70-60	20-14	شبکه دریای عرب
35	25	North of red sea	60-70	14-20	Arabian Sea network
5	54	دریای شمال	60	45	دریاچه آرال
5	54	North sea	60	45	Aral Lake
65	24	دریای عمان	339-300	41-20	شبکه آزور
65	24	Oman sea	300-339	20-41	Azor network
50	39	جنوب دریای خزر	330	41	آزور
50	39	South of Caspian sea	330	41	Azor
40	14	جنوب دریای سرخ	107	54	دریاچه بایکال
40	14	South of red sea	107	54	Baykal Sea
130-90	60-50	شبکه سیبری	35	45	دریای سیاه
9-130	50-60	Siberia network	35	45	Black Sea
5	41	غرب دریای مدیترانه	320	30	مرکز اقیانوس اطلس
5	41	West of Mediterranean sea	320	30	Center of Atlantic Ocean
309	60	دریای لابرادور	30	35	گرینلند
309	60	Labrador sea	30	35	Grinland
350-300	70-54	شبکه ایسلند	70-60	14-5	اقیانوس هند
300-350	54-70	Island network	60-70	5-14	Indian Ocean

داده‌های تاریخی و ارتباط آنها با تغییر متغیرهای جوی و اقیانوسی در نقاط مختلف جهان می‌باشد. یکی از پرکاربردترین روش‌های تجربی، روش رگرسیونی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی می‌باشد. در روش دینامیکی، پیش‌بینی‌ها با استفاده از مدل‌های فیزیکی و بر مبنای سیستم‌های معادلاتی که ارزیابی سیستم اقلیم جهانی را در پاسخ به شرایط اولیه جو پیش‌بینی می‌کنند، تولید می‌شوند. روش‌های دینامیکی عمدتاً در مدل‌های پیش‌بینی عددی شرایط جوی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۲۵]. شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند شبکه عصبی طبیعی، از اجزائی به نام سلول عصبی تشکیل شده‌اند. همان طوری که در شبکه‌های عصبی طبیعی، تعدادی از سلول‌ها دریافت اثر محرک خارجی، تعدادی پردازش اطلاعات و تعدادی نیز انتقال پاسخ محرک به عضو مورد نظر را بر عهده دارند، در شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز تعدادی از سلول‌ها دریافت

پس از آزمون‌های مختلف برای آزمون شبکه، تعداد نرون‌های لایه پنهان و توابع فعالیت مختلف در لایه پنهان و خروجی، سرانجام مدل نهایی با یک لایه ورودی (با ۳۰ نرون)، یک لایه پنهان (با ۴ نرون) و یک لایه خروجی (میانگین بارش زمستانه)، دارای کمترین خطا بود و به عنوان مدل نهایی مورد استفاده قرار گرفت. تابع فعالیت لایه پنهان، تابع تانژانت‌هایپربولیک و تابع فعالیت لایه خروجی، تابع سیگموئید خطی می‌باشد.

#### ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی

طیف وسیعی از روش‌های پیش‌بینی بارش برای پیش‌بینی شرایط جوی در مقیاس محلی و منطقه‌ای به کار گرفته می‌شود. معمولاً دو روش برای پیش‌بینی بارش وجود دارد. این دو روش شامل روش تجربی و دینامیکی هستند. روش‌های تجربی بر مبنای تحلیل

و  $y$  سیگنال خروجی نرون می باشند [۹]. در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده است. معماری مدل شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است. تعداد نرون‌های لایه ورودی ۳۰، لایه پنهان ۴ و لایه خروجی ۱ عدد انتخاب شده است. تابع فعالیت لایه پنهان تانزانت هایپربولیک و تابع فعالیت لایه خروجی سیگموئید خطی است.

در این تحقیق، برای ارزیابی دقت مدل از شاخص‌های میانگین مطلق خطاها، میانگین مربعات خطاها، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۳</sup> و ضریب همبستگی استفاده گردیده است که فرمول محاسبه آنها به ترتیب به شرح زیر است:

$$MAE = \frac{\sum |e_i|}{n} \quad (۳)$$

$$MSE = \frac{\sum e_i^2}{n} \quad (۴)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (o_i - e_i)^2}{n}} \quad (۵)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (۶)$$

در معادلات فوق،  $O_i$  و  $e_i$  به ترتیب مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده متغیر در نقطه  $i$ ،  $n$  تعداد مشاهدات،  $e_i$  مقدار خطا بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده در زمان  $t$ ،  $\bar{x}$  میانگین مقادیر  $x$ ،  $\bar{y}$  میانگین مقادیر  $y$ ،  $x_i$  مقدار متغیر  $x$  در نقطه  $i$ ،  $y_i$  مقدار متغیر  $y$  در نقطه  $i$  و  $r$  ضریب همبستگی بین متغیر  $x$  و  $y$  می‌باشد.

### یافته‌های تحقیق

همانطور که در بخش قبل اشاره شد برای به دست آوردن متغیرهای اقلیمی موثر بر بارش منطقه، از روش همبستگی پیرسون استفاده شده است. به این ترتیب از کلیه متغیرهایی که در سطح معنی دار ۵ درصد با بارش منطقه همبستگی معنی دار نشان داده‌اند، به عنوان پیش‌بینی کننده در ساختار مدل پیش‌بینی بارش استفاده گردیده‌اند. بررسی‌های متعدد نشان داد بیشترین همبستگی بین متغیرهای اقلیمی و بارش متوسط منطقه‌ای در زمانی به دست می‌آید که از بازه زمانی ژولای تا نوامبر برای متغیرهای پیش‌بینی کننده استفاده گردد. بر این اساس متغیرهای زیر در بازه زمانی ژولای تا نوامبر به عنوان ورودی مدل پیش‌بینی انتخاب شده‌اند:

1. Mean Absolute Error
2. Mean Square Error
3. Root Mean Square Error (RMSE)

معلومات مسأله، تعدادی پردازش اطلاعات و تعدادی نیز ارائه پاسخ مسأله را بر عهده دارند. بدین ترتیب هر شبکه عصبی به ترتیب شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی می‌باشد، به طوریکه این سلولها توسط اتصالاتی با وزنهای مختلف به هم وصل می‌باشند. در تمام شبکه‌های عصبی مصنوعی یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعدادی لایه‌ی پنهان وجود دارد [۸]. شکل (۲) ساختار یکی از این نوع شبکه‌ها را نشان می‌دهد. سه جز یک نرون چند ورودی عبارتند از: الف) مجموعه سیناپس‌ها که هر یک با وزن مربوط مشخص می‌شوند. همانطور که در شکل دیده می‌شود. نرون  $k$  که خروجی آن با  $x_k$  مشخص می‌شود از طریق یک رابط وزنی مناسب،  $w_{jk}$  به نرون مورد نظر ( $j$ ) متصل می‌شود اثر نرون  $k$  بر روی نرون  $j$  از طریق حاصل  $x_k \cdot w_{jk}$  مشخص می‌گردد. چنانچه نرون  $k$  فعال بوده و  $w_{jk}$  مثبت باشد (سیناپس تحریک‌کننده)، نرون  $k$  اثر مثبتی بر نرون  $j$  خواهد داشت. از طرفی چنانچه نرون  $k$  فعال بوده اما  $w_{jk}$  منفی باشد (سیناپس مهار کننده)، نرون  $k$  اثر منفی بر نرون  $j$  خواهد داشت. توجه به حالت نوشتاری زیرنویس وزن سیناپس  $w_{jk}$  حائز اهمیت می‌باشد، اولین زیرنویس مربوط به نرون مقصد و دومین زیرنویس مربوط به نرون مبدا متعلق به سیناپس مورد نظر می‌باشد.

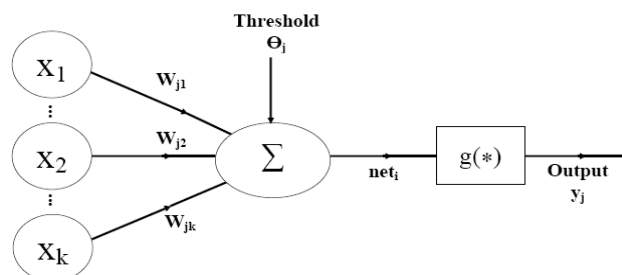
ب) یک جمع‌کننده برای جمع سیگنال‌های ورودی که از طریق سیناپس‌های نرون وزن دار می‌شود. اثر جمع شونده همه نرون‌های متصل به نرون مورد نظر (نرون  $j$ ) از طریق جمع اثرات هر یک از نرون‌ها بر روی نرون  $j$  با یکدیگر مشخص می‌شوند.

ج) یک تابع فعالیت جهت محدود سازی دامنه خروجی نرون به کار می‌رود. تابع فعالیت به عنوان یک تابع محدود کننده محسوب می‌شود که در آن تغییرات مجاز دامنه سیگنال‌های خروجی به برخی مقادیر متناهی محدود می‌شود. ورودی خالص  $net_j$  و خروجی  $y_j$  مطابق فرمول‌های (۱) و (۲) محاسبه می‌شوند.

$$net_j = \sum_{k=0}^k w_{jk} \quad (۱)$$

$$y_j = g(net_j) \quad (۲)$$

در روابط فوق  $x_1, x_2, \dots, x_k$  سیگنال‌های ورودی،  $w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jk}$  وزن‌های سیناپسی جمع شونده به یک نرون،  $net_j$  تاثیر تجمعی همه نرون‌های متصل به نرون  $j$  و آستانه داخلی نرون  $j$ .  $g$  تابع فعالیت



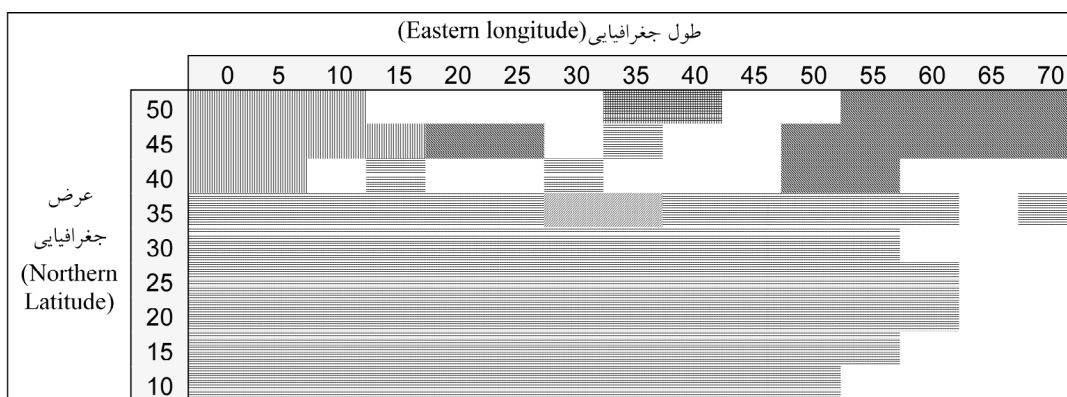
شکل (۲) مدل یک نرون چند ورودی [۹].

Fig 2. A model of multi-input neuron



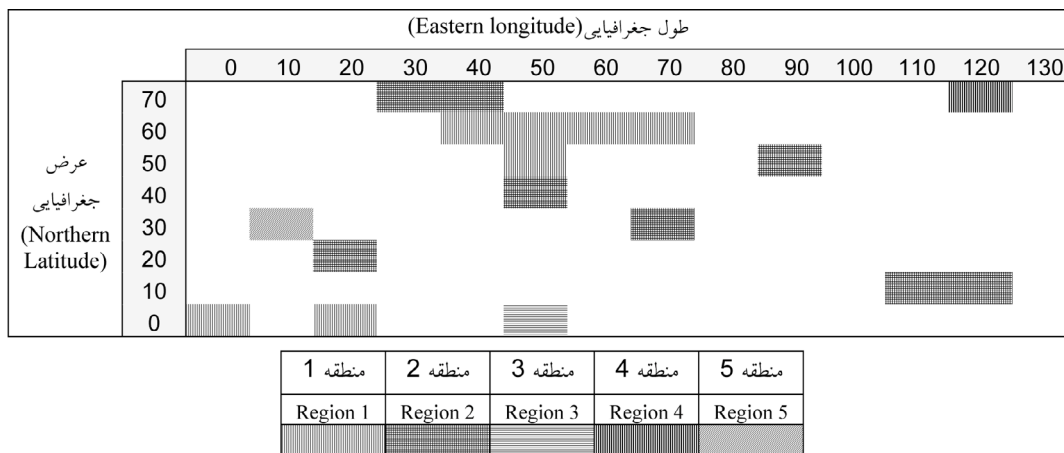
مولفه مداری باد در منطقه شاخص ۱ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۸).  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین خلیج عدن و جنوب دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین دریای آدریاتیک و شمال دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین دریای آدریاتیک و جنوب دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین دریای عرب و دریای عمان.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین اقیانوس هند و شمال دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین اقیانوس هند و جنوب دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین شمال دریای خزر و شمال خلیج فارس.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین شمال دریای خزر و شمال دریای سرخ.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین شمال دریای خزر و شمال دریای شمال.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین شمال خلیج فارس و جنوب دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین شمال دریای سرخ و جنوب دریای خزر.  
 اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین جنوب دریای خزر و شبکه سودان.

دمای هوا در سطح ۷۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۱ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۳).  
 دمای هوا در سطح ۷۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۳ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۳).  
 دمای هوا در سطح ۷۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۶ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۳).  
 دمای هوا در سطح ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در دریای عمان.  
 تابش طول موج بلند خروجی از سطح زمین در دریای شمال.  
 رطوبت نسبی سطح ۳۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۱ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۴).  
 رطوبت نسبی سطح ۳۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۲ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۴).  
 فشار استاندارد شده سطح دریا در شمال دریای خزر.  
 فشار استاندارد شده سطح دریا در جنوب دریای خزر.  
 دمای استاندارد شده سطح دریای آدریاتیک.  
 دمای استاندارد شده سطح دریا در شمال خلیج فارس.  
 ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۱ در شبکه‌های ۵×۵ درجه (شکل ۵).  
 ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۲ در شبکه‌های ۵×۵ درجه (شکل ۵).  
 ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۱ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۶).  
 ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در منطقه شاخص ۳ در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه (شکل ۶).  
 مولفه مداری باد در منطقه شاخص ۶ در شبکه‌های ۵×۵ درجه (شکل ۷).

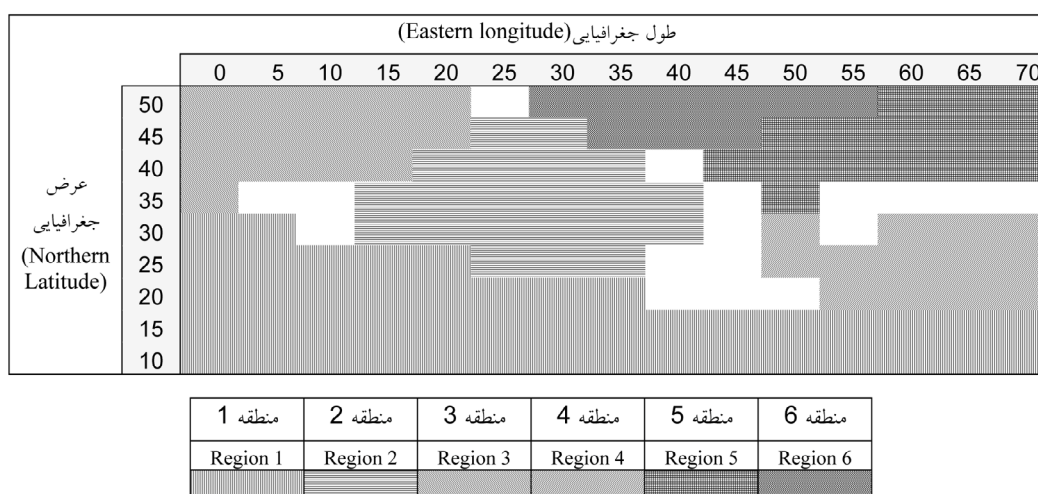


منطقه ۱	منطقه ۲	منطقه ۳	منطقه ۴	منطقه ۵
Region 1	Region 2	Region 3	Region 4	Region 5

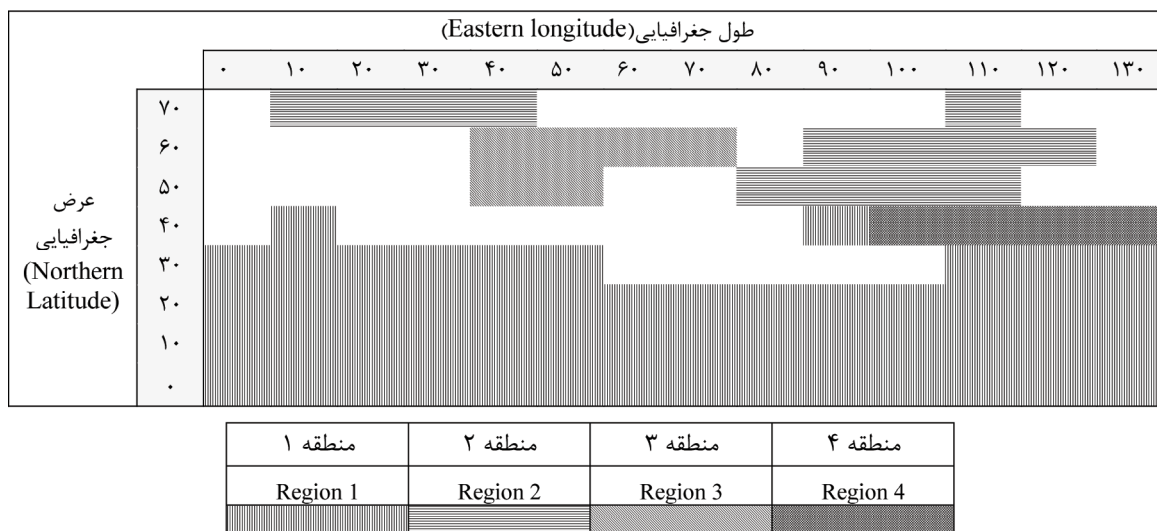
شکل ۳- مناطق شناسایی شده دمای سطح ۷۰۰ میلی بار در بازه زمانی ژولای تا نوامبر در شبکه‌های ۵×۵ درجه با روش تحلیل عاملی  
 Fig. 3. The identified areas of temperature at 700 hPa level from July to November in 5×5 networks by using factor analysis



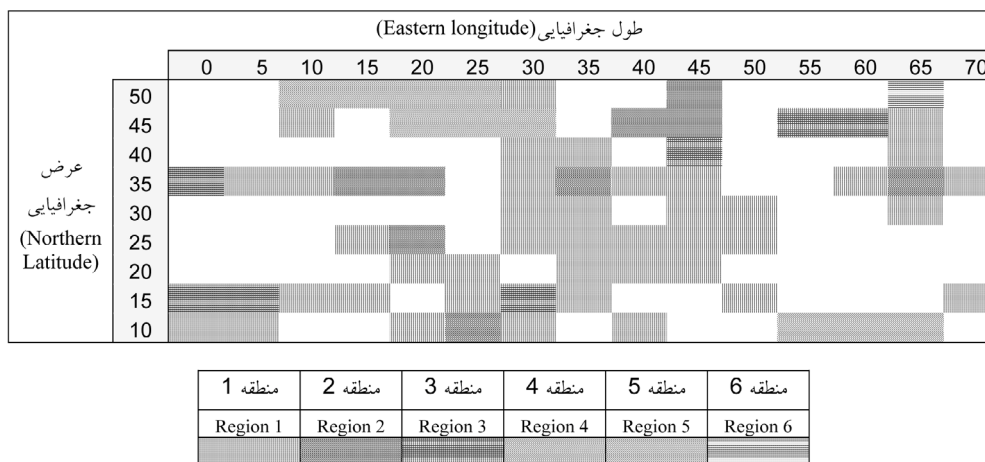
شکل ۴- مناطق شناسایی شده رطوبت نسبی در بازه زمانی ژولای تا نوامبر در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه  
**Fig. 4. Identified areas of relative humidity at 300 hPa level from July to November in 10×10 degree networks**



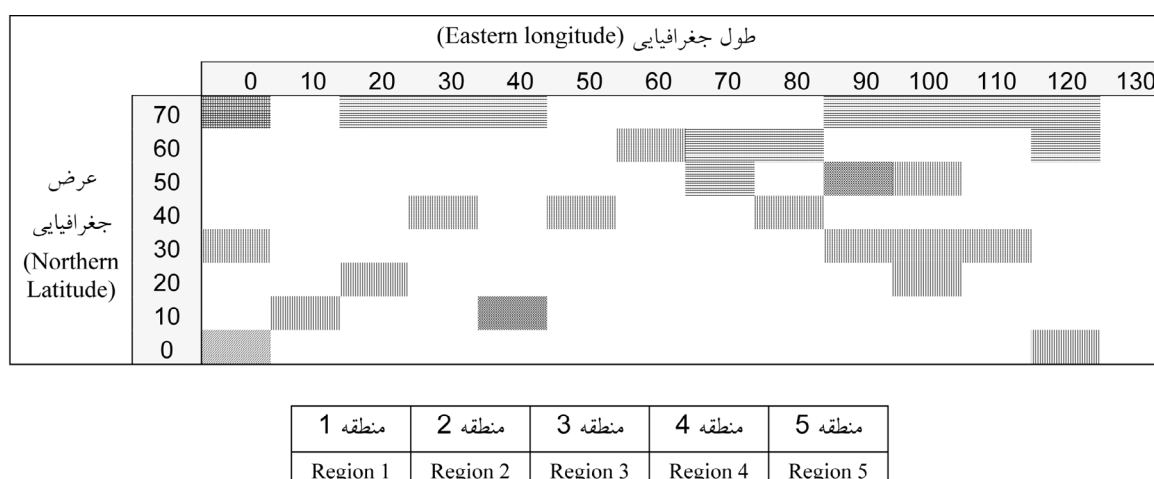
شکل ۵- مناطق شناسایی شده ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در شبکه‌های ۵×۵ درجه  
**Fig. 5. Identified areas of thickness between 500 and 1000 hPa levels in 5×5 degree networks**



شکل ۶- مناطق شناسایی شده ضخامت بین سطوح ۵۰۰ و ۱۰۰۰ هکتوپاسکال در بازه ژولای تا نوامبر در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه  
**Fig. 6. Identified areas of thickness between 500 and 1000 hPa levels from July to Nov in 10×10 degree networks**



شکل ۷- مناطق شاخص شناسایی شده مولفه مداری باد در بازه ژولای تا نوامبر در شبکه‌های ۵×۵ درجه  
**Fig. 7. Identified areas of zonal wind component from Jul to Nov in 5×5 degree networks**



شکل ۸- مناطق شاخص شناسایی شده مولفه نصف النهاری باد در بازه ژولای تا نوامبر در شبکه‌های ۱۰×۱۰ درجه  
**Fig. 8. Identified areas of Meridional wind component from Jul to Nov in 10×10 degree networks**

شکل (۹) و جدول (۲) نتایج دوره کالیبراسیون مدل پیش‌بینی بارش را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، حداقل خطای آموزشی در تکرار ۱۰۰۰ به میزان ۱۰- E67/2 به دست آمده است. خطای نهایی آموزش هم مقدار ۱۰- E67/2 به دست آمده است که با حداقل خطای آموزشی برابر است. به عبارت دیگر، در این مرحله، در تکرار ۱۰۰۰، شبکه حداقل خطا را به خود اختصاص داده است. همچنین، حداقل خطای صحت سنجی در تکرار ۲ به میزان ۰/۱۴۸ به دست آمده است. همچنین، خطای نهایی صحت‌سنجی مقدار ۰/۲۱۷ به دست آمده است. نتایج مدل پیش‌بینی در جدول (۳) و شکل (۱۰) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که این نتایج برای سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۰۷ میلادی که دوره تست مدل بوده اند، ارائه شده است. کارایی مربوط به این مدل در جدول (۴) نشان داده شده است.

همانطور که در جدول (۳) ملاحظه می‌شود، میانگین مربعات

اختلاف فشار استاندارد شده سطح دریا بین جنوب دریای خزر و غرب دریای مدیترانه.

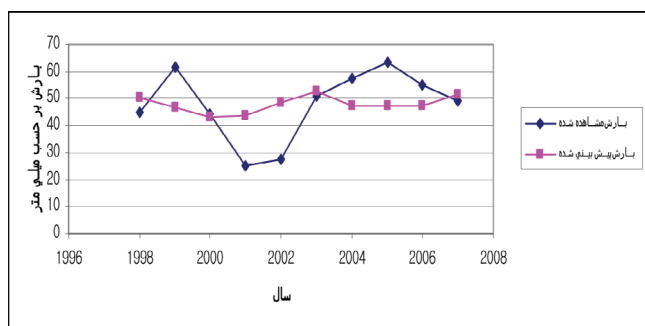
### نتایج به دست آمده از پیش‌بینی بارش زمستانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

سری زمانی ماهانه متغیرهای ذکر شده در فوق در بازه زمانی ژولای تا نوامبر به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی بارش زمستانه منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. بدین منظور میانگین فصلی متغیرهای ذکر شده در فوق در بازه زمانی ژولای تا نوامبر محاسبه و به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به اینکه متغیرهای ورودی به مدل در بازه زمانی ژولای تا نوامبر قرار دارند، بنابراین از یک ماه قبل از شروع فصل زمستان، می‌توان بارش فصل زمستان منطقه مورد مطالعه را پیش‌بینی نمود.



۲۰۰۰ که از سال‌های حدی در دوره تست مدل می‌باشند و یکی نماینده سال حدی خشک و دیگری نماینده سال حدی تر می‌باشد، از داده‌های تست خارج و به داده‌های آموزشی و دوره کالیبراسیون مدل منتقل و به جای آن‌ها داده‌های دیگری جایگزین گردید. شکل (۱۱) و جدول (۵) نتایج دوره کالیبراسیون مدل پیش‌بینی بارش را بعد از اصلاح داده‌های آموزشی نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود، کمینه خطای آموزش به میزان 10-E037/6 و در تکرار ۱۰۰۰ به دست آمده است. خطای نهایی آموزش هم مقدار 10-E037/6 به دست آمده است. همچنین، حداقل خطای صحت سنجی در تکرار ۴ به میزان ۰/۰۸ به دست آمده است. خطای نهایی صحت سنجی مقدار ۰/۲۲۱ به دست آمد. مقدار ضریب همبستگی بین بارش مشاهده شده و پیش‌بینی شده در دوره آموزش و صحت سنجی به ترتیب ۸۱ و ۷۵ درصد به دست آمد. شکل (۱۲) نتایج مدل را در این حالت نشان می‌دهند. همانطور که ملاحظه می‌شود، دقت مدل در تشخیص سال‌های خشک، تر و نرمال افزایش یافته است و می‌توان گفت که دقت این مدل بالاتر از مدل قبلی است. بنابراین، نتیجه می‌گیریم تغییر در نوع داده‌های آموزشی، در نتایج مدل پیش‌بینی بارش موثر بوده است و با این مدل می‌توان بارش را با دقت بالایی تخمین زد.

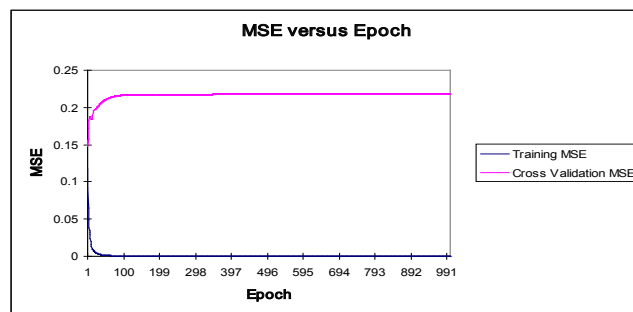
جدول (۶) بارش مشاهده شده و پیش‌بینی شده توسط مدل را بعد از اصلاح داده‌های آموزشی نشان می‌دهد. ریشه میانگین مربعات خطا در این مدل به ۶/۹۶ میلی‌متر کاهش یافته است که کارایی بالای این مدل را در پیش‌بینی بارش منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. مشخصات مربوط به این مدل در جدول (۷) نشان داده شده است. همانطور که در جدول (۷) ملاحظه می‌شود، میانگین مربعات خطا ۴۸/۵ و ریشه میانگین مربعات خطا ۶/۹ می‌باشد. همچنین میانگین مطلق خطا برای این مدل، ۶/۵ میلی‌متر به دست آمده است. کمینه مطلق خطا ۲/۱۶ میلی‌متر و بیشینه مطلق خطا ۱۰/۳ میلی‌متر به دست آمده است. ضریب همبستگی بین مقادیر بارش ثبت شده و پیش‌بینی شده ۰/۶۶ می‌باشد.



شکل ۱۰- مقایسه بارش مشاهده شده و پیش‌بینی شده در محدوده مورد مطالعه با مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی  
**Fig. 10. Comparison of the observed and predicted rainfall in the study area by ANN model**

خطا ۱۴۵/۹ و ریشه میانگین مربعات خطا ۱۲/۱ می‌باشد. همچنین میانگین مطلق خطا برای این مدل، ۹/۸۹ میلی‌متر به دست آمده است. کمینه مطلق خطا ۱/۰۴ میلی‌متر و بیشینه مطلق خطا ۲۰/۴۵ میلی‌متر به دست آمده است. همچنین ضریب همبستگی بین مقادیر بارش ثبت شده و پیش‌بینی شده برای مدل، ۰/۲۱ می‌باشد.

بررسی نتایج مدل نشان می‌دهد مدل عمدتاً قادر به پیش‌بینی سال‌های حدی خشک و تر نمی‌باشد. علت این امر از آنجا ناشی می‌شود که این سال‌های حدی در دوره کالیبراسیون مدل پیش‌بینی تکرار نشده است و به همین دلیل، مدل قادر به پیش‌بینی این سال‌های حدی نیست. لازم به یادآوری است که کمترین مقدار بارش در سری زمانی بارندگی در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۰۱ اتفاق افتاده است. برای حل این مشکل، بایستی مدل با این داده‌های حدی آموزش داده شود. به همین دلیل و برای توسعه مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی بارش فصلی، به طوری که بتوان از آن در تمام موارد اعم از سال‌های خشک، تر و نرمال استفاده کرد، سال‌های ۱۹۹۸ و



شکل ۹- نمودار میانگین مربعات خطا در دوره‌های آموزشی و صحت سنجی در تکرارهای مختلف

**Fig 9. The diagram of mean square errors in the training and validation periods in different epochs**

جدول ۲- کمینه و بیشینه خطا در دوره‌های آموزش و صحت سنجی

**Table 2. Minimum and maximum errors in the training and validation periods**

	آموزش	صحت سنجی
بهترین شبکه	Training	Validation
تکرار	1000	2
Epochs	1000	2
کمینه میانگین مربعات خطا	0.00000000267/0	148/0
Minimum of mean square error	0.00000000267	0.148
میانگین مربعات خطای نهایی	0.00000000267/0	217/0
Mean of final square error	0.00000000267	0.217

جدول ۴- کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی

Table 4. Performance of ANN model

نام متغیر	مقدار
Variable name	Value
میانگین مربعات خطا	9/145
Mean square error	145.9
ریشه میانگین مربعات خطا	1/12
Root mean square error	12.1
میانگین مطلق خطا	89/9
Mean Absolute Error	9.89
کمینه مطلق خطا	04/1
Minimum Absolute Error	1.04
بیشینه مطلق خطا	45/20
Maximum Absolute Error	20.45
ضریب همبستگی	24/0
Correlation coefficient	0.24

جدول ۵- کمینه و بیشینه خطا در دوره‌های آموزش و صحت سنجی بعد از اصلاح شبکه با داده‌های تاریخی

Table 2. Minimum and maximum errors in the training and validation periods epochs after modifying the network by historic data

	آموزش	صحت سنجی
بهترین شبکه	Training	Validation
Best network	Training	Validation
تکرار	1000	4
Epochs	1000	4
کمینه میانگین مربعات خطا	00000603/0	08/0
Minimum of mean absolute error	0.00000603	0.08
میانگین مربعات خطای نهایی	00000603/0	22/0
Mean squares of final error	0.00000603	0.22

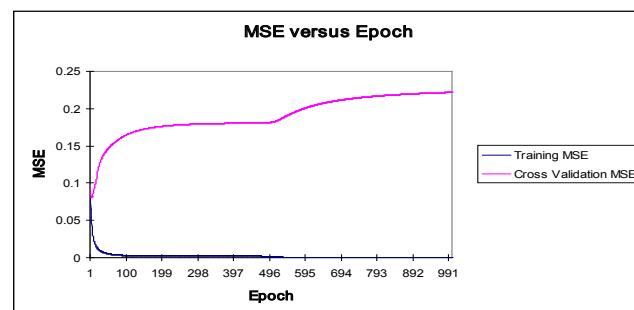
استفاده قرار گرفته است، سناریوی دوم با ریشه میانگین مربعات خطای ۶/۹ میلی‌متر و ضریب همبستگی ۰/۶۶ دارای عملکرد بهتری بوده است. از مجموع موارد فوق چنین استنباط می‌شود که متغیرهای وارد شده به مدل، توانسته‌اند با دقت قابل قبولی، میزان بارش را در سال‌های مورد مطالعه پیش‌بینی کنند و به طور موفقیت آمیزی در پیش‌بینی بارش فصل زمستان مورد استفاده واقع شوند.

مقایسه نتایج به‌دست آمده از این تحقیق با نتایج پژوهشگران دیگر نظیر ناظم السادات [۲۰] یا موسوی و همکاران [۱۹] در منطقه شمال شرق کشور کارایی بالای روش‌هایی مانند شبکه‌های عصبی،

جدول ۳- پیش‌بینی بارش محدوده مورد مطالعه با مدل شبکه عصبی

Table 3. Rainfall prediction of the study area by ANN model.

سال	بارش پیش‌بینی شده	بارش مشاهده شده
Year	Predicted rainfall	Observed rainfall
1998	5/50	2/45
1998	50.5	45.2
1999	6/46	6/61
1999	47.6	61.6
2000	1/43	2/44
2000	43.1	44.2
2001	9/43	1/25
2001	43.6	25.1
2002	2/48	7/27
2002	48.2	27.7
2003	7/52	51
2003	52.7	51
2004	1/47	7/57
2004	47.1	57.7
2005	3/47	2/63
2005	47.3	63.2
2006	2/47	9/54
2006	47.2	54.9
2007	7/51	3/49
2007	51.7	49.3



شکل ۱۱- نمودار میانگین مربعات خطا در دوره‌های آموزشی و صحت سنجی در تکرارهای مختلف بعد از اصلاح شبکه با داده‌های تاریخی

Fig 11. The diagram of mean square errors in the training and validation periods in different epochs after modifying the network by historic data

### بحث و نتیجه گیری نهایی

بررسی نتایج مدل نشان می‌دهد مدل تدوین شده قادر است بارش را با خطای قابل قبولی پیش‌بینی کند. ریشه میانگین مربعات خطا برای مدل، ۶/۹ میلی‌متر می‌باشد و دقت مدل را در پیش‌بینی بارش منطقه نشان می‌دهد. از مجموع موارد فوق چنین استنباط می‌شود که در بین دو سناریویی که برای پیش‌بینی بارش در این تحقیق مورد

جدول ۷- مشخصات مدل شبکه عصبی مصنوعی بعد از اصلاح شبکه با داده‌های تاریخی

Table 7. properties of ANN model after modifying the network by historic data

نام متغیر Variable name	مقدار Value
میانگین مربعات خطا Mean square error	48.5
ریشه میانگین مربعات خطا Root mean square error	9/6
میانگین مطلق خطا Mean Absolute Error	6.9
کمینه مطلق خطا Minimum Absolute Error	5/6
بیشینه مطلق خطا Maximum Absolute Error	6.5
ضریب همبستگی Correlation coefficient	16/2
	2.16
	34/10
	10.34
	66/0
	0.66

شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی و منطق فازی را نسبت به روش‌های معمول مانند روش‌های رگرسیونی در برآورد بارش نشان می‌دهد. در مجموع، با توجه به نتایج به دست آمده از این تحقیق، می‌توان از عناصر اقلیمی در مدل‌های برآورد بارش و همچنین تشخیص دوره‌های خشک و تر در منطقه بهره‌گیری کرد.

### منابع

1- Abrahart, R. J. and See, L. 2000. Comparing neural network and autoregressive moving average techniques for the provision of continuous river flow forecast in two contrasting catchments, *Hydrology Proc.*, 14, 2157-2172.

2- Agboola A.H., Gabriel A. J., Aliyu E.O., Alese B.K. 2013. Development of a Fuzzy Logic Based Rainfall Prediction Model, *International Journal of Engineering and Technology* 3(4), 427-435.

3- Alijani B (2006) *Synoptic climatology*, 2nd edn. SAMT, USA, 258p. in Persian. ISBN 9-609-459-964.

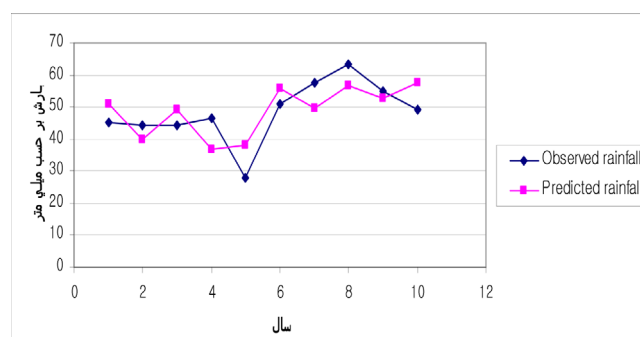
4- Amr H. El-Shafie, A. El-Shafie, Hasan G. El Mazoghi, A. Shehata, Mohd. R. Taha., 2011. Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to Alexandria, Egypt, *International Journal of the Physical Sciences* Vol. 6(6), 1306-1316.

5- Campolo, M. and Soldati, A.: Forecasting river flow rate during low-flow periods using neural networks, *Water Resource Researches*, 35(11), 3547-3552, 1999

جدول ۶- پیش‌بینی بارش محدوده مورد مطالعه بعد از اصلاح شبکه با داده‌های تاریخی

Table 6. Rainfall prediction of the study area by ANN model after modifying the network by historic data.

سال Year	بارش پیش‌بینی شده Predicted rainfall	بارش مشاهده شده Observed rainfall
1	8/50	2/45
1	50.8	45.2
2	7/39	2/44
2	39.7	44.2
3	2/49	2/44
3	49.2	44.2
4	9/36	5/46
4	36.9	46.5
5	1/38	7/27
5	38.1	27.7
6	6/55	51
6	55.6	51
7	4/49	7/57
7	49.4	57.7
8	6/56	2/63
8	56.6	63.2
9	7/52	9/54
9	52.7	54.9
10	6/57	3/49
10	57.6	49.3



شکل ۱۲- مقایسه بارش مشاهده شده و پیش‌بینی شده در محدوده مورد مطالعه با مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بعد از اصلاح شبکه با داده‌های تاریخی

Fig. 10. The comparison of Observed and Predicted Rainfall of study area by ANN model after modifying the network by historic data.

- 17- Maier, R. H. and Dandy, G. C., 1996. The use of artificial neural network for the prediction of water quality parameters, *Water Resource Researches*, 32(4), 1013–1022.
- 18- Maier, R. H. and Dandy, G. C., 1999. Comparison of various methods for training feed-forward neural network for salinity forecasting, *Water Resource Researches.*, 35(8), 2591–2596.
- 19- Mousavi Baygi M, Fallah-Ghalhary GA. Habibi Nokhandan M. 2008. An assessment of the relation between climatic large scale signal and rainfall in khorasan, *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources Press, 15(2), 217-224. in Persian.
- 20- Nazemosadad, M.J. 2001. will it rain, drought and rainfall in Iran and their relation with ENSO, 1<sup>th</sup> Edition, Shiraz University press, Iran. ISBN: 964-455-621-6. in Persian.
- 21- Pritpal S., Bhogeswar B., 2013. Indian summer monsoon rainfall prediction using artificial neural network, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* , Volume 27, Issue 7, 1585-1599.
- 22- Rogers, L. L. and Dowl, F. U., 1994. Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling, *Water Resource Researches*, 30(2), 457–481.
- 23- Shamseldin, A. Y.: Application of a neural network technique to rainfall-runoff modeling, *Journal of Hydrology.*, 199, 272–294, 1997
- 24- Toth, E., Brath, A., Montanari, A., 2000. Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting, *Journal of Hydrology*, 239, 132-147.
- 25- Wint Thida, Z. and Thinn Thu N. 2008. Empirical Statistical Modeling of Rainfall Prediction over Myanmar, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 22, 565-568.
- 26- Zealand, C. M., Burn, D. H., and Simonovic, S. P. 1999. Short-term streamflow forecasting using artificial neural networks, *Journal of Hydrology*, 214, 32–48.
- 6- Choi, L. 1999. An application hydroinformatic tools for rainfall forecasting, Thesis (PhD). University of New South Wales (Australia), 752p.
- 7- Fallah-Ghalhary GA, Mousavi Baygi M, Habibi Nokhandan M. 2007, Seasonal rainfall forecasting based on sea level pressure and sea level pressure gradient using statistical methods, *journal of Sciences and agricultural industries*, 21(2), 95-104.
- 8- Fallah-Ghalhary GA, Mousavi Baygi M, Habibi Nokhandan M. 2009. Annual rainfall forecasting by using Mamdani fuzzy inference system. *Research Journal of Environmental Sciences*, 3(4):400–413
- 9- Fallah Ghalhari, G.A., Mousavi Baygi, M., Habibi Nokhandan, M., 2009. Seasonal rainfall forecasting using artificial neural network, *journal of applied sciences*, 9(16).1098-1105.
- 10- Fallah Ghalhary G.A, Habibi-Nokhandan M., Mousavi-Baygi M., Khoshhal J., Shaemi Barzoki A., 2010. Spring rainfall prediction based on remote linkage controlling using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), *Theoretical and Applied Climatology*, 101:217–233.
- 11- Fallah Ghalhary, G.A. Khoshhal, J. Habibi Nokhandan, M. 2010. The application of fuzzy logic and multiple regressions in long term rainfall prediction in Khorasan Razavi province, *Iran-Watershed Management Science & Engineering* , 4(12). 37-53. In Persian.
- 12- Fallah Ghalhari., 2012. *Modern Climatology*, Intech company publication, 1<sup>th</sup> Edition, 1(14), 361-386.
- 13- French, M. N., Krajewski, W. F., and Cuykendall, R. R.: Rainfall forecasting in space and time using neural network, *Journal of Hydrology.*, 137, 1–31, 1992
- 14- Hsu, K., Gupta, H. V., and Sorooshian, S.: Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process, *Water Recourse. Researches*, 31(10), 2517–2530, 1995
- 15- Hung, N. Q., . Babel, M. S., Weesakul S., and . Tripathi, N. K., 2008. An artificial neural network model for rainfall forecasting in Bangkok, Thailand, *Hydrology and Earth System Sciences. Discuss.*, 5, 183–218.
- 16- Kaviarasu, K., Sujith, P., and Ayaappan, G., 2010. *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*, ISBN:9788183713627.