

Original Research Article

Investigation of the trend of precipitation forecast using an artificial neural network during 49 years: A case study of Kashan station

Kamal Omidvar^{1*}, Nezam Tani², Mohamad Javad Ezadi³

¹ Professor of Climatology, Yazd University, Iran

² PhD in Meteorology, Meybod university, Iran

³ Master student of Climatology, Yazd University, Iran



10.22034/GRD.2022.17739.1522.

Received:

December 14, 2021

Accepted:

April 3, 2022

Keywords:

Precipitation, Kashan, Men Kendall, Slope sense, Neural network

Abstract

A Rainfall is one of the most important weather phenomena which affect human life, flora and fauna. Forecasting rain for various purposes such as agricultural activities, flood forecasting, provision of drinking water, and many other things is very important. The purpose of this research is to investigate the trend and forecast of precipitation at Kashan station during a period of 49 years (1971-2020). Therefore, first, the data were collected and then adjusted as seasonal and annual averages. In the following, using the Mann-Kendall method and the slope sense estimation method, the slope of the trend line was tested. According to the results, no significant trend was there in the average time series of Kashan rainfall at the 99% and 95% confidence levels. However, the average rainfall of Kashan has decreased by 0.60 mm every year. Also, using the artificial neural network method, the precipitation data were analyzed for prediction. According to the results, after the test, the network with two hidden layers and 10 neurons in the middle layers presented a relatively better model. By examining and comparing the values of the correlation diagram, it was found that the forecast of precipitation for Kashan station did not fully match the actual results of the station. The correlation between the real and the predicted values by the network was 0.47. It was also proved that the values of precipitation predicted by the neural network in combination with the genetic algorithm were closer to the real data of precipitation. Moreover, the data predicted by the neural network with no combination with the genetic algorithm was far from the real value and had a non-linear trend. Therefore, there was not much difference between the simulated precipitation averages and the actual amount at Kashan station.

Extended Abstract

1. Introduction

Rainfall is one of the most complex and accidental natural phenomena. The impacts of tangible or intangible factors are so considerable in creating an accident which has led this process from a clear legal system to a complex and chaotic one. In general, understanding how the climate changes, particularly the trend of precipitation change, is one of the issues that have been considered by atmospheric and hydrological researchers in recent years. Neural networks are simple computational tools for testing data and creating models of data structures. The reduction of rainfall in Kashan station is one of the problems causing many agricultural lands to

* **Corresponding Author:** Kamal Omidvar

Address: Climatology Department, Yazd University, Iran

Email: komidvar@yazd.ac.ir

be taken out of the agricultural cycle due to quantitative and quantitative water losses. It has led to many economic and social problems, such as immigration. Therefore, studying, detecting, and forecasting rainfall in this region can be useful for the present and future of decision-making to solve the problems of the region.

2. Research Methodology

This research is of an applied type, its method is descriptive-analytical, and the study area is Kashan City. The required data for the statistical period of the Kashan synoptic station were obtained from the Meteorological Organization to determine the trend of the precipitation changes. The Man-Kendall method was used as one of the most common non-parametric methods of time series trend analysis. Using this method, the data changes were identified, and their type and time were determined. To implement different neural network models and determine an optimal structure, a neural network toolbox was used in the MATLAB software. One of the most widely used neural network models is the multilayer perceptron model, which is based on a post-diffusion algorithm. In this type of network, forward input data were processed, the processing path did not return to the neurons of the previous layer, and the output of each layer would only affect the next layer.

3. Results and discussion

In order to investigate the trend of increasing or decreasing the amount of precipitation in Kashan station, the Sense slope method was used. Also, to evaluate the significance of the precipitation trend, the Man-Kendall method was used. The results of the annual analysis generally showed no significant trend in the average rainfall time series of Kashan. Therefore, no natural increase has been observed in the average rainfall of Kashan station. The Sense test statistics at the 99% and 95% confidence levels confirm the decrease in the rainfall at Kashan station. Thus, the rainfall of the studied station during the study time series has decreased by -0.6 mm each year. The greatest impact of the reduced rainfall is related to winter. The most important advantage of the neural network over other intelligent systems is its ability to learn from its surroundings. First, the data for entering the network were divided into three categories, 70% of which was for network training, and 30% of the data was allocated for testing and validation. Finally, due to repeated trials and errors to build a suitable network, a network with two hidden layers and 10 neurons had the highest accuracy for prediction. An optimization diagram drawn for the artificial neural network of Kashan station precipitation data showed that 110 artificial neural networks were created in repetition. In this research, the network was able to predict the amount of precipitation using the introduced variable with a correlation rate of 0.47. According to the values predicted by the network in combination with genetic algorithms as well as actual precipitation data and predicted data, a nonlinear process may be there in the network without combination with genetic algorithm. But the difference in the average values of the simulated precipitation at Kashan station is still clear.

4. Conclusion

In the present study, the precipitation data of the Kashan synoptic station were evaluated seasonally and annually using the Men-Kendal method and Sense slope. The results of the Men-Kendal test on the seasonal and annual average rainfall time series showed that there is no significant trend at 99% and 95% levels. On average, Kashan station has had a decrease of -0.60 mm of precipitation every year. At the first glance, it seems that this decrease (0.6 mm) in Kashan's very dry station and low rainfall is a small amount. For a period of 50 years, however, this reduction reaches 30 mm. If this trend continues in the long run, it will have very catastrophic consequences for the region's groundwater, agriculture, and drinking water basins. Also, an artificial neural network method was used to predict the monthly rainfall. According to the results of using the multilayer perceptron model, the error propagation algorithms and 10 neurons in the middle layers and two hidden layers had less error than the other structures. Therefore, the variable introduced in the study with a correlation rate of 0.47 was able to predict the amount of precipitation. By reviewing and adapting the values of the real data, the forecast, and the results of the correlation diagram, it was found that the precipitation forecast for Kashan station was, to a reasonable extent, consistent with the actual results of the station. According to the results, the error obtained from simulating the precipitation data of Kashan station using the neural network performance was very low, which indicates the proper performance of the network in the testing and validation stage. Finally, the ability to estimate and predict the precipitation using an artificial neural network (ANN) at Kashan station has been better in the months of low rainfall and the dry period when rainfall is minimized. But, in general, the artificial neural network for predicting the rainfall in Kashan station has shown a high performance.

مقاله پژوهشی

بررسی روند و پیش‌بینی بارش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در کاشان

کمال امیدوار^{۱*}، نظام تنی^۲، محمدجوادیزدی^۳

^۱ استاد گروه اقلیم‌شناسی برنامه‌ریزی محیطی، دانشگاه یزد، ایران.

^۲ دانشجوی دکتری آب و هواشناسی، مخاطرات طبیعی، دانشگاه یزد، ایران.

^۳ دانشجوی کارشناسی ارشد آب و هواشناسی، آب و هواشناسی کاربردی، دانشگاه یزد، ایران.



10.22034/GRD.2022.17739.1522

چکیده

بارش باران جز مهم‌ترین پدیده‌های جوّی است که بر زندگی بشر، پوشش گیاهی و جانوری تأثیر می‌گذارد. پیش‌بینی بارش باران برای اهداف مختلفی مانند فعالیت‌های کشاورزی، پیش‌بینی سیلاب، تأمین آب شرب و بسیاری از موارد از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. هدف این پژوهش بررسی روند و پیش‌بینی بارش ایستگاه کاشان طی دوره ۴۹ ساله (۱۳۵۰-۱۳۹۸) است. بنابراین ابتدا داده‌ها بارش گردآوری و سپس به‌صورت میانگین فصلی و سالانه تنظیم شدند. در ادامه با استفاده از روش من-کندال معنی‌داری روند بارش و با استفاده از روش برآورد کننده شیب‌خط سنس، میزان شیب‌خط روند، آزمون شد. طبق نتایج در سری‌های زمانی میانگین بارش کاشان روند معنی‌داری در سطوح اطمینان ۹۹٪ و ۹۵٪ مشاهده نگردید؛ اما با این حال میانگین بارش کاشان به‌طور متوسط در هر سال حدود ۰/۷۰ میلی‌متر کاهش یافته است. همچنین با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی داده‌های بارش جهت پیش‌بینی بررسی شد. طبق نتایج بعد از آزمون شبکه ۲ لایه پنهان و ۱۰ نرون در لایه‌های میانی مدل نسبتاً بهتری را ارائه کرد. با بررسی و تطبیق مقادیر نمودار همبستگی مشخص گردید پیش‌بینی بارش برای ایستگاه کاشان با نتایج واقعی ایستگاه مطابقت کاملی نداشته است. همبستگی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط شبکه برابر با ۰/۴۷ می‌باشد. همچنین ثابت شد مقادیر پیش‌بینی‌شده بارش توسط شبکه عصبی در ترکیب با الگوریتم ژنتیک نزدیک‌تر به داده‌های واقعی بارش و داده‌های پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی بدون ترکیب با الگوریتم ژنتیک از مقدار واقعی دورتر بوده و روند غیرخطی دارد. بنابراین بین میانگین‌های شبیه‌سازی‌شده بارش با مقدار واقعی در ایستگاه کاشان اختلافی فروانی وجود ندارد.

تاریخ دریافت:

۲۳ آذر ۱۴۰۰

تاریخ پذیرش:

۱۴ فروردین ۱۴۰۱

کلیدواژه‌ها:

بارش، کاشان، منکندال، شیب سنس، شبکه عصبی

۱ مقدمه

بارندگی یکی از پیچیده‌ترین و اتفاتی‌ترین پدیده‌های طبیعی است. در واقع تأثیر عوامل محسوس و یا غیر محسوس آن‌چنان در ایجاد حادثه مؤثر است که این روند را از یک نظام قانونمند روشن به‌سوی یک ساختار پیچیده و آشوبناک سوق داده است (خلیلی، ۱۳۸۹: ۱۸). به‌طور کلی، شناخت چگونگی روند تغییرات اقلیمی به‌ویژه روند تغییرات بارش و پیش‌بینی این تغییرات از جمله مواردی است که در سال‌های اخیر مورد توجه محققان علوم جوی و هیدرولوژی قرار داشته است.

چانگ^۱ و همکاران (۲۰۱۷) در یک مطالعه به بررسی روند تغییرات بارش در حوضه رودخانه نیل در افریقا پرداختند. طبق نتایج در منطقه استوایی روند بارش سالانه افزایشی و معنی‌دار بوده است، در حالی که روندهای کاهش معنی‌دار در ۶۹ درصد از ایستگاه‌های واقع در کشورهای سودان، اتیوپی و مصر مشاهده گردید. توریس^۲ و همکاران (۲۰۲۰) روند بارش بر روی ایستگاه آلتی پالینو در جنوب آند را از سال ۱۹۸۱ تا ۲۰۱۸ مورد مطالعه قراردادند نتایج نشان داد یک‌روند افزایش کلی در حدود ۲/۵ میلی‌متر در سال برای کل سیستم در طول دوره مطالعه ۳۸ ساله مشاهده شد.

لالستا^۳ و همکاران (۲۰۲۱) به بررسی روند بارش همرفت در منطقه مدیترانه اسپانیا پرداختند نتایج نشان داد که بارش همرفت به‌طور متوسط تا ۱۶ درصد در کل بارندگی سالانه نقش داشته است، اما در مقایسه با تعداد کل، با درصد بسیار کمی از حوادث همرفت (بین

*نویسنده مسئول: کمال امیدوار

آدرس: استاد گروه اقلیم‌شناسی - برنامه‌ریزی محیطی، دانشگاه یزد.

ایمیل: komidvar@yazd.ac.ir

¹ Chang et al

² Toureset al

³ Llasat et al

۳ تا ۶ درصد در تمام ایستگاه‌ها) ایجاد می‌شود. هال^۱ و همکاران (۱۹۹۹) در یک پژوهش با به‌کارگیری گره‌های متصل شبکه عصبی به پیش‌بینی بارندگی در اترپدیش هندوستان پرداختند طبق نتایج میزان همبستگی بین بارش واقعی و بارش پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی ۹۵ درصد می‌باشد.

لیگانگ^۲ و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌صورت ماهانه و فصلی عنصر بارش را در سراسر ایالات متحده مورد مطالعه قرار دادند. سپس با مقدار برآورد شده از روش رگرسیون چند متغیره آماری مقایسه گردید. طبق نتایج دقت روش شبکه عصبی در مقایسه با روش‌های متداول رگرسیونی تأیید شده است. (آکسوی و دهمشه^۳، ۲۰۱۸) در یک مطالعه با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی بارش ماهانه در مناطق خشک پرداختند طبق نتایج پس از ادغام MC و پشتیبانی از داده‌های مصنوعی گنجانده شده در مدل‌های ANN مشخص گردید توانایی مدل‌ها برای پیش‌بینی بارش ماهانه در مناطق خشک به‌طور قابل‌توجهی بهبود یافته است.

وانگ^۴ و همکاران (۲۰۲۰) بر اساس الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی و شبکه عصبی پس انتشار به پیش‌بینی بارش حوضه رودخانه ووچانگ پرداختند طبق نتایج مقادیر پیش‌بینی شده با تناوب و نقاط شکست به‌دست آمده توسط تجزیه و تحلیل موجک سازگار بود. یانگ و همکاران^۵ (۲۰۲۲) با استفاده از تخمین‌های بارش روزانه در مناطق گرمسیری با استفاده از شبکه عصبی عمیق در آزمایش‌های آماری متعدد تأیید کردند که روش Bi-LSTM-T به‌طور قابل‌توجهی از دو روش معیار، یعنی تصحیح سوگیری (RBC) و تطبیق تابع توزیع تجمعی (CDF) در اصلاح بایاس IMERG-E برای هر چهار فصل بهتر عمل کرد.

(امیدوار و نبوی زاده، ۱۳۹۲) پیش‌بینی بارش روزانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را در استان کرمان را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج نشان داد این مدل‌ها، از توانایی و دقت بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی پرسپترون برای پیش‌بینی بارش برخوردارند. (شرقی و جباریان، ۱۴۰۰) در یک مطالعه حدود پیش‌بینی بارش و رواناب برای حوضه رودخانه ليقوان‌چای و رودخانه غرب نیشابوتنا مورد بررسی قرار دادند نتایج نشان داد که روش LUBE در مقایسه با روش بوت-استرپ به نتایج قابل اطمینان‌تری منجر شد. احتمال همگرایی فواصل پیش‌بینی و عرض فواصل پیش‌بینی روش LUBE در مقایسه با روش بوت-استرپ به ترتیب تا ۲۰٪ بیشتر و ۳۰٪ کم‌تر بود.

کاهش بارندگی در ایستگاه کاشان به‌عنوان یکی از مشکلاتی است که باعث شده بسیاری از زمین‌های زراعی، به دلیل افت کمی و کیفی آب از چرخه زراعت خارج شوند و مشکلات اقتصادی و اجتماعی بسیاری مانند مهاجرت را به دنبال داشته است. لذا مطالعه و آشکارسازی و پیش‌بینی بارش‌ها در این منطقه می‌تواند برای حال و آینده برنامه ریزان در اخذ تصمیم به‌منظور رفع مشکلات منطقه مفید واقع گردد.

۲ منطقه مورد مطالعه

شهرستان کاشان از ۴ بخش کاشان، برزک، قمصر و نیاسر تشکیل شده و شهر کاشان مرکز آن است. مساحت این شهر ۸۵۰۰ هکتار و مختصات آن ۵۱ درجه و ۲۷ دقیقه طول جغرافیایی و ۳۴ درجه عرض جغرافیایی است. شکل (۱). شهرستان کاشان با شهرستان‌های آران و بیدگل، برخوار و میمه، قم و نطنز همسایه است. این منطقه از جنوب و غرب در محاصره سلسله کوه‌های مرکزی ایران قرار گرفته است.

شهرها و آبادی‌های دامنه این کوهستان عموماً دارای آب‌وهوایی لطیف و معتدل می‌باشند، اما از جانب شمال و شمال شرق که به زمینه‌ای شوره‌زار کویر مرکزی ایران اتصال پیدا می‌کند، هوای آن به تدریج خشک و سوزان می‌شود. بادهای موسوم به باد سرخ، باد شهریاری، باد سام، باد شمال و باد قبله از بادهای معروف این منطقه است که اکثرآ از کویر به سوی کاشان می‌وزد. از نظر پهنه‌بندی اقلیمی شهر کاشان در پهنه اقلیمی با زمستان‌های نسبتاً سرد و تابستان‌های خیلی گرم و خشک قرار گرفته است (کربلائی درئی، حجازی زاده، ۱۳۹۶).

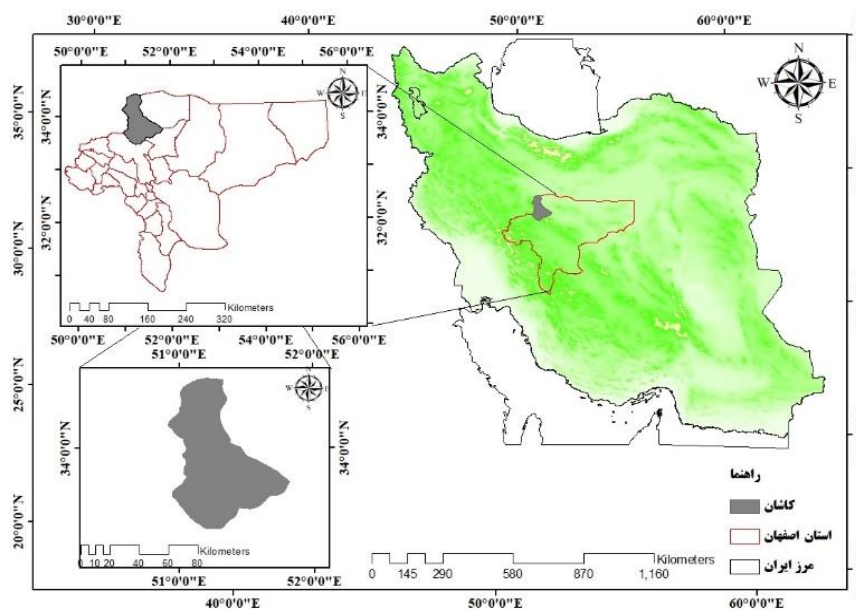
¹ Hall et al

² Ligang et al

³ Aksoy & Dahamsheh

⁴ Wang et al

⁵ Yang et al



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه (نگارنده)

۳ روش تحقیق

این پژوهش از نوع کاربردی و روش آن توصیفی- تحلیلی و منطقه مورد مطالعه شهرستان کاشان است. مراحل تحقیق به شرح زیر است. داده‌های مورد نیاز طی دوره آماری مورد نظر در ایستگاه همدید کاشان از سازمان هواشناسی کشور اخذ و برای تعیین روند تغییرات بارش از روش من-کندال استفاده شده است. آزمون من-کندال جزء متداول‌ترین و پرکاربردترین روش‌های پارامتریک تحلیل روند سری‌های زمانی به شمار می‌رود.

با استفاده از روش من-کندال تغییرات داده‌ها شناسایی، نوع و زمان آن مشخص می‌گردد. آزمون نا پارامتری من-کندال ابتدا توسط من^۱ (۱۹۴۵) ارائه و سپس توسط کندال^۲ (۱۹۷۵) بر پایه رتبه داده‌ها در یک سری زمانی بسط و توسعه یافت. این آزمون در سال ۱۹۸۸ به وسیله سازمان جهانی هواشناسی پیشنهاد شد و در بررسی معنی‌داری روند سری‌های اقلیمی به کرات و در موارد مختلف استفاده شده است.

$$(1) \quad S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sgn}(x_j - x_k)$$

که با قبول فرض H_0 توزیع S در حد $n \rightarrow \infty$ نرمال است. n ، مدت سری زمانی داده‌ها، x_j و x_k نیز داده‌های متوالی k ام و j ام سری است؛ که در این رابطه $k, j \leq n$ است و sgn تابع علامت است؛ و تابع علامت نیز از روابط زیر مشخص می‌شود کندال (۱۹۷۵).

$$(2) \quad \text{sgn}(x_j - x_k) = \begin{cases} +1 & \text{if } (x_j - x_k) > 0 \\ 0 & \text{if } (x_j - x_k) = 0 \\ -1 & \text{if } (x_j - x_k) < 0 \end{cases}$$

آزمون آماره‌های S میانگین صفر دارد و واریانس آن نیز از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$(3) \quad \text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum t(t-1)(2t+5)}{18}$$

¹ mann

² Kendall

در رابطه بالا t اندازه یک بازه زمانی در سری داده‌ها است و $\sum t$ نیز مجموع بازه‌ها (سری زمانی داده‌ها) است. برای مواردی که مدت سری زمانی داده‌های بیش‌تر از ۱۰ باشد ($n > 10$) آماره Z استاندارد شده را باید به کمک رابطه زیر محاسبه کرد لیتمایر^۱ و همکاران (۱۹۹۴).

$$(۴) \quad Z = \begin{cases} \frac{s-1}{\sqrt{\text{Var}(s)}} & \text{if } s > 0 \\ 0 & \text{if } s = 0 \\ \frac{s-1}{\sqrt{\text{Var}(s)}} & \text{if } s < 0 \end{cases}$$

بنابراین، در آزمون دوطرفه روند، اگر رابطه $|Z| \leq Z_{\alpha/2, n}$ در سطح اطمینان ۰/۰۹۵ برقرار باشد، باید فرضیه H_0 (قبول تصادفی بودن سری داده‌ها) را پذیرفت و در غیر این صورت باید فرضیه H_1 (وجود روند) را قبول کرد. اگر معنی‌داری در سطح $\alpha = 0.01$ (سطح ۰/۰۹۹ اطمینان) آزمون شد، فرضیه صفر H_0 در صورتی رد می‌شود که $Z_{0.995} = 2.575$ باشد. مقادیر مثبت روند Z روند صعودی و مقادیر منفی Z روند نزولی سری داده‌ها را نشان می‌دهند (ویوکاناندان^۲، ۲۰۰۷: ۱۰۴). اگر روند در سری داده‌ها مشاهده شد، شیب واقعی (میزان تغییر در واحد زمان) را می‌توان با استفاده از روش نا پارامتری ساده‌ای که توسط سنس توسعه داده شده برآورد نمود. ابتدا باید شیب هر جفت داده متوالی سری را از رابطه زیر به دست آورد:

$$(۵) \quad Q_1 - \frac{(x_i - x_k)}{j - k} \text{ for } i = 1, 2, \dots, n$$

که در این رابطه x_i و x_k به ترتیب مقادیر داده‌ها در زمان‌های j و k است که باهم یک واحد زمانی اختلاف دارند. Q_1 مقدار میانه n برآورد شده شیب نمودار سنس است. اگر n فرد باشد، برآورد کننده شیب سنس به این صورت محاسبه خواهد شد:

$$(۶) \quad Q_{med} = Q_{(n+2)/2}$$

و اگر n زوج باشد، برآورد کننده شیب سنس از این رابطه به دست می‌آید:

$$(۷) \quad Q_{med} = \frac{Q_n + Q_{(n+2)}}{2}$$

اگر مقدار Q_{med} را با آزمون دوطرفه در سطح اطمینان $100(1-\alpha)\%$ بررسی شود شیب واقعی نمودار روند را می‌توان به دست آورد (ویوکاناندان، ۲۰۰۷: ۱۰۵). همچنین برای پیش‌بینی بارش ایستگاه همدیدی کاشان از شبکه عصبی مصنوعی شده است. زمانی که داده‌ها چندبعدی باشند استفاده از داده‌های استاندارد نشده ممکن است قبل از انجام هرگونه تحلیلی روی داده‌ها ابتدا داده‌های ناقص موردبازسازی سپس داده‌ها مورد استانداردسازی قرارگرفته شدند.

بنابراین ابتدا داده‌های موردنظر نرمال شده از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تغییرات بارش استفاده و پارامترهای اقلیمی روزانه: بارش روزانه، رطوبت نسبی، کمینه و بیشینه دما، میانگین دما، سرعت و جهت باد، میانگین فشار در یک دوره آماری (۱۳۹۸-۱۳۵۰) به‌عنوان ورودی‌های شبکه‌های عصبی به‌صورت ماهانه تنظیم و سپس مورد مطالعه قرارگرفته و خروجی شبکه عصبی مصنوعی میزان بارش روزانه است. برای ارزیابی شبکه‌های مورد آزمون از دو شاخص میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی استفاده گردیده است.

در این تحقیق جهت پیاده‌سازی مدل‌های مختلف شبکه عصبی و تعیین ساختار بهینه از جعبه‌ابزار شبکه عصبی در نرم‌افزار متلب استفاده شده است. یکی از پرکاربردترین مدل‌های شبکه عصبی، مدل پرسپترون چندلایه است که روی الگوریتم پس انتشار، پایه‌گذاری شده است. اساس آموزش الگوریتم پس انتشار به این صورت است که وزن‌های اولیه ارتباطی به‌صورت تصادفی انتخاب می‌گردند. با فرض وجود N نمونه آموزشی که هر نمونه n ورودی و a خروجی داشته باشد، بردار ورودی به‌صورت $(X_1, \dots, X_j, \dots, X_n)$ و بردار خروجی به‌صورت $(B_1, \dots, B_j, \dots, B_n)$ که $1 \leq j \leq N$ تعریف می‌گردد.

در این نوع شبکه پردازش داده‌های ورودی روبه‌جلو انجام می‌شود و مسیر پردازش به نوروهای لایه قبلی برنمی‌گردد و خروجی هر لایه فقط بر لایه بعدی تأثیرگذار خواهد بود؛ یعنی سیگنال یک‌طرفه خواهد بود. در این نوع شبکه مقدار پارامتر خروجی، بر اساس پارامترهای

¹ Lettenmaier
² Vivekanandan

ورودی و یک سری وزن‌های اولیه تعیین می‌گردد. مقادیر ورودی باهم ترکیب می‌شوند و سپس در لایه‌های پنهان از آن‌ها استفاده می‌شوند و در آخر مقادیر لایه‌های پنهان نیز برای محاسبه مقادیر خروجی ترکیب می‌شوند.

$$(۸) \quad E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^j \sum_{j=1}^N (B_{ij} - O_{ij})^2$$

خطای میانگین مربعات یا همان که به صورت مخفف با MSE نیز شناخته می‌شود، یکی از ابزارهای آماری برای یافتن دقت پیش‌بینی انجام‌شده در مدل‌سازی می‌باشد. وقتی مقادیر به صورت عددی هستند، باید با روش‌های آماری به محاسبه خطای میانگین مربعات و جذر خطای میانگین مربعات پردازیم (تاگرال^۱، ۲۰۰۴: ۹).

$$(۹) \quad RMSD(\theta_1, \theta_2) = \sqrt{MSE(\theta_1, \theta_2)} = \sqrt{E((\theta_1 - \theta_2)^2)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}}$$

میانگین خطای مطلق یا MAE

$$(۱۰) \quad MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N |X_i - y_i|$$

که X_i عبارت است از داده‌های واقعی و y_i عبارت است از داده‌های برآورد شده و n تعداد کل داده‌ها است.

۴ یافته‌ها و بحث

جهت بررسی روند افزایش یا کاهش مقادیر بارش در ایستگاه کاشان از روش شیب سنس و بررسی معنی‌دار بودن روند بارش از روش منکندال استفاده شد. درصد نسبتاً زیادی از بارش‌های ایستگاه کاشان مربوط به بارش‌ها در فصل بهار است؛ بنابراین تغییر در روند بارش‌های این فصل بر روی روند تغییرات سالانه بارش تأثیرگذار است. بررسی روند و نقاط جهش در سری زمانی مورد مطالعه نشان داد هیچ‌گونه رابطه معنی‌دار و مشخصی در بارش‌های بهاره مشاهده نگردد. (شکل ۲).

آماره آزمون شیب سنس شکل (۳) در سطوح ۹۹٪ و ۹۵٪ درصد نیز نشان داد به‌طور متوسط بارش بهاره در هر سال چیزی در حدود ۰/۱۴ میلی‌متر افزایش داشته است. این شرایط به‌صورت کمینه و بیشینه بارش در سطح ۹۹٪ درصد به ترتیب برابر با ۰/۶۲- و ۰/۷۸+ میلی‌متر بوده است. درحالی‌که کمینه و بیشینه کاهش و افزایش بارش در فصل بهار در سطح ۹۵٪ برابر با ۰/۶۳- و ۰/۱۵+ میلی‌متر برآورد شده است.

جدول‌های (۱ و ۲) در فصل تابستان به دلیل حاکمیت پرفشار جنب حاره‌ای، امکان تشکیل ابر و بارش در قسمت وسیعی از ایران زمین فراهم نمی‌شود بنابراین این فصل خشک‌ترین فصل بارشی در ایران به شمار می‌آید. (علیچانی، ۱۳۸۱: ۸). شهرستان کاشان نیز در فصل تابستان به‌شدت گرم، خشک و کم بارش است و روند معنی‌داری و مشخصی در بارش‌های تابستانه نداشته است. همچنین آماره‌های آزمون سنس در فصل تابستان در سطوح اطمینان ۹۹٪ و ۹۵٪ درصد نیز تغییری افزایشی یا کاهش را در طول سری زمانی مورد مطالعه نشان نمی‌دهد. جدول‌های (۱ و ۲). شکل‌های (۴ و ۵).

روند بارش فصل پائیز نیز همانند دیگر فصول سال مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. نتایج تحلیل نشان داد که در سری زمانی میانگین بارش کاشان نیز روند معنی‌داری مشاهده نشده است. شکل‌های (۵ و ۶). آماره آزمون سن در سطوح اطمینان مورد بررسی نشان داد که به‌طور کلی متوسط بارش پاییزه در هر سال کاهش ۰/۰۱- میلی‌متری داشته است.

ضمن اینکه کمینه و بیشینه کاهش بارش در سطح ۹۹٪ به ترتیب برابر با ۰/۵۶- و ۰/۵۱+ میلی‌متر بوده است. درحالی‌که کمینه و بیشینه کاهش و افزایش بارش در فصل پاییز در سطح ۹۵٪ برابر با ۰/۴۳- و ۰/۴۱+ میلی‌متر برآورد شده است جدول‌های (۱ و ۲). فصل زمستان پربارش‌ترین فصل در ایستگاه کاشان است. بیش از نیمی از بارش‌های این ایستگاه مربوط به این فصل است. هرگونه تغییر در روند میزان بارش‌های این فصل می‌تواند بر روی روند سالانه بارش به‌شدت تأثیرگذار باشد.

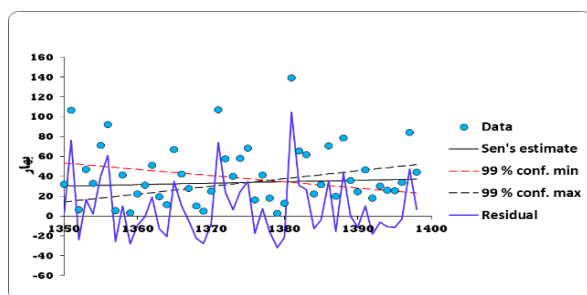
نتایج تحلیل نشان داد که در سری زمانی میانگین بارش زمستانه روند معنی‌داری وجود ندارد شکل (۸). آماره‌های آزمون سنس در سطوح اطمینان مورد مطالعه تأییدکننده کاهش بارش زمستانه ایستگاه کاشان است. شکل (۹) بدین ترتیب بارش ایستگاه مورد مطالعه در فصل زمستان در هر سال کاهش ۰/۵۰- میلی‌متری داشته است. ضمن اینکه کمینه و بیشینه کاهش بارش در سطح ۹۹٪ به ترتیب برابر با

¹ Taggral

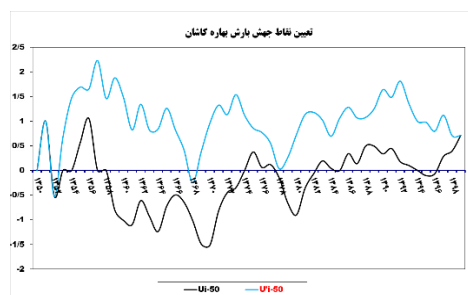
۱/۳۹- و ۰/۳۰ میلی‌متر بوده است. درحالی‌که کمینه و بیشینه کاهش و افزایش بارش در فصل زمستان در سطح ۹۵٪ برابر با ۱/۱- و ۰/۰۹ میلی‌متر برآورد شده است. جدول‌های (۱ و ۲).

نتایج تحلیل سالانه نشان داد که به‌طورکلی در سری زمانی میانگین بارش کاشان روند معنی‌داری مشاهده نشده است (۱۰). نمودارهای U و U' در بالاتر از خطوط همدیگر در سطح ۹۹٪ و ۹۵٪ درصد را قطع نکرده‌اند درواقع عدم قطع این نمودارها در بالاتر از خطوط معنی‌داری، به معنای قبول تصادفی بودن (قبول فرض H0) و عدم وجود روند معنی‌دار (H1) متغیر میانگین بارش کاشان است. بنابراین جهش طبیعی در میانگین بارش ایستگاه کاشان مشاهده نشده است.

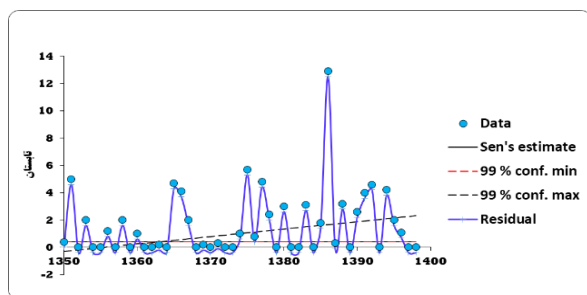
آماره‌های آزمون سنس در سطوح اطمینان ۹۹٪ و ۹۵٪ تأییدکننده کاهش بارش ایستگاه کاشان است. بدین ترتیب بارش ایستگاه مورد مطالعه در طول سری زمانی مورد مطالعه در هر سال کاهش ۰/۰۶ میلی‌متری داشته است که بیشترین تأثیرگذاری کاهش بارندگی مربوط به فصل زمستان است. ضمن اینکه کمینه و بیشینه کاهش بارش سالانه در سطح ۹۹٪ به ترتیب برابر با ۱/۹۶- و ۰/۵۴ میلی‌متر بوده است. درحالی‌که کمینه و بیشینه کاهش و افزایش بارش سالانه در سطح ۹۵٪ برابر با ۱/۷- و ۰/۳۲ میلی‌متر برآورد شده است. جدول‌های (۱ و ۲). درنهایت مشخص گردید در مقادیر بارشی ایستگاه کاشان به‌صورت فصلی و سالانه هیچ‌گونه روند معنی‌دار و قابل‌توجهی وجود ندارد.



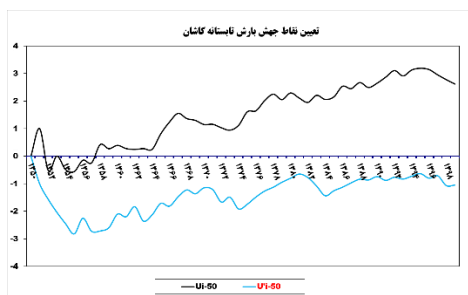
شکل ۳- برازش نمودار خط سن برای فصل بهار



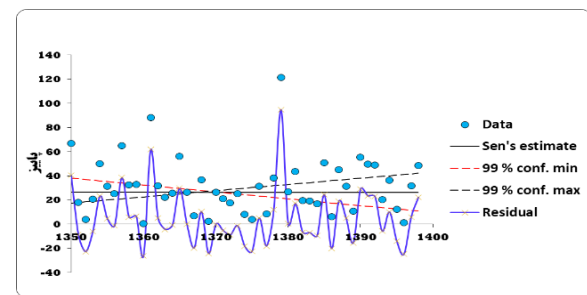
شکل ۲- تحلیل روند میانگین بارش فصل بهار



شکل ۵- برازش نمودار خط سن برای فصل تابستان



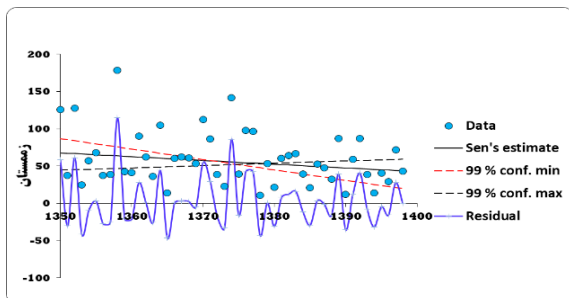
شکل ۴- تحلیل روند میانگین بارش فصل تابستان



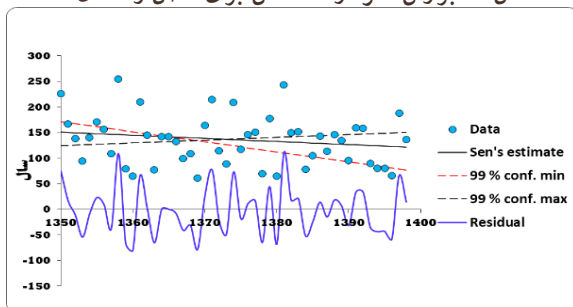
شکل ۷- برازش نمودار خط سن برای فصل پاییز



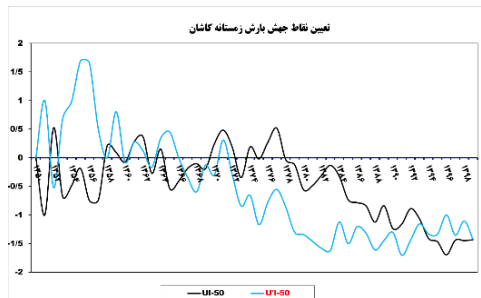
شکل ۶- تحلیل روند میانگین بارش فصل پاییز



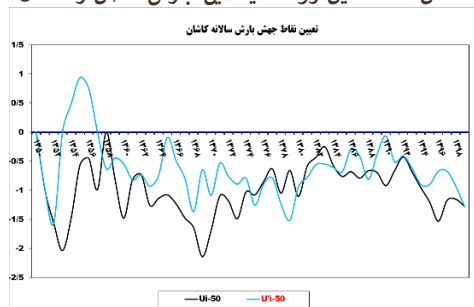
شکل ۹- برازش نمودار خط سن برای فصل زمستان



شکل ۱۱- برازش نمودار خط سن برای سالانه



شکل ۸- تحلیل روند میانگین بارش فصل زمستان



شکل ۱۰- تحلیل روند میانگین بارش سالانه

جدول ۱- مقادیر آماره آزمون من-کندال و سنس در سطح ۰/۹۹ درصد در ایستگاه کاشان (۱۳۵۰-۱۳۹۸)

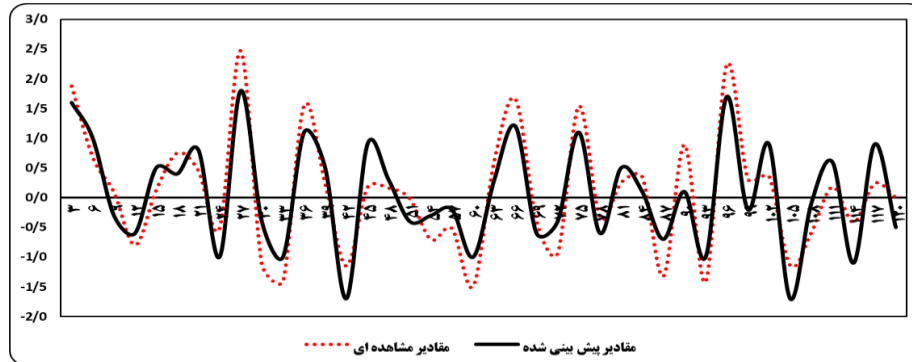
دوره	آزمون z	Q (میلی متر)	Qmin99% (میلی متر)	Qmax99% (میلی متر)	B (میلی متر)	Bmin99% (میلی متر)	Bmax99% (میلی متر)
بهار	۰/۳۸	۰/۱۴	-۰/۶۲	۰/۷۸	۳۰/۱۱	۵۳/۳۰	۱۴/۱۶
تابستان	۱/۰۵	۰	۰	-۰/۰۵	۰/۴	۰/۴	-۰/۳
پاییز	-۰/۰۵	-۰/۰۱	-۰/۵۶	۰/۵۱	۲۶/۶۶	۳۸/۱۷	۱۷/۴۸
زمستان	-۱/۴۴	-۰/۵۰	-۱/۳۹	۰/۳۰	۶۷/۷۵	۸۶/۷۸	۴۴/۵۱
سال	-۱/۱۵	-۰/۶۰	-۱/۹۶	۰/۵۴	۱۵۰/۸۲	۱۷۱/۱	۱۲۴/۳۴

جدول ۲- مقادیر آماره های آزمون من-کندال و سنس در سطح ۰/۹۵ درصد در ایستگاه کاشان (۱۳۵۰-۱۳۹۸)

دوره	آزمون z	Q (میلی متر)	Qmin95% (میلی متر)	Qmax95% (میلی متر)	B (میلی متر)	Bmin95% (میلی متر)	Bmax95% (میلی متر)
بهار	۰/۳۸	۰/۱۴	-۰/۶۳	۰/۱۵	۳۰/۱۱	۴۶/۲۰	۱۷/۱۷
تابستان	۱/۰۵	۰	۰	۰/۰۳	۰/۴	۰/۴	-۰/۱۴
پاییز	-۰/۰۵	-۰/۰۱	-۰/۴۳	۰/۴۱	۲۶/۶۶	۳۵/۲۲	۱۸/۲۷
زمستان	-۱/۴۴	-۰/۵۰	-۱/۱	۰/۰۹	۲۶/۶۶	۸۱/۱	۵۰/۷۶
سال	-۱/۱۵	-۰/۶۰	-۱/۷	۰/۳۲	۲۶/۶۶	۱۶۷/۴۶	۱۳۱/۰۱

مهمترین مزیت شبکه عصبی نسبت به سیستم‌های هوشمند دیگر قدرت یادگیری شبکه از محیط پیرامون است. یادگیری به این معنی است که مقادیر وزن‌های شبکه طوری انتخاب گردد، که عملکرد شبکه همانی باشد که ما انتظار آن را داریم (خسروی و همکاران، ۱۳۹۱: ۱۸). همان‌طور که در شکل (۱۲) مشخص است روند بارش ایستگاه کاشان غیرخطی است. این شرایط امکان استفاده از مدل‌های آماری که کارکرد آن‌ها بررسی و پیش‌بینی روندهای خطی است را مشکل می‌کند.

در این پژوهش، داده‌های میانگین نقطه دمای شب‌نم (به سانتی‌گراد)، میانگین سرعت باد برحسب نات، رطوبت نسبی برحسب درصد، میانگین دما، میانگین دما، حداکثر دما، جهت و سرعت باد به‌عنوان ورودی و داده‌های بارش به‌عنوان هدف با استفاده از نرم‌افزار، MATLAB یک شبکه عصبی طراحی و به شبکه معرفی شد. نخست، داده‌ها برای ورود به شبکه به سه دسته تقسیم شدند که ۷۰ درصد داده‌ها جهت آموزش شبکه و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون و اعتبار سنجی اختصاص داده شد. در نهایت، با توجه به آزمون‌وخطاهای مکرر برای ساخت شبکه مناسب، شبکه‌ای با دولایه پنهان و ۱۰ نرون، بیشترین دقت را برای پیش‌بینی داشت.



شکل ۱۲- مقایسه واقعی ماهانه بارش نرمال شده با میزان بارش پیش‌بینی شده شبکه

همان‌طور که نشان داده‌شده است استفاده از مدل رگرسیون خطی و پولی نومیال به‌عنوان یک روش نیمه خطی در چنین مواردی خروجی قابل قبولی را ارائه نمی‌کند. یکی از این مدل‌های پیش‌آگاهی روندهای غیرخطی شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. خطوط نقطه‌چین شده نتایج شبیه‌سازی مدل شبکه عصبی مصنوعی است. داده‌های واقعی آموزش و آزمون خروجی ۱۲۰ ماهه شبکه عصبی به‌صورت نمودار ترسیم شد. نتایج حاصل از پیش‌بینی هر مدل پس از برگرداندن داده‌ها به بازه اصلی در شکل (۱۳) آورده شده است.

هر چه این نمودار همپوشانی بهتری داشته باشد خروجی به واقعیت نزدیک‌تر است؛ بنابراین در ایستگاه کاشان نمودارهای آموزش و آزمون، همپوشانی قابل‌توجهی با داده‌های خروجی شبکه عصبی ندارد. با مقایسه داده‌های بارش با میزان بارش پیش‌بینی‌شده توسط شبکه در حالت قرارگیری منظم داده‌ها مشخص شد که شبکه عصبی مصنوعی تا حدود قابل قبولی توانسته است روند غیره خطی بارش را که به شبکه داده‌شده است را پیدا کند.

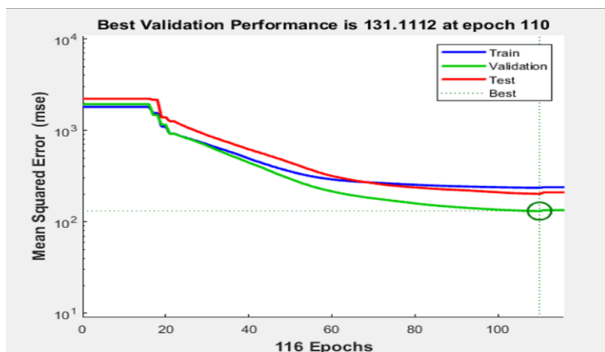
همچنین با بررسی و تحلیل نتایج آموزش شبکه با نمونه‌های تصادفی در حالت شبکه پس از آموزش، نسبت به حالتی که در آن نمونه‌ها به‌صورت منظم انتخاب می‌شوند نتایج قابل‌قبول را ارائه داده است. میزان حداکثر مجذور متوسط خطاها با آموزش منظم داده‌ها بدون ترکیب با الگوریتم نشان می‌دهد میزان حداکثر مجذور متوسط خطاها برای شبکه بدون ترکیب با الگوریتم برابر با ۰/۰۰۱ است. برای بررسی عملکرد شبکه عصبی نیاز است که عملکرد شبکه را برای داده‌های آزمون بررسی نماییم که نمودار زیر خطای شبکه را برای هر سه داده آموزش، آزمون و ارزیابی نشان می‌دهد که همان‌گونه که از نمودار نیز مشخص می‌باشد پس از سه مرحله آموزش به خطای مناسبی دست‌یافته‌ایم که همان‌گونه که مشخص است خطای شبکه برای داده‌های ارزیابی در این مرحله در مرتبه ۲۸۱۰ ست که خطای بسیار مناسبی است. شکل (۱۳).

یادگیری شبکه از اجزاء اصلی شبکه‌های عصبی است. مشکل عمده در آموزش شبکه‌های عصبی مشکل Overfitting است. این مشکل زمانی به وجود می‌آید که شبکه عصبی فقط روی داده‌ها آموزشی عملکرد مناسب و خوبی دارد و برای سایر مجموعه داده‌ها نتایج خوبی ارائه نمی‌کند. یکی از راه‌های متداول رفع مشکل Overfitting این است که علاوه بر مجموعه آموزشی برای آموزش شبکه، از یک مجموعه آزمایشی (test set) برای بررسی تغییرات خطا استفاده شود.

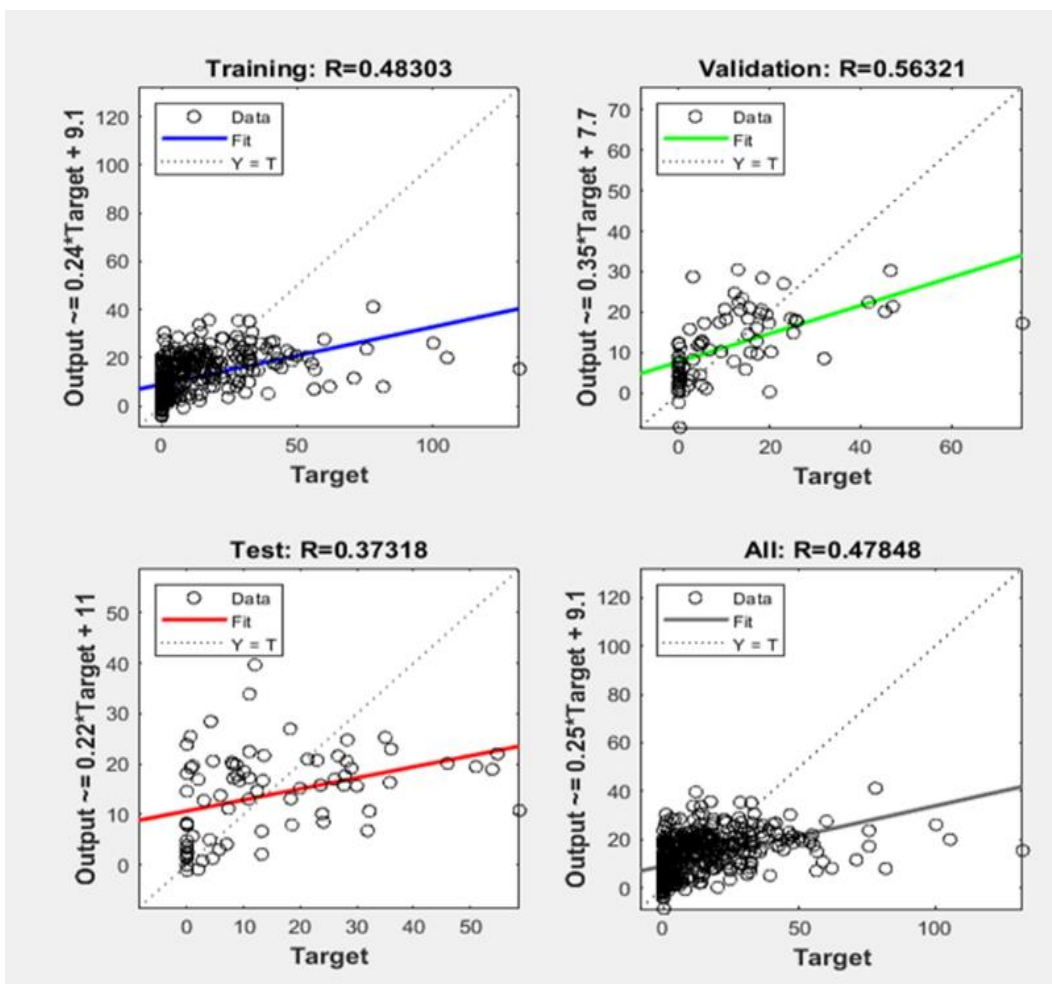
نمایشگر نمودار بهینه‌سازی برای شبکه عصبی مصنوعی داده‌های بارش ایستگاه کاشان نشان داد که در تکرار ۱۱۰ شبکه عصبی مصنوعی بهینه ایجاد شده است؛ بنابراین تکرار ۱۱۰ به‌عنوان تکرار عصبی بهینه انتخاب می‌شود. با توجه به نتایج این نمودار مشخص می‌شود مقدار خطای میانگین مربعات نهایی کوچک است، خطای مجموعه آزمایشی با خطای مجموعه ارزیابی دارای رفتار و خصوصیات تقریباً یکسانی است. شکل (۱۳).

هر چه نقاط به محور قطری نمودار نزدیک‌تر باشند و تجمع پیدا کنند مقادیر خروجی به مقادیر واقعی نزدیک‌ترند. در تمام نمودارهای ترسیم‌شده چنین وضعیتی مشاهده نمی‌شود. تعداد تکرارهای شبکه‌ها نیز به‌صورت تصادفی از در نظر گرفته شد. در این پژوهش شبکه با استفاده از متغیر معرفی شده میزان همبستگی ۰/۴۷ توانست مقدار بارش را پیش‌بینی کند. شکل (۱۴). انحراف جذر میانگین مربعات یا خطای جذر میانگین مربع‌ها (RMSE) تفاوت میان مقدار پیش‌بینی‌شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد. مقدار RMSE داده‌های واقعی آموزش، آزمون و اعتبار سنجی داده‌های بارش دارای دامنه‌ای ۹ تا ۲۷ می‌باشد. مقادیر میانگین RMSE بارش

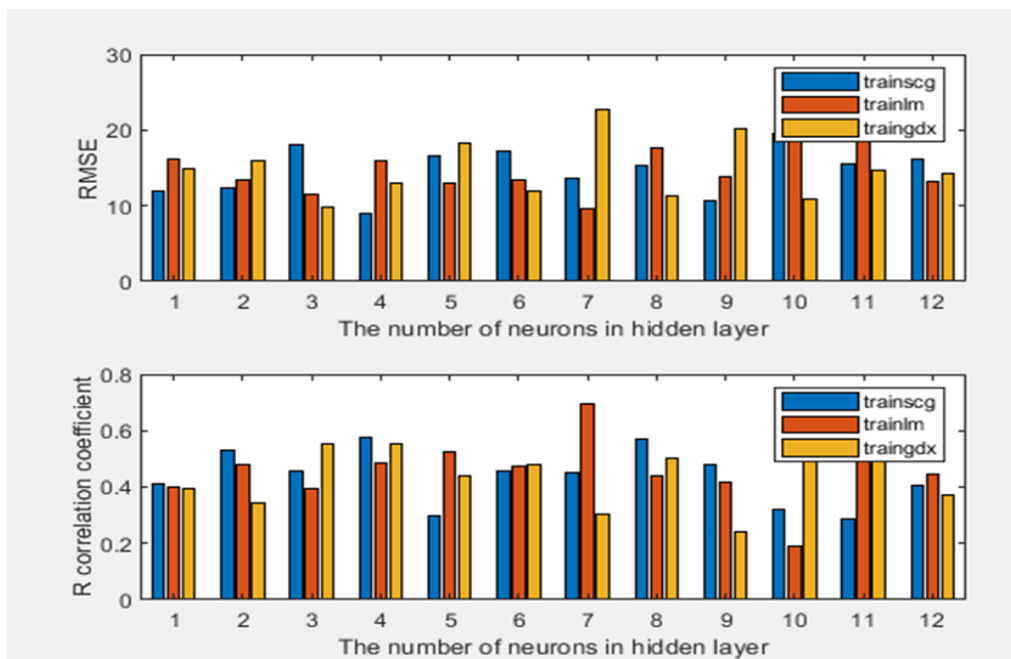
به طور کلی باهم اختلاف دارند که این اختلاف به معنی نتایج متفاوت در درازمدت برای میانگین‌های شبیه‌سازی شده بارش در ایستگاه کاشان است. همچنین به دلیل پایین بودن ضریب تعیین (R2) محاسبه شده بین مقدار بارش برآورد شده از این روش با بارش اندازه‌گیری شده و بالا بودن معیارهای خطا (RMSE) در بین روش‌های مذکور خروجی نتایج مطلوب نمی‌باشد. شکل (۱۵) و جدول (۳).



شکل ۱۳- نمودار بهینه‌سازی شبکه عصبی



شکل ۱۴- رگرسیون عملکرد شبکه عصبی مصنوعی داده‌های واقعی، آموزش و آزمون اعتبار سنجی ایستگاه کاشان



شکل ۱۵- انحراف جذر میانگین مربعات و ضریب همبستگی پیش‌بینی شبکه با داده‌های واقعی آموزش و آزمون اعتبار سنجی ایستگاه کاشان

جدول ۳- انحراف جذر میانگین مربعات و ضریب همبستگی پیش‌بینی شبکه با داده‌های واقعی آموزش و آزمون اعتبار سنجی ایستگاه کاشان

RMSE			R-CRR		
Traningscsg	trainlm	traingdx	Traningscsg	trainlm	traingdx
۱۱/۹	۱۶	۱۴/۹	۰/۴۰	۰/۳۹	۰/۳۹
۱۲/۲	۱۳/۳	۱۶	۰/۵۳	۰/۴۸	۰/۳۴
۱۷/۹	۱۱/۵	۹/۹	۰/۴۵	۰/۳۹	۰/۵۵
۹	۱۵/۹	۱۳	۰/۵۷	۰/۴۸	۰/۵۵
۱۶/۵	۱۳/۹	۱۸/۳	۰/۲۹	۰/۵۲	۰/۴۳
۰/۱۷	۱۳/۳	۱۱/۹	۰/۴۵	۰/۴۸	۰/۴۸
۱۶/۶	۹/۵	۲۲/۷	۰/۴۵	۰/۶۹	۰/۳۰
۱۵/۳	۱۷/۵	۱۱/۳	۰/۵۶	۰/۴۳	۰/۵۰
۱۰/۶	۱۳/۹	۲۰/۲	۰/۴۸	۰/۴۱	۰/۲۴
۱۹/۶	۲۷/۳	۱۰/۸	۰/۳۱	۰/۱۹	۰/۵۰
۱۵/۵	۱۸/۴	۱۴/۶	۰/۲۸	۰/۴۸	۰/۵۱
۱۶/۲	۱۳/۲	۱۴/۲	۰/۴۰	۰/۴۴	۰/۳۷

روند بارش ماهانه در شهر کاشان غیرخطی است. بنابراین کاربرد مدل‌های آماری برای پیش‌بینی روندهای خطی مناسب نیست و استفاده از مدل رگرسیون خطی و پولی نوماال به‌عنوان یک روش نیمه خطی در چنین مواردی نتیجه قابل قبولی را ارائه نمی‌کند. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی که توانایی پیش‌بینی غیره خطی را دارند منطقی‌تر به نظر می‌آید. در جدول (۴) مقادیر پیش‌بینی شده ماهانه بارش توسط شبکه بدون ترکیب با الگوریتم بعد از آموزش شبکه در سال‌های ۱۳۹۳ و ۱۳۹۴ بدون مقادیر واقعی داده بارش را نشان می‌دهد که مقادیر پیش‌بینی شده روند غیره خطی دارند.

شهر کاشان به‌طورکلی جز مناطق کم بارش ایران می‌باشد و در ماه‌ها و فصول گرم سال شدت کاهش بارش‌ها بیشتر می‌شود؛ اما در ماه‌های سرد به دلیل ورود سیستم‌های سیکلونی بارش‌ها و افزایش رطوبت منطقه بارش‌های این ایستگاه نیز افزایش می‌یابد. طبق نتایج در بسیاری از تحقیقات مشخص شد الگوریتم پس انتشار برای مسائل واقعی اغلب بسیار کند عمل می‌کند. جهت غلبه برای مشکل از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب بهترین وزن‌های اولیه استفاده می‌شود. به‌عبارتی دیگر با استفاده از شبکه عصبی و ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک می‌توان سریع‌تر به نتیجه رسید و به نتیجه بهتری را از خروجی‌ها دریافت کرد. جدول (۴).

با توجه مجذور متوسط خطاها برای شبکه در ترکیب با الگوریتم ژنتیک برابر با ۰/۰۰۱ است و مقایسه مقادیر ماهانه بارش با میزان پیش‌بینی‌شده توسط شبکه بدون ترکیب با الگوریتم ژنتیک در جدول (۵) مشخص است شبکه عصبی مصنوعی توانسته است که روند غیرخطی میزان بارش را با توجه به آموزشی که به شبکه داده‌شده است بهتر از آموزش شبکه بدون ترکیب با الگوریتم ژنتیک را پیدا کند. مقادیر پیش‌بینی‌شده ماهانه بارش در جدول (۵) توسط شبکه بعد از آموزش شبکه در ترکیب با الگوریتم ژنتیک در سال ۱۳۹۳ و ۱۳۹۴ بدون مقادیر واقعی داده بارش را نشان می‌دهد.

طبق نتایج به‌دست‌آمده از مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط شبکه در ترکیب با الگوریتم ژنتیک مثل داده‌های واقعی بارش و داده‌های پیش‌بینی‌شده توسط شبکه بدون ترکیب با الگوریتم ژنتیک روند غیرخطی دارد؛ اما همچنان اختلاف نتایج برای میانگین‌های شبیه‌سازی‌شده بارش در ایستگاه کاشان مشخص است.

جدول ۴- مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط شبکه بدون ترکیب با آموزش شبکه

مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی بارش توسط شبکه در سال ۱۳۹۴		مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی بارش توسط شبکه در سال ۱۳۹۳		داده‌های ورودی به شبکه بدون مقادیر واقعی بارش			
واقعی	پیش‌بینی‌شده	واقعی	پیش‌بینی‌شده				
۱۹/۸	۲۴/۱	۱۵/۳	۱۷/۱	۱	۱۳۹۴	۱	۱۳۹۳
۵/۶	۳/۳	۹/۷	۳/۱	۲	۱۳۹۴	۲	۱۳۹۳
۰/۳	۸/۶	۵/۳	۹/۵	۳	۱۳۹۴	۳	۱۳۹۳
۱/۹	.	.	.	۴	۱۳۹۴	۴	۱۳۹۳
.	۱/۱	.	۱/۲	۵	۱۳۹۴	۵	۱۳۹۳
۲/۳	۰/۹	.	۲/۶	۶	۱۳۹۴	۶	۱۳۹۳
۷/۱	۱۱/۸	۴/۴	۸/۲	۷	۱۳۹۴	۷	۱۳۹۳
۲۳/۵	۱۵/۹	۸/۳	۱۶/۹	۸	۱۳۹۴	۸	۱۳۹۳
۵/۸	۵/۵	۷/۸	۶/۱	۹	۱۳۹۴	۹	۱۳۹۳
۱۱/۱	۴/۹	۹	۳/۶	۱۰	۱۳۹۴	۱۰	۱۳۹۳
۱/۷	۹/۱	۱۲/۴	۵/۱	۱۱	۱۳۹۴	۱۱	۱۳۹۳
۱/۲	۱۷/۴	۱۶/۹	۱۹/۷	۱۲	۱۳۹۴	۱۲	۱۳۹۳

جدول ۵- مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط شبکه در ترکیب بعد از آموزش شبکه

مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی بارش توسط شبکه در سال ۱۳۹۴		مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی بارش توسط شبکه در سال ۱۳۹۳		داده‌های ورودی به شبکه بدون مقادیر واقعی بارش			
واقعی	پیش‌بینی‌شده	واقعی	پیش‌بینی‌شده				
۱۹/۸	۲۴/۹	۱۵/۳	۱۷/۹	۱	۱۳۹۴	۱	۱۳۹۳
۵/۶	۴/۱	۹/۷	۳/۲	۲	۱۳۹۴	۲	۱۳۹۳
۰/۳	۹/۸	۵/۳	۹/۱	۳	۱۳۹۴	۳	۱۳۹۳
۱/۹	.	.	.	۴	۱۳۹۴	۴	۱۳۹۳
.	۱/۳	.	۰/۹	۵	۱۳۹۴	۵	۱۳۹۳
۲/۳	۰/۲	.	۲/۷	۶	۱۳۹۴	۶	۱۳۹۳
۷/۱	۱۱/۲	۴/۴	۹/۱	۷	۱۳۹۴	۷	۱۳۹۳
۲۳/۵	۱۶/۱	۸/۳	۱۶/۷	۸	۱۳۹۴	۸	۱۳۹۳
۵/۸	۵/۴	۷/۸	۶/۶	۹	۱۳۹۴	۹	۱۳۹۳
۱۱/۱	۴	۹	۴/۵	۱۰	۱۳۹۴	۱۰	۱۳۹۳
۱/۷	۸/۷	۱۲/۴	۵/۶	۱۱	۱۳۹۴	۱۱	۱۳۹۳
۱/۲	۱۷/۹	۱۶/۹	۲۱/۲	۱۲	۱۳۹۴	۱۲	۱۳۹۳

۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر داده‌های بارش ایستگاه همدیدی کاشان به‌صورت فصلی و سالانه با استفاده از روش منکندال و شیب سنس مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج روند آزمون منکندال در سری‌های زمانی فصلی و سالانه میانگین بارش نشان داد روند معنی‌داری در سطوح ۹۹٪ و ۹۵٪ وجود ندارد. روند بارش ایستگاه کاشان در طول دوره مورد مطالعه کاهشی بوده است و طور میانگین در هر سال بارش کاهش ۰/۶۰ میلی‌متری داشته است. در نگاه اول به نظر می‌رسد این کاهش (۰/۶ میلی‌متری) در ایستگاه بسیار خشک و کم بارش کاشان مقدار ناچیزی باشد اما برای یک دوره ۵۰ ساله این کاهش به ۳۰ میلی‌متر می‌رسد که اگر این روند ادامه داشته باشد در بلندمدت نتایج بسیار فاجعه‌باری را برای حوضه‌های آبی زیرزمینی، کشاورزی و آب شرب منطقه در پی خواهد داشت.

نتایج یک مطالعه نشان داد روند بارش ایران در سری زمانی میانگین ایستگاهی و یاخته‌ای در سطوح اطمینان ۹۹٪ و ۹۵٪ معنی‌دار نیست و میانگین ایستگاهی بارش ایران به‌طور متوسط در هر سال در حدود ۰/۶۵ میلی‌متر و میانگین یاخته‌ای بارش در حدود ۰/۵ میلی‌متر کاهش یافته است (محمدی، ۱۳۸۹: ۱۱). همچنین برای پیش‌بینی بارش ماهانه از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج نشان داد روند بارش ایستگاه کاشان به‌صورت خطی نیست، بلکه به‌صورت غیرخطی است. طبق نتایج استفاده از مدل پرسپترون چندلایه با استفاده از الگوریتم‌های پس از انتشار خطا و تعداد ۱۰ نرون در لایه‌های میانی و دولایه پنهان نسبت به دیگر ساختارهای خطای کمتری داشته است؛ بنابراین متغیر معرفی‌شده در پژوهش با میزان همبستگی ۰/۴۷ توانست مقدار بارش را پیش‌بینی کند.

با بررسی و تطبیق مقادیر داده‌های واقعی، پیش‌بینی و نیز نتایج نمودار همبستگی مشخص گردید که پیش‌بینی بارش برای ایستگاه کاشان تا حد قابل قبولی با نتایج واقعی ایستگاه مطابقت داشته است. نتایج یک مطالعه با استفاده از عملکرد شبکه عصبی ANN و SVM در ریزمقیاس نمایی بارش روزانه مناطق خشک نیز تأیید کرد که روش SVM در تشخیص درست روزهای تر عملکرد بهتری نسبت به روش ANN دارد. همچنین روش‌ها در تشخیص روزهای خشک میزان عملکرد بهتری داشته‌اند در نهایت هر دو روش در تخمین دوره‌های مرطوب عملکرد بالایی نداشته‌اند (خاشعی سیوکی و همکاران، ۱۳۹۷: ۱۱).

طبق نتایج خطای حاصله از شبیه‌سازی داده‌های بارش ایستگاه کاشان با استفاده از عملکرد شبکه عصبی بسیار کم بوده است که نشان‌دهنده عملکرد مناسب شبکه در مرحله آزمون و اعتبار سنجی بوده است. در نهایت توانمندی تخمین و پیش‌بینی بارش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در ایستگاه کاشان در ماه‌های کم بارش و دوره خشک که بارش‌ها به حداقل خود می‌رسد عملکرد بهتری داشته است اما در مجموع شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بارش در ایستگاه کاشان عملکرد بالایی را نشان داده است.

References

- Aksoy, H. & Dahamsheh, A. (2018). Markov chain-incorporated and synthetic data-supported conditional artificial neural network models for forecasting monthly precipitation in arid regions. *Journal of hydrology*, 562, 758-779.
- Alijani, B. (2000). *Synoptic Climatology*, First Edition, Shams Publications.
- Chang NB, Yang YJ, Imen S, Mullon L. (2017). Multi-scale quantitative precipitation forecasting using nonlinear and nonstationary teleconnection signals and artificial neural network models. *Journal of Hydrology* May 31; 548:305.
- Country Plan and Budget Organization (2016). *Statistical Yearbook of Iran*, Statistics Center of Iran, Tehran, Statistics Center
- Hall, T. Brooks, H.E., Doswell, C. A. (1999), Precipitation forecasting using a neural network, *Weather and Forecasting*, No. 144, pp. 338-34.
- karbalaee doree A R, Hejazi Zadeh Z. (2017). Optimizing building orientation establishment in the city of Kashan, based on climatic conditions. *Arid Regions Geographic Studies*. 7 (27):85-103
- Kendall, M.G. 1975. *Rank Correlation Methods*, 4th edition, Charles Griffin, London.
- Khalili, N. Khodashenas, S., Davari, K., Mousavi Baigi, M. (2009). Prediction of daily rainfall using artificial neural networks (Case study: Mashhad Synoptic Station). *Watershed Management Research*, 23 (4 (consecutive 89), 7-15.
- Khosravi, M. Nasiri, M., Safavi, A., Narjes P. (2012). Prediction of drought using artificial neural network, Case study of Shiraz, *Geographical studies of arid regions*, 2 (1), 119-103

- Lettenmaier, D.P. Wood, E.F. and Wallis, J.R. (1994). Hydro-climatological trends in the Continental United States, 1948-88. *Journal of Climate*, 7: 586-607.
- Ligang. XU, Zhou.H, Du L, Yao H, Wang H. (2015) Precipitation trends and variability from 1950 to 2000 in arid lands of Central Asia, *Journal of Arid Land*, 7: 514-526.
- Llasat, M. C. del Moral, A. Cortès, M., & Rigo, T. (2021). Convective precipitation trends in the Spanish Mediterranean region. *Atmospheric Research*, 257, 105581.
- Mann, H.B. 1945. Non-parametric tests against trend, *Econometrica* 13:163-171.
- Mohammadi, b. (2010). Analysis of annual rainfall trend in Iran. *Geography and Environmental Planning (Journal of Humanities Research, University of Isfahan)*, 22 (3 (43)), 95-106.
- Omidvar, K. Nabavizadeh, M., Samreh Qasim, M. (2015). Evaluation of the accuracy of Narex recursive artificial neural network in predicting daily rainfall in Kerman province. *Natural Geography*, 8 (27), 73-89.
- Sharghi, E. Jabbarian P. (2021). Estimation of rainfall and runoff prediction limits on artificial neural network. *Journal of Civil and Environmental Engineering, University of Tabriz*, doi: 51.4 (105), 57-67.
- Togrul, I. T. and Pehlivan, D. (2004). Modeling of thin layer drying kinetics of some fruits under open-air sun drying process. *Journal of Food Engineering*. 65: 413-425.
- Torres-Batló, J., & Martí-Cardona, B. (2020). Precipitation trends over the southern Andean Altiplano from 1981 to 2018. *Journal of Hydrology*, 590, 125485.
- Vivekanandan, N. (2007), Analysis of Trend in Rainfall Using Non Parametric Statistical Methods, international symposium on rainfall rate and radio wave propagation", American institute of physics. P101-113.
- Wang, Y. Liu, J. Li, R., Suo, X., & Lu, E. (2020). Precipitation forecast of the Wujiang River Basin based on artificial bee colony algorithm and backpropagation neural network. *Alexandria Engineering Journal*, 59(3), 1473-1483.
- Yang, X. Yang, S. Tan, M. L. Pan, H. Zhang, H. Wang, G., ... & Wang, Z. (2022). Correcting the Bias of Daily Satellite Precipitation Estimates in Tropical Regions Using Deep Neural Network. *Journal of Hydrology*, 127656.