

## Performance Comparison of Two Activation Functions Namely Sigmoid and Hyperbolic Tangent in Artificial Neural Networks for Regional Analysis of Flow Duration Salt Lake Curve in the Watershed, Iran

Amir Moradinejad<sup>1\*</sup> and Seid Khosrobeigi<sup>2</sup>

1- Assist. Prof., Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Agricultural and Natural Resources Research and Education Center of Markazi Province, Arak, Iran

2- PhD in Watershed Management and Head of Technical and Engineering Department of Natural Resources and Watershed Management of Markazi Province, Arak, Iran

\*Corresponding author: amir\_24619@yahoo.com

(Received: 29 June 2022

Revise: 27 August 2022

Accepted: 07 September 2022)

### Extended Abstract

**Introduction:** The unavailability, inadequacy and low quality of Dubai observational data is one of the problems of water resources management, this factor has made water resources management projects difficult. Collecting information requires hydrometric stations, which are expensive to build, and take a long time to collect information. This requirement is therefore recognized by the International Hydrological Association. Prediction in watersheds without statistics has been adopted as a research agenda for the coming decades. In addition, many watersheds in the world have statistical shortcomings. Due to human intervention, it is very difficult to predict in these watersheds. To solve this problem, hydrologists use a tool called area analysis. Due to the complexities related to the emergence of flow continuity, one of the ways to study the variables that cause it, is using an artificial neural network. Most artificial neural network researchers believe that artificial neural networks perform well in investigating unknown and complex issues for two main reasons: First, they have a good relationship between input and output by having pattern recognition capabilities. Second, they are less sensitive to errors between data input and output than other models.

**Materials and methods:** This study aims to evaluate the artificial neural networks in the analysis of the flow continuity curve region using two functions of sigmoid transfer and hyperbolic tangent in the hidden layer and linear transfer function in the output layer. For this purpose, 33 watersheds in the area of Salt Lake Lake were selected according to the length of the statistical period and the minimum of human activities. Independent variables were considered. Using factor analysis, six factors of area, average height, length of main waterway, drainage density, percentage of permeable formations and percentage of rangeland lands were selected. In order to select suitable hydrometric stations, daily flow statistics of all hydrometric stations of the Salt Lake watershed were prepared by Iran Water Resources Research Company (Tamab). Then, the duration of daily discharge statistical period of all hydrometric stations was extracted. Suitable stations were selected according to the appropriate common statistical length and the absence of a diversion dam and upstream dam. Drought threshold discharge percentages were then extracted using daily discharge statistics by calculating the probability percentage through the Weibull relation in Excel 2010 software.

**Results and Discussion:** In this study, which was performed in a number of Salt Lake watersheds for regional analysis of the flow continuity curve, we compared the estimation of different flow rates of the flow continuity curve using artificial neural shock with two functions of sigmoid transfer and hyperbolic tangent in the hidden layer and the linear function in the output layer. Using the results of factor analysis, six variables of area, average height, and length of main waterway, drainage density, percentage of permeable formations and percentage of rangeland lands were selected. In the next step, by changing the type of transmission function in the hidden layer in the multilayer perceptron artificial neural network to analyze the region of the flow continuity curve, it was determined that the sigmoid transfer function is more efficient than the hyperbolic tangent transfer function in most flow continuity flows. Also, the artificial neural network has a high efficiency in estimating the flow continuity curve, the root index value of the mean square error is between 0.01 to 1.92 cubic meters per second and the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient is between 0.40 and 0.97 in the discharges.

**Conclusions:** The results showed that in flows 2, 10, 20, 25, 33.3, 50, 75, 90 and 92% of sigmoid function in the hidden layer with coefficients of explanation 0.88, 0.55, 0.78, 0.60, respectively. , 0.80, 0.63, 0.58, 0.47 and 0.41; The root mean square error is 0.01, 1.92, 1.68, 1.11, 1.78, 0.98, 0.17, 0.21 and 0.21 cubic meters per second and the coefficient of instability is 0.89, 0.40, 0.97, 0.47, 0.84, 0.78, 0.70, 0.93 and 0.41 and in 15 and 30% discharges of hyperbolic tangent function in the hidden layer with coefficient of determination of 94.94, respectively. 0. and 0.80, the root mean square error of 0.40 and 1.16 cubic meters per second and the efficiency coefficients of 0.70 and 0.86 have higher accuracy In general the artificial neural network has a high efficiency in estimating the flow continuity curve.

**Keywords:** Classic discharge curve, Factor analysis, Levenberg-Marquardt learning algorithm, multi-layer perceptron, Salt Lake watershed.

Citation: Moradinejad, A., & Khosrobeigi, S. (2022). Performance Comparison of Two Activation Functions Namely Sigmoid and Hyperbolic Tangent in Artificial Neural Networks for Regional Analysis of Flow Duration Salt Lake Curve in the Watershed, Iran. *Integrated Watershed Management*, 2(2),48-61. doi: 10.22034/iwm.2022.556822.1037

### Copyrights:

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to Integrated Watershed Management. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).





## مقایسه عملکرد دو تابع سیگموئید و تانژانت هیپربولیک شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان در حوزه آبخیز دریاچه نمک

امیر مرادی نژاد\*، سعید خسروبیگی<sup>۲</sup>

۱- استادیار بخش حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی، اراک، ایران  
 ۲- دکتری آبخیزداری و رئیس بخش فنی و مهندسی اداره کل منابع طبیعی استان مرکزی، اراک، ایران

\*نویسنده مسئول: amir\_24619@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۱۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۰۶/۰۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۴/۰۸

### چکیده

هدف این پژوهش ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان با استفاده از دو تابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک در لایه مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی است. برای این منظور ۳۳ حوزه آبخیز در محدوده دریاچه نمک قم با توجه به داشتن طول دوره آماری طولانی مدت ۲۵ ساله و حداقل فعالیت‌های انسانی انتخاب گردیدند، دبی‌های تداوم جریان بین ۲ تا ۹۲ درصد به‌عنوان متغیرهای وابسته و متغیرهای فیزیوگرافی، هواشناسی و زمین‌شناسی به‌عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شدند. با استفاده از تحلیل عاملی شش عامل مساحت، ارتفاع متوسط، طول آبراهه اصلی، تراکم زهکشی، درصد سازندهای نفوذپذیر و درصد اراضی مرتعی انتخاب شد. نتایج نشان داد در دبی‌های ۲، ۱۰، ۲۰، ۲۵، ۳۳/۳، ۵۰، ۷۵، ۹۰ و ۹۲ درصد تابع سیگموئید در لایه پنهان به ترتیب با ضریب تبیین ۰/۸۸، ۰/۵۵، ۰/۷۸، ۰/۶۰، ۰/۸۰، ۰/۶۳، ۰/۵۸، ۰/۴۷ و ۰/۴۱؛ ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۱، ۰/۹۲، ۰/۶۸، ۰/۱۱، ۰/۷۸، ۰/۹۸، ۰/۱۷، ۰/۲۱ و ۰/۲۱ مترمکعب بر ثانیه و ضریب کارایی ناش-ساتکلیف ۰/۸۹، ۰/۴۰، ۰/۹۷، ۰/۴۷، ۰/۸۴، ۰/۷۸، ۰/۷۰، ۰/۹۳ و ۰/۴۱ و در دبی‌های ۱۵ و ۳۰ درصد تابع تانژانت هیپربولیک در لایه پنهان به ترتیب با ضریب تبیین ۰/۹۴ و ۰/۸۰، ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۴۰ و ۱/۱۶ مترمکعب در ثانیه و ضریب کارایی ۰/۷۰ و ۰/۸۶ از دقت بالاتری برخوردار می‌باشند. به‌طور کلی شبکه عصبی مصنوعی کارایی بالایی در تخمین منحنی تداوم جریان دارد. نتیجه کلی نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالایی در تحلیل منطقه‌ای سیلاب دارد. متغیرهای به دست آمده از تجزیه و تحلیل عاملی برای شبکه با تابع انتقال سیگموئید به‌خوبی پاسخ داد ولی این متغیرها برای شبکه با تابع انتقال تانژانت هیپربولیک به‌دلیل عملکرد متفاوت این تابع نسبت به تابع سیگموئید به پاسخ مناسبی منجر نشد. واژه‌های کلیدی: منحنی دبی کلاسه، تحلیل عاملی، الگوریتم یادگیری لونبرگ مارکوت، پرسپترون چندلایه، حوزه آبخیز دریاچه نمک.

استناد: مرادی نژاد، امیر، خسروبیگی، سعید. (۱۴۰۱). مقایسه عملکرد دو تابع سیگموئید و تانژانت هیپربولیک شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان در حوزه آبخیز دریاچه نمک. مدیریت جامع حوزه‌های آبخیز ۲(۲)، ۶۱-۴۸.

### حق چاپ:



حق چاپ برای نویسنده (گان) این مقاله محفوظ است. بر اساس قوانین انتشارات با دسترسی آزاد، تمام مطالعات چاپ شده در این مجله به‌صورت آزاد در وبسایت مجله برای عموم بدون پرداخت هزینه قابل‌دسترس است.

**مقدمه**

یکی از مشکلات مدیریتی منابع آب در دسترس نبودن، عدم کفایت و کیفیت پایین داده‌های مشاهداتی دبی می‌باشد که این مسئله طرح‌های مدیریت منابع آب را با مشکل روبه‌رو کرده است (Castellarin et al., 2004). برای حل مشکل جمع‌آوری اطلاعات، نیاز به ایستگاه‌های آب‌سنجی می‌باشد که هزینه احداث ایستگاه زیاد و نیاز به مدت زمان زیادی برای جمع‌آوری اطلاعات دارد. به همین دلیل نیاز توسط انجمن بین‌المللی هیدرولوژی به رسمیت شناخته شده و پیش‌بینی درحوزه‌های آبخیز بدون آمار به‌عنوان دستور کار پژوهش برای دهه‌های آینده به‌تصویب رسیده است. همچنین در جهان بسیاری از حوزه‌های آبخیز، فاقد آمار و یا دارای نواقص آماری هستند. با توجه به دخالت‌های بشر، پیش‌بینی در این حوزه‌های آبخیز بسیار سخت می‌باشد. هیدرولوژیست‌ها برای حل این مشکل از ابزاری با عنوان تحلیل منطقه‌ای استفاده می‌کنند (Sivapalan and Bloschi, 1997). انتقال اطلاعات هیدرولوژیکی حوزه‌ی آبخیز دارای آمار به حوزه‌ی آبخیز فاقد آمار یا دارای آمار ناقص و یا برآورد ویژگی‌های دبی حوزه‌های آبخیز بدون آمار با استفاده از انتقال اطلاعات از آبخیز-های دارای آمار، تحلیل منطقه‌ای نامیده می‌شود (Minns & Hall, 1996). منحنی تداوم جریان رابطه بین دبی و بزرگی آن را نشان می‌دهد. شکل منحنی تداوم جریان بیانگر ویژگی‌های هیدرولوژیکی حوزه آبخیز است، منحنی تداوم جریان یکی از روش‌های ارزنده و دارای اطلاعات مفید است که تمامی دبی‌های رودخانه اعم از کم و جریان سیلابی را نمایش می‌دهد. این منحنی رابطه بین مقادیر دبی و درصد زمانی که این دبی مساوی و یا بیشتر از آن است را به نمایش می‌گذارد (Smakhtin, 2001). منحنی تداوم جریان در طراحی نیروگاه‌های برقایی (Warnick, 1984)، استحصال منابع آب (McMahon, 1993)، ارزیابی کیفیت آب (Vogel & Fennessey, 1994)، ارزیابی محیط اکولوژیکی رودخانه (Booker and Dunbar, 2004) و ارزیابی کمی

اقدامات آبخیزداری (Sadeghi et al., 2003) به کار می‌رود. با توجه به پیچیدگی‌های مربوط به پیدایش تداوم جریان، یکی از راه‌های بررسی بین متغیرهای به‌وجود آورنده آن، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. بیش‌تر پژوهشگران شبکه عصبی مصنوعی بر این باور بودند که شبکه عصبی مصنوعی به دو دلیل عمده در بررسی مسایل ناشناخته و پیچیده عملکرد خوبی دارد: اول این‌که با برخورداری از قابلیت تشخیص الگو، رابطه خوبی بین ورودی و خروجی برقرار می‌کند. همچنین در قیاس با الگوهای دیگر حساسیت کمتری نسبت به وجود خطا در بین ورودی و خروجی داده‌ها برقرار می‌کند. تحقیقات متعددی در رابطه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بارش- رواناب (Dorum et al., 2010; Raghuwanshi et al., 2006; Sajikumar and Thandaveswara 1999; Shamsedin, 1997 Shu and Dawson et al., 2006، تحلیل فراوانی سیل (Minns, 2004) و پیش‌بینی دبی روزانه و ماهانه (Vafakhah, Wang et al., 2009, and Hall, 1996) انجام شده است و این روش به عنوان روشی کارآمد و برتر برای تخمین متغیرهای مختلف هیدرولوژیکی معرفی شده است. Jafari Ashourabadi و همکاران (۲۰۱۹) در مطالعه‌ای به تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان برای زیرحوضه‌های آبخیز فاقد آمار در محدوده مطالعاتی فومنات، استان گیلان پرداختند، نتایج نشان داد که رویکرد تحلیل منطقه‌ای با تشخیص حوضه‌های آبخیز همگن با افزایش کارایی و کاهش خطای مدل روبه‌رو بود. Shahnava و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه‌ای به تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان برای زیرحوضه‌های فاقد آمار پرداختند. آنها از مدل رگرسیونی استفاده کردند. نتایج حاصل نشان داد که از بین متغیرهای مورد بررسی، طول آبراهه اصلی، مساحت، متوسط بارندگی سالانه و شیب حوضه بیشترین نقش را در تغییرات جریان رودخانه دارند و با توجه به معنی‌داری معادلات در سطح ۹۵ درصد، از معادلات رگرسیونی می‌توان در ترسیم منحنی‌های تداوم جریان زیرحوضه‌های فاقد آمار استفاده

(۲۰۱۲) در تحقیقی در ۴۱ آبخیز در کالیفرنیا برای به- دست آوردن دبی با فراوانی ۸۰ درصد و مدت زمانی که رودخانه خشک است از منحنی‌های تداوم جریان استفاده کردند و این متغیرها را با استفاده از رگرسیون، تحلیل منطقه‌ای کردند. Zinalo (۲۰۰۳) در تحقیقی که در ۲۵ آبخیز دریاچه ارومیه به‌منظور تحلیل منطقه- ای منحنی تداوم جریان انجام داد دریافت که دبی‌های منحنی تداوم جریان با ۸ متغیر تراکم زهکشی، مساحت آبخیز، حداقل ارتفاع آبخیز، درجه حرارت، اندیس پوشش برف، متوسط ارتفاع، نفوذپذیری و متوسط بارش سالانه نسبت به سایر پارامترها از همبستگی بیشتری برخوردار می‌باشد. Zare Chahouki (۲۰۱۱) تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان را در حوزه آبریز کویر مرکزی انجام داد و نتیجه گرفت که مساحت حوزه آبخیز، طول آبراهه اصلی، شیب آبراهه اصلی و بارندگی متوسط سالانه به‌عنوان عوامل مهم در تعیین منحنی تداوم جریان هستند. بررسی منابع نشان می‌دهد که تاکنون در مورد تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان در حوزه آبخیز دریاچه نمک با این روش‌ها پژوهشی انجام نشده است. عدم وجود اطلاعات در حوضه‌های فاقد آمار چالشی اساسی در مسائل هیدرولوژی است. لذا هیدرولوژیست‌ها تلاش کرده‌اند به این چالش با گسترش ابزارهایی مانند تحلیل منطقه‌ای با روش‌های علمی و گوناگون مطالعات پاسخ دهند. در این راستا، این تحقیق با هدف مقایسه دو تابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک برای تحلیل منطقه‌ای دبی‌های تداوم جریان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و همچنین تعیین مهمترین متغیرهای موثر بر دبی‌های منحنی تداوم جریان در حوزه آبخیز دریاچه نمک انجام گرفته است.

## مواد و روش‌ها

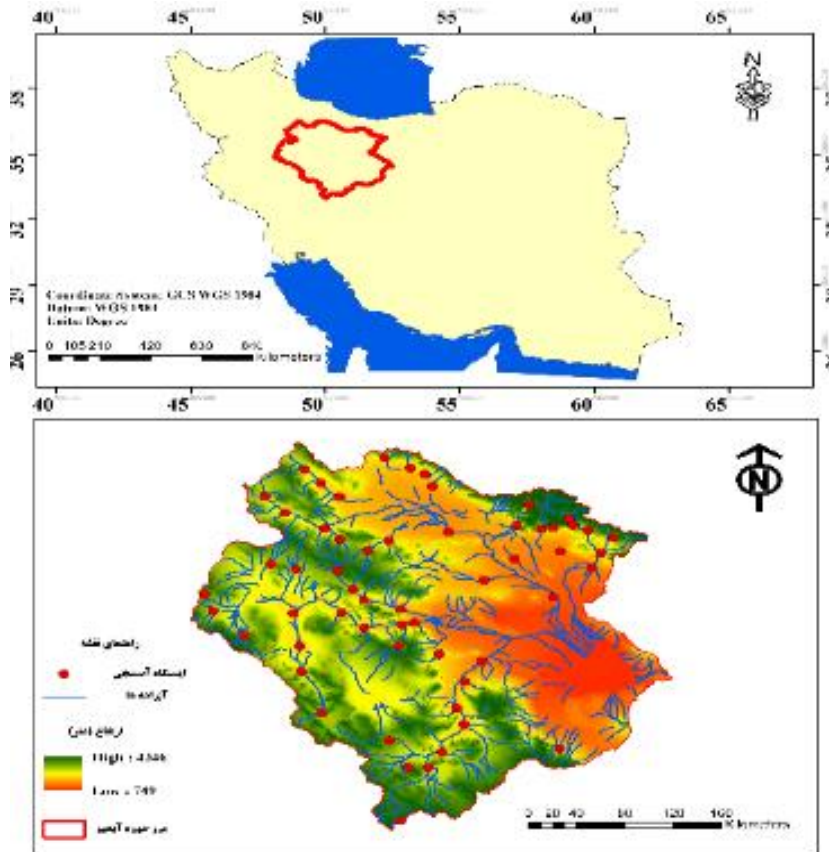
### خصوصیات منطقه مورد تحقیق

حوزه آبخیز دریاچه نمک بین  $48^{\circ} 08'$  تا  $52^{\circ} 30'$  طول شرقی و  $33^{\circ} 00'$  تا  $36^{\circ} 22'$  عرض شمالی واقع شده است و بخش وسیعی از مناطق مرکزی ایران را

کرد. Claps و Fiorentino (۱۹۹۶) برای منطقه‌ای کردن منحنی تداوم جریان در ۱۴ حوزه آبخیز در جنوب ایتالیا از رگرسیون چندمتغیره استفاده کردند که مهمترین عوامل موثر در تعیین دبی‌های منحنی تداوم جریان را آب پایه، متوسط ارتفاع سالانه، متوسط رواناب سالانه و مساحت آبخیز بیان کردند. Singh و همکاران (۲۰۰۱) از رویکرد احتمالی برای تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان در هیمالیا استفاده کردند و دریافتند که بین خصوصیات حوزه آبخیز (توپوگرافی و زمین‌شناسی) و منحنی تداوم جریان و جریان کمینه رابطه بیشتری وجود دارد. Castellarin و همکاران (۲۰۰۴) روش رگرسیون چند متغیره را برای تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان استفاده کردند که این تحقیق در ۵۱ حوزه آبخیز در شرق ایتالیا انجام شد و متغیرهای مساحت، طول کانال، درصد نفوذپذیری، حداکثر ارتفاع، حداقل ارتفاع، متوسط دمای سالانه، متوسط بارندگی سالانه و تبخیر و تعرق مهمترین عوامل در تعیین منحنی تداوم جریان تشخیص داده شد. Shu و Bum (۲۰۰۴) به تحلیل منطقه‌ای سیلاب ۴۰۴ حوزه آبخیز در انگلستان پرداختند و نتایج آنها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های دیگر دقت بالایی در تحلیل منطقه‌ای سیلاب دارد. Dawson و همکاران (۲۰۰۶) در مطالعه‌ای که روی ۸۵ حوزه آبخیز در انگلستان داشتند به این نتیجه رسیدند که برای تخمین سیل در حوزه‌های فاقد آمار، روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی چند متغیره سیل را با دقت بیشتری تخمین می‌زند. Rojanamon و همکاران (۲۰۰۷) دبی منحنی تداوم جریان را با رگرسیون چند متغیره به‌صورت منطقه‌ای انجام دادند و بیان کردند که منحنی تداوم جریان با مساحت همبستگی بیشتری دارد. Viola و همکاران (۲۰۱۱) در مطالعه‌ای در منطقه سیسیل ایتالیا در ۵۳ ایستگاه برای تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان، مهمترین عوامل تأثیرگذار بر منحنی را مساحت، بارندگی سالانه، ارتفاع متوسط آبخیز و درصد سازندهای نفوذپذیر اعلام کردند. Bart و Hope

می‌گردد. وسعت منطقه مورد تحقیق حدود ۹۲۵۵۰ کیلومتر مربع برآورد می‌شود. طیف ارتفاعی حوزه آبخیز ۸۰۰ متر در اطراف دریاچه نمک تا ۴۳۷۵ متر در ارتفاعات حوزه آبخیز جاجرود متغیر است (شکل ۱).

تشکیل می‌دهد. بخش شمالی حوزه آبخیز به وسیله رشته کوه‌های البرز و کوه‌های رودبار و بخش شمال غرب و غرب آن با انشعابات زاگرس، بخش جنوبی با کوه‌های کرکس و شرق حوزه آبخیز به مناطق کویری محدود



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران

Figure 1- Location of the study area in Iran

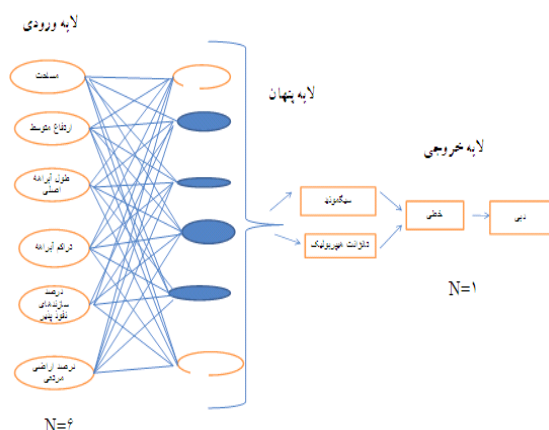
مرتفع آن مانند، تهران، گلپایگان و همدان دارای آب-وهوای معتدل با زمستان‌های نسبتاً سرد و تابستان‌های گرم است.

### روش تحقیق

به‌منظور انتخاب ایستگاه‌های آب‌سنجی مناسب آمار دبی روزانه کلیه ایستگاه‌های آب‌سنجی حوزه آبخیز دریاچه نمک از شرکت تحقیقات منابع آب ایران (تماب) تهیه شد. سپس طول دوره آماری دبی روزانه کلیه ایستگاه‌های آب‌سنجی به مدت ۲۵ سال استخراج گردید. ایستگاه‌های مناسب با توجه به طول آماری مشترک مناسب و عدم وجود بند انحرافی و سد در بالادست انتخاب شدند. سپس درصد‌های دبی حد آستانه خشکسالی، با استفاده آمار دبی‌های روزانه با محاسبه

در این حوزه آبخیز دو چاله بزرگ (دریاچه نمک و دریاچه حوض سلطان) و چند چاله کوچک (کویر میغان) آب‌های این منطقه را به‌خود جذب می‌نمایند (Vafakhah, 1998). مساحت حوضه آبریز دریاچه نمک ۹۲۴۵۷ کیلومترمربع است و در تمامی یا بخش‌هایی از استان‌های تهران، قم، سمنان، مرکزی، اصفهان، همدان، زنجان و قزوین گسترش یافته، به‌طوری‌که بخش عمده آن در دو استان مرکزی و قم قرار دارد. آب‌وهوای آن در بخش مرکزی مثل قم، خشک و میزان بارندگی آن حدود ۱۳۰ میلی‌متر در سال است، در حالی‌که نواحی

خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده به کار رود (Khanna, 1990). پژوهش‌های صورت گرفته نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون چندلایه<sup>۴</sup> پیش‌خور با قانون یادگیری پس انتشار خطا<sup>۵</sup>، ساده‌ترین و پر کاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است. پارامترهای ورودی در لایه اول و پارامترهای خروجی در لایه سوم قرار دارد. در شبکه پس انتشار پیش‌خور ابتدا وزن‌ها لایه خروجی تعدیل می‌شوند، زیرا برای هر یک از نرون‌ها لایه خارجی مقدار مطلوب وجود دارد که می‌تواند وزن‌ها را تعدیل کند. پس از محاسبه خطای آموزش توسط شبکه، مقدار آن با مقدار مطلوب مقایسه می‌شود و الگوریتم یادگیری اقدام به بهینه‌سازی مقدار خطای مربوط می‌کند. اگر خطای آموزش از خطای تعیین شده از قبل کمتر باشد، فرآیند یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله آموزش ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی آن انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا محاسبه خروجی به صورت لایه‌به‌لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در لایه مخفی، تابع محرک (کنترل‌کننده خروجی هر نرون)، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود (Hecht and Kolmogorov, 1987).



شکل ۲- شکل کلی مدل شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق

درصد احتمال از طریق رابطه ویبول (رابطه ۱) در نرم‌افزار Excel 2010 استخراج گردید (Mahdavi, 2007).

$$P = \frac{m+1}{n} \quad (1)$$

که در آن: P درصد احتمال تراکمی تجربی برابر یا بیشتر از داده‌های مشخص، m شماره ردیف داده مشخص و n تعداد داده‌ها می‌باشد. اطلاعات فیزیوگرافی از نقشه توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰، زمین‌شناسی از نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ و کاربری اراضی از نقشه‌های کاربری اراضی ۱:۲۵۰۰۰۰ در نرم‌افزار Arc/GIS استخراج گردید.

### تحلیل عاملی<sup>۱</sup>

تجزیه و تحلیل عاملی از جمله روش‌های چند متغیره<sup>۲</sup> می‌باشد که به وسیله آن تعدادی زیادی از متغیرها را می‌توان به چند عامل کاهش داد و به این ترتیب خلاصه‌ای از داده‌ها را تهیه نمود. هر چه مقدار همبستگی داخلی بین متغیرها بیشتر باشد، تعداد عامل‌های پدید آمده کمتر خواهد بود. تحلیل عاملی در نرم‌افزار SPSS انجام شد (Zare, 2010).

### شبکه عصبی مصنوعی<sup>۳</sup>

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهای ساده به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی میان داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه کند. در شبکه عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه بدن طراحی شود تا همانند آن، قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهد. هر شبکه با دریافت مثال‌های آموزش می‌بیند. آموزش فرایندی است که در نهایت به یادگیری منجر می‌شود. یادگیری شبکه زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دست‌یابی به این شرایط، فرآیند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها، حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی

<sup>4</sup> Multi linear perceptron

<sup>5</sup> Feed forward neural networks

<sup>1</sup> Factor analysis

<sup>2</sup> Multivariate

<sup>3</sup> Artificial neural network

نمونه‌ها نیز برای آزمون<sup>۹</sup> به صورت تصادفی انتخاب گردید. به منظور انجام شبکه عصبی مصنوعی از کدنویسی انجام شده در نرم‌افزار Matlab 7.9 استفاده گردید.

## نتایج

با توجه به موارد اشاره شده در انتخاب ایستگاه‌ها، ۳۳ ایستگاه آب‌سنجی انتخاب شد. پراکندگی ایستگاه‌ها مطابق شکل (۱) می‌باشد. سپس برای هر کدام از ایستگاه‌ها درصد دبی‌های مختلف منحنی تداوم جریان، متغیرهای فیزیوگرافی، اقلیمی، زمین‌شناسی و کاربری اراضی محاسبه گردید (جدول ۱). نتایج تجزیه و تحلیل عاملی ۱۸ متغیر اندازه‌گیری شده در ۳۳ آبخیز منتخب نشان داد که ۶ متغیر به‌عنوان متغیر اصلی می‌باشند (جدول ۲ و ۳). به‌منظور انتخاب متغیرهای مستقل در تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان از روش تجزیه و تحلیل عاملی استفاده شد. تجزیه و تحلیل عاملی با هدف کشف متغیرهای مستقلی که عامل نامیده می‌شوند، برای یافتن مدل ارتباطی بین مجموعه‌ای از متغیرها که به ظاهر بی‌ارتباط هستند، به‌کار برده می‌شود. هرچه مقدار همبستگی داخلی بین متغیرها بیشتر باشد. تعداد عامل‌های پدید آمده کم‌تر خواهد بود. برای انجام تجزیه و تحلیل عاملی داده‌ها استاندارد شدن سپس ماتریس وزنی عاملی با استفاده از دو روش درست‌نمایی ماکزیمم و تحلیل عامل اصلی در دو حالت با دوران با روش‌های واریماکس، کوارتیماکس و اکواماکس و بدون دوران صورت گرفت. برای انتخاب تعداد عامل‌ها از یک قاعده سرانگشتی که در بیش‌تر نرم‌افزارهای آماری مورد استفاده قرار می‌گیرد استفاده گردید. به‌این صورت که در مرحله اول تعداد عامل‌ها با توجه به میزان ریشه پنهان ماتریس همبستگی که از یک بزرگ‌ترند انتخاب شد و سپس با استفاده از میزان درصد واریانس آزمون گردید (جدول ۱، ۲ و ۳).

## Figure 2- General shape of the artificial neural network model in this study

تابع انتقال<sup>۱</sup>: در این تحقیق از تابع انتقال غیرخطی مشتق-پذیر سیگموئید<sup>۲</sup> (رابطه ۲) و تابع انتقال نامتقارن هیپربولیک<sup>۳</sup> (رابطه ۳) در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی استفاده گردید.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

الگوریتم آموزش: از الگوریتم‌های آموزش الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت<sup>۴</sup> برای به‌هنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد که یکی از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشد چون آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را حداقل می‌سازد. در واقع این الگوریتم برای افزایش سرعت یادگیری شبکه طراحی شده که بر مبنای ماتریس هیسن<sup>۵</sup> می‌باشد. قبل از آموزش شبکه عصبی، داده‌های ورودی باید استاندارد<sup>۶</sup> شوند. برای استاندارد کردن داده‌ها از رابطه ۴ استفاده شد:

$$N_i = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

که در آن:  $N_i$  داده استاندارد شده،  $x_i$  داده اولیه،  $x_{max}$  بزرگترین داده و  $x_{min}$  کوچکترین داده است. به منظور مقایسه معادلات تحلیل منطقه‌ای دبی‌های تداوم جریان از نمایه‌های آماری ضریب کارایی ناش-ساتکیف ( $C_E$ )، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) استفاده گردید. معادلات (۵) تا (۷).

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_m)^2} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (6)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_m)(P_i - \bar{P}_m)}{(\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_m)^2)^{0.5} (\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_m)^2)^{0.5}} \quad (7)$$

که در آن:  $O_i$  مقدار مشاهده شده،  $P_i$  مقدار پیش‌بینی شده،  $N$  تعداد داده‌های مشاهداتی،  $\bar{O}_m$  مقدار میانگین مشاهدات و  $\bar{P}_m$  مقدار میانگین پیش‌بینی شده است. در این تحقیق ۷۰ درصد نمونه‌ها برای آموزش<sup>۷</sup> شبکه عصبی مصنوعی، ۱۵ درصد نمونه‌ها برای انجام فرآیند اعتبارسنجی<sup>۸</sup> و ۱۵ درصد

<sup>6</sup> Normalization

<sup>7</sup> Training

<sup>8</sup> Validation

<sup>9</sup> Test

<sup>1</sup> Actination function

<sup>2</sup> Sigmoid function

<sup>3</sup> Hyperbolic tangent function

<sup>4</sup> Levenberg-Marquardt

<sup>5</sup> Matrix Hyson

جدول ۱- خصوصیات آماری متغیرهای مستقل در حوزه آبخیز دریاچه نمک

Table 1- Statistical characteristics of independent variables in the Salt lake watershed

انحراف معیار Standard Deviation	میانگین Mean	حداقل Minimum	حداکثر Maximum	متغیر Variable
3132.84	1336.466	25	17413.14	مساحت (کیلومتر مربع) Area (km <sup>2</sup> )
166.28	155.10	24.82	833.84	محیط (کیلومتر) Perimeter (km)
14.43	18.15	1.6	60	شیب متوسط وزنی (درصد) Weight average slope (%)
78.33	3108.11	1700	4375	حداکثر ارتفاع از سطح دریا (متر) Maximum altitude (m)
5648.99	2542.90	971.15	3397	حداقل ارتفاع از سطح دریا (متر) Minimum altitude (m)
391.62	2119.62	1133.17	2859	ارتفاع متوسط از سطح دریا (متر) Average altitude (m)
65.53	51.91	0.21	37	شیب آبراه اصلی (درصد) Main canal slope (%)
2.40	1.12	0.01	14.22	تراکم زهکشی (کیلومتر بر کیلومتر مربع) Drainage density (sq. Km / km)
6.33	3.74	7.5	368.08	طول آبراه اصلی (کیلومتر) Main waterway length (km)
123.52	414.14	170.5	710	متوسط بارندگی سالیانه (میلیمتر) Average annual rainfall (mm)
1.67	7.72	4.86	11.72	متوسط درجه حرارت سالیانه (میلیمتر) Mean annual temperature (mm)
321.60	1368.15	741.13	1881.05	متوسط تبخیر پتانسیل سالانه (میلیمتر) Average annual evaporation potential (mm)
23.96	23.18	0.05	79.72	درصد سازند های نفوذ پذیر (٪) Percent of permeable formations (%)
21	68.05	22	96.39	درصد اراضی مرتعی (٪) Percentage of rangeland (%)
11.35	8.56	0	53.41	درصد اراضی کشاورزی آبی (٪) Percentage of irrigated agricultural lands (%)
12.28	12.25	0	۴۴	درصد اراضی کشت دیم (٪) Percentage of dryland lands (%)
5.77	3.93	0	21.65	درصد اراضی باغی (٪) Percent of garden lands (%)
9.72	5.60	0.2	54.86	درصد اراضی سنگی (٪) Percentage of rocky lands (%)

جدول ۲- مقادیر ریشه پنهان ماتریس همبستگی

Table 2- Hidden root values of correlation matrix

6	5	4	3	2	1	عامل Factor
طول آبراهه اصلی	درصد سازندهای نفوذپذیر	تغییرات زهکش	درصد اراضی مرتعی	مساحت	تغییرات ارتفاع	ریشه پنهان ماتریس همبستگی The hidden root of the correlation matrix
1.10	1.34	1.72	1.78	3.35	5.72	درصد توزیع کل Total distribution (%)
6.12	7.45	9.60	9.93	18.61	31.81	درصد تجمعی توزیع کل Cumulative of total distribution (%)
83.54	77.42	69.97	60.36	50.43	31.81	

## جدول ۳- ماتریس وزنی عاملی دوران یافته برای داده‌های استاندارد شده

Table 3- Rotated factor weight matrix for standardized data

عامل شش factor 6	عامل پنج factor 5	عامل چهار factor 4	عامل سه factor 3	عامل دو factor 2	عامل یک factor 1	متغیر Variable
-0.11	0.14	-0.46	-0.88	*0.94	-0.62	مساحت- Area
-0.10	-0.92	-0.97	-0.31	0.83	-0.32	محیط (km) Perimeter
-0.87	-0.85	0.43	0.23	0.21	0.75	شیب متوسط وزنی (درصد) Weight average slope (%)
-0.01	-0.38	0.63	0.20	0.13	0.82	حداکثر ارتفاع از سطح دریا (متر) Maximum altitude (m)
0.30	0.80	-0.05	0.03	-0.11	0.24	حداقل ارتفاع از سطح دریا (متر) Minimum altitude (m)
-0.07	0.13	0.21	-0.01	-0.13	*0.81	ارتفاع متوسط از سطح دریا (متر) Average altitude (m)
0.04	0.05	-0.09	-0.08	0.93	-0.10	شیب آبراهه اصلی (درصد) Main canal slope (%)
0.39	0.68	0.96*	0.07	0.79	0.13	تراکم زهکشی (کیلومتر بر کیلومتر مربع) Drainage density (sq. Km / km)
0.92*	-0.21	0.97	-0.05	-0.05	0.00	طول آبراهه اصلی (کیلومتر) Main waterway length (km)
0.18	-0.34	-0.19	-0.08	-0.14	0.84	متوسط بارندگی سالیانه (میلی‌متر) Average annual rainfall (mm)
0.11	-0.25	-0.24	0.48	-0.55	-0.65	متوسط درجه حرارت سالیانه (میلی‌متر) Mean annual temperature (mm)
0.14	0.08	-0.24	-0.19	0.22	-0.79	متوسط تبخیر پتانسیل سالانه (میلی‌متر) Average annual evaporation potential (mm)
0.34	0.72*	-0.10	0.08	-0.22	-1.11	درصد سازندهای نفوذپذیر (٪) Percent of permeable formations (%)
0.04	-0.15	-0.28	-0.88*	0.23	0.00	درصد اراضی مرتعی (٪) Percentage of rangeland (%)
-0.06	-0.35	-0.10	0.77	-0.06	0.03	درصد اراضی کشاورزی آبی (٪) Percentage of irrigated agricultural lands (%)
0.01	0.32	-0.11	0.71	-0.18	-0.33	درصد اراضی کشت دیم (٪) Percentage of dryland lands (%)
0.10	-0.09	-0.12	-0.31	-0.30	0.48	درصد اراضی باغی (٪) Percent of garden lands (%)
0.08	0.05	0.92	0.05	-0.07	0.25	درصد اراضی سنگی (٪) Percentage of rocky lands (%)

ارتفاع ارتباط دارند که به آن عامل تغییرات ارتفاع می‌گویند و از آنجایی در عامل یک ارتفاع متوسط بیشترین وزن را دارد و می‌تواند توضیح دهنده بقیه متغیرهای در ارتباط آن باشد انتخاب می‌گردد. در عامل دوم مساحت، عامل سوم درصد اراضی مرتعی، عامل چهارم تراکم زهکشی، عامل پنجم درصد سازندهای نفوذپذیر و در عامل ششم طول آبراهه اصلی انتخاب گردیدند. که با

با توجه به نتایج مقادیر ویژه ریشه پنهان ماتریس همبستگی شش عامل اول انتخاب شده در جدول (۲) می‌توانند ۸۳/۵۴ درصد از تغییرات واریانس را توضیح دهند. عامل اول رابطه مستقیمی با ارتفاع متوسط و بارندگی سالیانه و رابطه معکوس با تبخیر پتانسیل دارد. فاکتور یک اساساً شامل متغیرهای است که با تغییرات

یادگیری لونبرگ مارکوت و با تابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک برای مدل‌سازی دبی‌های تداوم جریان پرداخته شد (جدول ۴).

نتایج (Castellarin, Claps and Fiorentino (1996)؛ Viola et al., (2011)؛ Zinalo, (2003)؛ Zare Chahouki (2011) هم‌خوانی دارد. در مرحله بعد با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم

جدول ۴- نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

Table 4- Results of artificial neural network

CE	RMSE	R <sup>2</sup>	مراحل	تابع انتقال	آرایش شبکه	دبی
0.99	0.02	0.98	آموزش Training	سیگموئید		
0.94	0.04	0.94	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.89	0.01	0.88	آزمون Test		6-12-1	Q <sub>2</sub>
0.99	0.06	0.93	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.84	0.03	0.81	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.87	0.02	0.59	آزمون Test			
0.89	0.79	0.89	آموزش Training	سیگموئید		
0.63	1.06	0.84	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.40	1.92	0.55	آزمون Test		6-14-1	Q <sub>10</sub>
0.96	0.44	0.96	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.54	0.80	0.83	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.20	2.28	0.82	آزمون Test			
0.84	0.93	0.79	آموزش Training	سیگموئید		
0.74	0.12	0.74	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.65	0.37	0.59	آزمون Test		6-9-1	Q <sub>15</sub>
0.76	0.88	0.82	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.74	0.12	0.56	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.70	0.40	0.94	آزمون Test			
0.96	0.83	0.97	آموزش Training	سیگموئید		
0.87	1	0.95	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.97	1.68	0.78	آزمون Test		6-13-1	Q <sub>20</sub>
0.99	0.31	0.99	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.98	0.32	0.66	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.77	1.05	0.25	آزمون Test			
0.89	0.92	0.90	آموزش Training	سیگموئید		
0.80	2.65	0.90	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.47	1.11	0.60	آزمون Test		6-7-1	Q <sub>25</sub>
0.87	1	0.88	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.95	1.22	0.96	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.27	1.31	0.48	آزمون Test			
0.92	0.88	0.92	آموزش Training	سیگموئید		
0.78	2.63	0.92	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.56	2.33	0.71	آزمون Test		6-13-1	Q <sub>30</sub>
0.91	0.81	0.93	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.89	0.86	0.94	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.86	1.16	0.80	آزمون Test			

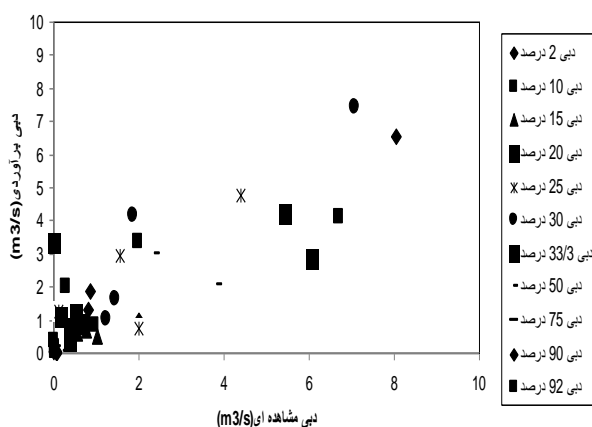
## ادامه جدول ۴- نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

Continuation of the Table 4- Results of artificial neural network

CE	RMSE	R <sup>2</sup>	مراحل Steps	تابع انتقال Transfer function	آرایش شبکه Network arrangement	دبی Flow
0.94	0.74	0.92	آموزش Training	سیگموئید		
0.86	1.09	0.94	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.63	1.78	0.80	آزمون Test		6-9-1	Q <sub>33.3</sub>
0.84	1.22	0.78	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.80	1.33	0.87	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.52	2.03	0.71	آزمون Test			
0.90	0.22	0.90	آموزش Training	سیگموئید		
0.71	1.20	0.87	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.78	0.98	0.63	آزمون Test		6-9-1	Q <sub>50</sub>
0.92	0.19	0.93	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.72	1.18	0.82	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.44	1.58	0.43	آزمون Test			
0.93	0.21	0.93	آموزش Training	سیگموئید		
0.25	1.03	0.70	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.70	0.17	0.58	آزمون Test		6-9-1	Q <sub>75</sub>
0.94	0.19	0.97	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
1.21	0.36	0.91	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.18	0.61	0.70	آزمون Test			
0.99	0.13	0.98	آموزش Training	سیگموئید		
0.97	0.20	0.77	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.93	0.21	0.47	آزمون Test		6-13-1	Q <sub>90</sub>
0.99	0.02	0.91	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.73	0.44	0.56	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.38	1.42	0.47	آزمون Test			
0.99	0.002	0.99	آموزش Training	سیگموئید		
0.65	0.78	0.86	صحت‌سنجی Validation	Sigmoid function		
0.41	0.21	0.41	آزمون Test		6-14-1	Q <sub>92</sub>
0.95	0.08	0.96	آموزش Training	تانژانت هیپربولیک		
0.90	0.41	0.95	صحت‌سنجی Validation	Hyperbolic tangent function		
0.23	0.38	0.32	آزمون Test			

## بحث

متفاوت از مجموعه آموزشی نمایان می‌سازد. همچنین، نتیجه گرفته شده که افزایش اطلاعات آموزشی برای شبکه عصبی می‌تواند منجر به هم‌گرایی بهتر و پایداری فرایند آموزش گردد. با توجه به پایین بودن خطای نسبی متوسط این دو روش، می‌توان روش شبکه عصبی-مصنوعی را ابزار قدرتمندی جهت تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان در حوزه آبخیز دانست. در این تحقیق از بین دو تابع ذکر شده با توجه به نوع مسئله‌ای که قرار است توسط شبکه عصبی حل شود، تابع مناسب برای دستیابی به جواب‌های بهینه انتخاب می‌شود. با توجه به نتایج خوب شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان در حوزه آبخیز کارایی این روش برای سایر حوزه‌ها بررسی شود. شکل (۳) نتایج تخمین دبی‌های مختلف تداوم جریان در مرحله آزمون با استفاده از بهترین ساختار و تابع انتقال ذکر شده در جدول (۴) را نشان می‌دهد.



شکل ۳- نمودار پراکنش دبی‌های مختلف تداوم جریان مشاهداتی و برآوردی در مرحله آزمون

Figure 3- Distribution diagram of different flow rates of observational and estimated flow in the test phase

## نتیجه‌گیری کلی

در این تحقیق که در تعدادی از حوزه‌های آبخیز دریاچه نمک به منظور تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان انجام شد، اقدام به مقایسه تخمین دبی‌های مختلف منحنی تداوم جریان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با دو تابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک در لایه

نتایج جدول (۴) نشان می‌دهد که در دبی ۲، ۱۰، ۲۰، ۲۵، ۳۳/۳، ۵۰، ۷۵، ۹۰ و ۹۲ درصد تابع انتقال سیگموئید نتایج مناسب‌تری از تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و در دبی‌های ۱۵ و ۳۰ درصد تابع انتقال تانژانت هیپربولیک نسبت به تابع انتقال سیگموئید نتایج مناسب‌تری ارائه می‌نماید. تابع سیگموئید تابع محرک پیش‌فرض و یک تابع مشتق‌پذیر می‌باشد. عموماً از آن شبکه‌های چند لایه‌ای که با استفاده از الگوریتم پس-انتشار خطا آموزش می‌بیند استفاده می‌شود. این تابع یکی از پرکاربردترین توابع محرک در شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. تابع تانژانت هیپربولیک به طور کلی مشابه تابع سیگموئید می‌باشد. اگر چه سرعت آموزش این تابع برای بعضی مدل‌ها از تابع سیگموئید بیشتر است، اما ممکن است دقت نتایج تابع تانژانت هیپربولیک کمتر از دقت نتایج تابع سیگموئید باشد. مقایسه بین نتایج این دو تابع در هر مدل تنها راه قطعی تعیین تابع منتخب است. همچنین شبکه عصبی مصنوعی به خوبی توانسته است تخمین دبی‌های تداوم جریان با استفاده از متغیرهای حوزه آبخیز را انجام دهد. این نتیجه با نتایج تحقیقات (Sajikumar and Shamsedin, 1997)؛ (Thandaveswara (1999)؛ همکاران (۲۰۱۰)؛ (Nilsson et al., (2005)؛ Shu and Bum, (2004)؛ (Wang et al., (2009)؛ (Vafakhah, (2012) مبنی بر کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در تخمین متغیرهای هیدرولوژیکی مطابقت دارد. روش شبکه عصبی افزون بر دقت بالای آن در شبیه‌سازی فرایند مذکور از سرعت و دقت بیشتری در آموزش و محدودیت کمتری از نظر آموزش در مقایسه با روش‌های دیگر برخوردار است. علاوه بر این، هر چند اطلاعات موجود در تحقیقات حاضر، جهت جلوگیری از واگرایی شبکه و بهبود آن، تقسیم‌بندی شده‌اند، اما وقایع موجود در هر گروه دارای تداوم‌های متعدد بوده و از شراکت تمام آنها جهت به دست آوردن فراسنج‌های شبکه عصبی (وزن‌ها واریب‌ها) استفاده شده است. این امر انعطاف-پذیری شبکه عصبی را جهت شبیه‌سازی وقایع متعدد و

مقدار نمایه ریشه میانگین مربعات خطا بین ۰/۰۱ تا ۱/۹۲ مترمکعب در ثانیه و ضریب کارایی ناش ساتکلیف بین ۰/۴۰ تا ۰/۹۷ در دبی‌های مختلف تداوم جریان در مرحله آزمون تغییر می‌نماید. این تحقیق در حوزه آبخیز دریاچه نمک انجام شده است که پیشنهاد می‌گردد در سایر حوزه‌های آبخیز ایران انجام شود. همچنین از دیگر روش‌های هوشمند از قبیل منطق فازی، شبکه عصبی-فازی تطبیقی و موجک به منظور تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان استفاده شود و با نتایج تحقیق حاضر مقایسه گردد.

مخفی و تابع خطی در لایه خروجی گردید. با استفاده از نتایج تحلیل عاملی شش متغیر مساحت، ارتفاع متوسط، طول آبراهه اصلی، تراکم زهکشی، درصد سازندهای نفوذپذیر و درصد اراضی مرتعی انتخاب گردیدند. در مرحله بعد با تغییر نوع تابع انتقال در لایه مخفی در شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه برای تحلیل منطقه‌ای منحنی تداوم جریان مشخص گردید که تابع انتقال سیگموئید نسبت به تابع انتقال تانژانت هیپربولیک در بیشتر دبی‌های تداوم جریان کارایی بالاتری دارد. همچنین شبکه عصبی مصنوعی کارایی بالایی در تخمین منحنی تداوم جریان دارد به طوری که

## References

- Booker, D.J. and Dunbar, M.J. 2004. Application of physical habitat simulation (PHABSIM) modeling to modified urban river channels. *River Research Application*. 20: 167-183.
- Castellarin, A., Galeati, G., Brandimarte, L., Mountanari, A. and Brath, A. (2004). Regional flow duration curve: reliability for ungauged basin, *Advances in water resources*, 27:935-965.
- Claps, P. and Fiorentino, M. (1996). Probabilistic flow duration curves for use in environmental planning and management, *Natural Hazards and Earth System Science*, 11(4):255-266.
- Dawson, C. W., Abrahart, R. J., Shamseldin, A. Y. and Wilby, R.L. (2006). Flood estimation at ungauged sites using artificial neural network. *J. Hydrol.* 391:391-409
- Dorum, A., Yarar, A., FaikSevimli, M. and Onüçyildiz, M. (2010). Modelling the rainfall-runoff data of Susurluk basin, *Expert Systems*, 37(9): 6587-6593.
- Hecht, N.R. and Kolmogorov, S. 1987. Mapping neural network existence theorem. San Diego. 102p.
- Hope, A. and Bart, R. (2012). Evaluation of a regionalization approach for daily flow duration curves in central and southern California watersheds, *Journal of the American Water Resources Association*, 48(1): 123-133.
- Jafari Ashourabadi, M., Fazl Oli, R., Efti, M. Wajamali, A. (2019). *Regional analysis of flow continuity curve for watershed sub-basins without statistics (case study: Fomanat study area, Gilan province)*. The third national conference on water resources management of coastal areas. Mazandaran-Sari. October 18, 2018.
- Khanna, T. 1990. Foundations of neural networks. Addison-Wesley Publication. 312p.
- Mahdavi, M. (2007). *Applied Hydrology*. Volume 2, Sixth Edition, University of Tehran Press, p. 424. (In Persian).
- McMahon T.A. (1993). *Hydrologic design for water use*. McGraw-Hill International edition, New York.367p.
- Minns, A.W. and Hall, M.J. (1996). Artificial neural network as rainfall-runoff model, *Hydrological Sciences Journal*. 1 (3): 399-417.
- Nilsson, P., Uvo, C. and Bentsen, R. (2005). Monthly runoff simulation: Comparing, combining and Neural Network Models, *Journal of Hydrology*, 321(1-4):344-363
- Raghuvanshi, N.S., Singh, R. and Reddy, L.S. (2006). Runoff and sediment yield modeling using artificial neural networks: Upper Siwane River India, *Journal of Hydrologic Engineering*, 11(1): 71-79.
- Rojanamon, P., Chaisomphob, T. and Rattanapitiko, W. (2007). Regional flow duration model for the Salawin river basin of Thailand, *Journal of Hydrology*, 33.411-419.

- Sadeghi, S.H.R., Sharifi, F., Froutan, A. & Rezaei, M. (2003). Quantitative evaluation of the performance of watershed management measures. *Research and construction*. 65: 96-10. (In Persian).
- Sajikumar, N. and Thandaveswara, B.S. (1999). A non-Linear rainfall-runoff model using an artificial neural network, *Journal of Hydrology*, 216(1999):32-55.
- Shamsedin, A.Y. (1997). Application of a neural network technique to rainfall-runoff modeling, *Journal of Hydrology*, 199: 272–294.
- Shahnavaz, Y., Mousavi, S. F., Malikian, A., Dastorani, J. and Samii, M. (2014) Regional analysis of flow continuity curve for sub-basins without statistics. *Iranian Water Research Journal*. 18: 27-35.
- Shu, C. and Bum, D. H. 2004. Artificial neural network ensembles and their application in pooled flood frequency analysis, *Water Resources Research*, 40:1-10.
- Singh, R.D., Mishra, S.K. and Chowdhary, H. (2001). Regional flow duration models for large number of ungauged Himalayan catchments for planning micro hydro projects, *Journal of Hydrologic Engineering*, 6(4):310-316.
- Sivapalan, M. and Bloschi, G. (1997). Transformation of point rainfall to areal rainfall: intensity-duration-frequency curves, *Journal of Hydrology*. 98(240): 150-167.
- Smakhtin, V.U. (2001). Low flow hydrology: a review, *Journal of Hydrology*, 240:147-186.
- Vafakhah, M. (2012). Application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system models to short-term stream flow forecasting, *Canadian Journal of Civil Engineering*, 39:402-414. (In Persian).
- Vafakhah, M. (1998). *Regional Frequency of Low Flows in the Seasonal Rivers (Case Study in the Arid Regions of Central Iran)*. M.Sc. Thesis, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, 145 pp (In Persian).
- Viola, F., Noto, V., Cannarozzo, M. and La Loggia, G. (2011). Regional flow duration curves for ungauged sites in Sicily, *Hydrology Earth System Science*, 15:323-331.
- Vogel, R.M. and Fennessey, N.M. (1994). Flow-duration curves, I: New interpretation and confidence intervals, *Hydrology Earth System Science*, 120(4):485–504.
- Wang, W.C., Chau, K.W., Cheng Ch, T. and Qiu, L. (2009). A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series, *Journal of Hydrology*, 374(34):323-331.
- Warnick, C.C. (1984). *Hydropower Engineering*. Prentice-Hall international edition New Jersey. 59-73.
- Zare Chahouki, A. (2011). *Regional Continuity Curve Model in Arid Areas for Watersheds without Statistics (Case Study: Central Iran)*, M.Sc. Thesis, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, 82 p. (In Persian).
- Zare Chahouki, M. A. 2010. Data analysis in natural resources research using SPSS software. *Jaha Daneshgahi Publications, Tehran Branch*. (In Persian)
- Zinalo, A. A. (2003). *Estimation of continuity curve for basins without hydrometric statistics*. The first national conference on hydropower plants in the country, Tehran. June, 2003, p. 6. (In Persian).