

Research Paper

Evaluation the Performance of Different Models of Artificial Neural Network in Estimating Evaporation Losses from Pan around the Shahid Rajaei Dam Lake

Seyedeh Naeime Seyedi¹,Ramin Fazlouloula^{2*} ,Mohsen Masoudian³,Eassa Kia⁴

¹ M.Sc. Student, Water Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

² Associate professor, Water Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

³ Associate professor, Water Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

⁴ Researcher, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Mazandaran Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Sari, Iran



10.22125/IWE.2022.162631

Received:
July 16, 2021

Accepted:
September 13, 2021

Available online:
December 11, 2022

Keywords: Daily Evaporation, Monthly Evaporation, Evaporation Pan, Model Structure, Soleiman tangeh

Abstract

Evaporation is one of the main components of the water cycle in nature, which plays a key role in agricultural studies, hydrology, meteorology, reservoir operation, irrigation and drainage systems design, irrigation scheduling and water resources management. In this study, eight types of meteorological parameters as inputs for estimating evaporation from the pan by artificial neural network for four meteorological stations around Shahid Rajaei Dam were investigated. Meteorological data were collected for ten years from 4 stations around Shahid Rajaei Dam. The results of statistical criteria of the models, distribution diagram and daily evaporation rate were estimated and observations showed that the neural network method was able to estimate the daily evaporation in the four stations with good accuracy. However, the best structure of neural network models for stations of Soleiman Tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telamadreh with seven input variables, one hidden layer and 12, 8, 10 and 12 neurons, respectively, were selected according to MSE and R² criteria. MSE and R² criteria were selected. The correlation coefficients for daily data in Soleiman tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telmadreh stations were extracted 0.88, 0.91, 0.92 and 0.89, respectively. Also, the results of monthly evaporation simulation showed that the artificial neural network method was able to calculate the monthly evaporation with correlation coefficients of 0.98, 0.98, 0.99 and 0.99 with 95% confidence level for Soleiman Tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telamadreh stations, respectively.

* **Corresponding Author:** Ramin Fazlouloula

Address: Water Engineering Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

Email: r.fazlouloula@sanru.ac.ir

Tel: 09112549150

1. Introduction

Evaporation is one of the main components of the water cycle in nature, which plays a key role in agricultural studies, hydrology, meteorology, reservoir operation, irrigation and drainage systems design, irrigation scheduling and water resources management. Therefore, estimating the amount of evaporation that occurs continuously, especially from free surface of the water in watersheds, has an important role in the quantitative and qualitative management of water resources. Many methods have been proposed to estimate evaporation from free surface of the water. One of the most widely used and important methods are the artificial neural networks. Artificial neural networks are mathematical and flexible models that are inspired by biological neural systems and can be used to model the complex natural systems.

2. Materials and Methods

In this study, in order to estimate the evaporation from the surface water, meteorological parameters in four stations of Soleiman Tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telmadareh located in Mazandaran province from 2005 to 2015 were used to implement artificial neural network models. Parameters required determining evaporation included day, month, year, minimum and maximum and average temperature, minimum, and maximum and average relative humidity, sunny hours, wind speed and vapor pressure of water. Data adequacy was assessed by using the Macus test. Also, by using XLSTAT 2017 test, the normality of relative humidity, minimum temperature, maximum temperature, rainfall, sundial and wind speed data was checked. The results of various tests such as Shapiro-Wilk, Anderson-Darling, Lily Force and Jarck-Bra showed that all data from the four studied stations were normal; therefore, parametric tests such as one-way analysis of variance (ANOVA) can be used to compare different methods.

Statistical indices of coefficient of explanation R^2 , MSE and EF were used to evaluate the accuracy of the models. The coefficient of explanation also indicates the relationship between the estimated values and the calculated values. MSE index indicates the absolute uncertainty of the model.

3. Results

According to the results obtained from the statistical indices of the models, the diagram of daily evaporation distribution was estimated and it was observed that the MLP neural network was able to estimate the daily evaporation in four studied stations. The best scenario for the four stations Soleiman Tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telmadreth are scenarios with the structure of 1-12-7, 1-8-7, 1-10-7 and 1-12-7 based on MSE and R^2 criteria, respectively. The correlation coefficients in Soleiman Tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telmadreth stations were 0.88, 0.91, 0.92 and 0.89, respectively. Also, according to the results of statistical indices, the monthly estimated and observed evaporation distribution diagram showed that the artificial neural network method was able to estimate the good monthly evaporation in the four stations studied. The correlation coefficients in Soleiman Tangeh, Sari office, Farim Sahra and Telmadreth stations were 0.98, 0.98, 0.99 and 0.99, respectively.

4. Discussion and Conclusion

According to the results of this study, artificial neural networks are powerful tools for hydro-meteorological studies that have proven to be superior to other methods used and have the best performance in determining evaporation from the free surface of water. In addition, the comparison of statistical parameters R^2 , MSE and EF between the neural network and experimental relationships indicates the high ability of the artificial neural network to determine the evaporation from the free surface of water. By calculating relatively accurately the evaporation from the free surface of water by the neural network, useful and managerial strategies can be applied to conserve existing water resources and reduce the effects of drought.

5. Six important references

1. Alsumaiei. A.A. 2020. Utility of Artificial Neural Networks in Modeling Pan Evaporation in Hyper-Arid Climates. *Water*, 12(5), 1508; 1-17, doi: 10.3390/w12051508.
2. Benzaghta, M.A., Th.A. Mohammed, A.H. Ghazali and M.A.M. Soom. 2012. Prediction of evaporation in tropical climate using artificial neural network and climate based models. *Scientific Research and Essays*, 7 (36): 3133-3148.
3. Farasati, M., M. Seyedian and K. Daab. 2021. Evaporation Modeling of Free Surface Water using SVM and LSSVM Models. *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 11 (3): 272-288. (In Persian).
4. Shirsath P.B. and A.K Singh. 2008. A Comparative Study of Daily Pan Evaporation Estimation Using ANN, Regression and Climate Based Models. *Water Resour Manage*, 24: 1571-1581.
5. Soltani, K., A. Nohegar, M.H. Jahangir, S.J. Sadatinejad and Sh. Bouzari. 2016. Estimates of Evaporation from Reservoirs Using ANN Model, a Case Study of Amir Kabir Dam, Karaj City, Iran. *International Journal of Systems Science and Applied Mathematics*, 1 (1): 1-7.
6. Tabari, H., S. Marofi and A.A. Sabziparvar. 2010. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. *Irrigation Science*, 28: 399-406.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

بررسی عملکرد مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تلفات تبخیر از تشت در محدوده دریاچه سد شهید رجایی

سیده نعیمه سیدی^۱، رامین فضل‌اولی^{۲*}، محسن مسعودیان^۳، عیسی کیا^۴

تاریخ ارسال: ۱۴۰۰/۰۴/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۶/۲۲

مقاله پژوهشی

چکیده

تبخیر یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه‌ی آب در طبیعت است که نقشی اساسی در مطالعات کشاورزی، هیدرولوژی، هواشناسی، بهره‌برداری از مخازن، طراحی سیستم‌های آبیاری و زهکشی، زمان‌بندی آبیاری و مدیریت منابع آب ایفا می‌کند. در این پژوهش ترکیب‌های متنوعی از هشت متغیر هواشناسی به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای چهار ایستگاه هواشناسی اطراف سد شهید رجایی شهرستان ساری طی یک دوره ۱۰ ساله مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از شاخص‌های آماری مدل‌ها، دیگرام پراکنش و میزان تبخیر روزانه برآورد شده و مشاهداتی نشان داد که در مجموع روش شبکه عصبی توانسته است تبخیر روزانه در چهار ایستگاه مورد مطالعه را با دقت خوبی برآورد کند. با این حال بهترین ساختار مدل‌های شبکه عصبی برای چهار ایستگاه سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره با هفت متغیر ورودی، یک لایه پنهان و به ترتیب ۱۲، ۸، ۱۰ و ۱۲ نرون برحسب معیارهای MSE و R^2 انتخاب شدند. ضریب همبستگی در ایستگاه‌های سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره به ترتیب برابر با ۰/۸۸، ۰/۹۱، ۰/۹۲ و ۰/۸۹ برای داده‌های روزانه به دست آمد. همچنین نتایج حاصل از شبیه سازی تبخیر ماهانه نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی توانسته است با دقت خوبی تبخیر ماهانه را با ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۹۸، ۰/۹۹ و ۰/۹۹ با سطح اعتماد ۹۵ درصد به ترتیب برای ایستگاه‌های سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره برآورد نماید.

واژه‌های کلیدی: تبخیر روزانه، تبخیر ماهانه، تشت تبخیر، ساختار مدل، سلیمان تنگه.

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران. naeimesdi@gmail.com

^۲ دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران. raminfazl@yahoo.com و r.fazloula@sanru.ac.ir (مسئول مکاتبه).

^۳ دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران. mohsen_masoudian@yahoo.com

^۴ پژوهشگر، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی مازندران، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، ساری، ایران. eassa_kia@yahoo.com

مقدمه

برآورد مقدار تبخیر به وقوع پیوسته از سطوح آزاد آب در حوضه‌های آبخیز، نقشی مهم در مدیریت کمی و کیفی منابع آب دارد. در مطالعات مرتبط با بیلان جرم دریاچه‌ها و مخازن سدها، حجم آب از دست رفته به واسطه‌ی تبخیر یکی از متغیرهای مهم در معادله‌ی بیلان است. در بسیاری از مطالعات مرتبط با هیدرولوژی حوضه‌های آبخیز مانند مدل‌سازی سیستم‌های آب‌های سطحی و زیرزمینی نیز برآورد تبخیر می‌تواند حائز اهمیت باشد. در تحقیقات کشاورزی، منابع طبیعی و حفاظت آب و خاک نیز آگاهی از مقدار تبخیر - تعلق به وقوع پیوسته اهمیت زیادی دارد. محاسبه‌ی اتلاف آب در فرآیند تبخیر - تعلق، در بسیاری از مناطق جهان که منابع آبی محدودی دارند، برای طرح‌ریزی و مدیریت شیوه‌های آبیاری، امری لازم و ضروری است. شبکه‌های عصبی می‌توانند طیف وسیعی از مسائل را حل کنند و به این ترتیب توانایی ایجاد جواب‌های مناسب در مسائل پیچیده را دارند همچنین قابلیت کاربرد بر روی هر دو نوع متغیر پیوسته و گسسته در ورودی‌ها و خروجی‌ها را دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های ریاضی و انعطاف‌پذیری هستند که با الهام از سیستم عصبی بیولوژیک طراحی شده‌اند و می‌توانند در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده‌ی طبیعی به کار برده شوند. از دیدگاه ریاضی، شبکه عصبی مصنوعی یک تقریب‌گر است. توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در شناسایی و تقریب الگوهای پنهان در میان داده‌های مشاهده شده از یک پدیده‌ی طبیعی باعث می‌شود تا بتوان از این ابزار در مسائلی مانند شناسایی الگو، تفکیک الگو، نگاشت غیرخطی و تقریب انواع توابع استفاده کرد. در دو دهه‌ی اخیر، شبکه‌های عصبی مصنوعی کاربرد گسترده‌ای در بسیاری از علوم پیدا کرده‌اند و مطالعات متعددی با استفاده از آن‌ها به انجام رسیده است. محمدیان شویلی و همکاران (۱۳۹۰)، به پیش‌بینی و آنالیز حساسیت تبخیر ماهانه از مخزن سد سیاه‌بیشه با استفاده از شبکه‌های عصبی (پرسپترون چند لایه مصنوعی (MLP))، شبکه تابع پایه شعاعی (RBF) و شبکه پیش‌رونده (FF) در ترکیب با الگوریتم ژنتیک که برای تعیین

متغیرهای ورودی مؤثر در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و تعداد نورون‌ها در لایه میانی هر یک از مدل‌ها بود، پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل RBF از دقت بیشتری نسبت به دو مدل MLP و FF در برآورد و پیش‌بینی میزان تبخیر از مخزن سد سیاه‌بیشه برخوردار بود. نورانی و سیاح‌فرد (۱۳۹۲)، به آنالیز حساسیت داده‌های ورودی به شبکه عصبی مصنوعی به منظور برآورد مقدار تبخیر روزانه در ارومیه و تبریز پرداختند. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی چند متغیره و سه روش تجربی تعادل انرژی، آثرودینامیکی و ترکیبی پنمن برای برآورد تبخیر روزانه تشکک برای مناطق مورد مطالعه استفاده شده است. مقایسه نتایج روش‌های کلاسیک و مدل‌های شبکه عصبی نشان داد که شبکه‌های عصبی برآورد بهتری از تبخیر روزانه را نسبت به سایر مدل‌ها نشان داده بودند. ستاری و همکاران (۱۳۹۳)، به مدل‌سازی تلفات تبخیر از مخزن سد علویان با استفاده از مدل درختی M5 که یکی از شیوه‌های داده‌کاوی در برآورد تبخیر است و مقایسه آن با روش‌های تجربی پرداختند. در این پژوهش ۱۲ سناریو با ترکیب متغیرهای مختلف اقلیمی به عنوان ورودی مدل ایجاد شد و نتایج حاصل نشان‌دهنده عملکرد مطلوب مدل درختی M5 در برآورد تبخیر از مخزن این سد بوده است، چرا که بر اساس نتایج، گرچه ضریب همبستگی هر دو روش اختلاف کمی با هم دارند، اما روش درختی M5 جذر میانگین مربعات خطای کمتری نسبت به روش‌های تجربی دارد و روابط به‌دست آمده از M5 ساده‌تر و کاربردی‌تر است. امام‌دوست و همکاران (۱۳۹۵)، به برآورد تبخیر از سطح آزاد آب در دشت مازندران (آب‌بندان دازمیر کنده) و مقایسه آن با هفت روش تجربی مایر، USBR، شاهتین، هفتر، پنمن، مارسیانو و ایوانف پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که روش ایوانف و شاهتین به ترتیب دارای دقت زیادی برای تعیین تبخیر از سطح آزاد در این منطقه بودند و مقادیر جذر میانگین مربع خطا، انحراف نتایج و آزمون t در بهترین مدل به ترتیب ۱/۳۶، ۰/۱۸، ۰/۹۵ بودند. برای تعیین بهترین ضریب تشکک با توجه به دقت فرمول ایوانف برای منطقه از مقادیر روزانه تبخیر با

داده‌های روزانه حداقل و حداکثر دما، تابش خورشیدی و تبخیر از تشت بود، استفاده شد. همچنین از معادله هارگریوز با همان داده‌های استفاده شده در شبکه عصبی مصنوعی برای مقایسه نتایج برآورد تبخیر از دو روش استفاده شد. نتایج نشان داد که هر دو روش با $R^2 > 0.88$ و $RMSE < 1.2$ برآورد خوبی از تبخیر داشتند اما روش شبکه عصبی مصنوعی بهتر از معادله هارگریوز عمل کرد.

شیرسات و همکاران (۲۰۰۸)، به مقایسه برآورد روزانه تبخیر از تشت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی و مدل‌های مبتنی بر اقلیم شامل پنمن (Penman)، پرستلی تیلور (Priestley-Taylor)، استفان (Stephens) و مدل‌های استوارت (Stewart) در نیو دهلی (هند) پرداختند. در این پژوهش از پارامترهای آماری مانند R^2 و $RMSE$ برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده شد. نتایج مقایسه بین مدل‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی برای مدل‌سازی تبخیر موفق‌تر عمل می‌کنند. مدل ANN-A که شامل ۶ متغیر هواشناسی حداکثر و حداقل دمای هوا، ساعات آفتابی، سرعت باد و رطوبت نسبی بود، با $RMSE = 1.484$ بهترین برآورد تبخیر را نیو دهلی داشت. همچنین در میان مدل‌های اقلیمی، مدل‌های استفان و استوارت با $RMSE = 1.941$ عملکرد بهتری از بقیه مدل‌های اقلیمی داشتند. طبری و همکاران (۲۰۱۰)، به برآورد تبخیر روزانه از تشت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره غیرخطی^۵ در استان همدان پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل ANN5، با ورودی‌های دما، بارندگی، تابش خورشیدی، سرعت باد و رطوبت نسبی بهترین برآورد تبخیر را انجام داد. بنزاگتا و همکاران (۲۰۱۲)، به پیش‌بینی تبخیر در مخزن سد باتو در کشور مالزی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های مبتنی بر اقلیم (Penman and Priestley-Taylor) پرداختند. در این پژوهش از داده‌های سال‌های ۲۰۰۸-۱۹۹۷ سد باتو استفاده شد. همچنین از پارامترهای $RMSE$ ، MAE ، CE ، d و R^2 برای بررسی کارایی مدل‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل ANN4 با داده‌های ورودی دما، سرعت باد، رطوبت و تابش

ضرایب 0.06 ، 0.07 ، 0.075 ، 0.08 ، 0.085 و 0.09 استفاده شد. توجه به نتایج آماری ضریب 0.075 با حداقل مقدار $RMSE$ ، t به‌عنوان بهترین ضریب برای تشت شناور انتخاب شد. فراستی و همکاران (۱۳۹۹)، به مدلسازی تبخیر از سطح آزاد آب در گرگان با استفاده از ماشین بردار پشتیبان^۱ و حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان^۲ پرداختند. در این پژوهش از داده‌های هواشناسی روزانه سه ایستگاه سینوپتیک (کلاله، گرگان و بندر ترکمن به مدت ۱۷ سال ۱۳۷۶-۱۳۹۳) استفاده شد. نتایج نشان داد که بین الگوهای ورودی به مدل‌های SVM و $LSSVM$ ، الگوی ۱۶ با متغیرهای ورودی رطوبت نسبی کمینه، رطوبت نسبی بیشینه، سرعت باد و ساعات آفتابی دارای بیشترین R^2 و کمترین $RMSE$ و MBE بود؛ همچنین مدل $LSSVM$ در ایستگاه بندر ترکمن دارای بهترین پیش‌بینی نسبت به دو ایستگاه دیگر بوده و در همه ایستگاه‌های مورد مطالعه مدل $LSSVM$ دارای R^2 بیشتر و $RMSE$ و MBE کمتری نسبت به مدل SVM بوده است. اسلامیان و همکاران (۲۰۰۸)، به برآورد تبخیر ماهانه از تشت با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان پرداختند. در این پژوهش، متغیرهای هواشناسی از پنج ایستگاه هواشناسی اصفهان، کاشان، اردستان، نایین و نطنز واقع در شرق اصفهان گرفته شد که شامل دمای هوا، تابش خورشیدی، سرعت باد، رطوبت نسبی و بارش به‌صورت روزانه بودند داده‌ها برای گسترش مدل‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان شامل ۶۷۰ داده مشاهده ماهانه بودند. ضریب همبستگی (R^2) برای مدل‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان به ترتیب 0.940 و 0.936 به‌دست آمد. همچنین خطای مجذور میانگین نیز به ترتیب $1265/22$ و $40/98$ به‌دست آمد. هر دو مدل شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان عملکرد خوبی برای داده‌ها در منطقه داشتند؛ اما مدل‌های ماشین بردار پشتیبان بهتر از مدل‌های شبکه عصبی عمل کردند. رحیمی خوب (۲۰۰۸)، به برآورد تبخیر روزانه از تشت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در اقلیم نیمه‌خشک در خوزستان پرداخت. در این پژوهش از داده‌های ۸ ساله (۱۹۹۶-۲۰۰۳) که شامل

³ Multi Non-Linear Regression

¹ Support Vector Machine

² Least Squares Support Vector Machin

$NSE=0/977$ ، کارایی بهتری در مقایسه با WANN، SVR و WSVR داشت و تبدیل موج اثر مثبتی در افزایش درستی پیش‌بینی ANN و SVR در ایستگاه تبریز نداشته است و همین روند به‌طور مشابه در ایستگاه تبریز مشاهده شد. السومایی (۲۰۲۰)، به بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدلسازی تبخیر از تشت در اقلیم بسیار خشک در کویت پرداخت. در این پژوهش ابتدا آزمون نرمال بودن داده‌ها بر روی داده‌های تبخیر از تشت برای سال‌های ۱۹۹۳-۲۰۱۵ انجام شد و ساختار شبکه عصبی مصنوعی توسط آزمایش ترکیب‌های مختلف متغیرهای هواشناسی بهینه‌سازی شد. همچنین الگوریتم لونیگ-مارکواردت (Levenberg-Marquardt) برای یادگیری مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی در مدلسازی تبخیر در شرایط آب و هوایی بسیار خشک به‌طور رضایت‌بخشی کارآمد بود و متوسط دمای هوا و میانگین سرعت باد بیشترین تاثیر را در عملکرد شبکه عصبی مصنوعی داشتند همچنین آنالیز حساسیت نیز نشان داد که تعداد لایه‌های پنهان تاثیر قابل توجهی بر عملکرد شبکه عصبی مصنوعی نداشتند. بنابراین با توجه به این‌که تاکنون تحقیقی در مورد برآورد تلفات تبخیر از سد شهید رجایی انجام نشده است و با توجه به وجود دریاچه بزرگ پشت سد که از تبخیر قابل توجهی برخوردار است، هدف این تحقیق برآورد تبخیر با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و مقایسه آن با تبخیر از تشت برای ۴ ایستگاه تبخیرسنجی اطراف سد شهید رجایی است.

مواد و روش‌ها

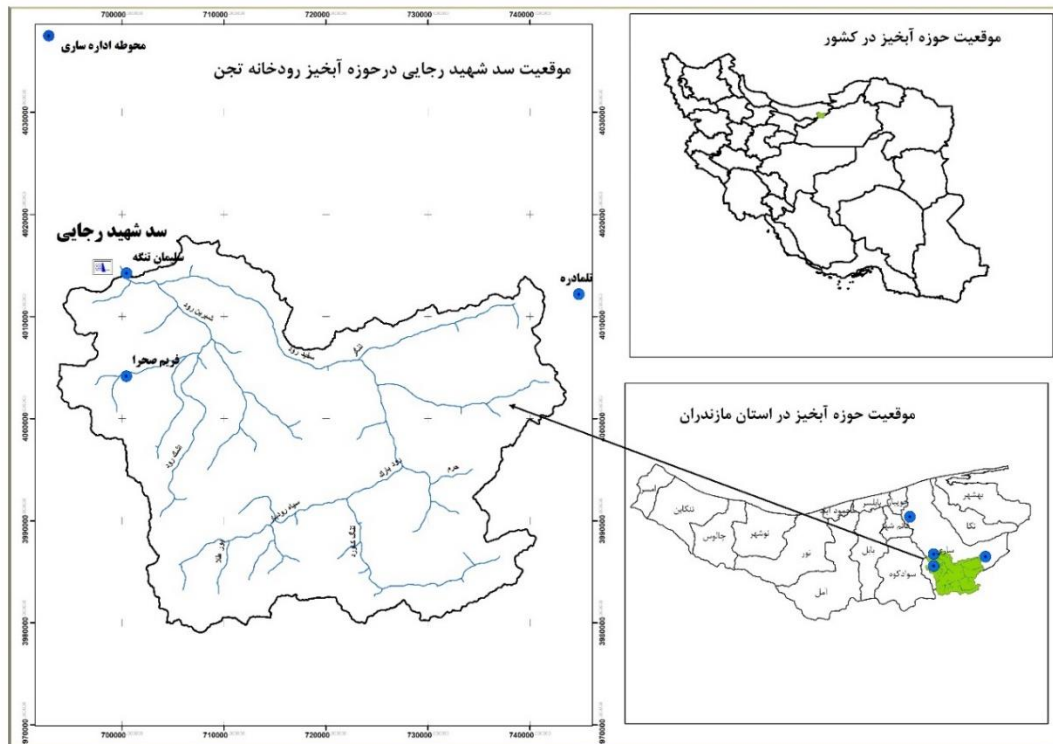
معرفی منطقه مطالعاتی

سد شهید رجایی (سلیمان تنگه) بر روی رودخانه دودانگه از سرشاخه‌های رودخانه تجن مازندران و در دامنه‌های شمالی سلسله جبال البرز و در محل تنگه آهکی موسوم به سلیمان تنگه در میان روستاهای افراچال (در بالادست) و لولت (در بالادست) احداث شده و فاصله این محل از دهانه تجن در کناره دریای خزر ۷۰ کیلومتر

خورشیدی، با RMSE برابر با ۱/۲۲ میلی‌متر در روز، MBE برابر با ۱/۱۳ میلی‌متر در روز و R^2 برابر با ۰/۹۶، بهترین برآورد را در میان سایر مدل‌ها داشت و در میان مدل‌های مبتنی بر اقلیم نیز، مدل پرستلی-تیلور با RMSE برابر با ۱/۹۰ میلی‌متر در روز، MBE برابر با ۱/۷۲ میلی‌متر در روز و R^2 برابر با ۰/۹۴ برای پیش‌بینی دقیق‌تری از تبخیر داشت. ابوالمجد و علی (۲۰۱۲)، به برآورد تلفات تبخیر در دریاچه ناصر در کشور مصر با استفاده از شبیه‌سازی نوری توسط ماهواره پرداختند. در این پژوهش از ۲۴ تصویر ماهواره‌ای در طول سال ۲۰۰۸ استفاده شد. نتایج این پژوهش نشان داد که در مقایسه با روش پنمن مانیتیت همبستگی بالایی با $r^2=0.78$ به‌دست آمد که حاکی از دقت بالای روش سنجش از دور در برآورد تلفات تبخیر بود. سلطانی و همکاران (۲۰۱۶)، به برآورد تبخیر از مخزن سد امیر کبیر با استفاده از مدل ANN پرداختند. داده‌های ورودی برای روند آنالیز تبخیر و شبکه عصبی، مساحت دریاچه، دما، سرعت باد و بارش به همراه آزمون من-کندال بودند. همچنین برای تعیین متغیرهای موثر بر تبخیر در ۱۷ سال آماری، از نرم‌افزار متلب استفاده شد که بهترین برآورد را میان نقاطی که از داده‌ها به‌دست آمد، انجام داد. آزمون من-کندال نیز برای ۱۵ سال داده‌های آماری (سال‌های ۲۰۱۴-۱۹۹۷) سال‌های خورشیدی انجام شد. نتایج این پژوهش نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی، بالاترین ضریب همبستگی را در میان سایر آزمون‌ها داشت. قاسم و همکاران (۲۰۱۹)، به مدلسازی تبخیر ماهانه از تشت با استفاده از رگرسیون بردار موجی (WSVR) و شبکه عصبی مصنوعی موجی (WANN) در دو اقلیم خشک و مرطوب (تبریز و آنتالیا) پرداختند. در این پژوهش از داده‌های ماهانه تبخیر از تشت برای سال‌های ۱۹۹۶-۲۰۱۶ برای شهر تبریز و داده‌های سال‌های ۲۰۰۶-۱۹۸۶ برای شهر آنتالیا استفاده شد و ۷ سناریوی مختلف شامل متغیرهای موثر هواشناسی برای آنالیز اثربخشی هر متغیر در افزایش صحت پیش‌بینی تعریف شده بود. نتایج این پژوهش نشان داد که در ایستگاه تبریز، ANN3 با $RMSE=0/701$ ، $MAE=0/525$ ، $R=0/990$ و

می‌دهد. در جدول ۱ مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی منطقه مورد مطالعه آورده شده است. با استفاده از آزمون ماکوس کفایت داده‌ها بررسی شد. نتایج نشان داد حداقل سال‌های آماری ۹ سال می‌باشد که طول دوره آماری ۱۰ ساله در این تحقیق، برای تجزیه و تحلیل کافی می‌باشد. همچنین با استفاده از XLSTAT 2017 آزمون نرمال بودن داده‌های رطوبت نسبی، دمای حداقل، دمای حداکثر، بارندگی، ساعت آفتابی و سرعت باد بررسی شد. نتایج آزمون‌های مختلف مثل شاپیرو-ویلک، اندرسون-دارلینگ، لیلی فورس و ژارک-برا نشان داد که همگی داده‌های چهار ایستگاه مورد مطالعه نرمال هستند؛ بنابراین می‌توان از آزمون‌های پارامتریک نظیر آزمون تحلیل واریانس یک‌طرفه (ANOVA) برای مقایسه روش‌های مختلف استفاده نمود. مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی منطقه مورد مطالعه در جدول ۱ و مقادیر میانگین تبخیر ماهانه و سالانه اندازه‌گیری شده از تشت تبخیر در طول دوره آماری ۱۰ ساله در ایستگاه سلیمان‌تنگه در جدول ۲ آورده شده است

می‌باشد. شاخه دودانگه رودخانه تجن مازندران از ارتفاعات کوه‌های سیاه‌کوه و تروا سرچشمه گرفته و پس از تلاقی با تعدادی از شاخه‌های فرعی به نام سفیدرود و لنگرود از جنوب شرقی به شمال غربی جریان و در نهایت پس از عبور از محل سلیمان‌تنگه و پیوستن شاخه‌های فرعی دیگر به نام لاجیم و چهاردانگه به دریای مازندران در محل کردخیل تخلیه می‌شود. این سد در ۴۰ کیلومتری جنوب شهر ساری بر روی رودخانه تجن با هدف تأمین نیاز شرب و بهداشت، صنعت، محیط زیست و کشاورزی منطقه احداث شده و در حال بهره‌برداری می‌باشد. مساحت حوزه آبریز این سد بالغ بر ۱۲۴۴ کیلومتر مربع و دارای حجم مخزن ۱۶۲/۳ میلیون متر مکعب و آبدهی طبیعی ورودی برابر با ۲۳۱ میلیون متر مکعب برای تنظیم بالغ بر ۲۱۲ میلیون متر مکعب در سال برنامه‌ریزی شده است. این سد از نوع بتنی دو قوسی با ارتفاع ۱۲۸ متر از کف پی، تاج سد ۴۲۵ متر، عرض تاج سد ۵ متر، پی سد ۱۶ متر و حداکثر رقوم آب در آن ۴۷۳ متر است. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان



شکل (۱): موقعیت منطقه مورد مطالعه نسبت به کشور و استان

جدول (۱): مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی منطقه مورد مطالعه

کد ایستگاه	سال تاسیس	ارتفاع از سطح آبهای آزاد (متر)	مختصات جغرافیایی						نوع ایستگاه	نام ایستگاه
			عرض شمالی			طول شرقی				
			درجه	دقیقه	ثانیه	درجه	دقیقه	ثانیه		
۳۵۱-۱۳	۱۳۷۹	۱۷۴	۳۶	۱۳	۲۴	۵۳	۴۳	۲۴	تلمادره	تبخیر سنجی
۰۱۹-۱۳	۱۳۳۶	۴۰۰	۳۶	۱۵	۸	۵۳	۱۳	۵۲	سلیمان تنگه	تبخیر سنجی
۰۳۲-۱۳	۱۳۸۱	۸۶۰	۳۶	۹	۴۱	۵۳	۱۳	۴۲	فریم صحرا	تبخیر سنجی
۰۴۴-۱۳	۱۳۶۱	۱۷	۳۶	۳۲	۴۰	۵۳	۰	۵۲	محوطه اداره ساری	تبخیر سنجی

جدول (۲): مقادیر میانگین ماهانه و سالانه تبخیر اندازه گیری شده از تشت در ایستگاه سلیمان تنگه در دوره ۱۰ ساله (میلیمتر)

مه‌ر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور	سالانه
۴۳/۲	۲۱/۵	۱۵/۸	۱۴/۴	۲۳/۴	۳۴/۱	۴۵/۸	۵۵/۸	۷۵/۲	۷۳/۲	۹۱/۷	۷۰/۳	۵۶۴/۵

روش تحقیق

همان‌گونه که اشاره شد در این تحقیق، مقادیر تبخیر روزانه و ماهانه از سطح مخزن شهید رجایی طی ۱۰ سال آبی (از سال آبی ۸۵-۱۳۸۴ تا سال آبی ۹۴-۱۳۹۳) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در چهار ایستگاه هواشناسی مندرج در جدول ۱، برآورد شده و با مقادیر حاصل از تشت تبخیر مورد مقایسه قرار گرفته است.

شبکه عصبی

در این تحقیق از شبکه‌های چند لایه پیشرونده با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا که جزء روش‌های آموزش با ناظر است، استفاده شد. ساختار این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی است. در هر لایه یک یا چند عنصر پردازشگر (نرون) وجود دارد که با تمامی نرون‌های لایه بعدی با اتصالات وزن دار بهم مربوط می‌شوند. بردار داده‌های ورودی مدل به نرون‌های لایه اول نگاشت می‌شوند و در این لایه هیچ‌گونه پردازشی انجام نمی‌گیرد و نرون‌های لایه خروجی به بردار خروجی مدل نگاشت می‌گردند. تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی بستگی به تعداد متغیرهای ورودی و خروجی مدل

دارد؛ ولی انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی به صورت سعی و خطا تعیین می‌شود. در این بررسی، ساختارهای مختلفی از متغیرهای هواشناسی موثر بر تبخیر به عنوان ورودی مدل‌های شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت و تبخیر اندازه‌گیری شده از تشت تبخیر، خروجی این مدل‌ها را تشکیل داد. در شبکه‌های نرون‌های هر لایه به کلیه نرون‌های لایه قبل از طریق یک اتصال جهت‌دار مرتبط می‌شوند. به هر یک از این اتصالات وزنی داده می‌شود که مقدار آن تعیین‌کننده تأثیر هر نرون بر روی نرون لایه خروجی است (منهاج، ۱۳۸۴). مجموع وزنی مقادیر ورودی به هر نرون محاسبه و در یک تابع ریاضی قرار می‌گیرد و خروجی نرون از طرق این تابع محاسبه می‌شود. این تابع ریاضی را اصطلاحاً تابع تحریک، تابع آستانه و یا تابع انتقال نامند. توابع سیگموئید (S) و تانژانت هیپربولیک (TH) رایج‌ترین توابع هستند (Hornik et al., 1989) و در این تحقیق بهترین آن برای برآورد تبخیر تعیین شد. برای تعیین تعداد نرون‌های لایه‌های مخفی تئوری‌های مختلفی ارائه شده است، اما بهره‌گیری از آن‌ها امکان طراحی بهینه هندسه شبکه را به طور حتم فراهم نمی‌آورند. بنابراین بهتر است که از روش سعی و خطا استفاده شود.

آموزش شبکه

روش آموزش شبکه‌های MLP، بیشتر به روش پس انتشار خطا بوده که در الگوریتم‌ها و فرم‌های متعددی ارائه شده است. از بهترین و مؤثرترین روش‌ها در بسته نرم‌افزاری MATLAB، روش لونیگ-مارکوارت می‌باشد که به اختصار LM نامیده می‌شود و به شدت سرعت همگرایی را افزایش داده و به نتیجه‌گیری سرعت می‌بخشد. پارامترهای قابل تنظیم شبکه که در توقف آموزش شبکه LM نیز تأثیرگذارند شامل؛ تعداد تکرار، خطای عملکرد، مدت زمان آموزش و ماکزیمم مقدار μ (شاخص‌های الگوریتم بهینه‌سازی که مورد استفاده قرار گرفته است) می‌باشند.

با توجه به موارد فوق، هر کدام زودتر اتفاق بیفتد، آموزش شبکه متوقف می‌شود. اگرچه به دلیل پیچیدگی رابطه بین دبی جریان-دبی رسوب، هیچ‌گاه خطای شبکه به صفر نمی‌رسد. همچنین به دلیل اهمیت مسئله از محدود کردن شبکه به زمان پرهیز می‌شود. بنابراین مهم‌ترین معیار توقف، تعداد تکرار است که برای جلوگیری از بیش‌برازش شبکه در انتخاب آن دقت بسیاری لازم است. چنان‌چه حین آموزش، مقدار μ به حداکثر مقدار خود برسد، شبکه خود به خود متوقف خواهد شد.

آزمون شبکه

مهم‌ترین مرحله در کار با شبکه هوشمند عصبی، مرحله آزمایش (آزمون) شبکه است که در آن داده‌های شبیه‌سازی شده با آمار واقعی مقایسه می‌گردد و از این طریق کفایت شبکه تأیید یا نقض می‌شود. بدین منظور داده‌های جدیدی تحت عنوان داده‌های آزمون که در آموزش شبکه وارد نشده‌اند به شبکه اعمال می‌گردد. اگر خروجی شبکه با داده‌های واقعی مطابقت داشته باشد، آنگاه می‌توان بیان نمود که شبکه به درستی آموزش دیده است. در غیر این صورت با تغییر متغیرهای شبکه، مرحله آموزش شبکه تکرار می‌شود.

معیارهای سنجش خطای برآورد و مقایسه مدل‌ها

در این تحقیق، به منظور تحلیل خطای حاصل از روش‌ها و مدل‌های پیشنهادی، از معیارهای آماری زیر در هر یک از آزمون‌ها استفاده شده است:

الف) میانگین مربعات خطا^۱
این معیار یکی از بهترین معیارها برای مقایسه و انتخاب مناسب‌ترین روش است و برای محاسبه آن از رابطه زیر استفاده می‌شود. در هر مدلی که مقدار میانگین مربعات خطا کمتر باشد، آن مدل نسبت به بقیه از دقت بالاتری برخوردار است (کیم و جی، ۲۰۰۹).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{N} \quad (1)$$

که در آن؛ MSE میانگین مربعات خطا، P_i مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل، O_i مقادیر مشاهده شده (واقعی)، N تعداد داده‌ها در هر بخش از مدل می‌باشد.

ب) ضریب تبیین^۲
این پارامتر در مقایسه‌های آماری کاربرد فراوانی دارد از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (2)$$

که در آن؛ R^2 ضریب تبیین، \bar{P} میانگین مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل و \bar{O} میانگین مقادیر مشاهده شده می‌باشد. دامنه تغییرات این کمیت از صفر تا یک است. مقادیر نزدیک‌تر به عدد یک، نشان‌دهنده تطابق بهتر مدل و مشاهدات می‌باشد (قهرمان و ثامتی، ۲۰۱۴).

ج) کارایی مدل^۳
مقدار آن نشان دهنده صحت برازش داده‌ها می‌باشد و از مقدار منفی بی‌نهایت در بدترین حالت تا مقدار یک در زمان برازش کامل داده‌ها تغییر می‌کند و از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$(3)$$

³ Efficiency

¹ Mean of Square Error (MSE)

² Determination Coefficient (R^2)

آمد. مقدار MSE نشان می‌دهد؛ هرچه این مقدار کمتر باشد مدل بهتر مقادیر تبخیر را شبیه‌سازی کرده است که در این مطالعه مقدار MSE در مرحله آزمون کمترین مقدار و برابر ۰/۲۶۱ به دست آمد. همین‌طور در مرحله آموزش، ارزیابی و آزمون، مقدار R2 به ترتیب ۰/۸۷۲، ۰/۸۸۹ و ۰/۸۸۷ به دست آمد. مقدار R2 نشان می‌دهد هرچه این مقدار بیشتر باشد، مدل بهتر مقادیر تبخیر را شبیه‌سازی کرده است که در این مطالعه مقدار R2 در مرحله آزمون بیشترین مقدار و برابر ۰/۸۸۷ به دست آمد. لازم به ذکر است که پارامترهای بردار ورودی برای محاسبه تبخیر در شبکه ANN2 رطوبت نسبی، حداقل دما، حداکثر دما، ساعت آفتابی، سرعت باد، فشار بخار اشباع و فشار بخار واقعی می‌باشد. در نهایت با توجه به دو پارامتر تابع هدف MSE و R2 ایستگاه ANN2 به‌عنوان مناسب‌ترین سناریو با ساختار شبکه ۱-۱۲-۷ انتخاب شد.

$$EF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}$$

که در آن؛ EF شاخص کارایی مدل می‌باشد.

نتایج و بحث

تبخیر روزانه

نتایج آموزش، ارزیابی و آزمون مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی برای ایستگاه سلیمان‌تنگه در جدول شماره ۳ ارائه شده است. همان‌طور که در این جدول ملاحظه می‌شود، ۱۲ سناریوی مختلف با متغیرهای مؤثر بر تبخیر جهت شبیه‌سازی تبخیر برای ایستگاه موردنظر به اجرا گذاشته شد که هم از لحاظ MSE و هم از لحاظ ضریب همبستگی، از بین آن‌ها، سناریوی ANN2 برترین سناریو انتخاب شد. به‌طوری‌که در مرحله آموزش، ارزیابی و آزمون، مقدار MSE به ترتیب ۰/۳۲۵، ۰/۲۹۷ و ۰/۲۶۱ به دست

جدول (۳): نتایج آموزش، ارزیابی و آزمون مدل‌سازی با شبکه عصبی MLP برای ایستگاه سلیمان‌تنگه

نام شبکه	پارامترهای بردار ورودی	ساختار شبکه	MSE		R ²	
			آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی
ANN1	رطوبت نسبی + حداقل دما + حداکثر دما + ساعت آفتابی + سرعت باد + فشار بخار اشباع + فشار بخار واقعی + بارندگی	۸-۱۰-۱	۰/۲۹۲	۰/۲۹۴	۰/۳۹۶	۰/۸۷۴
ANN2*	رطوبت نسبی + حداقل دما + حداکثر دما + ساعت آفتابی + سرعت باد + فشار بخار اشباع + فشار بخار واقعی	۷-۱۲-۱	۰/۳۲۵	۰/۲۹۷	۰/۲۶۱	۰/۸۷۲
ANN3	رطوبت نسبی + حداقل دما + حداکثر دما + ساعت آفتابی + سرعت باد	۵-۱۰-۱	۰/۲۸۳	۰/۳۱۸	۰/۴۵۹	۰/۸۶۷
ANN4	رطوبت نسبی + حداقل دما + حداکثر دما + ساعت آفتابی	۴-۶-۱	۰/۳۳۸	۰/۳۲۶	۰/۳۱۵	۰/۸۸۷
ANN5*	رطوبت نسبی + حداقل دما + حداکثر دما	۳-۱۰-۱	۰/۳۶۸	۰/۳۳۶	۰/۲۸۳	۰/۸۶۲
ANN6	حداقل دما + حداکثر دما + ساعت آفتابی + سرعت باد	۴-۱۰-۱	۰/۳۸۶	۰/۳۸۵	۰/۳۶۲	۰/۸۴۳
ANN7	رطوبت نسبی + حداقل دما + حداکثر دما + سرعت باد	۴-۱۰-۱	۰/۳۰۹	۰/۳۴۲	۰/۴۷۸	۰/۸۶۷



ادامه جدول (۳): نتایج آموزش، ارزیابی و آزمون مدل سازی با شبکه عصبی MLP برای ایستگاه سلیمان تنگه

ANN8	رطوبت نسبی+ دمای متوسط+ ساعت آفتابی+ سرعت باد	۴-۱۲-۱	۰/۳۱۸	۰/۳۲۲	۰/۳۲۲	۰/۸۷۶	۰/۸۷۴	۰/۸۶۶
ANN9	رطوبت نسبی+ حداقل دما+ حداکثر دما+ ساعت آفتابی+ فشار بخار اشباع+ فشار بخار واقعی	۶-۱۶-۱	۰/۳۰۷	۰/۳۲۰	۰/۳۴۲	۰/۸۷۹	۰/۸۷۹	۰/۸۶۱
ANN10	رطوبت نسبی+ حداقل دما+ حداکثر دما+ فشار بخار اشباع+ فشار بخار واقعی	۵-۱۰-۱	۰/۳۳۸	۰/۳۵۴	۰/۳۵۲	۰/۸۶۸	۰/۸۶۷	۰/۸۴۲
ANN11*	حداقل دما+ حداکثر دما+ ساعت آفتابی+ سرعت باد+ فشار بخار اشباع+ فشار بخار واقعی	۶-۱۰-۱	۰/۳۳۴	۰/۲۶۳	۰/۳۰۱	۰/۸۶۵	۰/۹۰۵	۰/۸۸۳
ANN12	رطوبت نسبی+ ساعت آفتابی+ سرعت باد+ فشار بخار اشباع	۴-۱۰-۱	۰/۲۹۸	۰/۲۷۶	۰/۳۲۱	۰/۸۸۴	۰/۸۸۵	۰/۸۷۶

* معنی داری در سطح اعتماد ۹۵ درصد

مدل سازی با شبکه عصبی مطابق با ۱۲ سناریوی پیشنهادی برای سه ایستگاه دیگر مطالعاتی نیز انجام شد. جمع بندی نتایج شبیه سازی سناریوهای مختلف شبکه عصبی برای چهار ایستگاه مورد نظر در جدول شماره ۴ آمده است؛ با توجه به جدول مذکور، در هر چهار ایستگاه سناریو یا مدل عصبی برتر، مدلی با بردار ورودی متشکل از هفت متغیر رطوبت نسبی، حداقل دما، حداکثر دما، ساعت آفتابی، سرعت باد، فشار بخار اشباع و فشار بخار واقعی می باشد. همچنین، این مدل عصبی برتر در ایستگاه های

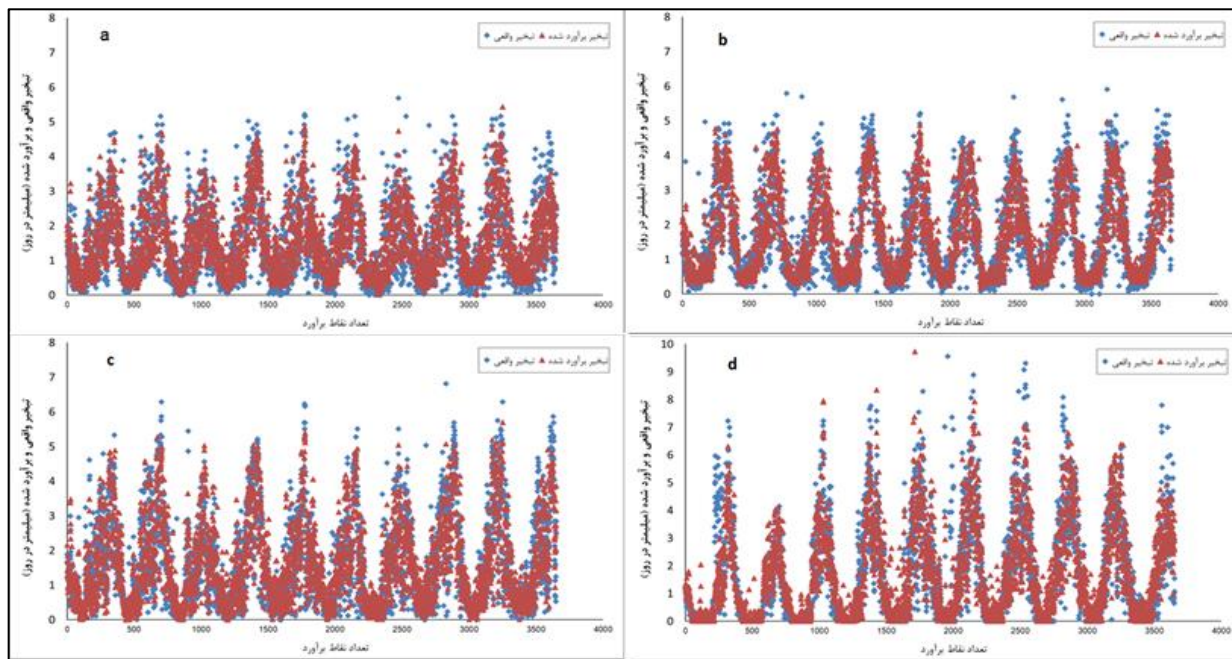
سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره به ترتیب دارای ساختار ۷-۱۲-۱، ۷-۸-۱، ۷-۱۰-۱ و ۷-۱۲-۱ می باشد. نتایج حاصل از آموزش، ارزیابی و آزمون نشان داد که در هر چهار ایستگاه مقادیر MSE به صفر نزدیک بوده و نشان می دهد که دقت برآورد بالاست. همچنین مقدار R^2 در هر چهار ایستگاه نزدیک به یک بوده و نشان دهنده شبیه سازی بالای مدل است

جدول (۴): بهترین مدل های ورودی شبکه عصبی MLP در چهار ایستگاه مطالعاتی

ایستگاه	پارامترهای بردار ورودی شبکه عصبی	ساختار شبکه	آموزش	ارزیابی	MSE	آموزش	ارزیابی	R^2
سلیمان تنگه		۷-۱۲-۱	۰/۳۲۵	۰/۲۹۷	۰/۲۶۱	۰/۸۷۲	۰/۸۸۹	۰/۸۸۷
اداره ساری	رطوبت نسبی+ حداقل دما+ حداکثر دما+	۷-۸-۱	۰/۳۳۷	۰/۳۰۳	۰/۲۸۹	۰/۹۰۲	۰/۹۰۹	۰/۹۱۳
فریم	ساعت آفتابی+ سرعت باد+ فشار بخار اشباع+ فشار بخار واقعی+ بارندگی	۷-۱۰-۱	۰/۲۹۴	۰/۹۰۹	۰/۲۵۱	۰/۹۱۳	۰/۹۰۹	۰/۹۳۲
تلمادره		۷-۱۲-۱	۰/۹۶۹	۰/۷۲۲	۰/۶۷۳	۰/۸۵۱	۰/۸۹۲	۰/۸۹۳

پراکنش داده های مشاهده ای تبخیر روزانه و شبیه سازی شده شبکه عصبی مصنوعی در شکل ۲ برای چهار ایستگاه مورد مطالعه آورده شده است. با توجه به این شکل، نقاط برآوردی تبخیر به نقاط مشاهداتی در اکثر نقاط بسیار نزدیک می باشد و نشان می دهد که مدل عصبی منتخب در هر چهار ایستگاه در برآورد تبخیر روزانه کارایی موثری دارد.

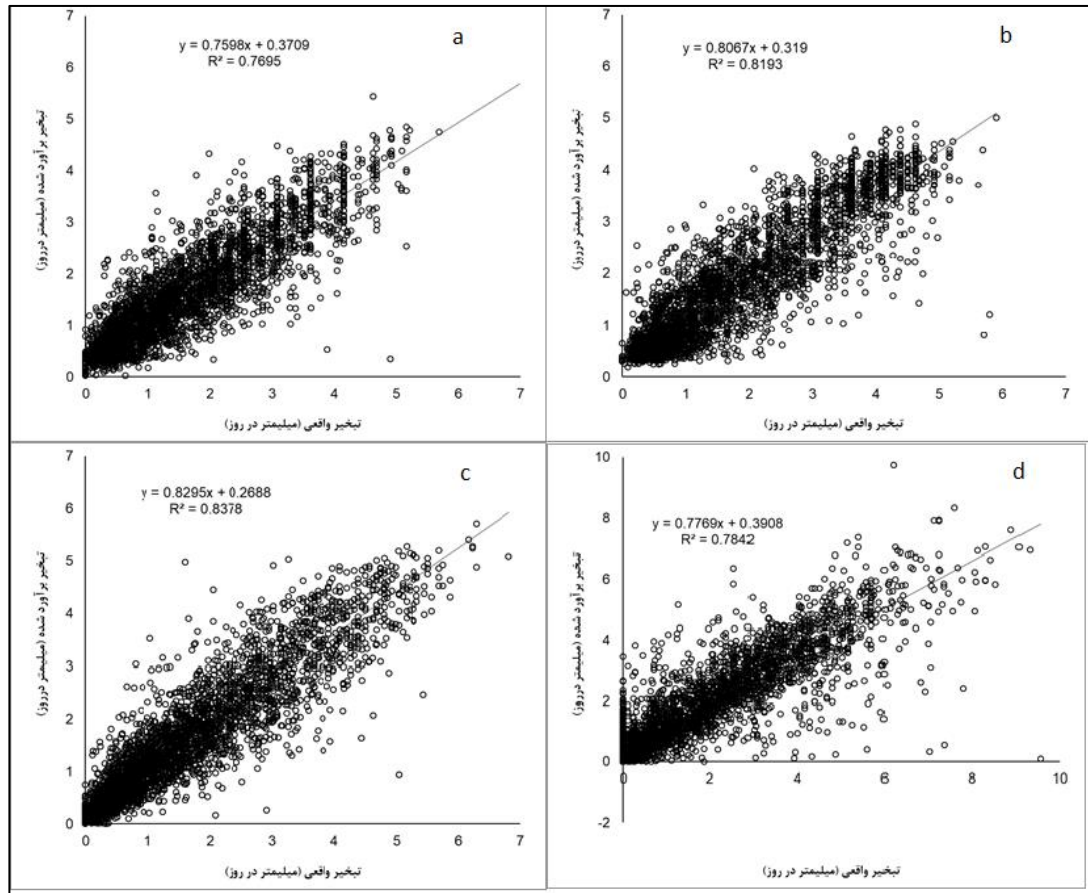
نزدیک می باشد و نشان می دهد که مدل عصبی منتخب در هر چهار ایستگاه در برآورد تبخیر روزانه کارایی موثری دارد.



شکل (۲): نمودار پراکنش نقاط تبخیر شبیه‌سازی شده و مشاهده‌ای مدل شبکه عصبی (a) ایستگاه سلیمان‌تنگه (b) ایستگاه محوطه اداره ساری (c) ایستگاه فریم صحرا (d) ایستگاه تلمادره

توجه به بالا بودن ضریب همبستگی در چهار ایستگاه، مشخص می‌شود که شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر روزانه از کارایی مناسبی برخوردار بوده است. شاخص‌های آماری تبخیر روزانه از سطح آزاد آب با شبکه عصبی در مقایسه با تبخیر از تشت (تبخیر واقعی) در طول ۱۰ سال آماری چهار ایستگاه در جدول ۵ آمده است.

همین‌طور همبستگی مقادیر مشاهده‌ای و برآوردی تبخیر روزانه در چهار ایستگاه مطالعاتی در شکل شماره ۳ ارائه شده است. همان‌طور که از شکل شماره ۳ استنباط می‌شود؛ ضریب همبستگی بین این دو متغیر در چهار ایستگاه، بین ۰/۷۶ تا ۰/۸۴ به دست آمد. ایستگاه فریم با مقدار ۰/۸۴ و ایستگاه سلیمان‌تنگه با مقدار ۰/۷۶ به ترتیب بیشترین و کمترین ضریب همبستگی را دارند. بنابراین با



شکل (۳): نمودار رابطه مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی مدل شبکه عصبی (a) ایستگاه سلیمان تنگه (b) ایستگاه محوطه اداره ساری (c) ایستگاه فریم صحرا (d) ایستگاه تلمادره

جدول (۵): شاخص‌های آماری تبخیر روزانه حاصل از شبکه عصبی چهار ایستگاه در مقایسه با تبخیر روزانه از تشت

ایستگاه	MSE	R ²	EF
سلیمان تنگه	۰/۳۱	۰/۸۸	۰/۷۷
محوطه اداره ساری	۰/۳۳	۰/۹۱	۰/۸۲
فریم	۰/۲۹	۰/۹۲	۰/۸۴
تلمادره	۰/۷۲	۰/۸۹	۰/۷۸

مقادیر تبخیر روزانه حاصل از تشت تبخیر بوده و نشان می‌دهد که شبکه عصبی در محاسبه تبخیر روزانه در طی دوره آماری بسیار مناسب عمل کرده است

نمودار مقایسه‌ای آن‌ها با مقدار تبخیر واقعی برای چهار ایستگاه در جدول ۶ و شکل ۴ آمده است

بر طبق جدول ۵، در هر چهار ایستگاه مقادیر MSE نزدیک به صفر و مقادیر ضریب همبستگی و شاخص کارایی نزدیک به یک می‌باشند. بنابراین مقادیر تبخیر روزانه برآورد شده با شبکه عصبی در طی ۱۰ سال آماری نزدیک به

تبخیر ماهانه

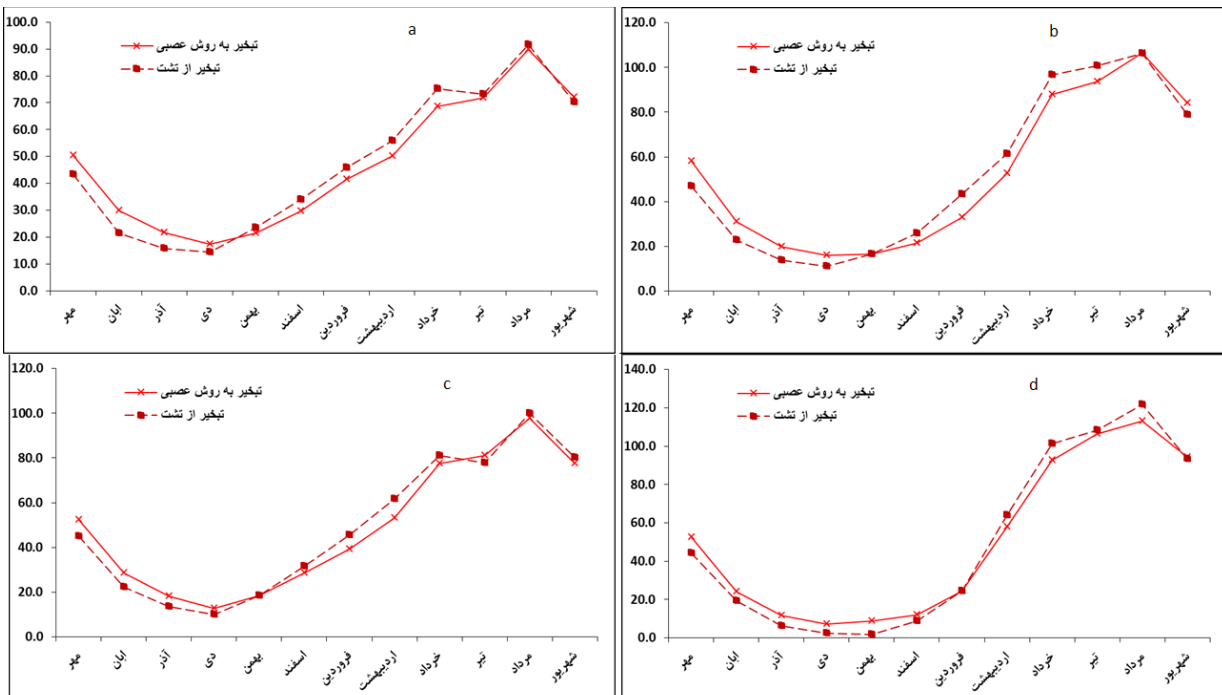
شاخص‌های آماری تبخیر ماهانه از سطح آزاد آب با شبکه عصبی در مقایسه با تبخیر از تشت (تبخیر واقعی) و

جدول (۶): شاخص‌های آماری حاصل از روش شبکه عصبی چهار ایستگاه در مقایسه با تبخیر ماهانه از تشت

ایستگاه	MSE	R ²	EF
سلیمان تنگه	۲۴/۲	۰/۹۸	۰/۹۶
محوطه اداره ساری	۵۰/۵	۰/۹۸	۰/۹۶
فریم	۲۳/۲	۰/۹۹	۰/۹۷
تلمادره	۳۲/۷	۰/۹۹	۰/۹۸

بوده و نشان می‌دهد که شبکه عصبی در محاسبه تبخیر ماهانه در طی دوره آماری بسیار مناسب عمل کرده است. مقایسه تبخیر ماهانه برآوردی و مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی نشان‌دهنده قدرت و برتری این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد که در نتایج پژوهش امام‌دوست و همکاران (۱۳۹۵)، فراستی و همکاران (۱۳۹۹)، بنزاگتا و همکاران (۲۰۱۲)، سلطانی و همکاران (۲۰۱۶)، آمده و صحت نتایج مطالعه حاضر را تأیید می‌کند. نتایج شبیه‌سازی تبخیر ماهانه مابقی ایستگاه‌ها در شکل ۴ آورده شده است.

جهت انتخاب بهترین مدل برای برآورد تبخیر ماهانه در ایستگاه سلیمان تنگه، از معیارهای MSE، R² و EF استفاده شد. شاخص‌های آماری حاصل از شبکه عصبی این چهار ایستگاه در مقایسه با تبخیر ماهانه از تشت محاسبه شد. در هر چهار ایستگاه، شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد تبخیر ماهانه به‌عنوان برترین مدل شبیه‌سازی جهت برآورد تبخیر ماهانه انتخاب شد. بر طبق جدول ۶، در هر چهار ایستگاه مقادیر MSE نزدیک به صفر و مقادیر ضریب همبستگی و شاخص کارآیی نزدیک به یک می‌باشند. بنابراین مقادیر تبخیر ماهانه برآورد شده با شبکه عصبی در طی ۱۰ سال آماری نزدیک به مقادیر تبخیر ماهانه حاصل از تشت تبخیر



شکل (۴): نمودار تغییرات ماهانه مقادیر تبخیر برآوردی و مشاهده‌ای (a) ایستگاه سلیمان تنگه (b) ایستگاه محوطه اداره ساری (c) ایستگاه فریم صحرا (d) ایستگاه تلمادره

نتیجه گیری

در این تحقیق عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر روزانه و ماهانه از سطح مخزن سد شهید رجائی در مقایسه با روش تشت تبخیر بررسی گردید. ابتدا ترکیبات مختلف با متغیرهای ورودی متفاوت بررسی شده و نتایج نهایی برای بهترین ترکیب و سناریو به دست آمد. با توجه به نتایج حاصل از شاخص‌های آماری مدل‌ها دیاگرام پراکنش تبخیر روزانه برآورد شده و مشاهداتی مشخص شد که در مجموع شبکه عصبی MLP توانسته است به خوبی تبخیر روزانه در چهار ایستگاه مورد مطالعه را برآورد نماید. بهترین سناریو برای چهار ایستگاه مطالعاتی سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره به ترتیب سناریوهای با ساختار ۷-۱۲-۱، ۷-۸-۱، ۷-۱۰-۱ و ۱۲-۱-۷ برحسب معیارهای MSE و R^2 انتخاب شدند. ضریب همبستگی در ایستگاه‌های سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره به ترتیب برابر با ۰/۸۸، ۰/۹۱، ۰/۹۲ و ۰/۸۹ در مقیاس روزانه به دست آمد. همچنین با

توجه به نتایج حاصل از شاخص‌های آماری دیاگرام پراکنش تبخیر ماهانه برآورد شده و مشاهداتی مشخص شد که در مجموع روش شبکه عصبی مصنوعی توانسته است به خوبی تبخیر ماهانه را در چهار ایستگاه مورد مطالعه برآورد نماید. ضریب همبستگی در ایستگاه‌های سلیمان تنگه، محوطه اداره ساری، فریم صحرا و تلمادره به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۹۹ و ۰/۹۹ به دست آمد. به این ترتیب می‌توان ادعا نمود که شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزارهای قدرتمندی برای مطالعات هیدرومتئورولوژیکی هستند که برتری خود را نسبت به سایر روش‌های به کار برده شده، به اثبات رساندند و دارای بهترین عملکرد در تعیین تبخیر از سطح آزاد هستند. ضمن این که مقایسه پارامترهای آماری R^2 ، MSE و EF بین شبکه عصبی و داده‌های تشت تبخیر بیانگر توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در تعیین تبخیر از سطح آزاد است. با محاسبه نسبتاً دقیق تبخیر از سطح آزاد آب توسط شبکه عصبی، می‌توان راهکارهای مفید و مدیریتی جهت حفاظت از منابع آبی موجود و کاهش اثرات خشکسالی اعمال کرد.

منابع

- امام‌دوست، ش.، ع. شاهنظری و ج. تقوی. ۱۳۹۵. برآورد تبخیر از سطح آزاد آب در دشت مازندران (آبندان دازمیرکنده) و مقایسه آن با هفت روش تجربی. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، ۹ (۱۸): ۲۴۱-۲۴۹.
- ستاری، م.ت.، و. احمدی‌فر و ر. پاشاپور خلف انصار. ۱۳۹۳. مدل‌سازی تلفات تبخیر از مخزن سد علویان با استفاده از مدل درختی M5 و مقایسه آن با روش‌های تجربی. نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران، ۵ (۱): ۱۱۰-۱۲۲.
- شریفان، ح. و ا. علیزاده. ۱۳۸۶. بررسی آب مورد نیاز گیاهان در دوره‌های مختلف حداکثر نیاز آبی، مجله آبیاری و زهکشی ایران، شماره ۲، ۹۴-۸۷.
- فراستی، م.، م. سیدیان و ک. داب. ۱۳۹۹. مدل‌سازی تبخیر از سطح آزاد آب با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان. نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران، ۱۱ (۳): ۲۷۲-۲۸۸.
- محمدیان شویلی، آ.، ح. فتحیان و م. اسدی لور. ۱۳۹۰. پیش‌بینی و آنالیز حساسیت تبخیر ماهانه از مخزن سد سیاه بیشه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در ترکیب با الگوریتم ژنتیک. فصلنامه تخصصی علوم و مهندسی آب، ۱ (۱): ۵۹-۷۴.
- منه‌اج، م. ب. ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران.
- نورانی، و. و م. سیاح‌فرد. ۱۳۹۲. آنالیز حساسیت داده‌های ورودی به شبکه عصبی مصنوعی به منظور برآورد مقدار تبخیر روزانه. آب و فاضلاب، ۲۴ (۳): ۸۸-۱۰۰.

Alsumaiei, A.A. 2020. Utility of Artificial Neural Networks in Modeling Pan Evaporation in Hyper-Arid Climates. Water, 12(5), 1508; 1-17, doi:10.3390/w12051508

Benzaghta, M.A., Th.A. Mohammed, A.H. Ghazali and M.A.M. Soom. 2012. Prediction of evaporation in tropical climate using artificial neural network and climate based models. Scientific Research and Essays, 7 (36): 3133-3148.



Eslamian, S.S, S.A. Gohari, M. Biabanaki and R. Malekian. 2008. Estimation of Monthly Pan Evaporation Using Artifivial Neural Networks and Support Vector Machines. *Journal of Applied Sciences*, 8 (1): 3497-2008.

Hornik, K M. Stinchcombe and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Neural Networks*, vol. 2, pp. 359-366, 1989.

Abou El Magd, I.H. and E.M. Ali. 2012. Estimation of the evaporative losses from Lake Nasser, Egypt using optical satellite imagery. *International Journal of Digital Earth*, 5 (2): 133-146.

Kim, S., and Jee, H. 2009. An Expansion of the Ungaged Pan Evaporation Using Neural Network Model in Rural Regions, South Korea Word Environmental and Water Resources Congress.

Qasem, S.N., S. Samadianfard, S. Kheshtgar, S. Jarhan, O. Kisi, Sh. Shamshirband and K-W Chau. 2019. Modeling monthly pan evaporation using wavelet support vector regression and wavelet artificial neural networks in arid and humid climates. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 13 (1): 177-187.

Rahimikhoob A. 2008. Estimating daily pan evaporation using artificial neural network in a semi-arid environment. *Theor Appl Climatol*, 98: 101-105.

Soltani, K., A. Nohegar, M.H. Jahangir, S.J. Sadatinejad and Sh. Bouzari. 2016. Estimates of Evaporation from Reservoirs Using ANN Model, a Case Study of Amir Kabir Dam, Karaj City, Iran. *International Journal of Systems Science and Applied Mathematics*, 1 (1): 1-7.

Shirsath P.B. and A.K Singh. 2008. A Comparative Study of Daily Pan Evaporation Estimation Using ANN, Regression and Climate Based Models. *Water Resour Manage*, 24: 1571-1581.

Tabari, H., S. Marofi and A.A. Sabziparvar. 2010. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. *Irrigation Science*, 28: 399-406.

Wang, J., T.W. Sammisa and V.P. Gutschick. 2008. A Remote Sensing Model Estimating Water Body Evaporation. *International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications*, Beijing, China.



Evaluation the Performance of Different Models of Artificial Neural Network in Estimating Evaporation Losses from Pan around the Shahid Rajaei Dam Lake

Seyedeh Naeime Seyedi¹, Ramin Fazlola^{2*}, Mohsen Masoudian³, Eassa Kia⁴

Abstract

Evaporation is one of the main components of the water cycle in nature, which plays a key role in agricultural studies, hydrology, meteorology, reservoir operation, irrigation and drainage systems design, irrigation scheduling and water resources management. In this study, eight types of meteorological parameters as inputs for estimating evaporation from the pan by artificial neural network for four meteorological stations around Shahid Rajaei Dam were investigated. Meteorological data were collected for ten years from 4 stations around Shahid Rajaei Dam. The results of statistical criteria of the models, distribution diagram and daily evaporation rate were estimated and observations showed that the neural network method was able to estimate the daily evaporation in the four stations with good accuracy. However, the best structure of neural network models for stations of Soleiman Tangeh, Sari Office, Frime Sahra and Telmadreh with seven input variables, one hidden layer and 12, 8, 10 and 12 neurons, respectively, were selected according to MSE and R2 criteria. MSE and R2 criteria were selected. The correlation coefficients for daily data in Soleiman tangeh, Sari, Sahra and Telmadreh stations were extracted 0.88, 0.91, 0.92 and 0.89, respectively. Also, the results of monthly evaporation simulation showed that the artificial neural network method was able to calculate the monthly evaporation with correlation coefficients of 0.98, 0.98, 0.99 and 0.99 with 95% confidence level for Soleiman Tangeh, Sari office, Frime Sahra and Telmadreh stations, respectively.

Keywords: Daily Evaporation, Monthly Evaporation, Evaporation Pan, Model Structure, Soleiman tangeh.

¹ M.Sc. Student, Water Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. naeimesdi@gmail.com

² Associate professor, Water Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. raminfazl@yahoo.com and r.fazlola@sanru.ac.ir, (Corresponding author)

³ Associate professor, Water Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. mohsen_masoudian@yahoo.com

⁴ Researcher, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Mazandaran Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Sari, Iran. eassa_kia@yahoo.com