

Research Paper

Estimation of Daily Evaporation Rate using Artificial Neural Network in Shiraz and Zarghan Cities

Mohammad Shabani¹

1. Department of Water Engineering, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran

Received: 21 February 2022

Accepted: 4 April 2022

PP:1-16

Use your device to scan and read the article online

**Keywords:**

Evaporation; Artificial neural network; Model generalizability; Shiraz city; Zarghan city

Abstract

Evaporation is one of the most important components of the hydrological cycle that plays a very important role in the management of water resources and the environment. Knowing the amount of water lost due to the evaporation process in an area, especially in arid and semi-arid areas that face shortages of water resources, is one of the most important management principles in regional planning. The aim of this study was to evaluate the accuracy of artificial neural network method in estimating daily evaporation in Shiraz meteorological station and its generalizability in Zarghan meteorological station located in Fars province. For this purpose, 1755 data on a daily scale from meteorological factors including temperature, relative humidity, wind speed, sunshine were collected and then the amount of daily evaporation was estimated using 4 models of artificial neural network. For modeling in this study, multilayer perceptron neural network and sigmoid function were used. The results obtained from four models of artificial neural network were evaluated based on the criteria of coefficient of determination (R^2), Nash-Sutcliffe coefficient (NSE) and Root Mean Square Error (RMSe). The results showed that in Shiraz meteorological station, model 4 with a structure of 5-6-1 neurons has less RMSe and higher R^2 and NSE in both training and testing stages than other models, so as a superior model to predict the rate of evaporation Was selected daily at Shiraz meteorological station. The results of the generalizability of Model 4 with 5-6-1 structure in Zarghan meteorological station also show the high accuracy of this model in predicting daily evaporation in this station, so it can be used as a suitable model to predict daily evaporation values in This station was used during periods when evaporation was not measured.

Citation: Mohammad Shabani (2022): Estimation of Daily Evaporation Rate using Artificial Neural Network in Shiraz and Zarghan Cities. Journal of Regional Planning , Vol 12, No 4, 1-16.

DOI: 10.30495/JZPM.2022.30058.4071

*Corresponding author: Mohammad Shabani

Address: Department of Water Engineering, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran

Tell: 09177059916

Email: mshabani577@gmail.com

Extended Abstract

Introduction

Accurate estimation of evaporation as one of the main processes of water loss has always been emphasized by managers and researchers. Therefore, accurate forecasting of evaporation rate in an area, especially in arid areas where access to water resources is limited, is very important and can provide very useful information in drought conditions. Accurate determination of evaporation rate plays a very important role in calculating the water balance of the region, designing irrigation systems and managing water resources and sustainable development in a region (Piri et al, 2016: 1; Dou et al, 2018: 94). In Iran, Class A evaporation pan is mainly used to determine the rate of evaporation and is used as an indicator for evaporation in the region. In general, there are different methods for estimating and predicting daily and monthly evaporation, which can be referred to evaporators, experimental formulas and analytical methods (Warnaka et al, 1998: 979; Wang & Dickinson, 2012:4-10). One of the mathematical methods that is used today as a new method in predicting the rate of evaporation is the artificial neural network method (Babita & Diwakar, 2021:136). Today, artificial neural networks have been used as a successful tool in estimating and predicting hydrological phenomena (Qasem et al, 2019: 178). The purpose of this study was to evaluate the accuracy of artificial neural network method in estimating daily evaporation in Shiraz meteorological station and its generalizability in Zarghan meteorological station located in Fars province in order to investigate the model in reconstructing the daily evaporation data of that station.

Methodology

For this study, 1755 daily data of temperature, relative humidity, wind speed, sunshine of Shiraz meteorological station were used. 80% of the data (1404 data) were considered for training and 20% of the data (351 data) were considered for testing artificial neural networks. Four different models for Shiraz meteorological station were determined in terms of the number of input variables. Among of 4 existing structures, modeling was performed using Qnet2000 software. Finally, the best neural network structure was

determined based on RMSe, R^2 and NSE criteria. Then, to evaluate the generalizability, the selected model was tested at Zarghan meteorological station in order to reconstruct periods in which daily evaporation rates were not recorded.

Results and Discussion

Among 4 different models, the highest value of R^2 and NSE is the lowest value of RMSe in the training and test phase related to model 4 with a structure of 5-6-1. It has inputs of minimum daily temperature, maximum daily temperature, relative humidity, sunshine and daily wind speed. In fact, Model 4 combines all meteorological input variables. So that model 4 with $R^2 = 0.846$ and higher NSE = 0.844 and lower RMSe = 1.664mm compared to other models in the test stage has been able to predict evaporation values with very high accuracy. Therefore, model 4 with a structure of 5-6-1 is selected as a suitable model in predicting daily evaporation in Shiraz meteorological station. For the generalizability of Model 4, this model was used to predict the daily evaporation rate at Zarghan meteorological station, which is located 40 km from Shiraz meteorological stations. The results showed that in Zarghan experimental station, the values of R^2 , NSE and RMSe for the training stage are 0.744, 0.831 and 1.512, respectively. Also, for the test period, the high values are equal to 0.848, 0.869 and 1.243, respectively. These results indicate the high power of the neural network in simulating hydrological variables such as evaporation at Zarghan meteorological station.

Conclusion

This study investigates the application of artificial neural networks in modeling daily evaporation at Shiraz meteorological station. Based on the results, it was found that Model 4 with four inputs of minimum temperature, maximum temperature, sunshine, relative humidity and wind speed due to having RMSe= 0.063mm, $R^2= 0.865$ and NSE= 0.847 is better than Well-trained in other models. Therefore, it has been able to accurately predict the rate of evaporation in Shiraz meteorological station with RMSe = 1.664mm, $R^2 = 0.846$ and NSE=0.844 in the test phase. The results of model 4 generalizability to evaluate the mobility of the model in Zarghan experimental station showed that model 4 due

to the high value of R^2 coefficients in both training and testing stages can be well generalized to Zarghan meteorological station to predict daily evaporation values. Reconstruction of periods for which daily evaporation rates are not recorded. It is suggested that the generalizability of other models of artificial neural network studied in this study should be done, which requires further research. The results of the error distribution by model 4 to ensure the robustness the results of the prediction of this model in Shiraz meteorological station showed that the model operates objectively with

positive and negative errors that are normally distributed during the distribution. Therefore, the distribution of errors during the predictions by the model follows the normal distribution. Comparison of the results of this study with the results of other researchers shows the excellent accuracy of artificial neural network models in modeling daily evaporation. Therefore, the use of artificial intelligence technology as a powerful tool in modeling hydrological processes such as evaporation in areas that do not have evaporation stations or have defects in evaporation data is proposed.

برآورد میزان تبخیر روزانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در شهرستان های شیراز و زرقان

محمد شعبانی^{*۱}

۱- استادیار گروه مهندسی آب، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران

چکیده

تبخیر یکی از مهم ترین اجزای چرخه هیدرولوژی می باشد که نقش بسیار مهمی در مدیریت منابع آب و محیط زیست دارد. اطلاع از میزان هدر رفت آب در اثر فرآیند تبخیر در یک منطقه بالاخص در مناطق خشک و نیمه خشک که با کمبود منابع آب مواجه هستند، یکی از مهم ترین اصول مدیریتی در برنامه ریزی منطقه ای است. هدف از انجام این تحقیق ارزیابی دقت روش شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر روزانه در ایستگاه هواشناسی شهرستان شیراز و قابلیت تعمیم آن در ایستگاه هواشناسی شهرستان زرقان واقع در استان فارس می باشد. برای این منظور تعداد ۱۷۵۵ داده هواشناسی روزانه شامل دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعت آفتابی جمع آوری و مقدار تبخیر روزانه با استفاده از چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی برآورد گردید. جهت مدل سازی در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و تابع سیگموئیدی استفاده گردید. نتایج بدست آمده از چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی بر اساس معیارهای ضریب تعیین (R^2)، ضریب ناش-ساتکلین (NSE) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که در ایستگاه هواشناسی شیراز مدل ۴ با ساختار ۱-۶-۵ نرون، دارای RMSE کمتر و R^2 و NSE بالاتر در هر دو مرحله آموزش و آزمون نسبت به دیگر مدل ها می باشد و به عنوان مدل برتر جهت پیش بینی میزان تبخیر روزانه در شهرستان شیراز انتخاب گردید. نتایج حاصل از تعمیم پذیری مدل ۴ با ساختار ۱-۶-۵ در ایستگاه هواشناسی زرقان نیز نشان از دقت بالای این مدل در پیش بینی تبخیر روزانه در این ایستگاه دارد. بنابراین می توان از مدل ۴ نیز به عنوان مدل مناسب جهت پیش بینی مقادیر تبخیر روزانه در شهرستان زرقان برای دوره هایی که اندازه گیری تبخیر انجام نشده است، استفاده نمود.

تاریخ دریافت: ۲ اسفند ۱۴۰۰

تاریخ پذیرش: ۱۵ فروردین ۱۴۰۱

شماره صفحات: ۱-۱۶

از دستگاه خود برای اسکن و خواندن مقاله به صورت آنلاین استفاده کنید



واژه های کلیدی:

تبخیر، شبکه عصبی مصنوعی، تعمیم پذیری مدل، شهرستان شیراز، شهرستان زرقان

استناد: محمد شعبانی (۱۴۰۱): برآورد میزان تبخیر روزانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در شهرستان های شیراز و زرقان، فصلنامه برنامه ریزی منطقه ای، سال ۱۲، شماره ۴۶، مرودشت: صص ۱-۱۶

DOI: 10.30495/JZPM.2022.30058.4071

* نویسنده مسئول: محمد شعبانی

نشانی: گروه مهندسی آب، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران

تلفن: ۰۹۱۷۷۰۵۹۹۱۶

پست الکترونیکی: mshabani577@gmail.com

مقدمه :

کشور ایران با توجه به موقعیت خاص جغرافیایی آن از مناطق خشک جهان به شمار می‌رود که به دلیل وضعیت اقلیمی و عدم پراکنش منظم ریزش‌های جوی در اغلب مناطق کشور دچار خشکسالی و کمبود آب می‌باشد. اگر چه در سال‌های اخیر با مدیریت منابع آب تا حدودی بر این مشکل فائق آمده‌اند، ولی باز هم بسیاری از مناطق کشور با کمبود آب و هدر رفت منابع آبی روبرو هستند. هر ساله در اثر فرآیند تبخیر میلیون‌ها مترمکعب آب شیرین تبخیر و از دسترس انسان خارج می‌شود. از طرفی املاح و نمک بر جای مانده از فرآیند تبخیر، کیفیت آب را نیز کاهش می‌دهد. اگر چه کمبود آب به عنوان یک مساله جدی در ایران و جهان مطرح می‌باشد، تخمین دقیق تبخیر نیز به عنوان یکی از اصلی‌ترین فرآیندهای هدررفت آب همواره مورد تاکید مدیران و پژوهشگران بوده است. تبخیر^۱ پدیده‌ای است که طی آن آب از شکل مایع به بخار تبدیل می‌شود و اولین راه بازگشت آب به چرخه هیدرولوژی به شکل بخار آب به اتمسفر می‌باشد (Landaras et al, 2008: 553). این پدیده یکی از مهمترین بخش سیکل هیدرولوژی به شمار می‌آید (Mohamadi et al, 2020: 3374) و جزء مهمترین فرآیندهای هدررفت آب در مناطق خشک و نیمه خشک می‌باشد. اهمیت این مساله تا جایی است که در جهان حدود ۶۱ درصد (Alsumaiei, 2019: 1) و در ایران حدود ۷۱ درصد (Mansouri, 2012: 168) میزان بارندگی از طریق فرآیندهای تبخیر از بین می‌رود. کمبود شدید منابع آب در مناطق خشک و بالا بودن نرخ تبخیر باعث ایجاد مشکلات فراوان از جمله مهاجرت از یک ناحیه سکونت‌گاهی می‌گردد. بدین ترتیب روستاها نیز به عنوان پایین‌ترین بخش از زنجیره سکونتی هر کشوری از این دگرگونی‌ها مصون نمی‌باشند (Shamsodini, 2013: 129). و هجوم آنها به شهرها و مناطق روستایی برخوردار از منابع آب می‌تواند مسایل و مشکلات فراوانی را در برنامه‌ریزی منطقه‌ای ایجاد نماید. عوامل زیادی بر میزان تبخیر در یک منطقه تاثیر دارد که مهم‌ترین آنها شامل دمای روزانه، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی، فشار اتمسفر، مقدار مواد محلول در آب و عرض جغرافیایی می‌باشد. همه این عوامل باعث می‌شوند که تخمین تبخیر یکی از پیچیده‌ترین محاسبات در علوم هواشناسی و هیدرولوژی باشد. تعیین دقیق میزان تبخیر نقش بسیار مهمی در محاسبه بیلان آبی منطقه، طراحی سیستم‌های آبیاری و مدیریت منابع آبی و توسعه پایدار در یک منطقه دارد (Dou ; Piri et al, 2016: 1) et al, 2018: 94). بنابراین پیش‌بینی دقیق میزان تبخیر در

یک منطقه بالاخص در مناطق خشک که دسترسی به منابع آبی محدود است، بسیار مهم بوده و می‌تواند اطلاعات بسیار مفیدی را در شرایط خشکسالی فراهم سازد. به طور کلی روش‌های مختلفی برای برآورد و پیش‌بینی روزانه و ماهانه تبخیر وجود دارد که از بین آنها می‌توان به تبخیرسنج‌ها، فرمول‌های تجربی و روش‌های تحلیلی اشاره کرد (Warnaka et al, 1998: 979) Wang & Dickinson, 2012:4-10). در ایران عمدتاً از تشکک تبخیر کلاس A برای تعیین میزان تبخیر استفاده می‌شود و به عنوان شاخصی برای تبخیر منطقه ملاک عمل قرار می‌گیرد. در مناطق فاقد ایستگاه که تاسیس ایستگاه مستلزم هزینه و امکانات خاص می‌باشد، اندازه‌گیری مستقیم تبخیر با استفاده از تبخیر سنج‌ها امکان‌پذیر نیست، لذا از فرمول‌های تجربی یا روش‌های تحلیلی برای برآورد تبخیر استفاده می‌شود. این روش‌ها اصولاً ویژه یک منطقه جغرافیایی خاص بوده و در بسیاری از موارد نیازمند داده‌ها و اطلاعات خاصی جهت برآورد تبخیر می‌باشند که در بسیاری از موارد امکان‌پذیر نمی‌باشد (Nourani & Sayyah Fard, 2013: 89). پیچیدگی‌های زیاد سیستم‌های هیدرولوژیکی و دخیل بودن عوامل بسیار تاثیرگذار بر آنها و از طرفی کمبود یا نقص اطلاعات آماری، امکان مدل‌سازی کامل فرآیندهای هیدرولوژیکی را غیرممکن می‌سازد. با توجه به مشکلات موجود، امروزه روش‌های نوینی برای حل این مشکل پدید آمده است که می‌توان به کاربرد روش‌های هوش مصنوعی از جمله منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی^۲ (ANN) در زمینه‌های مختلف علم هیدرولوژی نام برد. یکی از روش‌های ریاضی که امروزه به عنوان یک روش جدید در پیش‌بینی میزان تبخیر به کار می‌رود، روش شبکه عصبی مصنوعی است (Babita & Diwakar, 2021:136). امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری موفق در تخمین و پیش‌بینی پدیده‌های هیدرولوژیکی به کار گرفته شده اند (Qasem et al, 2019: 178). گرچه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی امکان برآورد فرآیندهای هیدرولوژیکی را با دقت و سرعت مناسب فراهم کرده است، اما دقت پیش‌بینی این مدل‌ها، به میزان زیادی تحت تاثیر دانش و درک کاربر از شبکه عصبی مصنوعی قرار دارد (Razavizadeh & Dargahian, 2019: 89). شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک روش جعبه سیاه مناسب قادر است فرآیند تبخیر را بدون نیاز به مدل‌سازی عامل‌های محیطی و ژئومتری مؤثر بر آن مدل‌سازی کند (Shabani, 2013: 180). هدف از انجام این تحقیق ارزیابی دقت روش شبکه عصبی مصنوعی در برآورد

تبخیر روزانه در ایستگاه هواشناسی شهرستان شیراز و قابلیت تعمیم آن در ایستگاه هواشناسی شهرستان زرقان واقع در استان فارس می‌باشد. به عبارتی دیگر این تحقیق درصدد برآورد میزان تبخیر روزانه در ایستگاه هواشناسی شیراز با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و تعمیم آن به شهرستان زرقان جهت بررسی آن در بازسازی آمار تبخیر روزانه آن منطقه می‌باشد.

پیشینه تحقیق و مبانی نظری

در سال‌های اخیر، شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور فزاینده برای برآورد و پیش‌بینی بسیاری از موضوعات در زمینه‌های مالی، برق، پزشکی، منابع آب، علوم پایه، محیط‌زیست و منابع طبیعی و غیره مورد توجه قرار گرفته‌اند (Maier & Dandy, 2000: 101). مدل‌های ریاضی مختلفی برای پیش‌بینی تبخیر با استفاده از استفاده متغیرهای مختلف آب و هوایی برای بسیاری از نقاط در سراسر کره زمین استفاده شده است (Piri et al, 2016: 2). در مورد موضوع مورد بحث، پژوهش‌های متعددی انجام شده است که به برخی از مهمترین آنها اشاره می‌گردد. سودهر و همکاران³ (۲۰۰۲) برای مدل‌سازی تبخیر روزانه از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند و دریافته‌اند که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان با دقت بالا برای برآورد میزان تبخیر با استفاده از داده‌های هواشناسی به کار برد. کسکین و تیزی⁴ (۲۰۰۶) مدل‌های پنمن و شبکه عصبی مصنوعی را در مدل‌سازی تبخیر بکار بردند. آنها در مطالعه خود از چندین پارامتر هواشناسی به عنوان ورودی استفاده نمودند. نتایج تحقیق آنها حاکی از برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل پنمن در تخمین تبخیر بود. گوئل⁵ (۲۰۰۹) با استفاده از مدل شبکه عصبی اقدام به پیش‌بینی تبخیر در سطح مخازن با استفاده از داده‌های دما، تشعشع خورشیدی، رطوبت نسبی و باد نمود. نتایج نشان داد هنگامی که برای ساخت و آزمایش مدل، پارامترهای ورودی بیشتر در نظر گرفته شود در مقایسه با مدل تک پارامتری همخوانی بیشتری مشاهده می‌شود. همچنین نتایج نشان داد که مدل‌سازی بر پایه شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به عنوان یک رویکرد جایگزین و کارا برای تخمین تبخیر روزانه از مخازن اعمال گردد. کیسی⁶ (۲۰۱۳) از شبکه‌های عصبی مصنوعی توسعه یافته برای برآورد تبخیر ماهانه استفاده نمود. نتایج نشان داد که مدل‌های پیشنهادی دقت بهتری نسبت به مدل‌های سیستم استنتاج فازی

عصبی تطبیقی و شبکه‌های عصبی معمولی دارند. بی‌آزار و همکاران (۲۰۱۹) کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای پیش‌بینی تبخیر روزانه در دو ایستگاه سینوپتیک رشت و منجیل واقع در استان گیلان را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی-آزمون گاما دارای عملکرد قابل قبول در هر دو ایستگاه در پیش‌بینی تبخیر روزانه می‌باشد. خورشید دوست و همکاران (۲۰۱۹) در مطالعه‌ای کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی بر پایه دو الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوئث و الگوریتم ژنتیک در مقایسه با رگرسیون خطی چند متغیره و معادله پنمن فائو جهت برآورد مقدار تبخیر در ایستگاه هواشناسی تبریز را مورد بررسی قرار دادند. نتایج آنها حاکی از کارایی بهتر، ضریب دقت بیشتر و خطای کمتر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان تبخیر در ایستگاه تبریز است. وانگ و همکاران⁷ (۲۰۱۷) با استفاده از شش روش مختلف محاسباتی تبخیر از جمله روش‌های فازی، تجربی و مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در اقلیم‌های مختلف چین اقدام به مدل‌سازی تبخیر نمودند. نتایج تحقیقات آنها نشان داد که مدل‌ها در اقلیم‌های مختلف دقت‌های متفاوتی دارند و مدل MLP در اکثر ایستگاه‌ها در پیش‌بینی تبخیر ماهانه نسبت به مدل‌های دیگر برتری دارد. السومایی⁸ (۲۰۲۰) در مطالعه‌ای با عنوان کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی تبخیر در اقلیم‌های فوق خشک در کویت نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی تبخیر تشک در شرایط آب و هوایی فوق خشک به طور رضایت‌بخشی کارآمد می‌باشد. تجزیه و تحلیل حساسیت مدل نیز نشان داد که تعداد لایه‌های پنهان تاثیر قابل توجهی بر عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی ندارد. نورانی و همکاران (۲۰۱۹) مجموعه‌ای از تکنیک‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل مدل‌های سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی⁹ (ANFIS)، مدل رگرسیون بردار پشتیبان¹⁰ (SVR) همراه با سایر روش‌های تجربی برای مدل‌سازی نرخ تبخیر و تعرق مرجع در چهارده ایستگاه هواشناسی در چندین کشور واقع در مناطق مختلف آب و هوایی را مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه از دوازده پارامتر هواشناسی برای تغذیه مدل‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی کارایی بالاتری را برای

7- Wang et al.
8- Alsumaie
9- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
10- Support Vector Regression

3- Sudheer
4- Keskin & Terzi
5- Goel
6- Kisi

مدل‌سازی نرخ تبخیر و تعرق در مقایسه با مدل‌های تجربی دارند. علاوه بر این نتایج نشان داد که اعتبار پارامترهای ورودی به طور قابل توجهی به منطقه اقلیمی که در آن مدل اجرا گردیده، وابسته است.

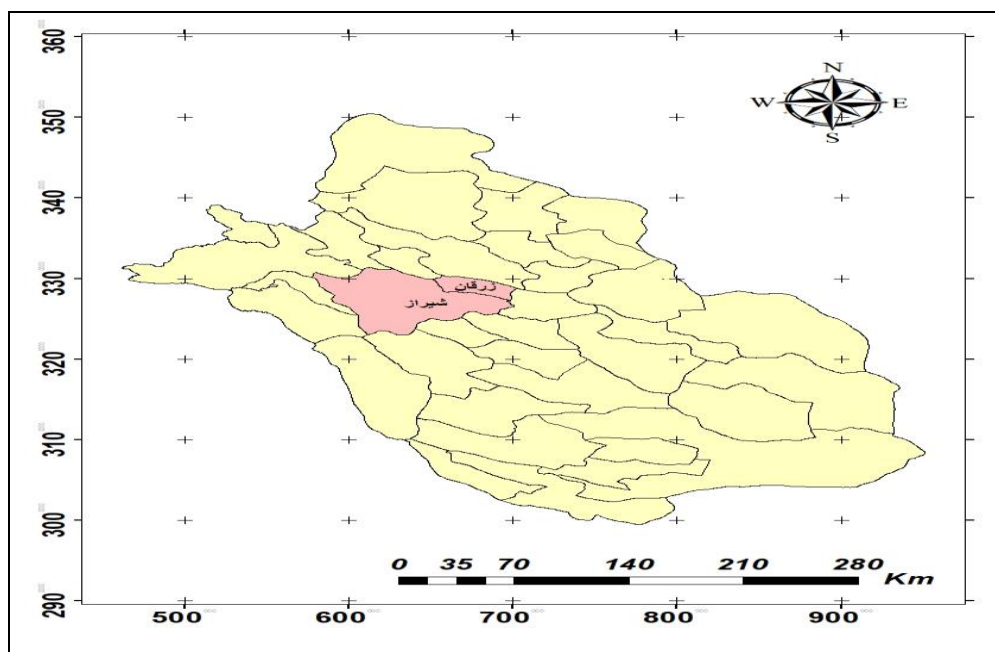
مواد و روش تحقیق

جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌ها:

جهت انجام این تحقیق از داده روزانه دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعت آفتابی ایستگاه هواشناسی شیراز استفاده گردید. همه داده‌ها از نظر پیوستگی و یکنواختی مورد بررسی قرار گرفتند. ۸۰ درصد داده‌ها (۱۴۰۴ داده) برای آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها (۳۵۱ داده) برای آزمون شبکه‌های عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد (Babita & Diwakar, 2021: 136 ; Alsumaiei, 2019: 7). چهار مدل مختلف برای ایستگاه هواشناسی شیراز از نظر تعداد متغیرهای ورودی تعیین، که مشخصات آنها در جدول ۱ آورده شده است. از بین چهار ساختار موجود در جدول ۱ به کمک نرم‌افزار Qnet2000 مدل‌سازی انجام و در نهایت بر اساس معیارهای R^2 ، $RMSE$ و NSE بهترین ساختار شبکه عصبی تعیین گردید. سپس برای بررسی قابلیت تعمیم‌پذیری، مدل منتخب در ایستگاه هواشناسی زرقان به منظور بازسازی دوره‌هایی که میزان تبخیر روزانه ثبت نگردیده‌اند مورد آزمایش قرار گرفت.

محدوده مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه در این تحقیق شهرستان‌های شیراز و زرقان در استان فارس می باشد (شکل ۱). در شهرستان شیراز از آمار ایستگاه هواشناسی شیراز واقع در فرودگاه شهید دستغیب جهت مدل‌سازی و از آمار ایستگاه هواشناسی شهرستان زرقان به عنوان ایستگاه آزمایشی جهت تعمیم‌پذیری مدل استفاده گردید. لازم به ذکر است که هر دو ایستگاه دارای شرایط آب و هوایی یکسان و در فاصله ۴۰ کیلومتری از یکدیگر قرار گرفته‌اند. جدول ۲ مشخصات ایستگاه‌های مورد استفاده در این تحقیق را نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت شهرستان‌های شیراز و زرقان بر روی نقشه استان فارس (منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰)

جدول ۱- مشخصات مدل‌های مورد استفاده در ایستگاه هواشناسی شیراز

مدل	ورودی	خروجی	تابع ریاضی
۱	دمای کمینه و دمای بیشینه	تبخیر	$E(t) = f(T_{\max}, T_{\min})$
۲	دمای کمینه، دمای بیشینه و رطوبت نسبی	تبخیر	$E(t) = f(T_{\max(t)}, T_{\min(t)}, RH_t)$
۳	دمای کمینه، دمای بیشینه، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی	تبخیر	$E(t) = f(T_{\max(t)}, T_{\min(t)}, RH_t, N_t)$
۴	دمای کمینه، دمای بیشینه، رطوبت نسبی، ساعت آفتابی و سرعت باد	تبخیر	$E(t) = f(T_{\max(t)}, T_{\min(t)}, RH_t, N_t, V_t)$

منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰

که: $E(t)$ تبخیر روزانه (mm)، $T_{\max(t)}$ دمای حداکثر روزانه ($^{\circ}\text{C}$)، $T_{\min(t)}$ دمای حداقل روزانه ($^{\circ}\text{C}$)، RH_t رطوبت نسبی روزانه (%)، $N(t)$ ساعت آفتابی روزانه و $V(t)$ متوسط سرعت باد روزانه (m/s) می‌باشد.

جدول ۲- مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده در این تحقیق

ردیف	نام ایستگاه	نوع ایستگاه	ارتفاع (متر)	X	Y
۱	شیراز	سینوپتیک	۱۴۸۴	۵۲-۳۶-۱۰'	۲۹-۳۲-۳۹'
۲	زرقان	سینوپتیک	۱۵۹۶	۵۲-۴۲-۱۵'	۲۹-۴۶-۳۹'

منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی برای استفاده در مدل‌سازی عصب‌های واقعی می‌باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل‌اند (Dehghani et al, 2011: 53). این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می‌دهد. تحقیقات نشان داده است که شبکه‌های پرسپترون چند لایه در بسیاری از تحقیقات مرتبط با آب و آب‌خیزداری به خوبی جوابگو بوده و در مواردی که تغییرات زیاد نباشد کارایی زیادی دارند (Shabani, 2013: 182). یک شبکه عصبی مصنوعی دارای چند لایه است که هر لایه از تعدادی نرون تشکیل شده است و ارتباط میان این نرون‌ها به واسطه تنظیم وزن‌ها در طی فرآیند آموزش (یادگیری) صورت می‌گیرد. به منظور آموزش شبکه و اصلاح وزن‌ها تا رسیدن به یک خطای معنادار، روش‌های بسیار زیادی وجود دارد که یکی از مشهورترین این روش‌ها، الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد (deswal & Pal, 2008: 280). در این تحقیق جهت برآورد تبخیر روزانه توسط شبکه عصبی، ابتدا داده‌های ورودی و خروجی به تفکیک هر مدل مندرج در جدول ۲ به دو بسته آموزش و آزمون تقسیم شدند، به طوری که ۸۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش^{۱۱} و ۲۰٪ باقی مانده به عنوان داده‌های آزمون^{۱۲} شبکه انتخاب گردیدند. پس از آماده‌سازی داده‌ها

شبکه‌های عصبی مصنوعی نوعی مدل‌سازی ساده از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارند (Shabani, 2013: 180). شبکه عصبی مصنوعی برای اولین بار در سال ۱۹۴۳ توسط مک‌کولپ و پیتر معرفی شد (Maier & Dandy, 2000: 101) که از ساختار عصبی مغز انسان الهام گرفتند. کاربرد ANN بر اساس توانایی آنها در تقلید از رفتار انسان و ساختمان عصبی برای ایجاد تقریب خوب از روابط کاربردی بین مقادیر گذشته و آینده یک سری زمانی است (Shahi et al, 2021: 79). حوزه کاربرد این شبکه‌ها آنچنان گسترده است که از کاربردهایی نظیر طبقه‌بندی گرفته تا کاربردهایی مانند درون‌یابی، تخمین، آشکارسازی و غیره را شامل می‌شود. شاید مهمترین مزیت این شبکه‌ها، توانایی وافر آنها در کنار سهولت استفاده از آنها باشد. مهمترین دلیل انتخاب شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی از جمله تبخیر، قدرت بالای این شبکه‌ها در برقراری روابط غیرخطی بین متغیرهای چندگانه ورودی بدون نیاز به برقراری و ارائه رابطه‌ای فیزیکی می‌باشد. در این تحقیق برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی تبخیر روزانه از شبکه‌های پرسپترون چند لایه^{۱۱} (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شده است. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه یکی از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین مدل‌های

15- Training
16- Test

14- Maly Layer Perceptron

ضرب R^2 نسبت پراکندهی بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد. مقادیر R^2 بین صفر تا یک متغیر است که از رابطه ۲ به دست می‌آید (Shahoei et al, 2018: 473).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [s_i - \bar{O}]^2}{\sum_{i=1}^n [o_i - \bar{O}]^2} \quad (2)$$

مجدور میانگین مربعات خطا^{۱۵} (RMSe):

بیانگر تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و مقدار واقعی می‌باشد که معیاری مفید برای نشان دادن قابلیت پیش‌بینی مدل است (Chang et al, 2013: 816). مقدار RMSe از رابطه ۳ بر حسب واحد میلی‌متر (mm) به دست می‌آید.

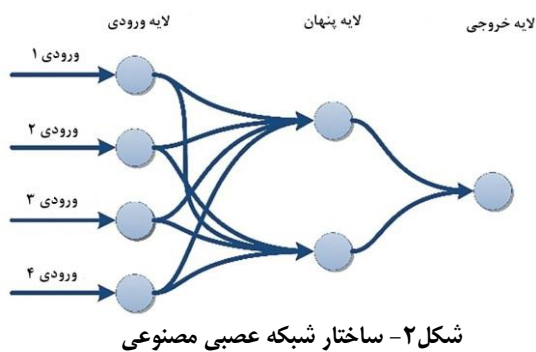
$$RMSe = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [s_i - o_i]^2}{n}} \quad (3)$$

در روابط بالا n : تعداد داده‌های تخبیر، S_i : مقدار تخبیر برآورده شده توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی (mm)، O_i : مقدار تخبیر اندازه‌گیری شده (mm) و \bar{O} : میانگین مقادیر تخبیر اندازه‌گیری شده (mm) می‌باشد.

بحث و یافته‌های تحقیق

برای تعیین ساختار مناسب متغیرهای ورودی جهت مدل‌سازی توسط شبکه عصبی مصنوعی، ترکیب‌های متفاوتی از متغیرهای ورودی بر اساس جدول ۱ با یکدیگر مقایسه شدند. در تمامی مدل‌های ذکر شده در جدول ۱ ساختار بهینه شبکه عصبی به طور یکسان برای سایر مدل‌ها در نظر گرفته شد. ویژگی‌های مربوط به ساختار بهینه مدل‌ها در جدول ۳ آورده شده است. بر اساس جدول ۳ تابع محرک نرون‌ها تابع سیگموئید انتخاب شد که یکی از توابع رایج در شبیه‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی است که به وفور از آن استفاده می‌شود و نسبت به سایر توابع دیگر بیشترین کاربرد را در مسایل مهندسی دارد (Kashefipour, 2007: 17). نرخ یادگیری نشان دهنده شدت و درجه سرعت‌پذیری آموزش مدل یا به عبارتی بیانگر سرعت آموزش دیدن مدل می‌باشد که مقدار آن بین ۰ تا ۱ در تغییر

جهت مدل‌سازی اطلاعات از نرم‌افزار Qnet2000 که ساختار آن بر اساس روش شبکه پیشخور^{۱۴} می‌باشد، استفاده گردید. این نرم‌افزار با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه و الگوریتم پس انتشار خطا آموزش می‌بیند. با تغییر در لایه‌های پنهان و ترکیب معادلات مختلف، ساختار متفاوتی از شبکه عصبی مصنوعی ایجاد می‌گردد که از بین آنها ساختار بهینه انتخاب می‌گردد. پس از انتخاب ساختار بهینه و آموزش آن، شبکه با داده‌های بسته آزمون مورد ارزیابی قرار گرفت. شکل ۲ ساختار یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) را نمایش می‌دهد.



معیارهای ارزیابی مدل:

به منظور ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی و انتخاب مدل بهینه از سه شاخص آماری زیر استفاده گردید.

ضرب ناش ساتکلیف (NSE):

ضرب NSE ضریبی است که اختلاف نسبی بین مقادیر مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد. مقدار ضرب NSE از رابطه ۱ به دست می‌آید. مقدار این ضرب بین ۰ تا ۱ در تغییر است و هر چه مقدار این ضرب به ۱ نزدیکتر باشد دقت مدل برآوردی بیشتر خواهد بود (Shahoei et al, 2018: 472).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [o_i - s_i]^2}{\sum_{i=1}^n [o_i - \bar{O}]^2} \quad (1)$$

ضرب تعیین (R^2) :

این ضرب نشان دهنده قسمتی از تغییرات کل مقادیر مشاهده شده است که به وسیله مقادیر شبیه‌سازی شده توجیه می‌شود.

ضریب گشتاور ضریبی است که بین $0/8$ تا $0/9$ در تغییر است و برای پایداری و همگرایی محاسبات بکار می‌رود. مقدار $0/8$ برای ضریب گشتاور در مطالعه حاضر مورد استفاده قرار گرفت. انتخاب تعداد تکرارها برای تصحیح وزن‌های اتصالات به کار می‌رود. تعداد انتخابی بستگی به درجه دقت دارد. برای درجه دقت بالاتر بالطبع تعداد تکرارها بیشتر خواهد شد. (Kashefipour, 2003: 1-10). تعداد تکرار در این مطالعه برابر 10000 می‌باشد.

است. مقدار بالا می‌تواند سرعت آموزش را بالاتر برد و همچنین می‌تواند باعث واگرایی و ناپایداری آموزش شود. مقدار پایین ضریب یادگیری می‌تواند به همگرایی و پایداری آموزش کمک کند. در ابتدای شروع کار شبکه پایداری و همگرایی اهمیت زیادی دارد و بنابراین باید مقدار ضریب یادگیری پایین باشد (بین $0/1$ - $0/01$). در این تحقیق ضریب یادگیری برابر با $0/01$ در نظر گرفته شد. این مقدار در وزن‌های اتصالات و تغییرات آن‌ها نیز نقش تعیین‌کننده‌ای دارد. فاکتور آلفا یا

جدول ۳- مشخصات ساختار بهینه مدل‌های مورد استفاده در ایستگاه هواشناسی شیراز

سیگموئید- سیگموئید	تابع محرک نرون‌ها
$0/01$	نرخ یادگیری
$0/8$	ضریب گشتاور
10000	تعداد تکرار

منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰

$0/820$ و $0/067$ و در دوره آزمون به ترتیب برابر با $0/841$ ، $0/824$ و $1/769$ می‌باشد. لذا بر اساس جدول ۴ عملکرد مدل ۲ در مقایسه با مدل ۱ بر اساس معیارهای ارزیابی بهبود یافته و کارایی آن جهت پیش‌بینی افزایش یافته است.

مدل ۳ همراه با ۴ متغیر ورودی شامل دمای حداقل روزانه (T_{min})، دمای حداکثر روزانه (T_{max})، رطوبت نسبی (RH) و ساعت آفتابی (N) می‌باشد که در این مدل متغیر ساعت آفتابی به مدل ۲ افزوده شد. در نهایت یک مدل با ۴ ورودی با ساختار ۱-۵-۴ نرون ایجاد گردید. افزوده شدن این متغیر به مدل حاکی از بهبود عملکرد مدل در مرحله آموزش و آزمون است. چرا که این پارامتر یکی از فاکتورهای مهم در میزان تبخیر روزانه می‌باشد. بر اساس جدول ۴ مقدار R^2 ، NSE و RMSE برای مرحله آموزش به ترتیب برابر $0/837$ ، $0/840$ و $0/064$ و برای مرحله آزمون به ترتیب برابر با $0/845$ ، $0/836$ و $1/701$ می‌باشد. بالاترین مقدار R^2 و NSE و پایین‌ترین مقدار RMSE در مرحله آموزش و آزمون مربوط به مدل ۴ با ساختار ۵-۶-۱ و با ورودی‌های دمای حداقل روزانه، دمای حداکثر روزانه، رطوبت نسبی، ساعت آفتابی و سرعت روزانه باد می‌باشد. در واقع مدل ۴، همه متغیرهای ورودی هواشناسی واقع در جدول ۱ را ترکیب می‌کند. لذا بر اساس جدول ۴ مقدار بالای $R^2=0/865$ و $NSE=0/847$ در مقایسه با سایر مدل‌های دیگر بیانگر آن است که شبکه با ترکیب ورودی‌های مختلف به خوبی آموزش دیده و جهت پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه دارای عملکرد بالایی است. به-

در مطالعه حاضر معیارهای ارزیابی دقت مدل‌ها برای پیش‌بینی تبخیر روزانه در ایستگاه‌های مورد مطالعه شامل R^2 ، NSE، RMSE می‌باشند. R^2 و NSE با مقادیر بزرگتر و RMSE با مقادیر کوچکتر در هر یک از ایستگاه‌ها، بیانگر کارایی بالاتر مدل در پیش‌بینی مقدار تبخیر می‌باشد. همان‌طور که جدول ۲ نشان می‌دهد قابلیت پیش‌بینی مدل‌ها متفاوت است. مدل ۱ دارای ۲ نرون در لایه ورودی شامل دمای حداقل روزانه (T_{min}) و دمای حداکثر روزانه (T_{max}) و یک لایه خروجی یعنی تبخیر روزانه ($E_{(t)}$) می‌باشد. برای مدل‌سازی این تابع یک لایه مخفی با ۳ نرون در نظر گرفته شد و در نهایت یک مدل ۳ لایه با ساختار ۱-۳-۲ نرون ایجاد گردید. بر اساس جدول ۴ مقادیر R^2 ، NSE و RMSE برای دوره آموزش برابر با $0/792$ ، $0/792$ و $0/073$ و برای داده‌های آزمون برابر با $0/784$ ، $0/825$ و $1/958$ می‌باشد که با توجه به بالا بودن مقادیر R^2 و NSE و پایین بودن مقدار RMSE این مدل دارای کارایی بالا می‌باشد. در مدل ۲ با اضافه کردن متغیر رطوبت نسبی، متغیرهای ورودی شامل دمای حداقل روزانه (T_{min})، دمای حداکثر روزانه (T_{max}) و رطوبت نسبی (RH) بوده که جهت مدل‌سازی یک لایه مخفی با ۴ نرون در نظر گرفته شد. در نهایت یک مدل ۳ لایه با ساختار ۱-۳-۴ ایجاد گردید. گنجاندن رطوبت نسبی به عنوان متغیر ورودی، عملکرد مدل ۲ را در پیش‌بینی میزان تبخیر افزایش داد که به وضوح در سایر معیارهای ارزیابی نسبت به مدل ۱ خود را نشان داده است. جدول ۴ نشان می‌دهد که مقادیر R^2 ، NSE و RMSE این مدل در دوره آموزش به ترتیب برابر با $0/824$ ،

مصنوعی در مدل ۴ به دلیل در نظر گرفتن سرعت باد می‌باشد که منطقی به نظر می‌رسد. زیرا سرعت باد منعکس‌کننده نقش مهم این پارامتر در تبخیر می‌باشد زیرا سرعت باد فرآیند تبخیر را با حذف آب تبخیر شده از سطح منطقه تبخیر تسهیل می‌کند.

طوری که مدل ۴ با $R^2=0/846$ و $NSE=0/844$ بالاتر و $RMSe=1/664$ mm پایین‌تر نسبت به سایر مدل‌ها در مرحله آزمون توانسته است مقادیر تبخیر را با دقت بسیار بالا پیش‌بینی نماید (جدول ۴). لذا مدل ۴ با ساختار ۱-۶-۵ به عنوان مدل مناسب در پیش‌بینی تبخیر روزانه در ایستگاه هواشناسی شیراز انتخاب می‌شود. بهبود در عملکرد شبکه عصبی

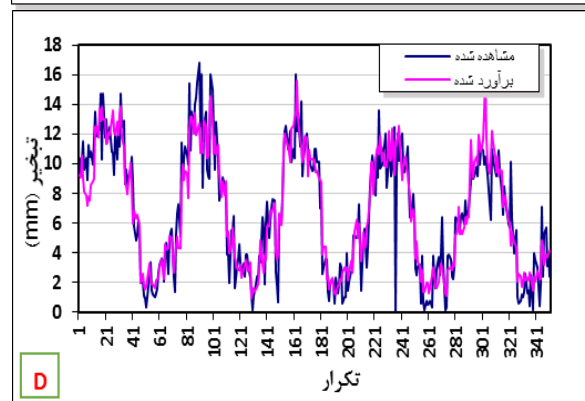
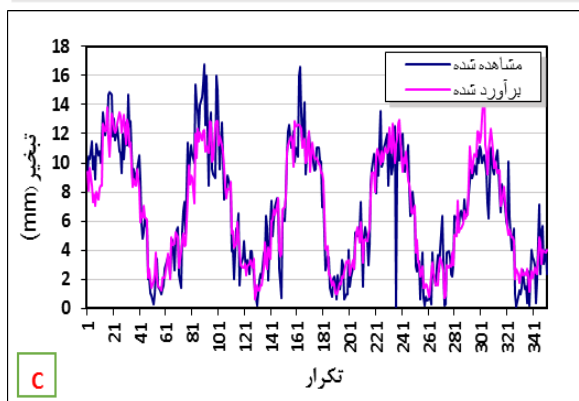
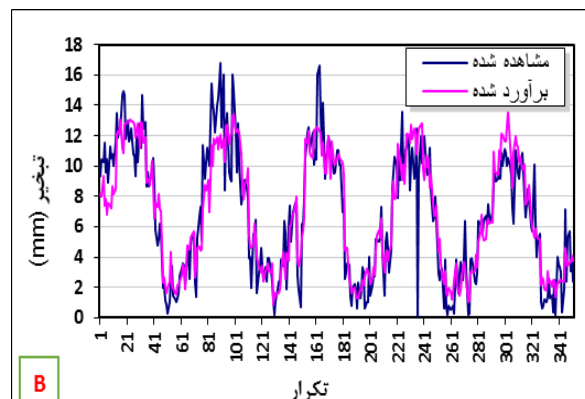
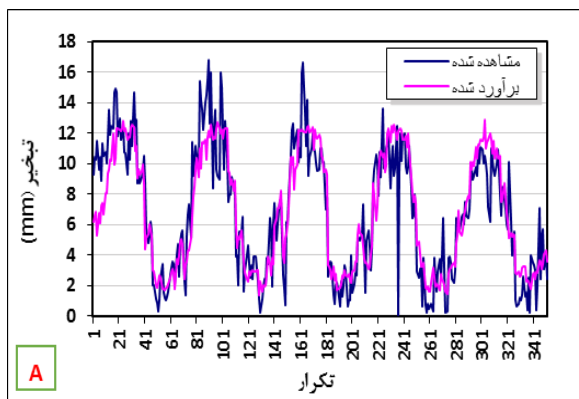
جدول ۴- مقادیر شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها در ایستگاه هواشناسی شیراز

مدل	ساختار	آموزش			آزمون		
		R^2	RMSe (mm)	NSE	R^2	RMSe (mm)	NSE
۱	۱-۳-۲	۰/۷۹۰	۰/۰۷۳	۰/۷۹۲	۰/۸۲۵	۱/۹۵۸	۰/۷۸۴
۲	۱-۴-۳	۰/۸۲۴	۰/۰۶۷	۰/۸۲۰	۰/۸۴۱	۱/۷۶۹	۰/۸۲۴
۳	۱-۵-۴	۰/۸۳۷	۰/۰۶۴	۰/۸۴۰	۰/۸۴۵	۱/۷۰۱	۰/۸۳۶
۴	۱-۶-۵	۰/۸۶۵	۰/۰۶۳	۰/۸۴۷	۰/۸۴۶	۱/۶۶۴	۰/۸۴۴

منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰

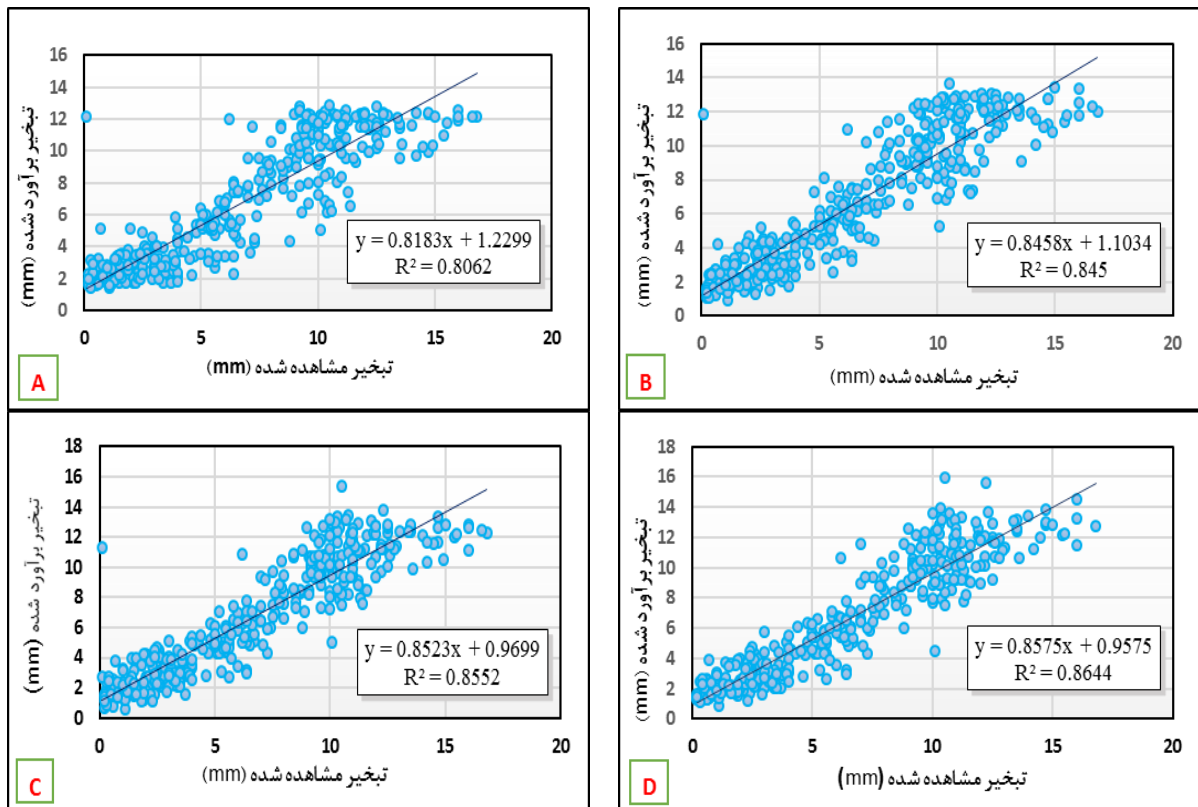
در مرحله آزمون بر اساس مدل‌های مورد مطالعه در ایستگاه هواشناسی شیراز را نشان می‌دهند.

شکل ۳ نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و خروجی مدل و شکل ۴ نیز نمودار همبستگی مقادیر تبخیر اندازه‌گیری شده و برآوردی



شکل ۳- مقایسه مقادیر تبخیر اندازه‌گیری شده و خروجی مدل‌های شبکه عصبی در مرحله آزمون در ایستگاه هواشناسی شیراز برای (A):

مدل ۱، (B): مدل ۲، (C): مدل ۳ و (D): مدل ۴ (منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰)

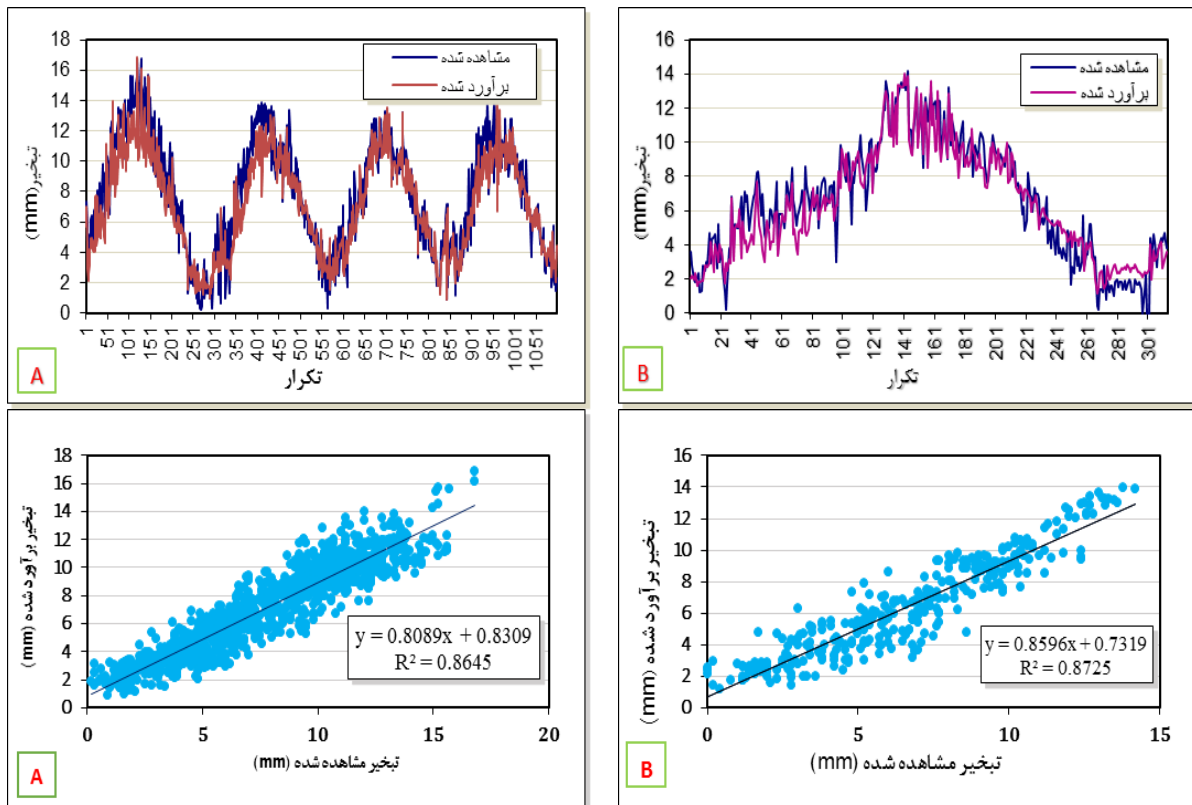


شکل ۴- نمودار همبستگی مقادیر تبخیر اندازه‌گیری شده و خروجی مدل‌های شبکه عصبی در مرحله آزمون در ایستگاه هواشناسی شیراز برای (A): مدل ۱، (B): مدل ۲، (C): مدل ۳ و (D): مدل ۴ (منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰)

۰/۷۴۴، ۰/۸۳۱ و ۱/۵۱۲ و برای دوره آزمون نیز به ترتیب برابر با ۰/۸۴۸، ۰/۸۶۹ و ۱/۲۴۳ بوده که بیان‌کننده قدرت بالای شبکه عصبی در شبیه‌سازی متغیرهای هیدرولوژیکی از جمله تبخیر در ایستگاه هواشناسی زرقان می‌باشد. البته قابل ذکر است که ایستگاه هواشناسی زرقان در فاصله نزدیکی از ایستگاه هواشناسی شیراز و در یک اقلیم مشابه قرار دارد. همچنین باید توجه داشت که در تعمیم مدل باید تنوع مکانی در نظر گرفته شود چرا که تحرک این مدل محدود به مناطق با آب و هوای مشابه است. در صورتی که این مدل بخواهد در مکان‌های دیگر با اقلیم‌های متفاوت بکار رود، باید کالیبراسیون و ارزیابی مجدد پارامترهای مدل انجام شود.

تعمیم‌پذیری مدل

برای تایید تعمیم‌پذیری مدل ۴، این مدل جهت پیش‌بینی میزان تبخیر روزانه در ایستگاه هواشناسی زرقان واقع در ۴۰ کیلومتری ایستگاه هواشناسی شیراز استفاده شد. شکل ۵ مقادیر تبخیر اندازه‌گیری شده و شبیه‌سازی شده با مدل ۴ در دو دوره آموزش و آزمون و جدول ۵ مقادیر شاخص‌های ارزیابی در ایستگاه هواشناسی زرقان را نشان می‌دهند. بر اساس جدول ۵ نتایج شبیه‌سازی در ایستگاه زرقان تقریباً ویژگی‌هایی مشابه با نتایج بدست آمده برای ایستگاه هواشناسی شیراز از نظر میزان R^2 ، NSE و RMSE را به نمایش می‌گذارد. همان‌طور که جدول ۵ و شکل ۵ نشان می‌دهند در ایستگاه هواشناسی زرقان مقدار R^2 ، NSE و RMSE برای مرحله آموزش به ترتیب برابر



شکل ۵- نمودار مقادیر تبخیر اندازه‌گیری شده و شبیه‌سازی شده توسط مدل شبکه عصبی در ایستگاه هواشناسی زرقان (A): مرحله آموزش (B): مرحله آزمون (منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰)

جدول ۵- مقادیر شاخص‌های ارزیابی مدل ۴ در ایستگاه هواشناسی زرقان

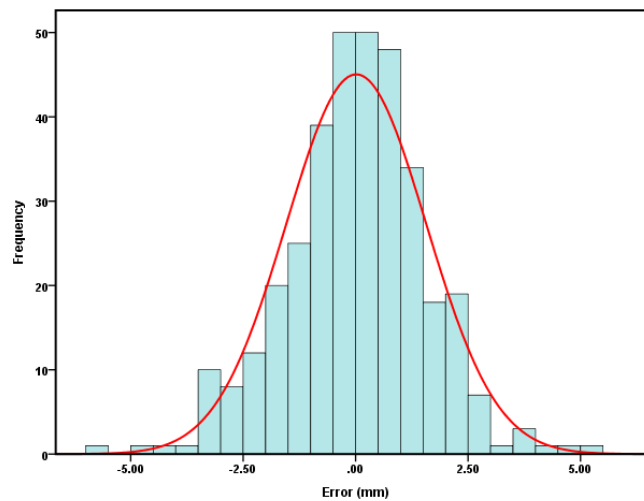
آزمون			آموزش			مرحله
NSE	RMSe (mm)	R ²	NSE	RMSe (mm)	R ²	ایستگاه
۰/۸۶۹	۱/۲۴۳	۰/۸۴۸	۰/۸۳۱	۱/۵۱۲	۰/۷۴۴	زرقان

منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰

مدل، با تغذیه ورودی‌های بیش از اندازه مشتق می‌شود (Alsumaiei, 2019: 14). بنابراین جهت بررسی این مشکل لازم است که پیش‌بینی‌های مدل به منظور اطمینان از استحکام نتایج چک شوند. برای دستیابی به این هدف توزیع خطا (مقدار تبخیر اندازه‌گیری - مقدار تبخیر برآوردی توسط مدل) در مرحله آزمون برای بهترین مدل ترسیم می‌گردد. شکل ۶ توزیع خطا و جدول ۶ آزمون نرمال بودن مقادیر خطا برای مدل ۴ در مرحله آزمون را نشان می‌دهد. شکل ۶ نشان می‌دهد که مدل ۴ که به عنوان مدل برتر در ایستگاه هواشناسی شیراز انتخاب شده است، به طور عینی با خطاهای مثبت و منفی که به طور نرمال در طول توزیع پخش شده‌اند، عمل می‌کند. همچنین جدول ۶ نیز نشان می‌دهد که خطای مدل ۴ در مرحله آزمون از توزیع نرمال تبعیت می‌کند.

کاستی‌های مدل

علی‌رغم مطلوب بودن کاربرد مدل‌های شبکه عصبی اشکالاتی نیز وجود دارد که باید در تحقیقات مد نظر گرفته شود. نخست اینکه انتخاب تعداد لایه‌های مخفی برای ساخت مدل کاملاً دلخواه است. تعداد بهینه لایه‌های پنهان به روش سعی و خطا بدست می‌آیند و هیچ تضمینی وجود ندارد که تعداد بهینه لایه‌های پنهان از یک راه حل بهینه بدست آید. ثانیاً، مدل‌های شبکه عصبی ممکن است در پیش‌بینی‌ها به دلیل مسئله بیش از حد برازش با شکست مواجه شود. این مورد زمانی رخ می‌دهد که شبکه‌ها در مرحله آموزش سعی می‌کنند، اجزای نویز داده‌ها را به جای برازش روند داده‌های نویز بکار برند (Alsumaiei, 2019: 14). در این مورد افت قابل توجه در فاز اعتبارسنجی مدل اتفاق خواهد افتاد. به طور کلی تمایل بیش از حد برازش



شکل ۶- توزیع خطای ناشی از مدل ۴ در مرحله آزمون در ایستگاه هواشناسی شیراز (منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰)

جدول ۶- آزمون نرمال بودن مقادیر خطای مدل ۴ در مرحله آزمون در ایستگاه هواشناسی شیراز

Shapiro-Wilk		Kolmogorov-Smirnova			آزمون
Sig.	df	Statistic	Sig.	df	Statistic
۰/۰۷۸	۳۵۱	۰/۹۹۳	۰/۲۰۰*	۳۵۱	۰/۰۴۱

*. This is a lower bound of the true significance

منبع: یافته‌های تحقیق، ۱۴۰۰.

a. Lilliefors Significance Correction

نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادها

جهت پیش‌بینی تبخیر روزانه انتخاب گردید. نتایج حاصل از تعمیم‌پذیری مدل ۴ برای ارزیابی تحرک مدل در ایستگاه هواشناسی زرقان نشان داد که مدل دارای مقدار mm آموزش و $R^2 = 0/744$ ، $RMS_e = 1/512$ و $NSE = 0/830$ در مرحله آموزش و $R^2 = 0/848$ ، $RMS_e = 1/243$ mm و $NSE = 0/869$ در مرحله آزمون می‌باشد. با توجه به بالا بودن مقدار ضرایب R^2 در هر دو مرحله آموزش و آزمون مدل ۴ به خوبی قابل تعمیم به ایستگاه هواشناسی زرقان جهت پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه جهت بازسازی دوره‌هایی که میزان تبخیر روزانه ثبت نگردیده‌اند، می‌باشد. البته باید دقت شود تعمیم‌پذیری مدل در محدوده مورد مطالعه با فاصله کم و در شرایط آب و هوایی مشابه انجام شود. بنابراین پیشنهاد می‌شود اگر نیاز به کاربرد این مدل در سایر مناطق دیگر با شرایط آب و هوایی متفاوت باشد، احتیاط لازم به عمل آید و کالیبراسیون و ارزیابی مجدد پارامترهای مدل انجام گردد. علاوه بر این، پیشنهاد می‌شود که ارزیابی تعمیم‌پذیری سایر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد مطالعه در این تحقیق نیز انجام شود که این امر مستلزم انجام تحقیقات دیگر می‌باشد. نتایج حاصل از توزیع خطا توسط مدل ۴ به منظور اطمینان از استحکام بخشی نتایج حاصل از پیش‌بینی این مدل در ایستگاه هواشناسی شیراز، نشان داد که مدل به طور عینی با خطاهای مثبت و منفی که به طور

این مطالعه به بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی تبخیر روزانه در ایستگاه هواشناسی شیراز پرداخته است. داده‌های روزانه هواشناسی شامل دما، رطوبت نسبی، ساعت آفتابی، سرعت باد و تبخیر از ایستگاه‌های هواشناسی شیراز و زرقان جمع‌آوری گردید. ترکیبات متفاوتی از متغیرهای هواشناسی جهت مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت چهار مدل شبکه عصبی با ساختار متفاوت پدید آمد. از آنجایی که معیار ارزیابی مدل‌ها R^2 و NSE بالاتر و RMS_e پایین‌تر می‌باشد، لذا بر اساس نتایج به دست آمده مشخص شد که مدل ۴ با ساختار ۱-۶-۵ و با چهار ورودی دمای حداقل، دمای حداکثر، ساعت آفتابی، رطوبت نسبی و سرعت باد به دلیل دارا بودن $RMS_e = 0/063$ mm، $R^2 = 0/865$ و $NSE = 0/847$ بهتر، نسبت به دیگر مدل‌ها به خوبی آموزش دیده و توانسته است با دقت بالا میزان تبخیر در ایستگاه‌های هواشناسی شیراز را با $RMS_e = 1/664$ mm، $R^2 = 0/846$ و $NSE = 0/844$ در مرحله آزمون پیش‌بینی نماید. از آنجایی که معیار انتخاب مدل مناسب در پیش‌بینی تبخیر روزانه RMS_e پایین‌تر و R^2 و NSE بالاتر می‌باشد، بنابراین نتیجه‌گیری می‌شود که مدل ۴ در مقایسه با دیگر تابع‌های مورد استفاده در این تحقیق دارای دقت بالاتر و خطای پایین‌تر در برآورد تبخیر روزانه می‌باشد و به عنوان مدل مناسب

نرمال در طول توزیع پخش شده‌اند، عمل می‌کند. به عبارت دیگر توزیع خطاها، در طول پیش‌بینی‌های مدل از توزیع نرمال تبعیت می‌کند. مقایسه نتایج حاصل از این تحقیق با نتایج تحقیقات دیگر محققان مانند کیسی^{۱۶} (۲۰۰۹)، طبری (۲۰۱۰)، تراجکویک و کلاکویک^{۱۷} (۲۰۱۰)، ازکان و همکاران^{۱۸} (۲۰۱۱)، چانگ و همکاران^{۱۹} (۲۰۱۳)، وانگ و همکاران^{۲۰} (۲۰۱۷)، بی-آزار و همکاران (۲۰۱۹)، محمدی و همکاران (۲۰۲۰) و بابیتا و همکاران^{۲۱} (۲۰۲۱) نشان از دقت خوب مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی تبخیر روزانه دارد. بنابراین استفاده از فناوری هوش مصنوعی به عنوان ابزار قوی در مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی مانند تبخیر در مناطقی که فاقد ایستگاه‌های تبخیرسنجی یا دارای نقص در داده‌های تبخیر هستند، پیشنهاد می‌گردد.

References

Alsumaiei A A. (2019). Utility of Artificial Neural Networks in Modeling Pan Evaporation in Hyper-Arid Climates, *Water*, 12 (1508), PP:1-17.

Babita, M, Diwakar, N. (2021). Pan evaporation modeling in different agro-climatic zones using functional link artificial neural network, *Information Processing in Agriculture*, 8(1), PP: 134-147.

Biazar, S M, Ghorbani, M A, Shahedi, K. (2019). Uncertainty of Artificial Neural Networks for Daily Evaporation Prediction (Case Study: Rasht and Manjil Stations), *Journal of Watershed Management Research*, 10 (19), PP: 1-12. [In Persian]

Chang, F J, Chang, K Y, Chang, L C. (2008). Counter propagation fuzzy-neural network for city flood control system, *Journal of Hydrology*, 358 (1-2), PP: 24-34.

Chang, F J, Sun, W, Chung, C H. (2013). Dynamic factor analysis and artificial neural network for estimating pan evaporation at multiple stations in northern Taiwan, *Hydrological Sciences Journal*, 58 (4), PP: 813-825.

Dehghani, A A, Piri, M, Hesam, M, Dehghani, D. (2011). Estimation of Daily Pan Evaporation by Using MLP,RBF and Recuurent Neural Networks, *Journal of Water*

and Soil Conservation, 17 (2), PP: 49-67. [In Persian]

Deswal, S, Pal, M. (2008). Artificial neural network-based modeling of evaporation losses in reservoirs, *World academy of Science, Engineering and Technology*, 39, PP: 279-383.

Dou,X, Yang, Y. (2018). Evapotranspiration estimation using four different machine learning approaches in different terrestrial ecosystems, *Computers and Electronics in Agriculture* 148 (2018), PP: 95-106.

Goel, A. (2009). ANN based modeling for prediction of evaporation in reservoirs, *International Journal of Engineering*, 22(4), PP: 351-358.

Kashefipour, S M. (2003). Use of Artificial Neural Networks (ANNs) in River Engineering, *River Engineering Conference*, January 2003, Ahwaz, IRAN, PP: 1-10. [In Persian]

Kashefipour, S M. (2007). Modeling Longitudinal Dispersion in Open Natural Channels Using Anns, *Journal of Hydraulics*, (3), PP: 15-25. [In Persian]

Keskin, M E, Terzi Ö. (2006). Artificial neural network models of daily pan evaporation, *Journal Hydrology Engineering*, 11(1), pp:65-70.

Khrshieddoust, A M, Mirhashemi, H, Nazari, M. (2019). Estimating evapotranspiration using neural networks and genetic algorithms (case study:Tabriz station), *Journal of Geography and Planning*, 23 (68), PP: 71-90. [In Persian]

Kişİ, Ö. (2009). Daily pan evaporation modelling using multi-layer perceptrons and radial basis neural networks, *Hydrol Process*, 23, PP:213-23.

Kişİ, Ö. (2013). Evolutionary neural networks for monthly pan evaporation modeling, *Journal Hydrology Engineering*, 498, pp:36-45.

Landeras, G, Ortiz-Barredo, A, Lopez, J J. (2008). Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (NorthernSpain), *ournal of Agricultural Water Management*, 95 (5), 553-565.

Maier, H R, Dandy, G C. (2000). Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications,

19- Kisi

20- Trajkovic & Kolakovic

21- Ozkan et al.

22- Chang et. al.

23- Wang et al.

24- Babita et al.

- Environmental Modelling and software, 15(1), PP: 101-24.
- Mansouri, N. (2012). Environmental Pollution (Air, Water and Wastewater, Solid Waste and Noise), Arad Ketab Publication, First ed, Iran.
- Mohamadi, S, Ehteram, M, El-Shafie, A. (2020). Accuracy enhancement for monthly evaporation predicting model utilizing evolutionary machine learning methods, International Journal of Environmental Science and Technology, Volume 17, issue 7, Pages: 3373 – 3396.
- Nourani, V, Elkiran, G, Abdullahi, J. (2019). Multi-station artificial intelligence-based ensemble modeling of reference evapotranspiration using pan evaporation measurements, Journal of Hydrology, 577, pp: 1-20.
- Nourani, V, Sayyah Fard, M. (2013). Sensitivity Analysis of ANN Inputs in Estimating Daily Evaporation, Journal of Water and Wastewater, 24(3), PP: 88-100. [In Persian]
- Ozkan, C, Kisi, O, Akay, B. (2011). Neural networks with artificial bee colony algorithm for modeling daily reference evapotranspiration, Irrigation Science, 29 (6), PP: 431-441.
- Piri, J, Mohammadi, K, Shamshirband, S, Akib, S. (2016). Expression of concern: assessing the suitability of hybridizing the Cuckoo optimization algorithm with ANN and ANFIS techniques to predict daily evaporation, Environmental Earth Sciences , 78(8), PP: 8.
- Qasem, S N, Samadianfard S, Kheshtgar, S, Jarhan, S. (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), PP:177-187.
- Razavizadeh, S, Dargahian, F. (2019). Optimization of Artificial Neural Network Structure in Prediction of Sediment Discharge Using Taguchi Method, Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering, 12 (43), PP: 2019. 89-97. [In Persian]
- Seyed Vahid Shahoei, S V, Porhemmat, J, Sedghi, H, Hosseini, M, Saremi, A. (2018). Monthly runoff simulation through SWAT hydrological model and evaluation of model in calibration and validation periods, case study: Ravansar Sanjabi Basin in Kermanshah Province, Iran Journal of Watershed Engineering and Management, 10 (3), PP: 464-477. [In Persian]
- Shabani, M. (2013). The accuracy evaluation of artificial neural networks in estimating instantaneous peak flow, Case study: Fars province watersheds, Watershed Engineering and Management, 4(4), pp: 180-187. [In Persian]
- Shahi, S, Mousavi, S F, Hosseini, K H. (2021). Simulation of Pan Evaporation Rate by ANN Artificial Intelligence Model in Damghan Region, Journal of Soft Computing in Civil Engineering, 5 (3), PP: 75-87.
- Shamsodini, A, Shakoor, A, Gorjian, P. (2013). An analysis of the living conditions of rural migrants in cities (Case study: Rostam village 2- Rostam city), Quarterly Journal of based Territorial Planning, (20), PP: 75-110. [In Persian]
- Sudheer, K P, Gosain, A K, Mohana Rangan, D, Saheb, S M. (2002). Modelling evaporation using an artificial neural network algorithm, Hydrological Processes, 16(16), pp:3189-3202.
- Tabari, H, Marofi, S, Savziparvar, A A. (2010). Estimation of daily pan evaporation using artificial neural networks and multivariate non-linear regression, Journal. of Irrigation. Science, 28, 399-406. [In Persian]
- Trajkovic, S, Kolakovic, S. (2010). Comparison of simplified panbased equations for estimating reference evapotranspiration, Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 136 (2), PP: 137-140.
- Wang, K, Dickinson, R E. (2012). A review of global terrestrial evapotranspiration: Observation, modeling, climatology, and climatic variability. Reviews. Geophysics, 50 (2), pp:1-54.
- Wang, L, Kisi, O, Zounemat-Kermani, M, Li, H. (2017). Pan evaporation modeling using six different heuristic computing methods in different climates of China, Journal of Hydrol, 544, pp: 407-427.
- Warnaka, K, Pochop, L. (1988). Analyses of equations for freewater evaporation estimates, Water Resources Research, 24 (7), PP: 979-984.
- Yang, C T, Marsooli, R, Aalami, M T. (2009). Evaluation of total load sediment transport formulas using ANN, International Journal of Sediment Research, 24 (2009), PP: 274-286.