

Research Article

Comparison of the Efficiency of Calibrated Combined Relations and Intelligent Neural Systems in Estimating Evaporation from Free Water Zones

V Mouneskhah¹, S Hashemi¹, M Hadi^{1*}, S Samadifard²

Received: May 8, 2021

Accepted: November 1, 2021

Revised: August 25, 2021

Published online: December 22, 2023

1-Ph.D. student of Irrigation and Drainage, Dept. of Water Eng, Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

2-Assist. Prof., Dept. of Water Eng, Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

* Corresponding Author, Email: moeinhadi70@gmail.com

Abstract

Background and Objectives

Evaporation is one of the most important factors in the hydrological cycle and is one of the determinants of energy equations at the ground level and water balance, which is estimated in various fields such as meteorology, hydrology, agriculture, and water resources management. Evaporation is also one of the main causes of water loss on water resources. Therefore, knowing its amount as one of the hydrological variables is very important in agricultural research as well as soil and water conservation and modeling. Evaporation is a physical process that has a direct and close relation with atmospheric factors. The most important of which are temperature, wind speed, relative humidity and solar radiation. Researchers have been able to analyze evaporation using mathematical and empirical methods and their combination, as well as using intelligent neural methods. Due to the importance of evaporation in the water cycle and its effect on the quantity and quality of surface water resources, investigation and accurate knowledge of this phenomenon is one of the important issues in the study of water resources. Using pan evaporation is one of the most common methods of estimating evaporation. But in most areas, the number of evaporating stations is not enough and they do not have suitable spatial distribution. Therefore, indirect methods such as hybrid relations, intelligent neural systems, data mining methods and remote sensing techniques have been considered by researchers.

Methodology

In the present study, the evaporation of free water zones in the Urmia Lake basin has been estimated. For this purpose, the efficiency of combined empirical methods including deBruin, Tichomirov, Penman and Meyer as well as intelligent neural methods including artificial neural networks (ANN), random forests (RF) and gradient boosted trees (GBT) were compared and evaluated using statistical indices of R, NRMSE, MAPE and also Taylor diagram. Moreover, in order to increase the accuracy and efficiency of the combined methods, these relations were calibrated for the Urmia Lake basin. In order to evaluate the different combinations of meteorological variables to estimate the evaporation of free water zones in intelligent neural systems, 14 scenarios were considered with the aim of increasing the accuracy of evaporation estimation. In these scenarios, various combinations of meteorological parameters were defined that were used as variables of the combined empirical relations to estimate evaporation of free water zones. Also, pan evaporation data were used to estimate the rate of evaporation of free water zones by applying the pan coefficient and the obtained results were used as a basis for evaluating combined methods and intelligent neural systems.



Findings

The results showed that, among the studied combined methods at six considered stations, the deBruin method is more accurate than other methods. Only in Tekab station, the Meyer method with NMRSE value of 30.00% and MAPE of 19.99% had higher accuracy. After calibrating the relations, the deBruin method also had the highest accuracy in all stations compared to other relations. Among the intelligent neural methods in 4 of 7 studied stations, the ANN method was introduced as the best and most accurate intelligent method for estimating evaporation of free water levels. In Maragheh, Mahabad and Sarab stations, RF method had the highest accuracy, while in all of the stations, the GBT method had the weakest performance.

Conclusion

Despite the overall improvement in the results of the evaporation estimation and the reduction of the error values of the calibrated empirical combined relations, the NMRSE values indicated different efficiencies of the combined relations in estimating the evaporation of free water zones. Therefore, the calibrated combined relations were not accurate in studied stations. Moreover, evaluating the results of intelligent neural methods indicated the high accuracy of them compared to combined relations in estimating evaporation of free zones of water. Also, the obtained results showed that the temperature and radiation parameters in the model obtained from the best scenario of intelligent methods have been used in all stations, which indicated the importance of these two parameters in evaporation modeling. Also, the results showed that although the calibration of the relations generally improved the accuracy of the combined relations; however, according to the statistical analysis, the combined relations did not have the suitable accuracy in estimating evaporation. Therefore, the use of intelligent neural systems in estimating evaporation of free zones of water was recommended. Among all of the studied methods, the ANN method had the highest accuracy in estimating the pan evaporation. Thus, this method was introduced as an accurate model in 4 stations with NRMSE values less than 10%.

Keywords: Empirical methods, Evaporation, Intelligent systems, Modeling, Taylor diagram

مقاله پژوهشی

مقایسه کار آبی روابط ترکیبی واسنجی شده و سیستم‌های هوشمند عصبی در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب

وحید مونس خواه^۱، سجاد هاشمی^۱، معین هادی^{۱*}، سعید صمدیان فرد^۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۱۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۱۸

تاریخ انتشار آنلاین: ۱۴۰۲/۱۰/۰۱

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۰/۰۶/۰۳

۱- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

۲- استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

*مسئول مکاتبات؛ پست الکترونیکی: moeinhadi70@gmail.com

چکیده

برآورد میزان تبخیر نقش مهمی در مطالعات هیدرولوژیکی در نواحی نیمه‌خشک دارد. به دلیل کمبود ایستگاه‌های تبخیرسنجی، استفاده از روش‌های تجربی و نیز کاربرد سیستم‌های هوشمند عصبی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. در مطالعه حاضر، مقادیر تبخیر از پهنه‌های آزاد آب در حوضه دریاچه ارومیه با استفاده از روش‌های تجربی ترکیبی شامل دبروین، تیچومروف، مایر و پنمن که برای حوضه دریاچه ارومیه واسنجی شدند و نیز سیستم‌های هوشمند عصبی شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، جنگل‌های تصادفی (RF) و درختان گرادیان تقویت شده (GBT) برآورد شد. به منظور مدل‌سازی تبخیر با استفاده از روش‌های هوشمند، ۱۴ سناریو حاصل از ترکیب عوامل هواشناسی به‌کار رفته در معادلات تجربی ترکیبی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به‌دست آمده با مقادیر تبخیر از پهنه‌های آزاد آبی حاصل از تشت تبخیر مقایسه شد. به منظور ارزیابی نتایج نیز از آماره‌های R ، $NRMSE$ ، $MAPE$ و دیاگرام تیلور استفاده شد. نتایج نشان داد به‌طور کلی در بین روابط ترکیبی واسنجی‌شده، روش دبروین دقت بالاتری دارد. با این حال، مقادیر شاخص‌های خطای به‌دست آمده حاکی از عدم دقت بودن روابط ترکیبی در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب است. همچنین بر اساس نتایج به‌دست آمده، دقت روش‌های هوشمند عصبی در برآورد میزان تبخیر از پهنه‌های آزاد آب بیشتر از روش‌های ترکیبی است. در بین تمام روش‌های مورد مطالعه، روش ANN بالاترین دقت را در برآورد میزان تبخیر دارد. به‌طوری که این روش در ۴ ایستگاه با مقادیر $NRMSE$ کمتر از ۱۰ درصد، به‌عنوان مدل دقیق معرفی شد.

واژه‌های کلیدی: تبخیر، دیاگرام تیلور، روش‌های تجربی، سیستم‌های هوشمند، مدل‌سازی

مقدمه

آب یکی از مهم‌ترین نعمت‌های الهی است که پیدایش اغلب تمدن‌های بشری در کنار آن صورت گرفته است. کل آب تجدید پذیر در ایران حدود ۱۰۵ میلیارد مترمکعب است که حدود ۰/۳ درصد از کل آب‌های شیرین جهان را شامل می‌شود (سپاس‌خواه ۲۰۱۸). این در حالی است که جمعیت و وسعت زمین‌های ایران حدود ۱/۱ درصد از جمعیت و زمین‌های دنیا است. بنابراین معضل کمبود منابع آب در ایران در مقایسه با متوسط جهانی بیشتر است. بخش اعظمی از سرزمین ایران، جزء مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان محسوب می‌گردد و متوسط تبخیر در حدود سه برابر تبخیر سالانه کره زمین است (قبادیان و همکاران ۲۰۰۸). پدیده تبخیر دومین جزء بزرگ چرخه هیدرولوژیکی در مقیاس جهانی است (بعد از بارش) و چرخه آب و انرژی زمین را به هم مرتبط می‌کند (ببیر و همکاران ۲۰۱۸). یکی از مسائل مهم در مطالعه تبخیر، اندازه‌گیری و ثبت مقدار آن است. روش تشت تبخیر جزء روش‌های مستقیم و یکی از راه‌های مرسوم به منظور اندازه‌گیری تبخیر می‌باشد که تبخیر را به‌طور مستقیم اندازه‌گیری می‌کند و نتایج حاصل از آن قابل تعمیم به تبخیر از سطوح آزاد آبی، مخازن و تبخیر و تعرق در کشاورزی است (ایرماک و همکاران ۲۰۰۲). در اغلب مناطق، شمار ایستگاه‌های تبخیرسنجی کافی نبوده و از توزیع مکانی مناسبی برخوردار نیستند؛ بنابراین روش‌های غیرمستقیم مورد توجه قرار گرفته‌اند. در روش‌های غیرمستقیم، شدت تبخیر با استفاده از روش‌های تجربی و با استفاده از داده‌های هواشناسی و روابط مبتنی بر موازنه جرم و بقای انرژی برآورد می‌شود (اسلامیان ۲۰۰۸). در اغلب روابط تجربی برآورد تبخیر، از پارامترهای هواشناسی مانند دما، سرعت باد، ساعات آفتابی، رطوبت نسبی و کمبود فشار بخار اشباع

استفاده می‌شود. در واقع روابط تجربی ارائه شده برای برآورد تبخیر از سطوح آزاد با در نظر گرفتن عوامل هواشناسی به عنوان داده‌های ورودی، بسیار متنوع هستند و در مناطق اقلیمی مختلف نیاز به واسنجی دارند (ونزیل و همکاران ۱۹۸۹). با توجه به این‌که شرایط اقلیمی و آب و هوایی هر منطقه متفاوت است، لذا تعیین بهترین روش برای برآورد میزان تبخیر که کم‌ترین خطا را داشته باشد، ضروری به نظر می‌رسد (یزدانی و همکاران ۲۰۱۱، مونس‌خواه ۲۰۱۸). ارتباط بین تبخیر و عوامل هواشناسی مورد توجه محققین بسیاری قرار گرفته است (آلازارد و همکاران ۲۰۱۵، مونس‌خواه و همکاران ۲۰۲۰). روزنبری و همکاران (۲۰۰۷) با ارزیابی ۱۵ روش برآورد تبخیر بر پایه روش بیلان انرژی در یک منطقه کوهستانی واقع در شمال‌شرقی آمریکا، گزارش کردند که روش‌های ترکیبی، مناسب‌ترین روش برآورد تبخیر هستند. امامدوست و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهشی به برآورد میزان تبخیر از سطح آزاد آب در دشت مازندران پرداختند. مقایسه نتایج به‌دست آمده با هفت روش تجربی، نشان داد که روش‌های ایوانف، USBR و شایه‌تین به ترتیب دارای دقت زیادی برای تعیین تبخیر از سطح آزاد آب در این منطقه می‌باشد. علاوه بر روابط تجربی، روش‌های دیگری از جمله روش‌های داده‌کاوی، سیستم‌های هوشمند عصبی و تکنیک سنجش از دور نیز به منظور برآورد میزان تبخیر مورد استفاده پژوهشگران قرار گرفته است. ترزی (۲۰۱۱) با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک، تبخیر روزانه از سطح دریاچه اغیردیر ترکیه را مدل کرده و گزارش نمود که مدل برنامه‌ریزی ژنتیک می‌تواند جایگزین روش تشت تبخیر گردد. نتایج پژوهش شادمانی و معروفی (۲۰۱۱) نشان داد که روش فازی - عصبی نسبت به بقیه روش‌ها از دقت بیشتری برای برآورد تبخیر از تشت در منطقه

روش مناسبی برای مدل‌سازی تبخیر در ایستگاه تبریز است (قاسم و همکاران ۲۰۱۹). مونس‌خواه و همکاران (۲۰۲۰) نیز با مقایسه روش‌های تجربی مبتنی بر دما-تثعشع و روش‌های داده‌کاوی در برآورد تبخیر از تشت در شرق حوضه دریاچه ارومیه گزارش کردند به‌طور کلی دقت بهترین سناریوی روش‌های داده‌کاوی بالاتر از بهترین روش تجربی بود. همچنین یافته‌های ایشان نشان داد که در شرایط محدودیت داده نیز روش جنسن-هیز دقت مطلوبی دارد.

با توجه به مطالب فوق، هرکدام از روش‌های برآورد تبخیر با توجه به شرایط اقلیمی، مناسب منطقه خاصی هستند و کاربرد آن‌ها در تمام مناطق نتایج دقیقی در پی ندارد. از سویی دیگر، کاربرد رابطه مناسب هر منطقه نیز طبیعتاً بدون خطا نخواهد بود. لذا مطالعه حاضر، با هدف ارزیابی کارایی روابط تجربی ترکیبی واسنجی شده و سیستم‌های هوشمند عصبی در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب در حوضه دریاچه ارومیه صورت پذیرفت.

کرمان برخوردار است. بهمنی و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از داده‌های تشت تبخیر و سری زمانی، روند تغییرات فصلی تبخیر را در شش سد مهم در استان خوزستان بررسی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد به‌دلیل محدودیت‌های داده و فرضیه‌های به کار گرفته شده در روش سری زمانی، مدل‌های مورد استفاده برای پیش-بینی‌های کوتاه مدت قابل اطمینان هستند. در مطالعه‌ای دیگر، اکبرزاده مقدم سه قلعه و همکاران (۲۰۱۵) میزان تبخیر از مخازن آب شیرین چاه‌نیمه‌ها را با الگوریتم سبال^۱ با استفاده از تکنیک سنجش از دور برآورد کرده و گزارش نمودند که روش سبال ابزار قابل قبولی جهت برآورد تبخیر از سطوح آزاد آب است و نتایج به دست آمده می‌تواند مبنای تصمیمات برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه منطقه قرار گیرد. مطالعه کارایی تکنیک‌های داده‌محور از جمله رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و ترکیب آن‌ها با تبدیل موجک (WSVR و WANN) برای پیش‌بینی نرخ تبخیر نشان داد، تبدیل موجک در افزایش دقت پیش‌بینی‌های ANN و SVR اثرات مثبتی نداشته و شبکه عصبی

مواد و روش‌ها

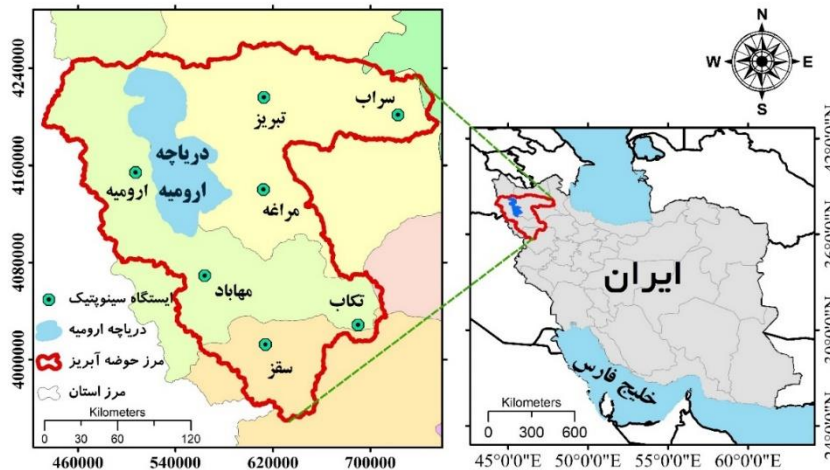
داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

پژوهش از داده‌های ۷ ایستگاه سینوپتیک در حوضه دریاچه ارومیه استفاده شد. ملاک انتخاب ایستگاه‌ها، وجود داده‌های آماری پیوسته و بلندمدت (حداقل ۲۰ سال) می‌باشد. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های سینوپتیک مورد مطالعه در حوضه دریاچه ارومیه نشان داده شده است. داده‌های مورد استفاده برای انجام پژوهش شامل دمای کمینه، دمای بیشینه، دمای متوسط،

محدوده مطالعاتی پژوهش حاضر، حوضه آبریز دریاچه ارومیه واقع در منطقه شمال‌غرب ایران می‌باشد. این محدوده در مختصات جغرافیایی ۳۵ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۳۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۴ درجه و ۱۲ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۵۴ دقیقه طول شرقی قرار گرفته است. وسعت حوضه آبریز دریاچه ارومیه در حدود ۵۱۸۰۰ کیلومتر مربع است. برای انجام این

¹ SEBAL Algorithm

ساعات آفتابی، تابش، رطوبت نسبی، سرعت باد و تبخیر از تشت در مقیاس روزانه از سازمان هواشناسی اخذ گردید.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه.

روابط ترکیبی

بخش آیرودینامیکی تشکیل می‌شوند. این دسته از روش‌های تجربی برآورد تبخیر، به داده‌های ورودی زیادی نیاز دارند و برای محاسبه آن‌ها لازم است تمام یا برخی از پارامترهای دما، سرعت باد، تابش و فشار بخار موجود باشند. در جدول ۱، روابط تجربی ترکیبی برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب ارائه شده است.

روش‌های تجربی متعددی به منظور برآورد میزان تبخیر از پهنه‌های آزاد آبی ارائه شده است. اغلب این روابط بر مبنای اصل بقای جرم، بیلان آب، بیلان انرژی و یا روش‌های ترکیبی هستند. روش‌های ترکیبی عمدتاً از دو بخش شامل یک بخش با انرژی در دسترس و یک

جدول ۱- روابط تجربی ترکیبی برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب.

معادله	نام روش
$E = 1.192 \left(\frac{\alpha}{\alpha - 1} \right) \left(\frac{\gamma}{S + \gamma} \right) \frac{(2.9 + 2.1U_2)(e_s - e_a)}{L\rho} \times 86.4$	بروین
$E = (e_s - e_a) \times (15 + 3 \times U_{10})$	تیچومروف
$E = 0.5 \left(1 + \frac{U_2}{16} \right) \times (e_s - e_a)$	مایر
$E = 0.35 \times (e_s - e_a) \times \left(0.5 + \frac{U_2}{100} \right)$	پنمن

عصبی عبور کرده و در لایه میانی بر روی آن‌ها پردازش انجام می‌شود تا زمانی که خروجی در لایه خروجی به دست آید. هر نورون از طریق اتصالات وزنی ورودی‌های زیادی را از سلول‌های عصبی دیگر دریافت می‌کند. این ورودی‌های وزنی جمع شده و یک تابع انتقالی را ایجاد می‌کنند که در نهایت خروجی نهایی نورون را تولید می‌کند (طالبی زاده و همکاران ۲۰۰۹). با توجه به این‌که شبکه عصبی مصنوعی به اطلاعات دقیق در مورد روند فیزیکی حاکم بر سیستم‌ها نیاز ندارد، به طور مؤثری برای مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی پیچیده استفاده می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی انواع مختلفی دارند که متداول‌ترین آن‌ها پرسپترون چندلایه^۲ (MLP) با الگوریتم یادگیری پس انتشار می‌باشد که در این مطالعه از این مدل استفاده شده است. مدل MLP توسط سلول‌های عصبی ساده‌ای به نام پرسپترون تشکیل می‌شود (کوان و وایت ۱۹۹۴). پرسپترون با ایجاد یک ترکیب خطی با توجه به وزن ورودی خود و سپس تعیین خروجی از طریق یک تابع انتقال غیرخطی، یک خروجی منفرد از چندین ورودی را محاسبه می‌کند. معادله خروجی به صورت رابطه ۱ تعریف می‌گردد:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad [1]$$

در این رابطه، w_i بردار وزن، x_i بردار ورودی و b بایاس، f تابع انتقال و y خروجی می‌باشد. ($i=1,2,\dots,n$)

در این روابط E مقدار تبخیر بر حسب میلی‌متر (در تمام روابط میزان تبخیر ماهانه محاسبه شده است)، α ثابت بی بعد معادل $1/26$ ، γ ثابت سایکرومتری وابسته به دما و فشار اتمسفر (پاسکال بر درجه سانتی-گراد)، S شیب منحنی فشار بخار اشباع در دمای متوسط هوا (پاسکال بر درجه سانتی‌گراد)، U_2 سرعت باد در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین (در دبروین متر بر ثانیه و در مایر و پنمن، کیلومتر بر ساعت)، U_{10} سرعت باد در ارتفاع ۱۰ متری از سطح زمین (متر بر ثانیه)، e_s فشار بخار اشباع در دمای هوا (در دبروین و مایر، میلی‌بار و در تیچومروف و پنمن، میلی‌متر جیوه)، e_a فشار بخار هوا (در دبروین و مایر، میلی‌بار و در تیچومروف و پنمن، میلی‌متر)، L گرمای نهان تبخیر (مگا ژول بر کیلوگرم) و ρ چگالی آب (کیلوگرم بر مترمکعب) می‌باشند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی موجودات زنده الهام گرفته شده است که به عنوان ابزاری قدرتمند دارای الگوی پردازش اطلاعات هستند (منهاج، ۲۰۰۵). تکنیک شبکه عصبی مصنوعی از جمله روش‌های هوشمند است که به طور گسترده‌ای در مدل‌سازی و پیش‌بینی فرآیندهای هیدرولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته است. این شبکه‌ها از نورون‌ها تشکیل می‌شوند که در گروه‌هایی به نام لایه قرار گرفته و از طریق اتصالات وزن‌دار به یکدیگر متصل می‌شوند. هر ساختار ساده شبکه از سه لایه تشکیل شده است: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی. وقتی داده‌های ورودی به لایه ورودی وارد می‌شوند، از طریق شبکه

² Multi-Layer Perceptron

¹ Artificial Neural Networks

جنگل‌های تصادفی^۱ (RF)

چندصد تا چندهزار تا انتخاب می‌شود (جین ۲۰۱۲). به طور کلی روش جنگل‌های تصادفی برای طبقه‌بندی به این صورت است که در ابتدا T نمونه بوت استرپ^۲ از داده آموزشی انتخاب می‌شود و سپس از هر نمونه بوت استرپ β یک درخت طبقه‌بندی و رگرسیون^۳ (CART) هرس نشده ایجاد می‌شود که برای انشعاب در هر گره CART، تنها یک متغیر انتخاب شده به صورت تصادفی استفاده می‌شود. در نهایت خروجی طبقه‌بندی بر اساس یک نتیجه میانگین، از پیش‌بینی‌های تمام درخت‌های منفرد آموزش دیده به دست می‌آید. یک مجموعه داده بوت استرپ، مجموعه‌ای از نقاط انتخابی به طور تصادفی است که از مجموعه داده آموزشی انتخاب شده است.

درختان گرادیان تقویت شده^۴ (GBT)

تقویت کردن ابتدا توسط شاپیر در سال ۱۹۹۰ به- عنوان توصیف روشی برای تبدیل الگوریتم یادگیری ضعیف به الگوریتمی با دقت بالا، معرفی شد. بعدها این روش در الگوریتم "AdaBoost" از فروند و شاپیر (۱۹۹۷) رسمیت یافت که در اصل برای مسائل طبقه‌بندی به کار برده می‌شود. تقویت کردن با استفاده متوالی از یادگیرنده‌های ضعیف در نسخه‌های وزن‌دار شده مجدد داده‌های آموزش انجام می‌شود (هستی و همکاران ۲۰۰۹). بعد از هر تکرار تقویتی، وزن نمونه‌هایی که به اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند، افزایش می‌یابد و وزن نمونه‌های طبقه‌بندی شده صحیح کاهش می‌یابد. بنابراین، هر طبقه‌بندی‌کننده پی در پی بر روی نمونه‌هایی تمرکز می‌کند که طبقه‌بندی آن‌ها در مراحل قبلی دشوار بوده است.

روش جنگل‌های تصادفی را اولین بار بریمن در سال ۲۰۰۱ با توسعه درخت‌های تصمیم، به عنوان یک تکنیک جدید ارائه داده است که پیش‌بینی چندین الگوریتم منفرد را با هم با استفاده از قوانین مبتنی ترکیب می‌کند. این روش در بین روش‌های درختی، تکنیک نسبتاً پیچیده‌ای است که به منظور افزایش دقت مدل در آن چندین درخت تصمیم آموزش داده می‌شود. نتیجه حاصل پیش‌بینی گروهی از درختان تصمیم است (بریمن ۲۰۰۱). اصول کلی تکنیک‌های آموزش گروهی بر پایه این فرض است که دقت آن‌ها از دیگر الگوریتم‌های آموزشی بالاتر است چون ترکیبی از چند مدل پیش‌بینی، دقیق‌تر از یک مدل می‌باشد و گروه‌ها قدرت مجموعه‌های منفرد و منحصر به فرد از طبقه‌ها را بیشتر می‌کنند در حالی که هم‌زمان نقاط ضعف طبقه‌ها را کاهش می‌دهند (کوتسیانن‌تیس و پینتلاس ۲۰۰۴). در یک طبقه‌بندی مبتنی بر جنگل‌های تصادفی، دو پارامتر توسط کاربر تعیین می‌گردد: اندازه یک زیرمجموعه تصادفی از ویژگی‌ها (M) و تعداد درخت‌ها (T). انتخاب پارامتر M بر روی نرخ خطای نهایی مؤثر است. با افزایش M، هم وابستگی بین درخت‌ها و هم صحت و دقت طبقه‌بندی تک درخت در جنگل افزایش می‌یابد. نرخ خطا با وابستگی متناسب بوده، اما با صحت طبقه‌بندی نسبت عکس دارد. معمولاً، مقدار M برابر جذر تعداد ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. با توجه به سریع بودن و عدم بیش‌برازش روش جنگل تصادفی، تعداد درخت‌ها می‌تواند تا حد امکان زیاد باشد. اما با توجه به محدودیت حافظه ماشین، معمولاً از

³ Classification and Regression Tree

⁴ Gradient Boosted Trees

¹ Random Forests

² Boot Strap

پس از تعداد M تکرار، پیش‌بینی مجموعه‌ای از طبقه‌بندی-کننده‌های ضعیف با رأی اکثریت وزنی در یک پیش‌بینی نهایی ترکیب می‌شود. تقویت‌گرادینان تصادفی نوعی تغییر است که توسط فریدمن (۲۰۰۲) معرفی شده است که در آن زیر مجموعه‌ای از داده‌های آموزش بر اساس هر تکرار متناسب با یادگیرنده پایه، انتخاب می‌شود. اما در روش درختان‌گرادینان تقویت شده از یک رویکرد کمی متفاوت استفاده می‌شود؛ به طوری که m ویژگی را به طور تصادفی از p ویژگی در هر تقسیم انتخاب می‌شود. این روش نمونه‌گیری، کارایی محاسباتی را افزایش داده و به طور کلی عملکرد را بهبود می‌بخشد. در این روش چهار پارامتری که باید در ابتدا تعیین شوند عبارتند از: تعداد درختان یا تکرارهای تقویتی (M)، عمق درخت (J)، نرخ یادگیری (λ) و زیر مجموعه ویژگی‌هایی که باید در هر تقسیم مورد استفاده قرار گیرد (m). در واقع تقویت کردن به یادگیرنده‌های ضعیف (درختان کم عمق) که به طور کلی بهترین عملکرد را داشته باشند، متکی است (کلیک و همکاران ۲۰۱۶). به منظور ارزیابی ترکیب مختلف متغیرهای هواشناسی برای برآورد تبخیر از پهنه‌های

آزاد آب در سیستم‌های هوشمند عصبی، با هدف افزایش دقت در برآورد تبخیر، ۱۴ سناریو مد نظر قرار گرفت (جدول ۲). در این سناریوها ترکیبات مختلفی از پارامترهای هواشناسی که به عنوان متغیرهای روابط تجربی ترکیبی برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب مورد استفاده قرار گرفتند، تعریف شد. با توجه به این که متغیر دما بیش‌ترین مقادیر همبستگی را با میزان تبخیر داشت؛ لذا از آن در همه سناریوها استفاده شد. در این پژوهش، برای مدل‌سازی هر سه مدل مورد استفاده (RF، ANN و GBT) از نرم‌افزار رپیدمایزر^۱ استفاده شده است. نرم‌افزار رپیدمایزر برای مباحث داده‌کاوی، یادگیری ماشینی و تحلیل و پیش‌بینی استفاده می‌شود و می‌توان با به-کارگیری این نرم‌افزار تمامی مراحل مورد نیاز در مدل‌سازی، اعم از آماده‌سازی اطلاعات اولیه تا حصول نتایج نهایی و ارزیابی و اعتبارسنجی خروجی را در یک محیط یکپارچه انجام داد. شایان ذکر است مقادیر ۷۵ و ۲۵ درصد داده‌ها به ترتیب برای آموزش و صحت‌سنجی استفاده شد.

جدول ۲- سناریوهای مدل‌سازی تبخیر از پهنه‌های آزاد آب با استفاده از سیستم‌های هوشمند عصبی.

شماره سناریو	پارامترهای هواشناسی ورودی به مدل
۱	دما، فشار بخار
۲	دما، تابش
۳	دما، سرعت باد
۴	دما، رطوبت نسبی
۵	دما، سرعت باد، تابش
۶	دما، سرعت باد، رطوبت نسبی
۷	دما، فشار بخار، تابش
۸	دما، فشار بخار، رطوبت نسبی

دما، تابش، رطوبت نسبی	۹
دما، سرعت باد، فشار بخار، تابش	۱۰
دما، سرعت باد، فشار بخار، رطوبت نسبی	۱۱
دما، سرعت باد، تابش، رطوبت نسبی	۱۲
دما، فشار بخار، تابش، رطوبت نسبی	۱۳
دما، سرعت باد، فشار بخار، تابش، رطوبت نسبی	۱۴

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

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \times 100 \quad [3]$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right|}{n} \times 100 \quad [4]$$

در روابط ۲ تا ۴، x_i و y_i به ترتیب i امین داده مشاهداتی و برآورد شده، \bar{x} و \bar{y} به ترتیب میانگین داده-های مشاهداتی و برآورد شده و n تعداد گام‌های زمانی هستند. لازم به ذکر است که معیار NRMSE زیر ۱۰ درصد نشان‌دهنده دقیق بودن مدل، ۲۰-۱۰ درصد مناسب بودن مدل، ۳۰-۲۰ درصد نشان‌دهنده ضعیف بودن مدل است (سینگ و همکاران ۲۰۰۸). علاوه بر این، دیاگرام تیلور (۲۰۰۱) برای تحلیل دقت روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تبخیر به کار گرفته شد. دیاگرام تیلور، راه‌حلی گرافیکی برای ارزیابی دقت داده‌های پیش‌بینی شده با به تصویر کشیدن همزمان پارامترهای آماری می‌باشد. در دیاگرام مذکور، هر نقطه بیانگر عملکرد روش متناظر بوده و هرچه نقاط متناظر روش‌ها به نقطه داده‌های مشاهداتی در مختصات قطبی نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت

اگرچه داده‌های تشت تبخیر میزان تبخیر از سطوح آبی وسیع را عمدتاً بیش‌تر از مقدار واقعی نشان می‌دهند، اما همچنان به‌عنوان یکی از معیارهای مناسب جهت ارزیابی نتایج مورد استفاده پژوهشگران است (تانی و همکاران ۲۰۰۸). لذا در مطالعه حاضر از داده‌های تشت با اعمال ضریب اصلاحی برای برآورد میزان تبخیر از پهنه‌های آزاد آبی استفاده شده و نتایج به‌دست آمده به‌عنوان مبنای ارزیابی روش‌های ترکیبی و سیستم‌های هوشمند عصبی قرار گرفت.

معیارهای ارزیابی نتایج

به‌منظور ارزیابی کارایی روش‌های تجربی ترکیبی و روش‌های هوشمند عصبی در برآورد میزان تبخیر از پهنه‌های آزاد آب، نتایج به‌دست آمده از طریق این روش‌ها با مقادیر تبخیر برآورد شده برای پهنه‌های آزاد آب که با اعمال ضریب تشت (به‌طور متوسط ۰/۷) در داده‌های تشت تبخیر حاصل گردید، مقایسه شدند. برای این‌منظور از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (r)، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE)، میانگین قدرمطلق درصد خطا (MAPE) و دیاگرام تیلور برای تعیین میزان همبستگی بین مقادیر تبخیر از پهنه‌های آزاد آب و مقادیر برآورد شده از روابط تجربی ترکیبی و روش‌های هوشمند عصبی و تعیین مقادیر خطای برآورد شده استفاده شد:

معادلات در نظر گرفته شده است و نقاط اولیه، برابر همان ضرایب اصلی معادله ارائه شده، مد نظر قرار گرفته است. برای این منظور از دستور solver در نرم افزار اکسل، جهت کمینه کردن مقدار مجموع مجذور اختلافات داده‌های تبخیر از پهنه‌های آزاد و مقادیر تبخیر محاسباتی از طریق روابط تجربی استفاده شده است. مقادیر ۷۵ و ۲۵ درصد داده‌ها به ترتیب برای آموزش و صحت‌سنجی استفاده شده‌است. به منظور ارائه نتایج کلی برای شرایط اقلیمی حاکم بر حوضه دریاچه ارومیه، واسنجی معادلات با استفاده از داده‌های آموزش تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه به صورت یکپارچه انجام شده- است و برای کاربرد بهتر و ساده‌تر روابط، از واسنجی روابط برای هریک از ایستگاه‌های مورد مطالعه به- صورت منفرد اجتناب شده است. روابط ترکیبی واسنجی شده برای حوضه دریاچه ارومیه در جدول ۳ ارائه شده است.

بالاتر و خطای کمتر آن روش می‌باشد (گلکر و همکاران ۲۰۰۸).

نتایج و بحث

به منظور ارزیابی کارایی روابط ترکیبی، مقادیر تبخیر به دست آمده از روابط ترکیبی با مقادیر تبخیر از پهنه‌های آزاد آب حاصل از تشت تبخیر (با اعمال ضریب تشت) مورد مقایسه قرار گرفت. همان‌طور که اشاره شد، روابط تجربی با توجه به شرایط اقلیمی هر منطقه، دقت متفاوتی دارند و برای بهبود نتایج، با توجه به شرایط اقلیمی هر منطقه نیاز به واسنجی دارند. به منظور واسنجی روابط ترکیبی مورد استفاده، از روش نیونون-رافسون استفاده شد و روابط ترکیبی با استفاده از داده-های ایستگاه‌های سینوپتیک مورد بررسی، اصلاح شد. روش نیونون-رافسون، یکی از راه‌های تعیین ریشه یک تابع است. هر یک از فرمول‌های ارائه شده برای برآورد تبخیر، به عنوان تابع و ضرایب روابط به عنوان ریشه‌های

جدول ۳- روابط تجربی ترکیبی واسنجی شده برای حوضه دریاچه ارومیه.

معادله واسنجی شده	نام روش
$E = 1.3199 \left(\frac{\alpha}{\alpha - 1} \right) \left(\frac{\gamma}{S + \gamma} \right) \frac{(5.9259 + 0.2554 U_2)(e_s - e_a)}{L \rho} \times 86.4$	دبروین
$E = (e_s - e_a) \times (0.4769 + 0.00185 \times U_{10})$	تیچومروف
$E = 0.1033 \times (e_s - e_a) \times \left(4.5767 + \frac{U_2}{96.0624} \right)$	مایر
$E = 0.2859 \times (e_s - e_a) \times \left(1.6681 + \frac{U_2}{437.604} \right)$	پنمن

دبروین در مقایسه با سایر روش‌ها دقت بالاتری دارد. تنها در ایستگاه تکاب روش مایر با مقادیر NMRSE معادل ۳۰/۰۰ درصد و MAPE معادل ۱۹/۹۹ درصد دقت بالاتری داشت. با این حال، مقادیر NMRSE حاکی از دقت

مقادیر شاخص‌های آماری مورد بررسی برای روابط اصلی و واسنجی شده محاسبه شد و نتایج در جدول ۴ ارائه گردید. بر این اساس در بین روابط ترکیبی مورد بررسی، به طور کلی در شش ایستگاه، روش

متوسط و پایین و در برخی موارد کارایی ضعیف روش- های ترکیبی است (جدول ۴). لذا روابط برای حوضه دریاچه ارومیه واسنجی شدند. پس از واسنجی روابط نیز، روش دبروین به عنوان بهترین روش در تمام ایستگاه‌ها معرفی شد که بر اساس نتایج به دست آمده، مدل مناسبی برای برآورد تبخیر است (جدول ۴). به طور کلی واسنجی روابط، سبب بهبود قابل توجه دقت روابط ترکیبی گردید. بیشترین بهبود نتایج حاصل از واسنجی نیز مربوط به روش پنمن می باشد. فقط در ایستگاه سراب مقادیر شاخص‌های خطا افزایش یافته که این امر نشان- دهنده کاهش دقت روابط واسنجی شده در این ایستگاه می باشد. با بررسی داده‌های هواشناسی مورد استفاده در روابط ترکیبی، به نظر می رسد دلیل این امر دمای کمتر و رطوبت نسبی بیشتر ایستگاه سراب در مقایسه با سایر ایستگاه‌ها باشد که در مقایسه با آن‌ها اختلاف قابل- توجهی دارد؛ لذا با توجه به واسنجی روابط برای کل حوضه دریاچه ارومیه، به سبب تفاوت نسبتاً زیاد دما و رطوبت نسبی سراب در مقایسه با سایر ایستگاه‌های مورد بررسی، دقت روابط ترکیبی در سراب کاهش یافت. به طور کلی پس از واسنجی روابط، در تمام ایستگاه‌ها روش دبروین به عنوان بهترین روش برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب در حوضه دریاچه ارومیه معرفی شد. علی‌رغم بهبود کلی نتایج برآورد تبخیر و کاهش مقادیر خطای روابط تجربی ترکیبی واسنجی شده، با این حال

مقادیر NMRSE، حاکی از کارایی متفاوت روابط ترکیبی در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب است. به طوری که در هیچ یک از ایستگاه‌ها، روابط ترکیبی واسنجی شده دقیق نبودند. در ارومیه، تبریز، سقز و مراغه، هر چهار روش؛ و در سراب، تکاب و مهاباد، روش دبروین دقت و کارایی مناسبی در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب داشتند. در مهاباد روش‌های تیچومروف، پنمن و مایر، دقت متوسطی داشتند. همچنین با توجه به مقادیر NMRSE بزرگتر از ۳۰ درصد، در سراب و تکاب، روش- های تیچومروف، پنمن و مایر برای برآورد تبخیر از سطوح آزاد آب در حوضه دریاچه ارومیه، کارایی لازم را نداشته و استفاده از آن‌ها توصیه نمی شود. ستاری و همکاران (۲۰۱۴) با مقایسه مدل درختی M5 و روش‌های تجربی در مدل سازی تلفات تبخیر از مخزن سد علویان، استفاده از روش درختی M5 را توصیه کردند. همچنین در بین روابط تجربی نیز روش مایر به عنوان بهترین روش معرفی شد. مونس خواه و همکاران (۲۰۲۰) نیز طی مطالعه‌ای با مقایسه روش‌های تجربی مبتنی بر دما- تشعشع و روش‌های داده‌کاوی در برآورد تبخیر از تشت در شرق حوضه دریاچه، نتایج حاصل از کاربرد روش- های داده‌کاوی را دقیق تر گزارش کردند. لذا جهت افزایش دقت برآورد تبخیر از سطوح آزاد آب، کارایی سیستم- های هوشمند عصبی مورد بررسی قرار گرفت.

جدول ۴- ارزیابی نتایج حاصل از روابط تجربی ترکیبی اصلی و واسنجی شده.

		اصلی				واسنجی شده			
		دبروین	تیچومروف	پنمن	مایر	دبروین	تیچومروف	پنمن	مایر
	R	۰/۸۹۵	۰/۸۹۰	۰/۸۷۲	۰/۸۹۲	۰/۸۷۰	۰/۸۵۸	۰/۸۵۸	۰/۸۵۹
ارومیه	NRMSE (%)	۱۶/۸۰	۴۰/۹۵	۱۴۱/۴۹	۴۰/۳۴	۱۵/۷۷	۱۶/۰۲	۱۶/۰۱	۱۵/۹۳
	MAPE (%)	۱۹/۳۴	۶۰/۱۵	۵۶/۹۳	۵۷/۷۸	۱۷/۰۷	۱۵/۲۹	۱۵/۲۹	۱۵/۲۲
تبریز	R	۰/۹۷۰	۰/۹۶۰	۰/۹۶۳	۰/۹۶۱	۰/۸۵۷	۰/۸۷۱	۰/۸۷۱	۰/۸۷۲

۱۸/۵۰	۱۸/۴۵	۱۸/۴۶	۱۶/۱۹	۵۳/۱۲	۵۰/۵۹	۵۴/۴۹	۲۷/۵۶	NRMSE (%)	
۱۵/۱۳	۱۵/۱۰	۱۵/۱۱	۱۵/۴۱	۸۰/۱۱	۶۳/۵۸	۸۴/۸۷	۳۵/۴۸	MAPE (%)	
۰/۸۵۲	۰/۸۵۱	۰/۸۵۲	۰/۸۱۷	۰/۸۵۷	۰/۸۳۷	۰/۸۵۲	۰/۸۱۲	R	
۳۰/۷۳	۳۰/۴۸	۳۰/۴۷	۲۴/۸۶	۳۰/۰۰	۴۹/۷۱	۳۰/۵۵	۴۰/۶۸	NRMSE (%)	تکاب
۱۹/۴۷	۱۹/۳۲	۱۹/۳۱	۱۳/۷۹	۱۹/۹۹	۳۴/۸۳	۲۱/۲۸	۲۲/۹۲	MAPE (%)	
۰/۹۲۲	۰/۹۲۱	۰/۹۲۱	۰/۹۰۶	۰/۹۵۳	۰/۹۶۳	۰/۹۵۰	۰/۹۵۸	R	
۳۲/۵۸	۳۲/۴۵	۳۲/۴۶	۱۷/۱۵	۲۳/۷۳	۱۱/۲۴	۲۴/۸۶	۷/۹۶	NRMSE (%)	سراب
۲۲/۷۵	۲۲/۶۴	۲۲/۶۴	۱۲/۸۹	۲۳/۸۵	۸/۵۰	۲۶/۰۱	۷/۳۹	MAPE (%)	
۰/۹۴۳	۰/۹۴۳	۰/۹۴۳	۰/۹۲۶	۰/۹۵۰	۰/۷۴۶	۰/۹۴۸	۰/۹۲۸	R	
۱۵/۰۳	۱۶/۰۳	۱۶/۰۲	۱۰/۹۵	۳۱/۹۳	۱۱۳/۴۲	۳۲/۳۸	۱۳/۰۵	NRMSE (%)	سقز
۱۲/۷۹	۱۲/۷۳	۱۲/۷۴	۸/۸۳	۳۳/۲۷	۴۹/۰۹	۳۴/۶۴	۸/۵۹	MAPE (%)	
۰/۹۵۰	۰/۹۴۹	۰/۹۴۹	۰/۹۵۵	۰/۹۵۸	۰/۹۵۴	۰/۹۵۵	۰/۹۷۰	R	
۱۸/۸۹	۱۸/۷۱	۱۸/۷۲	۱۴/۵۳	۵۹/۴۴	۹۷/۴۴	۶۰/۶۶	۳۵/۱۱	NRMSE (%)	مراغه
۱۷/۲۵	۱۷/۱۰	۱۷/۱۱	۱۷/۳۲	۱۰۷/۰۲	۴۸/۷۱	۱۱۲/۸۲	۵۲/۱۷	MAPE (%)	
۰/۹۴۶	۰/۹۴۶	۰/۹۴۶	۰/۹۲۳	۰/۹۴۵	۰/۹۴۸	۰/۹۴۰	۰/۸۰۲	R	
۲۲/۴۹	۲۲/۷۳	۲۲/۷۲	۱۸/۰۲	۴۹/۱۳	۱۰۴/۴۷	۴۹/۵۱	۲۰/۴۲	NRMSE (%)	مهاباد
۲۰/۲۴	۲۰/۵۰	۲۰/۴۹	۲۱/۳۰	۷۸/۶۶	۵۰/۷۳	۸۱/۰۱	۲۱/۸۷	MAPE (%)	

و مراغه نیز دقت مناسبی دارد. قاسم و همکاران (۲۰۱۹) نیز طی پژوهش خود گزارش کردند که شبکه عصبی مصنوعی روش مناسبی برای مدل‌سازی تبخیر است. نتایج حاصل از بهترین سناریوی روش RF نیز در ایستگاه‌های تبریز، سراب و مهاباد دقیق بوده و در ایستگاه‌های ارومیه، تکاب، سقز و مراغه، دقت مناسبی داشت. نتایج روش GBT نیز حاکی از این است که بهترین سناریوی این روش در تمام ایستگاه‌ها از دقت مناسبی برخوردار است. همچنین نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که پارامترهای دما و تابش، در مدل به دست آمده از بهترین سناریو روش‌های هوشمند در تمام ایستگاه‌ها مورد استفاده قرار گرفته است که نشان‌دهنده اهمیت این دو پارامتر در مدل‌سازی تبخیر می‌باشد. ابته (۲۰۰۱) نیز در پژوهش خود گزارش نمود مدل‌های ساده که صرفاً متکی بر داده‌های تابش خورشیدی و دمای هوا هستند،

ارزیابی نتایج به دست آمده در مرحله صحت-سنجی حاکی از دقت بالای روش‌های هوشمند در مقایسه با روابط ترکیبی در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب است. آماره‌های مورد بررسی برای بهترین سناریوهای روش‌های هوشمند در جدول ۵ آمده است. مقایسه نتایج نشان می‌دهد که در بین روش‌های هوشمند عصبی نیز در ۴ ایستگاه از ۷ ایستگاه مورد بررسی، روش ANN به‌عنوان بهترین و دقیق‌ترین روش هوشمند برآورد تبخیر از سطوح آزاد آب عمل کرده است. در ایستگاه‌های مراغه، مهاباد و سراب نیز روش RF، بالاترین دقت را دارد. در حالی که در تمام ایستگاه‌ها، روش GBT ضعیف‌ترین روش هوشمند عصبی در بین روش‌های مورد بررسی برآورد تبخیر است. بر اساس مقادیر شاخص NRMSE، نتایج به دست آمده از بهترین سناریوی روش ANN، در ایستگاه‌های تبریز، سراب، سقز و مهاباد دقیق بوده و در ایستگاه‌های ارومیه، تکاب

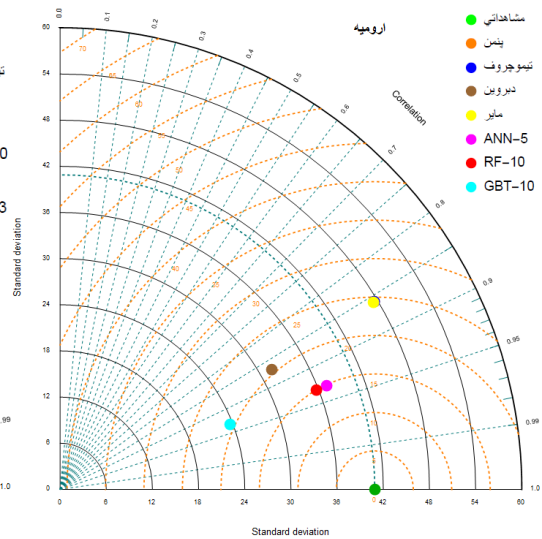
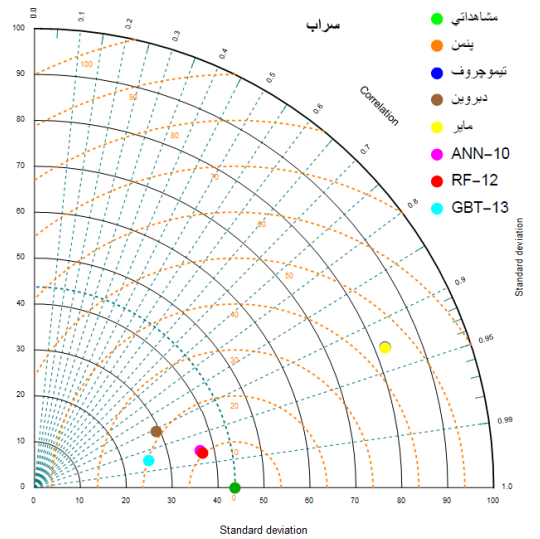
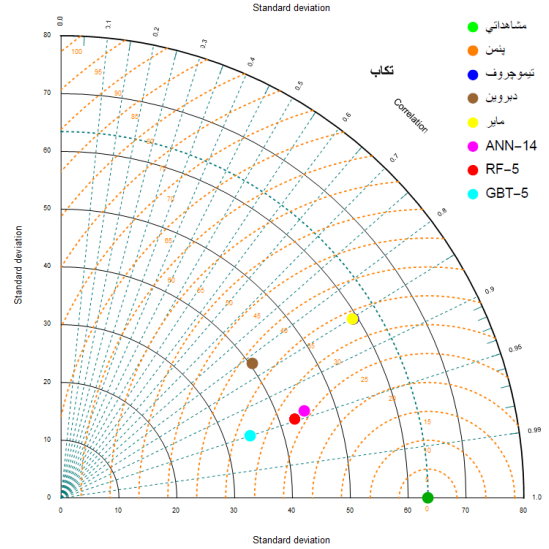
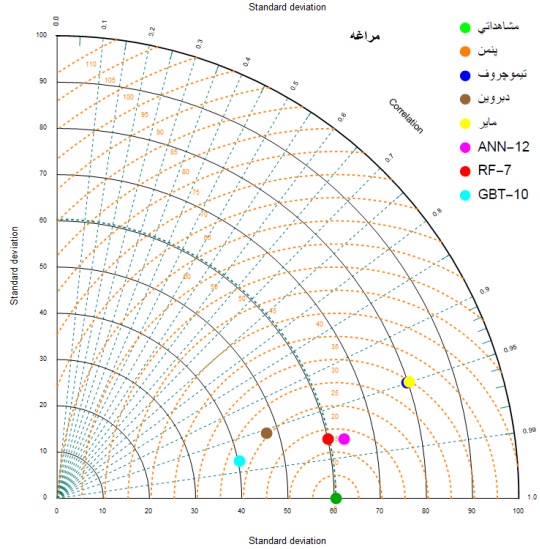
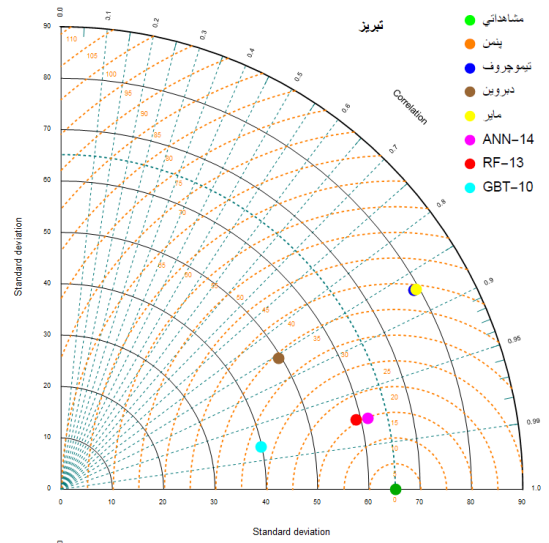
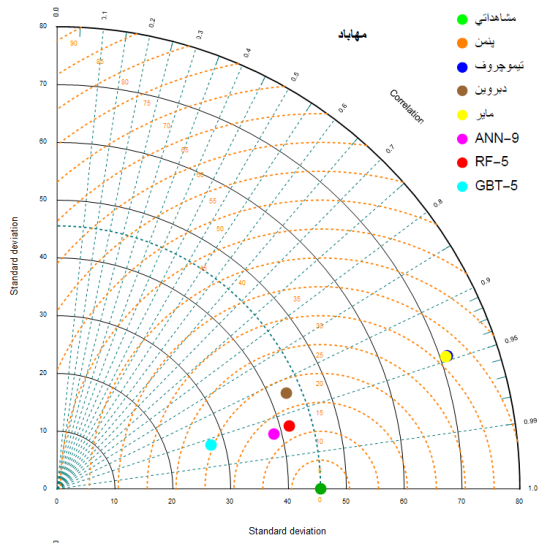
نتایج بهتری را در مقایسه با روش‌های ترکیبی که به داده‌های متعددی نیاز دارند حاصل می‌کند.

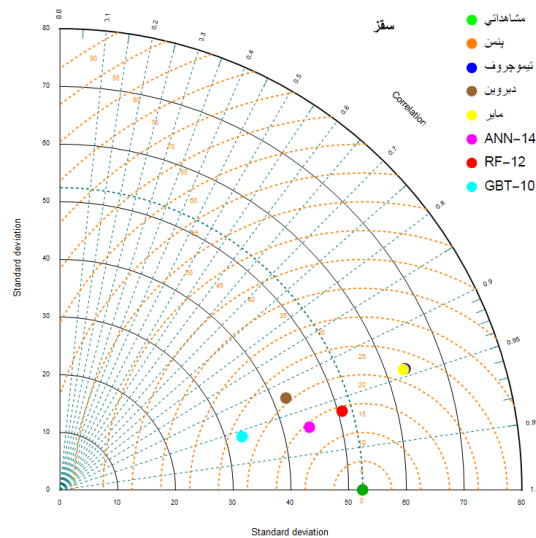
جدول ۵- مقادیر خطای بهترین سناریوهای روش‌های هوشمند در برآورد تبخیر از پهنه‌های آزاد آب.

شهر	بهترین سناریو	R	NRMSE (%)	MAPE (%)
ارومیه	ANN-5	۰/۸۹۶	۱۰/۲۹	۹/۰۴
	RF-10	۰/۹۳۲	۱۰/۳۳	۹/۲۵
	GBT-10	۰/۹۳۴	۱۴/۴۹	۱۳/۶۷
	ANN-14	۰/۹۷۴	۷/۳۴	۶/۴۲
تبریز	RF-13	۰/۹۷۳	۷/۸۹	۷/۶۲
	GBT-10	۰/۹۷۸	۱۳/۳۵	۱۴/۷۹
	ANN-14	۰/۹۴۱	۱۲/۹۴	۱۱/۰۴
تکاب	RF-5	۰/۹۳۱	۱۴/۵۳	۹/۹۴
	GBT-5	۰/۹۳۰	۱۹/۴۵	۱۴/۲۹
	ANN-10	۰/۹۷۵	۷/۱۱	۶/۳۶
سراب	RF-12	۰/۹۸۰	۶/۱۵	۵/۸۰
	GBT-13	۰/۹۷۳	۱۲/۳۲	۱۰/۵۷
	ANN-14	۰/۹۶۵	۷/۹۴	۶/۸۷
سقز	RF-12	۰/۹۶۳	۱۰/۲۷	۱۰/۳۹
	GBT-10	۰/۹۶۰	۱۲/۹۱	۱۴/۲۴
	ANN-12	۰/۹۷۹	۱۱/۰۵	۱۱/۴۶
مراغه	RF-7	۰/۹۷۷	۱۰/۸۶	۱۱/۹۰
	GBT-10	۰/۹۸۰	۱۳/۴۱	۱۶/۲۷
	ANN-9	۰/۹۶۹	۷/۲۴	۶/۲۹
مهاباد	RF-5	۰/۹۵۶	۷/۰۴	۵/۹۸
	GBT-5	۰/۹۵۹	۱۱/۸۸	۱۰/۷۸

گردید (شکل ۲). در دیاگرام تیلور، فاصله شعاعی از نقطه مشاهداتی (نقطه سبز رنگ) نشان‌دهنده مقدار جذر میانگین مربعات خطای روش‌های مورد مطالعه می‌باشد.

علاوه بر این، دیاگرام تیلور به منظور بررسی و تحلیل مقادیر همبستگی و انحراف معیار بین داده‌های مشاهداتی و بهترین سناریوهای روش‌های هوشمند عصبی مورد استفاده و روابط ترکیبی و اسنچی شده رسم





شکل ۲- دیاگرام تیلور روابط ترکیبی واسنجی شده و روش های هوشمند برای مدل سازی تبخیر از پهنه های آزاد آب.

مباحث هیدرولوژی و مدیریت منابع آب دارد؛ لذا در پژوهش حاضر کارآیی روابط تجربی ترکیبی و سیستم های هوشمند عصبی در برآورد تبخیر از پهنه های آزاد آب در حوضه دریاچه ارومیه مورد بررسی قرار گرفت. همچنین روابط ترکیبی برای حوضه دریاچه ارومیه واسنجی گردید. نتایج نشان داد اگرچه واسنجی روابط به طور کلی موجب بهبود دقت روابط ترکیبی شد؛ اما با توجه به مقادیر آماره های خطای مورد بررسی، روابط ترکیبی دقت مطلوبی در برآورد تبخیر ندارند. لذا استفاده از سیستم های هوشمند عصبی در برآورد تبخیر از پهنه های آزاد آب توصیه می گردد. همچنین در بین روش های هوشمند مورد بررسی نیز، روش های ANN و RF به عنوان مناسب ترین روش های برآورد تبخیر از سطوح آزاد آب معرفی شد.

همانطوری که از شکل ۲ مشاهده می گردد، در ایستگاه های ارومیه، تبریز، تکاب و سقز روش ANN و در بقیه ایستگاه ها روش RF بر مبنای فاصله شعاعی کمتر تا نقطه مشاهداتی (نقطه سبزرنگ)، برآوردهای دقیق تری از مقادیر تبخیر از پهنه های آزاد آب داشته اند. همچنین مقایسه عملکرد روش های هوشمند در مقایسه با روش های تجربی نشان داد که در تمامی ایستگاه های مورد مطالعه، روش های هوشمند دقت برآورد به مراتب بیشتری در مقایسه با روش های تجربی دبروین، تیچومروف، مایر و پنمن داشته اند. با این حال، در بین روش های تجربی مذکور، روش دبروین خطای برآوردی کمتری در مدل سازی تبخیر از پهنه های آزاد آب داشت.

نتیجه گیری کلی

با توجه به این که پدیده تبخیر یکی از اجزای اصلی چرخه هیدرولوژی بوده و برآورد آن اهمیت ویژه ای در منابع مورد استفاده

Abtew W, 2001. Evaporation estimation for Lake Okeechobee in south Florida. Journal of Irrigation and Drainage Engineering 127: 140-147.

Akbarzadeh MSH, Haghghatjou P and Bagheri MH, 2015. Estimates of evaporation from surface water bodies with SEBAL algorithm using remote sensing techniques (Case Study: Chahnimeh's

- Fresh Water Reservoirs of Sistan). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 3(9): 510-521. (In Persian with English abstract)
- Alazard M, Leduc C, Travi Y, Boclet G and Ben Salem A, 2015. Estimating evaporation in semi-arid areas facing data scarcity: Example of the El Haouareb dam (Merguellil catchment, Central Tunisia). *Journal of Hydrology Regional Studies* 3: 265-284.
- Bahmani R, Radmanesh F, Islamian SS and Parham GH, 2013. Reservoir evaporation trend analysis and its prediction using time series. *Journal of Irrigation Sciences and Engineering* 36(3): 67-80. (In Persian with English abstract)
- Beer T, Li J and Alverson K, 2018. *Global Change and Future Earth: The Geoscience Perspective*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Breiman L, 2001. Random forests. *Machine Learning* 45(1): 5-32.
- Click C, Malohlava M, Candel A, Roark H and Parmar V, 2016. *Gradient Boosted Models with H₂O*. H₂O.ai, United States of America.
- Eslamian SS, Gohari SA, Biabanaki M and Malekian R, 2008. Estimating of monthly pan evaporation using artificial neural networks and support vector machines. *Journal of Applied Science* 8(19): 3497-3502.
- Freund Y and Schapire RE, 1997. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of Computer and System Sciences* 55(1):119-139.
- Friedman JH, 2002. Stochastic gradient boosting. *Computational Statistics & Data Analysis* 38(4):367-378.
- Ghobadian R, Yaghoubi M and Taleb Heydari M, 2008. Preparation of evaporation prediction model from the free surface in the city of Kermanshah using artificial neural network and comparison with existing experimental relations. *Third Water Resources Management Conference*, 14 October, Tabriz, Iran. (In Persian).
- Gleckler PJ, Taylor KE and Doutriaux C, 2008. Performance metrics for climate models. *Journal of Geophysical Research. Atmospheres* 113(D6): 1-20.
- Hastie T, Tibshirani R and Friedman JH, 2009. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer Series in Statistics. Springer, New York, 2nd edition.
- Imam Dost S, Shahanzari A and Taghavi J, 2018. Determination of evaporation from free surface water in Mazandaran Plain (Dazmirkandeh Abbandan) and compared with seven experimental methods. *Journal of Watershed Management Research* 10(18): 241-249. (In Persian with English abstract)
- Irmak S, Haman D and Jones JW, 2002. Evaluations of class A pan coefficients for estimating reference evapotranspiration in a humid location. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 128 (3): 153-159.
- Jin J, 2012. A random forest-based method for urban land cover classification using LiDAR data and aerial imagery. MSc Thesis, University of Waterloo.
- Kotsiantis S and Pintelas P, 2004. Combining bagging and boosting. *International Journal of Computational Intelligence* 1(4): 324-33.
- Kuan CM and White H, 1994. Artificial neural networks: An econometric perspective. *Econometric Reviews* 13: 1-91.
- Menhaj MB, 2005. *Computational Intelligence*. Third Edition, Amir Kabir University of Technology Press, Iran (In Persian).
- Mouneskhah V, 2018. Estimating evaporation losses and providing solutions for its reduction in the reservoirs of Lake Urmia eastern basin using modern methods. MSc Thesis, University of Tabriz. (In Persian with English abstract).
- Mouneskhah V, Samadianfard S and Hadi M, 2020. Evaluation of data mining methods and experimental temperature-radiation-based models in estimating evaporation from the pan (Case

- study: East of Urmia Lake). *Iran Water and Soil Researches* 51(9): 2337-2348. (In Persian with English abstract)
- Qasem S, Samadianfard S, Kheshtgar S, Jarhan S, Kisi O, Shamshirband SH and Wing-Chau K, 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.
- Rosenberry DO, Winter TC, Buso DC and Likens GE, 2007. Comparison of 15 evaporation methods applied to a small mountain lake in the northeastern USA. *Journal of Hydrology* 340: 149-166.
- Sattari MT, Ahmadifar V and Pashapour Kholif Ansar R, 2014. M5 tree model based modeling of evaporation losses in Elevation reservoir and comparison with empirical equations. *Journal of Irrigation and Water Engineering* 17: 107-121. (In Persian with English abstract).
- Sepaskhah AR, 2018. Evaporation reduction from water reservoir of dams. *Strategic Research Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources* 3(1):13-26. (In Persian with English abstract)
- Shadmani M and Marofi S, 2011. Comparison of some methods for estimation of daily pan evaporation: Case study in Kerman region. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources* 15(55): 69-83. (In Persian with English abstract).
- Singh AK, Tripathy R and Chopra UK, 2008. Evaluation of CERES Wheat and Crop Systmodels for water-nitrogen interactions in wheat crop. *Agricultural Water Management* 95: 776-786.
- Talebizadeh M, Morid S, Ayyoubzadeh SA and Ghasemzadeh M, 2009. Uncertainty analysis in sediment load modeling using ANN and SWAT model. *Water Resources Management* 24 (9): 1747-1761.
- Tanny J, Cohen S, Assouline S, Lange F, Grava A, Berger D, Telch B and Parlange MB, 2008. Evaporation from a small water reservoir: direct measurements and estimates. *Journal of Hydrology* 351: 218-229.
- Taylor KE, 2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research. Atmospheres* 106: 7183-7192.
- Terzi O, 2011. Modeling of daily pan evaporation of Lake Egirdir using data-driven techniques. Pp. 320-324. *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*. Istanbul, Turkey.
- Vanzyl WH, De Jager JM and Maree CJ, 1989. The relationship between daylight evaporation from short vegetation and the USWB Class A pan. *Agricultural and Forest Meteorology* 46: 107-118.
- Yazdani V, Gahreman B and Davari K, 2011. Determining the best empirical method for estimating water surface evaporation based on sensitivity analysis in paddy rice field in Amol and comparing them with Artificial Neural Network. *Iranian Journal of Water Research* 7: 47-58. (In Persian with English abstract).