

Estimation of Daily Reference Evapotranspiration Using a Hybrid Approach Combining Stochastic Gradient Descent Optimization and Artificial Neural Network

D. Zare Haghi * , S. Shirazi, S. Samadianfard, and F. Mikaeili

Associate Prof., Soil Science Dept., Faculty of Agriculture, University of Tabriz.

davoudhaghi@tabrizu.ac.ir

MSc, Soil Science Dept., Faculty of Agriculture, University of Tabriz.

shilashirazi75@gmail.com

Associate Prof., Water Engineering Dept., Faculty of Agriculture, University of Tabriz.

s.samadian@tabrizu.ac.ir

PhD candidate, Water Engineering Dept., Faculty of Agriculture, University of Tabriz.

mikailifatemeh@yahoo.com

Received: April 2025 and Accepted: July 2025

Abstract

Reference evapotranspiration (ET_0) is a crucial parameter in agricultural water management. In this study, two modeling approaches were investigated for predicting daily ET_0 at the Kish, Gorgan, and Shiraz meteorological stations: (1) a standard multilayer perceptron (MLP) model, and (2) an MLP model optimized using the stochastic gradient descent (SGD) algorithm. A dataset comprising 23 years (2000–2023; 1379–1402 in the Iranian calendar) of daily meteorological data was used to develop and validate the models under five different input scenarios, selected based on Pearson correlation analysis. Model performance was evaluated using multiple statistical metrics, including the correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), Nash–Sutcliffe efficiency (NSE), and the Willmott agreement index (d). Among the tested configurations, the fifth scenario of the combined MLP-SGD model showed the highest accuracy, achieving RMSE values of 1.04 mm/day, 1.20 mm/day, and 1.94 mm/day for the Shiraz, Gorgan, and Kish stations, respectively. The results indicate that the combined MLP-SGD model outperformed the standalone MLP model, demonstrating its reliability and effectiveness in predicting reference evapotranspiration. These findings underscore the potential of hybrid artificial intelligence models in improving water resource management and promoting sustainable agricultural practices.

Keywords: Combined methods, Hybrid artificial intelligence modeling, Multilayer Perceptron

* - Corresponding Author's email: davoudhaghi@tabrizu.ac.ir
<https://doi.org/10.22092/jwra.2025.368869.1071>

برآورد تبخیر- تعرق مرجع روزانه با بهره‌گیری از راهبرد ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی

گرادیان نزولی تصادفی با شبکه عصبی مصنوعی

داوود زارع‌حقی* , شیلا شیرازی، سعید صمدیان‌فرد و فاطمه میکائیلی

دانشیار، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

davoudhaghi@tabrizu.ac.ir

کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

shilashirazi75@gmail.com

دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

s.samadian@tabrizu.ac.ir

دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

mikailifatemeh@yahoo.com

دریافت: فروردین ۱۴۰۴ و پذیرش: تیر ۱۴۰۴

چکیده

تبخیر- تعرق مرجع (ET_0) یک پارامتر مهم در بخش مدیریت آب کشاورزی است. در این بررسی، مدل‌های پرسپترون چندلایه و پرسپترون چندلایه ترکیب شده با الگوریتم گرادیان نزولی تصادفی، برای برآورد تبخیر- تعرق مرجع روزانه در ایستگاه‌های کیش، گرگان و شیراز بررسی شد. برای اعتبارسنجی مدل‌های پیشنهادی، داده‌های هواشناسی در مقیاس روزانه در مدت ۲۳ سال (۱۳۷۹-۱۴۰۲) در ایستگاه‌های یادشده مورد استفاده قرار گرفته که در پنج سناریو شامل ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای ورودی و براساس ضریب همبستگی پی‌رسون به‌کار برده شد. همچنین، مدل‌های منفرد و ترکیبی با استفاده از معیارهایی نظیر ضریب همبستگی (R)، جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$)، ضریب نش- ساتکلیف (NSE) و شاخص توافق ویلموت (d) مورد ارزیابی قرار گرفت. ارزیابی نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که سناریو پنجم مدل ترکیبی با داشتن $RMSE$ برابر با ۱/۰۴، ۱/۲ و ۱/۹۴ میلی‌متر در روز به‌ترتیب در ایستگاه‌های شیراز، گرگان و کیش بهترین عملکرد را در برآورد تبخیر- تعرق مرجع داشته است. همچنین، تجزیه و تحلیل نتایج نشان داد که مدل ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به مدل منفرد داشته و به‌عنوان مدلی قابل اعتماد شناخته شد. یافته‌های حاصل از این تحقیق می‌تواند پیامدهای مهمی برای ارزیابی مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی اعمال شده برای مدیریت مصرف آب کشاورزی و بهره‌گیری پایدار از منابع آبی داشته باشد.

واژه‌های کلیدی: پرسپترون چند لایه، روش‌های ترکیبی، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

* - آدرس ایمیل نویسنده مسئول: davoudhaghi@tabrizu.ac.ir



مقدمه

با توجه به این‌که بخش کشاورزی بزرگ‌ترین مصرف‌کننده منابع آب شیرین در سطح جهان است، استفاده بهینه از آب در بخش کشاورزی می‌تواند به شکل قابل-توجهی در مصرف آب صرفه‌جویی کند. برنامه‌ریزی دقیق و مدیریت شیوه‌های آبیاری موردنیاز برای دستیابی به این صرفه‌جویی مستلزم برآورد دقیق اجزای اصلی بیلان آب، به‌ویژه تبخیر- تعرق است (پیرا و همکاران ۲۰۲۰). تبخیر- تعرق مرجع (ET_0)^۱ به‌عنوان یک پارامتر اساسی در هیدرولوژی و کشاورزی عمل می‌کند و تبخیر حاصل از یک محصول مرجع آبیاری شده را تحت شرایط استاندارد خاصی نشان می‌دهد (هو و همکاران ۲۰۲۲). ET_0 تحت تأثیر عوامل مختلفی مانند دما، رطوبت، سرعت باد و تابش خورشیدی است (لو و همکاران ۲۰۲۱). درک این عوامل و تأثیر آن‌ها بر تبخیر- تعرق برای بهینه‌سازی شیوه‌های کشاورزی و اطمینان از استفاده پایدار از آب ضروری است. روش‌های برآورد تبخیر- تعرق به دو دسته مستقیم و غیرمستقیم تقسیم می‌شوند (گیسن و همکاران ۲۰۲۱). در روش مستقیم، بخش کوچکی از مزرعه را جدا کرده و مقدار تبخیر- تعرق در یک دوره زمانی، مستقیماً اندازه‌گیری می‌شود. معمول‌ترین روش مستقیم، تعیین تبخیر- تعرق با استفاده از اصل بیلان جرمی در یک حجم کنترل‌شده از خاک، لایسمتر است (ما و همکاران ۲۰۲۰). در روش‌های غیرمستقیم از عوامل اقلیمی و گیاهی استفاده شده و از ارتباط آن‌ها با تبخیر- تعرق و یا از معادلاتی که از روش‌های مستقیم واسنجی شده‌اند، تبخیر- تعرق پوشش گیاهی موردنظر تخمین زده می‌شود. اندازه‌گیری تبخیر- تعرق به روش مستقیم هزینه‌بر بوده و محدود به زمان و مکان است. لذا برآورد تبخیر- تعرق به کمک متغیرهای آب و هوایی فراگیرتر از اندازه‌گیری مستقیم آن هست. مرسوم‌ترین روش، معادله فائو- پنمن- مانتیث^۲ بوده که به‌عنوان یک روش مرجع استاندارد برای محاسبه ET_0 شناخته شده است (کای و همکاران ۲۰۰۷). با این وجود،

این مدل و به‌طور کلی روش‌های ارزیابی مبتنی بر تعادل آب، به داده‌های دقیق و بلندمدت هواشناسی نیاز دارند که همیشه و در همه‌جا در دسترس نیستند. لذا استفاده از مدلی که بتواند با دقت بالایی پارامتر ET_0 را برآورد کند، بیش از پیش مهم خواهد بود.

حامی کوچه‌باغی و همکاران (۲۰۱۷) در تحقیقی به محاسبه تبخیر- تعرق مرجع بر اساس تحلیل آماری دمای هوا در ایستگاه تبریز با استفاده از معادلات پنمن- مانتیث و هارگریوز پرداختند. نتایج روش‌ها با داده‌های تبخیر به‌دست‌آمده از تشت مقایسه شده و ضریب تشت برای هر روش و مقادیر ضریب تشت ۰/۶۳ و ۱/۲۲ برای روش‌های پنمن- مانتیث و هارگریوز تعیین شد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۳ و روش‌های یادگیری ماشینی^۴ برای مدل‌سازی فرآیندهای غیرخطی، مانند ET مناسب هستند. طبری و طلایی (۲۰۱۳) در پژوهشی شبکه‌های پرسپترون چندلایه (MLP) بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های یادگیری و توابع فعال‌سازی مختلف را برای تخمین ET_0 در ایستگاه نوژه مورد استفاده قرار دادند. ارزیابی نتایج این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با داشتن ضریب همبستگی ۰/۹۹ به تخمین ET_0 در منطقه مورد مطالعه پرداخت.

آنتونوپولوس و آنتونوپولوس (۲۰۱۷) شبکه‌های عصبی مصنوعی را با مجموعه داده‌های یک ایستگاه هواشناسی (Amyntaio) طی دوره ۲۰۰۹-۲۰۱۳ برای تخمین ET_0 آموزش دادند و بهترین نتایج را با ضریب تبیین در حدود ۹۷/۲٪ به‌دست آوردند.

میکائیلی و صمدیان فرد (۱۴۰۲) کاربرد مدل‌های درختی و مبتنی بر کرنل را در تعیین تبخیر- تعرق مرجع روزانه در دو منطقه مرطوب و خشک ایران مورد بررسی قرار داده و چنین گزارش کردند که مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان و مدل درختی M5P قابلیت مناسبی در مقایسه با برخی از معادلات تجربی در تعیین ET_0 دارا هست.

^۳ -Artificial neural network

^۴ -Machine learning

^۱ -Reference evapotranspiration

^۲ -FAO- Penman- Monteith

ضریب تعیین ۰/۹۹۲، در مراحل آزمایش، دقیق‌ترین تخمین‌ها را در برآورد ET_0 داشته است.

در این پژوهش روش استاندارد فائو-پنمن-مانتیت برای محاسبه تبخیر-تعرق گیاه مرجع به‌عنوان روش مبنا در نظر گرفته شد. هدف پژوهش حاضر بررسی قابلیت مدل پرسپترون چند لایه در حالت منفرد و به‌صورت ترکیبی با گرادیان نزولی تصادفی در برآورد مقادیر تبخیر-تعرق مرجع روزانه در سه شهر با اقلیم‌های مختلف (شیراز و گرگان و کیش) است. در خصوص انتخاب مدل‌های MLP و SGD-MLP می‌توان چنین مطرح نمود که یکی از دلایل محتمل در انتخاب MLP، توانایی این مدل در شناسایی و یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی در مجموعه داده‌های بزرگ و پیچیده است. شبکه‌های عصبی چندلایه با قابلیت‌های فراگیری خود، می‌توانند الگوهای پنهان و عوامل تأثیرگذار متعدد را در داده‌ها تشخیص دهند که این ویژگی برای مسائلی که شامل عوامل متغیر و تعاملات پیچیده هستند، می‌تواند بسیار ارزشمند باشد. به‌علاوه، MLP به دلیل ساختار نسبتاً ساده‌اش، پیاده‌سازی و تنظیم آن در مقایسه با روش‌های پیچیده‌تر مانند یادگیری عمیق، زمان و منابع کمتری نیاز دارد. همچنین، اهمیت روش بهینه‌سازی نزولی تصادفی در بهبود نتایج غیرقابل انکار است. این روش بهینه‌سازی به دلیل توانایی در بهبود کارایی زمانی و محاسباتی، به‌ویژه در مسائل با داده‌های عظیم و یا زمانی که منابع محاسباتی محدود هستند، بسیار محبوب است. روش SGD برای تطبیق سریع و مؤثر وزن‌ها در شبکه‌های عصبی طراحی شده و به تسریع در همگرایی و کاهش ریسک افتادن در کمینه‌های محلی کمک شایانی می‌کند؛ بنابراین، در مطالعاتی که نیاز به انجام محاسبات زیاد و با سرعت بالا دارند، انتخاب این روش می‌تواند کاملاً منطقی باشد.

جانسون و ژانگ (۲۰۱۳) در مطالعه‌ای به تسریع گرادیان نزولی تصادفی با استفاده از کاهش واریانس پیش‌بینی‌کننده پرداختند. ارزیابی نتایج این بررسی نشان داد که مدل گرادیان نزولی تصادفی با سهولت برای مسائل پیچیده مانند برخی از مشکلات پیش‌بینی ساخت‌یافته و یادگیری شبکه‌های عصبی قابل استفاده است.

سوباسی و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیقی به پیش‌بینی نفوذپذیری مخازن نفتی با استفاده از رگرسیون گرادیان تصادفی پرداختند و درنهایت پس از مقایسه مدل‌ها مشخص شد که مدل گرادیان تصادفی عملکرد کلی بهتری نسبت به مدل‌های دیگر داشته است.

محمد و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیقی به پیش‌بینی بهره‌وری یک تقطیرکننده خورشیدی بهبود یافته با صفحه جاذب شیب‌دار با استفاده از گرادیان نزولی تصادفی در شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. ارزیابی نتایج این بررسی نشان داد که مدل گرادیان نزولی تصادفی ترکیب‌شده با ANN با داشتن ضریب تغییرات ۰/۰۸۲۲ عملکرد مناسبی را در برآورد بهره‌وری داشته است. واز و همکاران (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای به برآورد تبخیر-تعرق در پرتقال با استفاده از مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی ترکیب‌شده با الگوریتم‌های حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت (LSTM)، واحد بازگشتی دروازه‌ای (GRU)^۱، شبکه عصبی بازگشتی (RNN)^۲ پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل‌های ترکیبی با داشتن ضریب تبیین ۰/۹۷ عملکرد مناسبی را در برآورد تبخیر-تعرق داشتند. همچنین طالبی و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیقی به تخمین تبخیر-تعرق مرجع روزانه با داده‌های تصاویر ماهواره‌ای و الگوریتم بهینه‌سازی مجموعه گرادیان نزولی تصادفی با پرسپترون چندلایه بین سال‌های ۲۰۲۱-۲۰۰۳ در ایران پرداختند. مدل ترکیبی در همه موارد عملکرد بهتری نسبت به پرسپترون چندلایه منفرد داشت. در نهایت، پرسپترون چندلایه آموزش‌دیده با گرادیان یادگیری تصادفی با داشتن

^۳ -Recurrent neural network

^۱ -Long short-term memory

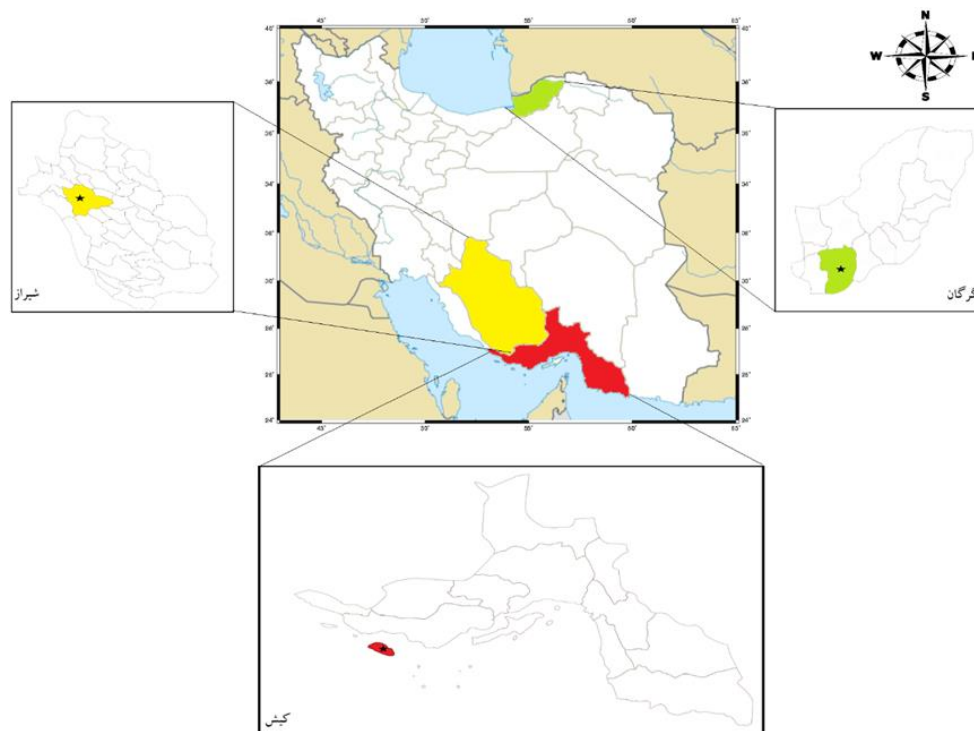
^۲ -Gateway return unit

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه برای بررسی و برآورد مقادیر تبخیر- تعرق مرجع در مقیاس روزانه، داده‌های هواشناسی سه ایستگاه سینوپتیک شیراز، گرگان و کیش به ترتیب واقع در استان‌های فارس، گلستان و هرمزگان مورد استفاده قرار گرفت. ایستگاه‌های مذکور بر اساس تنوع اقلیمی و قابلیت نمایندگی از شرایط متفاوت محیطی انتخاب شده‌اند. این انتخاب به‌گونه‌ای صورت گرفته است که هر یک از ایستگاه‌ها نماینده یکی از انواع اقلیم‌های اصلی ایران باشند. بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی کوپن، ایستگاه گرگان در اقلیم نیمه‌حاره‌ای مرطوب، ایستگاه شیراز در اقلیم نیمه‌خشک و ایستگاه کیش در منطقه بیابانی قرار دارد. این تنوع اقلیمی اطمینان می‌دهد که عملکرد مدل‌های مورد بررسی در شرایط مختلف آب‌وهوایی مورد ارزیابی قرار گیرد و نتایج حاصل از تحقیق قابل تعمیم به سایر مناطق با شرایط مشابه باشند. انتخاب ایستگاه کیش به‌ویژه به دلیل موقعیت جغرافیایی خاص این منطقه در خلیج فارس و شرایط اقلیمی منحصر به فرد آن صورت گرفته است. علیرغم اینکه بیشتر مناطق این جزیره از لحاظ اقلیمی در گروه بیابانی قرار

می‌گیرند، اما توسعه‌های اخیر در زمینه کشاورزی گلخانه‌ای و مدیریت هوشمند آب، این منطقه را به یکی از نقاط مهم در بهره‌برداری بهینه از منابع آب تبدیل کرده است. اهمیت تعیین تبخیر-تعرق مرجع در این منطقه حتی در مواردی مانند کشت چمن در فضای سبز شهری نیز ضروری است. در واقع، تعیین دقیق نیاز آبی گیاه مرجع برای برنامه‌ریزی صحیح آبیاری و مدیریت فضای سبز در کیش امری ضروری و حیاتی محسوب می‌شود. این امر به‌خصوص در شرایطی که رطوبت نسبی بالا، دماهای گرم و بادهای غالب دریایی تأثیر مستقیمی بر الگوی تبخیر-تعرق دارند، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند؛ بنابراین، ارزیابی مدل‌های تخمین تبخیر-تعرق در این ایستگاه از اهمیت بالایی برخوردار است. همچنین، انتخاب ایستگاه‌های گرگان و شیراز به‌ترتیب به‌عنوان نماینده اقلیم نیمه‌حاره‌ای مرطوب و نیمه‌خشک، امکان مقایسه عملکرد مدل‌ها در شرایط اقلیمی متنوع را فراهم می‌کند. این انتخاب‌ها با هدف دستیابی به نتایج کاربردی و قابل تعمیم در مناطق با شرایط اقلیمی متفاوت صورت گرفته است. شکل (۱) موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه

متغیرهای مورد استفاده

دو متری (U_2)، رطوبت نسبی متوسط (RH_{ave})، رطوبت نسبی حداقل (RH_{min}) و رطوبت نسبی حداکثر (RH_{max}) به عنوان پارامترهای ورودی و تبخیر-تعرق مرجع (ET_0) به عنوان پارامتر خروجی است. همچنین ۷۰٪ داده‌ها برای مرحله آموزش مدل‌ها و ۳۰٪ داده‌ها به‌طور تصادفی برای مرحله آزمون استفاده شد.

جدول (۱) مشخصات و متغیرهای آماری روزانه داده‌های مورد استفاده در طی دوره آماری (۱۳۷۹-۱۴۰۲) را نشان می‌دهد. این متغیرها شامل دمای متوسط (T_{ave})، دمای حداقل (T_{min})، دمای حداکثر (T_{max})، متوسط دمای خاک (T_{soil})، ساعات آفتابی (SSH)، سرعت باد در ارتفاع

جدول ۱- برخی شاخص‌های آماری داده‌های استفاده

ایستگاه	پارامتر واحد	T_{ave} °C	T_{min} °C	T_{max} °C	T_{soil} °C	SSH hour	U_2 m/s	RH_{ave} %	RH_{min} %	RH_{max} %	ET_0 mm/day
کیش	حداقل	11.9	10.2	12.4	1.3	1.5	0.3	24.13	7	32	0.2
	حداکثر	38.7	34.2	46.2	34	12.7	18	96	93	100	21
	میانگین	28.03	24.17	31.89	21.18	8.91	3.93	66.18	47.03	83.31	7.56
	انحراف از معیار	5.46	5.22	5.88	6.12	2.36	1.79	10.4	13.13	10.55	2.9
گرگان	حداقل	1.2	-2.6	2.6	-11	1.1	0.1	24.38	7	46	0.15
	حداکثر	33.8	13.35	46.3	29	13.9	13.25	99.5	98	100	16.7
	میانگین	19.03	28.6	24.72	11.14	6.43	2.5	74.21	52.78	90.12	4.06
	انحراف از معیار	7.97	7.8	8.9	8.19	4.2	1.34	10.97	16.92	7.13	3
شیراز	مینیمم	1.3	-5.2	4	-11	1.3	0.2	6.63	1	11	0.18
	ماکزیمم	35.3	29.2	43.4	25	13.3	13.5	99.25	98	57.35	20.1
	میانگین	19.71	11.55	27.87	6.92	9.36	1.8	33.36	18.66	100	7.11
	انحراف از معیار	7.85	7.24	8.85	7.08	2.91	1.02	18.47	14.7	21.51	4.22

فائو- پنمن- مانیتث

فشار بخار ($kPa \cdot ^\circ C^{-1}$)، γ ← ضریب سایکرومتری
 R_H ، ($kPa \cdot ^\circ C^{-1}$) ← رطوبت نسبی (%)

پارامترهای ورودی مدل‌ها

در پژوهش حاضر امکان‌سنجی استفاده از پارامترهای هواشناسی دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی در ترکیب‌های مختلف به‌منظور تخمین تبخیر-تعرق گیاه مرجع مدنظر قرار گرفت. نحوه انتخاب ترکیبات مختلف ورودی، بر اساس ضریب همبستگی پیرسون بوده به‌طوری‌که ترکیب اول کمترین همبستگی و ترکیب آخر بیش‌ترین همبستگی را نسبت به ET_0 داشته‌اند. جدول (۲) ترکیبات ورودی مختلف جهت برآورد مقادیر تبخیر-تعرق گیاه مرجع را نشان می‌دهد.

آلن و همکاران (۱۹۹۸) رابطه (۱) را که به‌نام رابطه فائو- پنمن- مانیتث معروف است، به‌عنوان دقیق‌ترین روش برآورد نیاز آبی گیاه را ارائه نمودند. در پژوهش حاضر مقادیر تبخیر-تعرق گیاه مرجع با این روش و با استفاده رابطه زیر محاسبه شد:

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{mean} + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (1)$$

که در آن: ET_0 ← تبخیر تعرق گیاه مرجع ($mm \cdot day^{-1}$)،
 R_n ← تابش خالص در سطح پوشش گیاهی ($MJ \cdot m^{-2} \cdot day^{-1}$)،
 G ← شار گرما به داخل خاک ($MJ \cdot m^{-2} \cdot day^{-1}$)،
 T ← دمای هوا ($^\circ C$)، u_2 ← سرعت باد در ارتفاع دو متری از سطح زمین ($m \cdot s^{-1}$)،
 e_a ← فشار بخار واقعی (kPa)،
 e_s ← فشار بخار اشباع (kPa)، Δ ← شیب منحنی

جدول ۲- ترکیبات ورودی مختلف مدل‌ها

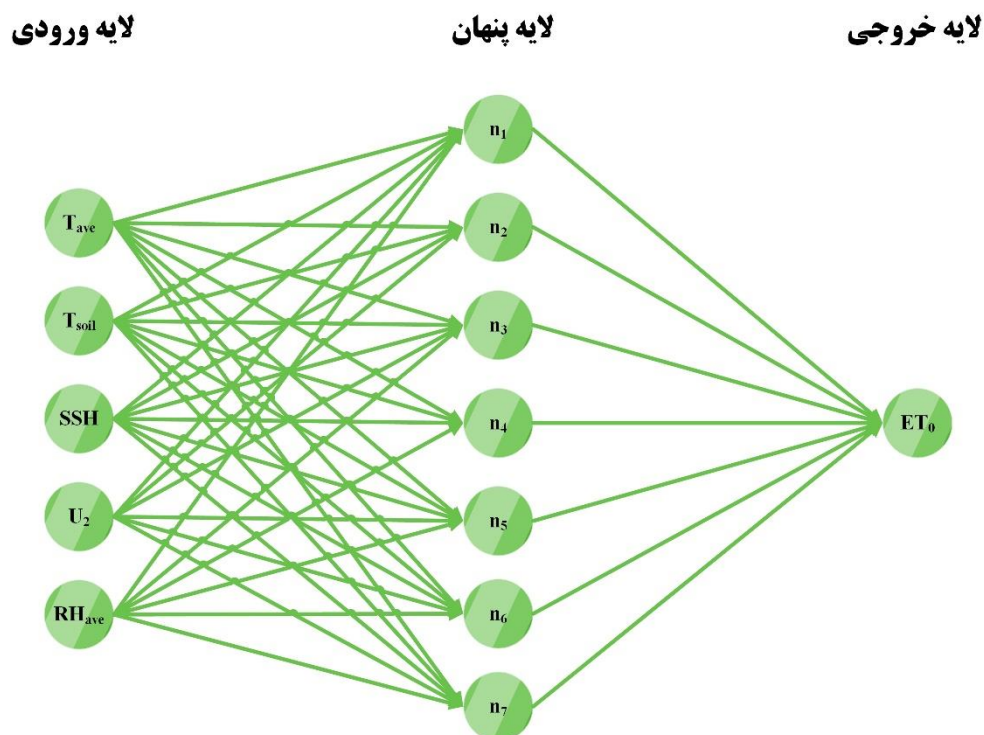
سناریو	پارامترهای ورودی	خروجی
1	$T_{ave}-T_{min}-T_{max}$	ET_0
2	$T_{ave}-T_{min}-T_{max}$ T_{soil}	ET_0
3	$T_{ave}-T_{min}-T_{max}$ T_{soil} SSH	ET_0
4	$T_{ave}-T_{min}-T_{max}$ T_{soil} SSH U_2	ET_0
5	$T_{ave}-T_{min}-T_{max}$ T_{soil} SSH U_2 $RH_{ave}-RH_{min}-RH_{max}$	ET_0

مدل پرسپترون چندلایه

پرسپترون چندلایه (MLP^1) نوعی شبکه عصبی مصنوعی است که پایه و اساس بسیاری از سامانه‌های یادگیری عمیق را تشکیل می‌دهد (پاپسکو و همکاران ۲۰۰۹). این لایه از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. هر لایه متشکل از گره‌هایی است که اغلب نورون نامیده می‌شوند که با هر گره در لایه بعدی به هم مرتبط هستند و آن را به یک شبکه کاملاً متصل تبدیل می‌کنند. وظیفه اصلی لایه ورودی دریافت ورودی‌های مختلف است که متعاقباً از طریق لایه های پنهان که در آن محاسبات و یادگیری واقعی انجام می‌شود، پردازش می‌شوند. لایه خروجی برآورد یا طبقه‌بندی نهایی را ارائه می‌دهد. فرآیند یادگیری یک MLP شامل روشی به نام پس‌انتشار است که یک الگوریتم یادگیری نظارت شده است (درایرج و رواسی ۲۰۱۵). در حین

آموزش، شبکه بر اساس داده‌های ورودی برآورد می‌کند و تفاوت بین خروجی برآورد شده و خروجی هدف واقعی به عنوان خطا محاسبه می‌شود. سپس این خطا در شبکه، از لایه خروجی به لایه ورودی منتشر می‌شود. در این فرآیند وزن اتصالات برای کاهش خطا تنظیم می‌شود. این تنظیم به طور مکرر در بسیاری از دوره‌ها انجام می‌شود، هر بار با هدف بهبود دقت مدل. استفاده از توابع فعال‌سازی غیرخطی، مانند واحد خطی اصلاح شده (ReLU)، سیگموئید، یا مماس هذلولی، MLP را قادر می‌سازد تا الگوها و روابط پیچیده درون داده‌ها را ضبط و مدل‌سازی کند. این توابع فعال‌سازی غیرخطی بودن را به مدل وارد می‌کنند و به آن اجازه می‌دهند تا مسائل پیچیده‌تری را نسبت به مدل‌های خطی حل کند (دوبی و همکاران ۲۰۲۲). شکل (۲) نمایی کلی از یک شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

¹ - Multilayer Perceptron



شکل ۲- نمای کلی از یک شبکه عصبی مصنوعی

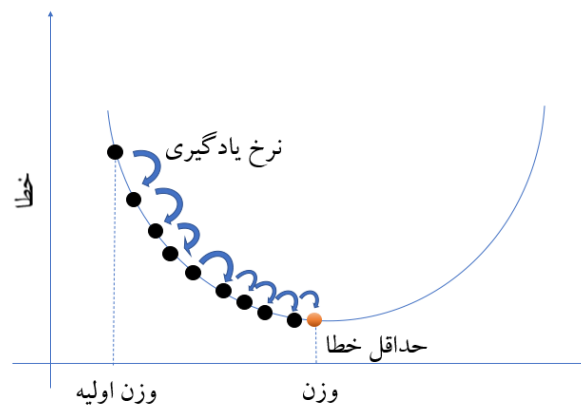
که با مجموعه داده‌های بزرگ سروکار داریم. تصادفی بودن در انتخاب نقاط داده منفرد به الگوریتم کمک می‌کند تا از حداقل‌های محلی فرار کند و آن را در یافتن حداقل مقدار جهانی مؤثرتر کند (شی و همکاران ۲۰۲۲).

مکانیسم کار SGD شامل چندین مرحله کلیدی است. در ابتدا، پارامترهای مدل، معمولاً با مقادیر تصادفی کوچک مقداردهی اولیه می‌شوند. در هر تکرار، یک نقطه داده به‌طور تصادفی انتخاب‌شده از مجموعه آموزشی برای محاسبه گرادیان تابع هزینه با توجه به پارامترهای مدل استفاده می‌شود. این گرادیان نشان‌دهنده جهتی است که پارامترها باید در آن تنظیم شوند تا هزینه کاهش یابد. یکی از مزیت‌های اصلی SGD کارایی آن در مدیریت داده‌های بزرگ مقیاس و ابعاد بالا است که در وظایف یادگیری ماشین مدرن رایج است (شی و همکاران ۲۰۲۲). شکل (۳) یک نمای کلی از مدل گرادیان نزولی تصادفی را نشان می‌دهد.

مدل گرادیان نزولی تصادفی

گرادیان نزولی تصادفی (SGD)^۱ یک الگوریتم بهینه‌سازی اساسی است که به‌طور گسترده در یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای آموزش طیف گسترده‌ای از مدل‌ها از جمله شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. هدف اصلی SGD به حداقل رساندن تابع هزینه است که تفاوت بین خروجی برآورد شده و خروجی هدف واقعی را با تنظیم مکرر پارامترهای مدل اندازه‌گیری می‌کند (بونابل ۲۰۱۳). برخلاف گرادیان نزولی سنتی که گرادیان را با استفاده از کل مجموعه داده محاسبه می‌کند، SGD پارامترهای مدل را با استفاده از تنها یک نقطه داده یا دسته کوچکی از داده‌ها در هر تکرار به‌روزرسانی می‌کند. این رویکرد به‌طور قابل توجهی بار محاسباتی را کاهش می‌دهد و امکان همگرایی سریع‌تر را فراهم می‌کند، به‌ویژه هنگامی

^۱ -Stochastic Gradient Descent



شکل ۳- نمای کلی از گرادیان نزولی تصادفی

همچنین مقادیر نزدیک به صفر RMSE نشان‌دهنده تطابق خوب بین مقادیر مشاهداتی و برآورد شده هست. علاوه بر این، مطابق توصیه‌های موریاسی و همکاران (۲۰۰۷)، مقدار یک برای NS ایده آل بوده و مقادیر بین صفر تا یک قابل قبول هست.

نتایج و بحث

به منظور امکان‌سنجی استفاده از ترکیب متغیرهای هواشناسی مختلف در برآورد مقادیر تبخیر و تعرق گیاه مرجع، پنج سناریو مختلف تعریف شد. سپس محاسبات واسنجی بر روی ۷۰٪ از داده‌ها و محاسبات صحت‌سنجی بر روی ۳۰٪ از داده‌های باقیمانده با استفاده از نرم‌افزار RapidMiner Studio نسخه ۱۰/۲ انجام شد. برآورد مقادیر تبخیر و تعرق با استفاده از مدل‌های MLP و MLP-SGD انجام شد و دقت روش‌های یادشده در مرحله صحت‌سنجی بر اساس معیارهای آماری (روابط ۲ تا ۵) محاسبه شده و در جدول ۳ ارائه شده است.

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد استفاده با ضریب همبستگی (R)^۱، جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$)^۲، ضریب نش-ساتکلیف (NS)^۳ و شاخص توافق ویلموت (WI)^۴ با استفاده از روابط (۲) تا (۵) بررسی شده است.

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (3)$$

$$NS = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \right] \quad (4)$$

$$WI = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{P}|)^2} \right] \quad (5)$$

که در آن‌ها: O_i و P_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و برآورد شده و N تعداد مشاهدات است. با توجه به توصیه‌های موریاسی و همکاران (۲۰۰۷)، R نزدیک به یک نشان‌دهنده رابطه خطی مثبت و ۱- نشان‌دهنده رابطه معکوس است.

^۳ -Nash-Sutcliffe Coefficient
^۴ -Willmott index of Agreement

^۱ -Correlation Coefficient
^۲ -Root Mean Squared Error

جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل‌های مورد مطالعه در ایستگاه‌های کیش، گرگان و شیراز

ایستگاه	مدل	معیارهای ارزیابی			
		R	RMSE (mm/day)	NS	WI
کیش	MLP-1	0.57	2.43	0.33	0.69
	MLP-2	0.59	2.41	0.33	0.71
	MLP-3	0.63	2.30	0.39	0.75
	MLP-4	0.67	2.21	0.44	0.75
	MLP-5	0.73	2.15	0.47	0.79
	MLP-SGD-1	0.65	2.37	0.36	0.64
	MLP-SGD-2	0.66	2.32	0.39	0.67
	MLP-SGD-3	0.71	2.27	0.41	0.68
	MLP-SGD-4	0.77	2.17	0.46	0.71
	MLP-SGD-5	0.80	1.94	0.57	0.81
گرگان	MLP-1	0.85	1.68	0.71	0.91
	MLP-2	0.85	1.64	0.72	0.91
	MLP-3	0.86	1.62	0.73	0.91
	MLP-4	0.87	1.58	0.74	0.92
	MLP-5	0.88	1.51	0.77	0.93
	MLP-SGD-1	0.91	1.53	0.76	0.92
	MLP-SGD-2	0.91	1.31	0.83	0.95
	MLP-SGD-3	0.92	1.25	0.84	0.96
	MLP-SGD-4	0.92	1.24	0.84	0.96
	MLP-SGD-5	0.92	1.20	0.85	0.96
شیراز	MLP-1	0.90	1.97	0.79	0.94
	MLP-2	0.90	1.93	0.80	0.94
	MLP-3	0.91	1.86	0.82	0.95
	MLP-4	0.92	1.78	0.83	0.95
	MLP-5	0.92	1.72	0.84	0.96
	MLP-SGD-1	0.96	1.93	0.80	0.94
	MLP-SGD-2	0.96	1.70	0.85	0.95
	MLP-SGD-3	0.96	1.23	0.92	0.98
	MLP-SGD-4	0.98	1.22	0.92	0.98
	MLP-SGD-5	0.98	1.04	0.94	0.98

مقدار خطا در حدود ۰/۱۱ میلی‌متر در روز و افزایش ضریب همبستگی به مقدار ۰/۰۴ شده است. برای سناریو چهارم، معیارهای R و NS به مقدار جزئی افزایش یافته و معیار خطا نیز در حدود ۰/۰۹ میلی‌متر در روز کاهش یافت. در سناریو پنجم نیز بررسی تمام معیارها نشان از بهبود دقت برآورد نسبت به سایر سناریوها است، به‌طوری‌که معیارهای ضریب همبستگی، شاخص نش‌ساتکلیف و ویلموت به‌ترتیب به میزان ۰/۰۶، ۰/۰۳ و ۰/۰۴ افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود ۰/۰۶ میلی‌متر در روز کاهش یافت.

مقایسه سناریوهای مختلف برای مدل MLP در ایستگاه کیش نشان می‌دهد که سناریو اول با داشتن $R=0.57$ ، $RMSE=2.43$ mm/day، $NS=0.33$ و $WI=0.69$ عملکرد ضعیفی را نسبت به سایر سناریوها داشته است. در سناریو دوم معیارها بهبود جزئی را نسبت به سناریو اول نشان دادند، به‌طوری‌که معیارهای R و WI به مقدار ۰/۰۲ افزایش یافته، معیار خطای RMSE در حدود ۰/۰۲ میلی‌متر در روز کاهش یافته و معیار NS نیز بدون تغییر باقی ماند. در سناریو سوم، افزوده شدن پارامتر ساعات آفتابی به تعداد ورودی‌های مدل، سبب کاهش قابل‌ملاحظه

برای مدل ترکیبی در این ایستگاه نیز بررسی سناریوهای مختلف نشان می‌دهد که اولین سناریو با داشتن $NS=0/36$, $RMSE=2/37$ mm/day, $R=0/65$ و $WI=0/64$ دقت کمتری را نسبت به سایر سناریوهای مدل MLP-SGD داشته است. همچنین مقایسه سناریو اول و دوم نشان می‌دهد که در سناریو دوم مقدار معیارهای ضریب همبستگی، شاخص نش‌ساتکلیف و ویلموت به ترتیب به میزان $1/53$ ، 8 و $4/58$ درصد افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود $2/13$ درصد کاهش یافت. سناریو سوم نیز دقت بالاتری را نسبت به سناریو دوم داشته به‌طوری‌که مقدار خطا در حدود $2/18$ درصد در سناریو سوم کاهش یافت. در سناریو چهارم تمامی شاخص‌ها بهبود قابل توجهی را نسبت به سناریو قبلی نشان می‌دهند، به‌طوری‌که شاخص‌های ضریب همبستگی، شاخص نش‌ساتکلیف و ویلموت به ترتیب به میزان $0/11$ ، $11/49$ و $4/32$ درصد افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود $2/17$ درصد کاهش یافت. در نهایت سناریو آخر با داشتن $NS=0/57$, $RMSE=1/94$ mm/day, $R=0/8$ و $WI=0/81$ بالاترین دقت را نسبت به تمام سناریوها در هر دو مدل منفرد و ترکیبی داشته است.

در ایستگاه گرگان مقایسه سناریوهای مختلف برای مدل MLP نشان می‌دهد که سناریو اول با داشتن $NS=0/71$, $RMSE=1/68$ mm/day, $R=0/85$ و $WI=0/91$ عملکرد پایین‌تری را نسبت به سایر سناریوها داشته است. در سناریو دوم معیارها بهبود جزئی را نسبت به سناریو اول نشان دادند، به‌طوری‌که معیار NS به مقدار $0/01$ افزایش یافته، معیار خطای $RMSE$ در حدود $0/04$ میلی‌متر در روز کاهش یافته و معیارهای R و WI نیز بدون تغییر باقی ماند. در سناریو سوم، افزوده شدن پارامتر ساعات آفتابی به تعداد ورودی‌های مدل، سبب کاهش مقدار خطا در حدود $0/02$ میلی‌متر در روز و افزایش ضریب همبستگی و شاخص نش‌ساتکلیف به مقدار $0/01$ شده است. برای سناریو چهارم، معیار خطا نیز در حدود $0/04$ میلی‌متر در روز کاهش یافته و سایر معیارها در حدود $0/01$ افزایش

یافت. در سناریو پنجم نیز بررسی تمام معیارها نشان از بهبود دقت برآورد نسبت به سایر سناریوها هست، به‌طوری‌که معیارهای ضریب همبستگی، شاخص نش‌ساتکلیف و ویلموت به ترتیب به میزان $0/01$ ، $0/03$ و $0/01$ افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود $0/07$ میلی‌متر در روز کاهش یافت.

برای مدل ترکیبی نیز بررسی سناریوهای مختلف نشان می‌دهد که اولین سناریو با داشتن $R=0/91$, $RMSE=1/53$ mm/day, $NS=0/76$ و $WI=0/92$ دقت کمتری را نسبت به سایر سناریوهای مدل MLP-SGD داشته است. همچنین، مقایسه سناریو اول و دوم نشان می‌دهد که در سناریو دوم مقدار معیارهای شاخص نش‌ساتکلیف و ویلموت به ترتیب به میزان $8/81$ و $3/21$ درصد افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود $15/49$ درصد کاهش یافت. سناریو سوم نیز دقت بالاتری را نسبت به سناریو دوم داشته به‌طوری‌که مقدار خطا در حدود $4/69$ درصد در سناریو سوم کاهش یافت. در سناریو چهارم تمامی شاخص‌ها بهبود قابل توجهی را نسبت به سناریو قبلی نشان می‌دهند، به‌طوری‌که شاخص‌های ضریب همبستگی، شاخص نش‌ساتکلیف و ویلموت بدون تغییر باقی ماندند و جذر میانگین مربعات خطا به مقدار جزئی کاهش یافت. در نهایت سناریو آخر با داشتن $R=0/92$, $RMSE=1/2$ mm/day, $NS=0/85$ و $WI=0/96$ بالاترین دقت را نسبت به تمام سناریوها در هر دو مدل منفرد و ترکیبی داشته است.

در ایستگاه شیراز سناریو اول با داشتن $R=0/9$, $RMSE=1/97$ mm/day, $NS=0/79$ و $WI=0/94$ عملکرد پایینی نسبت به سایر سناریوها داشته است. در سناریو دوم معیارهای NS به مقدار $0/01$ افزایش یافته، معیار خطای $RMSE$ در حدود $0/04$ میلی‌متر در روز کاهش یافته و باقی معیارها نیز بدون تغییر باقی ماندند. در سناریو سوم، افزوده شدن پارامتر ساعات آفتابی به تعداد ورودی‌های مدل، سبب کاهش مقدار خطا در حدود $0/07$ میلی‌متر در روز و افزایش مقدار معیارهای ضریب همبستگی، شاخص

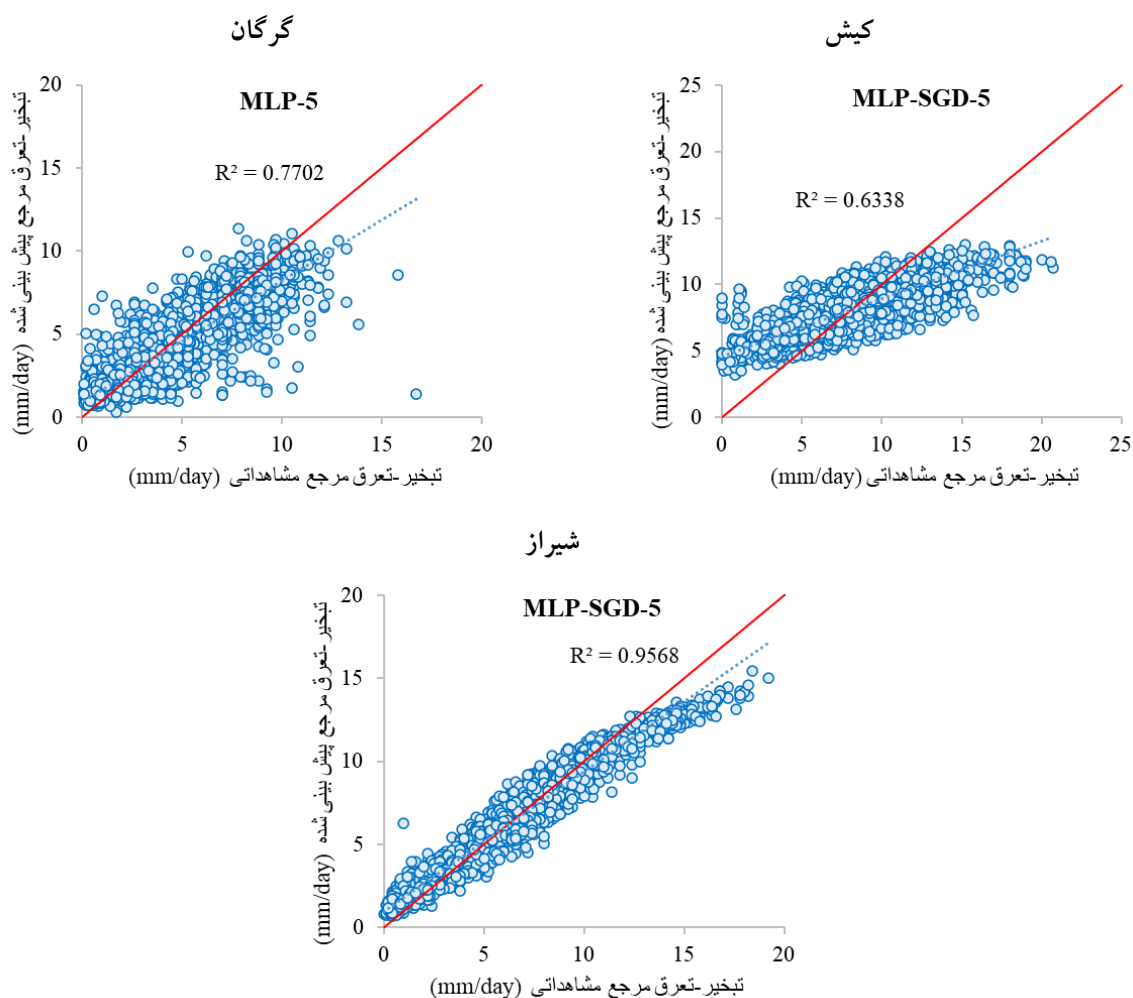
نش-ساتکلیف و ویلموت به ترتیب به میزان ۰/۰۱، ۰/۰۲ و ۰/۰۱ شده است. برای سناریو چهارم، معیارهای R و NS به مقدار جزئی افزایش یافته و معیار خطا نیز در حدود ۰/۰۸ میلی متر در روز کاهش یافت. در سناریو پنجم نیز بررسی معیارها نشان از بهبود دقت برآورد نسبت به سایر سناریوها است، به طوری که معیارهای شاخص نش-ساتکلیف و ویلموت به میزان ۰/۰۱ افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود ۰/۰۶ mm/day میلی متر در روز کاهش یافت.

برای مدل ترکیبی نیز بررسی سناریوهای مختلف نشان می دهد که اولین سناریو با داشتن $R=0/96$ ، $RMSE=1/93$ mm/day، $NS=0/8$ و $WI=0/94$ دقت کمتری را نسبت به سایر سناریوهای مدل MLP-SGD داشته است. همچنین مقایسه سناریو اول و دوم نشان می دهد که در سناریو دوم مقدار معیارهای شاخص نش-ساتکلیف و ویلموت به ترتیب به میزان ۶/۰۶ و ۱/۰۶ درصد افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود ۱۲/۶۷ درصد کاهش یافت. سناریو سوم نیز دقت بالاتری را نسبت به سناریو دوم داشته به طوری که مقدار خطا به مقدار قابل توجهی (در حدود ۳۲/۰۸ درصد) در سناریو سوم کاهش یافت. در سناریو چهارم نیز شاخص ضریب همبستگی به میزان ۲/۰۶ درصد افزایش یافته و جذر میانگین مربعات خطا در حدود یک درصد کاهش یافت. در نهایت سناریو آخر با داشتن $R=0/98$ ، $RMSE=1/04$ mm/day، $NS=0/94$ و $WI=0/98$ بالاترین دقت را نسبت به تمام سناریوها در هر دو مدل منفرد و ترکیبی داشته است.

با بررسی های به عمل آمده در خصوص هر سه ایستگاه مورد مطالعه می توان مطرح نمود که بدون تردید،

سناریو اول که تنها بر مبنای دما به عنوان پارامتر ورودی عمل می کند، می تواند به عنوان یک روش مؤثر برای برآورد تبخیر- تعرق با پذیرش یک خطای نسبتاً پایین به کار رود. این سناریو با استفاده از تنها پارامترهای دما، مزایای خاصی از جمله ساده سازی فرآیند برآورد و کاهش نیاز به داده های ورودی پیچیده تر را فراهم می آورد. به علاوه، استفاده از تنها یک پارامتر می تواند منجر به کاهش هزینه های عملیاتی، زمان پردازش و پیچیدگی های مربوط به جمع آوری داده ها شود. در واقع، این رویکرد به ویژه در مناطقی که داده های اقلیمی به دقت در دسترس نیستند، بسیار ارزشمند است؛ زیرا به محققان و کارشناسان اجازه می دهد که به سرعت و به آسانی تبخیر- تعرق را برآورد کنند. در نتیجه، با توجه به شرایط مختلف اقلیمی در ایستگاه های مختلف، پیاده سازی این سناریو می تواند به بهبود برآوردهای محیطی و کشاورزی کمک کند و در نتیجه به مدیریت بهینه منابع آب یاری رساند. این امر نه تنها به حفظ منابع آبی کمک می کند بلکه می تواند به برنامه ریزی بهتر و کارآمدتر در بخش کشاورزی کمک کند و به کشاورزان اجازه می دهد که با استفاده از اطلاعات دقیق تر، تصمیمات بهتری در مورد کشت و آبیاری بگیرند.

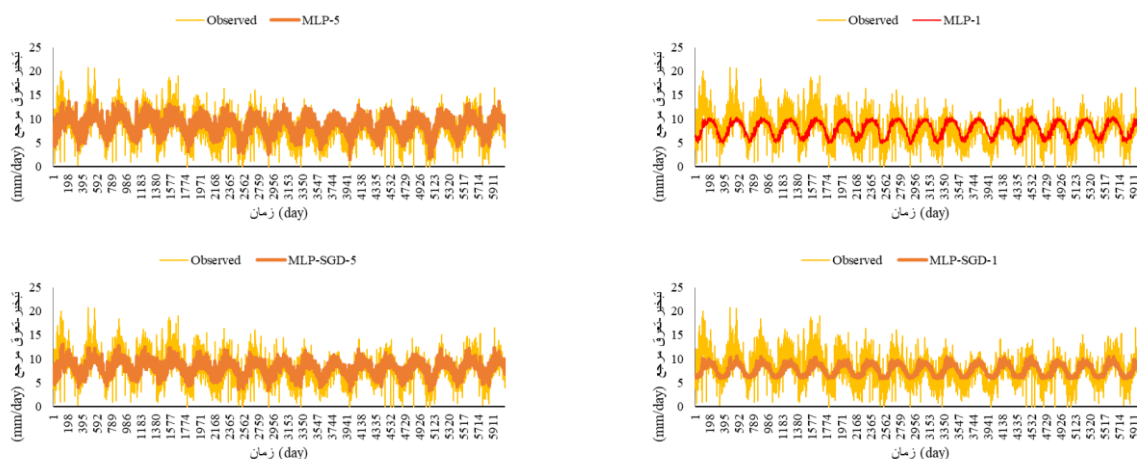
شکل ۴ نمودارهای پراکنش برای مدل پرسپترون چندلایه ترکیب شده با الگوریتم گرادیان نزولی تصادفی را در هر سه ایستگاه نشان می دهد. در تمام سناریوها خط قرمز رنگ نیمساز ربع اول بوده و هرچه نقاط داده به این خط نزدیک تر باشند، دقت آن مدل افزایش خواهد یافت. مقایسه سناریوها نشان می دهد که سناریو پنجم بیشترین دقت را داشته است.

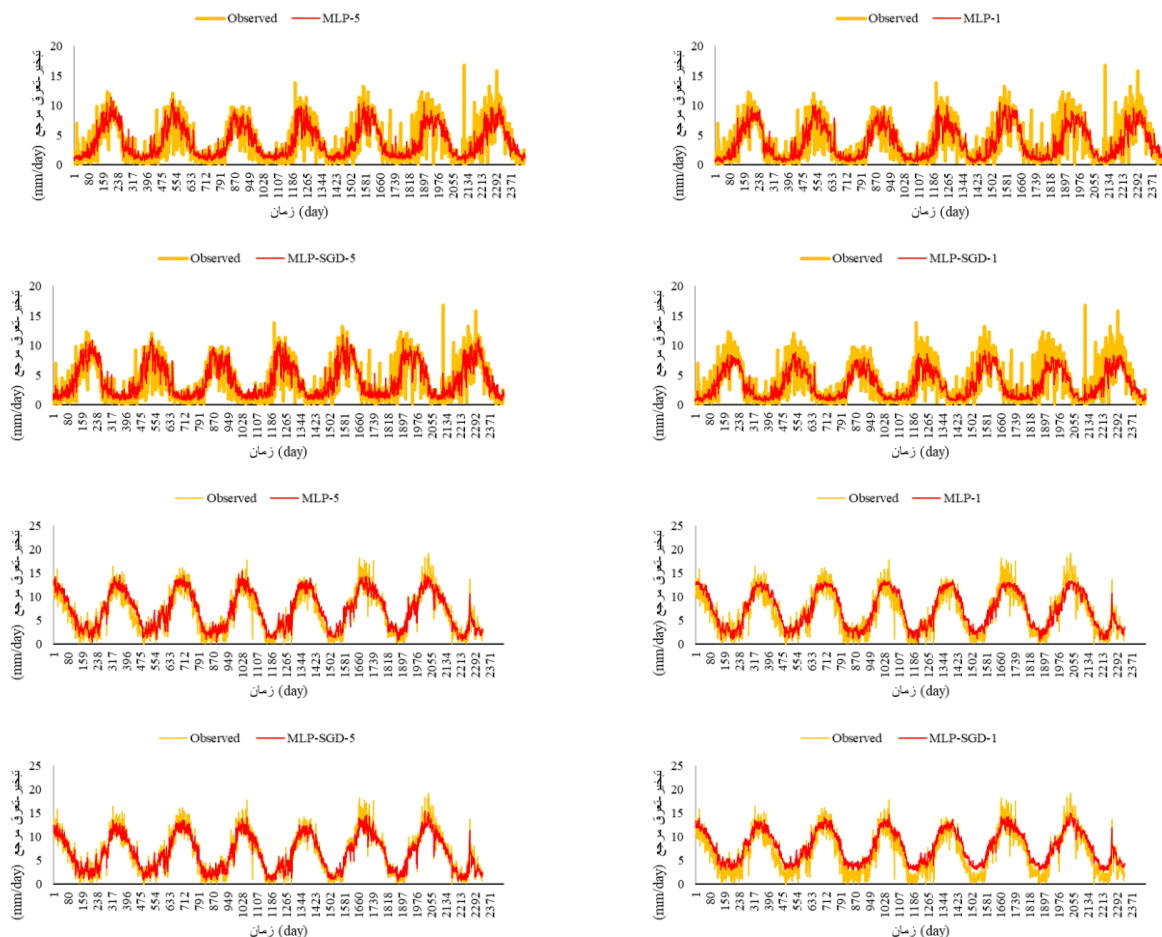


شکل ۴- نمودارهای پراکنش با بهترین عملکرد در هر سه ایستگاه مورد مطالعه

به‌طوری‌که مدل‌ها در آخرین سناریو با دقت مناسبی داده‌های مشاهده‌ای را برآورد کرده است.

همچنین شکل (۵) نمودارهای سری زمانی برای سناریوهای مختلف را نشان می‌دهد. مطابق نمودارها، در سناریو اول، مدل‌ها دارای کم‌برآوردی از ابتدای بازه تا انتهای آن بوده اما رفته‌رفته این کم‌برآوردی رفع شده،





شکل ۵- نمودارهای سری زمانی تبخیر- تعرق مرجع برای بهترین و ضعیف‌ترین عملکرد در ایستگاه‌های مورد مطالعه

کاهش یابد یا به شکل متفاوتی بروز کند. این جزیره همچنین از بادهای دریایی منظمی بهره می‌برد که می‌توانند به میزان زیادی بر فرآیندهای تبخیر و تعرق اثرگذار باشند، زیرا حرکت باد می‌تواند بخار آب را جابجا کند و تعادل رطوبت-دما را تغییر دهد. علاوه بر این، فعالیت‌های انسانی نیز ممکن است در کیش تفاوت‌هایی در نتایج به وجود آورند. توسعه سریع در زمینه‌های گردشگری و ساخت‌وساز در کیش منجر به تغییر کاربری زمین‌ها و ایجاد میکروکلیمای جدیدی شده است که می‌تواند تأثیر شگرفی بر داده‌های جمع‌آوری شده از تبخیر و تعرق داشته باشند. مثلاً، استفاده گسترده از سامانه‌های آبیاری مصنوعی در مناطق توسعه‌یافته ممکن است منجر به افزایش تبخیر-تعرق شود درحالی‌که در مناطق بکر و طبیعی این احتمال کمتر است. به نظر می‌رسد که این عوامل اقلیمی و انسانی می‌توانند توجیه‌کننده تفاوت‌های مشاهده‌شده باشند.

همچنین، علت تفاوت‌های مشاهده‌شده بین ترکیب‌های مختلف در ایستگاه کیش نسبت به ایستگاه‌های دیگر ممکن است به عوامل متعددی بستگی داشته باشد. ایستگاه کیش با توجه به موقعیت جغرافیایی خاص خود، یعنی واقع شدن در یک جزیره در خلیج فارس، دارای شرایط اقلیمی منحصربه‌فردی است که می‌تواند تأثیرات زیادی بر روی الگوهای تبخیر و تعرق داشته باشد. یکی از عوامل کلیدی در این زمینه، رطوبت نسبی بالای هوا در کیش به دلیل نزدیکی به دریا است. رطوبت بالا می‌تواند سرعت تبخیر را کاهش دهد و به نوبه خود تأثیر مستقیم بر نتایج مدل‌های پیش‌بینی تبخیر-تعرق بگذارد. عامل دیگر، دمای هوای بالای کیش است که به‌خصوص در فصل تابستان می‌تواند به شدت بر الگوهای تبخیری تأثیرگذار باشد. دماهای بالا معمولاً باعث افزایش سرعت تبخیر می‌شوند، اما در مناطقی با رطوبت بالای محیطی، این افزایش ممکن است

باوجود این، برای اطمینان از صحت این فرضیه‌ها و ارائه راهکارهای مناسب، لازم است که پژوهش بیشتری انجام گیرد. می‌توان از مطالعات میدانی، مدل‌سازی‌های اقلیمی خاص و تجزیه و تحلیل‌های آماری پیشرفته‌تر استفاده کرد تا به درک بهتری از این پدیده دست یافت. برای مثال، استفاده از مدل‌های منطقه‌ای که بتوانند به‌وضوح تأثیرات میکروکلیمایی را بر تبخیر و تعرق بررسی کنند، می‌تواند به تحلیل دقیق‌تری منجر شود. علاوه بر این، ارزیابی نتایج حاصل از این مطالعه با نتایج تحقیقات پیشین نشان می‌دهد که مدل‌های به کار برده شده در تحقیق حاضر دقت بالایی را در برآورد تبخیر- تعرق مرجع داشته‌اند. برای مثال، پناهی و همکاران (۲۰۱۶) در تحقیقی به برآورد تبخیر- تعرق مرجع در ایستگاه همدیدی تبریز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج مربوط به برآورد هفت‌روزه نشان داد که مدل شبکه عصبی MLP با داشتن RMSE برابر با ۳/۸۸ میلی‌متر در هفته دارای بیش‌ترین دقت نسبت به سایر مدل‌ها بوده است. صمدیان فرد و همکاران (۲۰۲۴) در تحقیقی به پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه در دو ایستگاه آستارا و اصفهان با روش‌های درختی، رگرسیون بردار پشتیبان و رگرسیون فرآیند گاوسی پرداختند. ارزیابی مدل‌های به کار رفته در ایستگاه آستارا نشان داد که سناریو پنجم مدل درختی با داشتن مقدار خطای ۱/۴۲ میلی‌متر در روز، بالاترین دقت را نسبت به سایر مدل‌ها داشتند. در ایستگاه اصفهان نیز سناریو هشتم مدل درختی با داشتن مقدار ۱/۸۶ میلی‌متر در روز، بهترین عملکرد را نسبت به سایر مدل‌ها داشتند.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، عملکرد دو روش مدل‌سازی شامل مدل پرسپترون چندلایه (MLP) و مدل ترکیبی پرسپترون چندلایه بهینه‌سازی شده با الگوریتم گرادیان نزولی تصادفی (SGD-MLP) در برآورد تبخیر- تعرق

مرجع روزانه در سه اقلیم متفاوت کشور (نیمه‌حاره‌ای مرطوب، نیمه‌خشک و بیابانی) مورد ارزیابی قرار گرفت. داده‌های هواشناسی روزانه در طول دوره ۲۳ ساله (۱۴۰۲-۱۳۷۹) در ایستگاه‌های کیش، گرگان و شیراز جمع‌آوری و تحت پنج سناریو مختلف ورودی قرار گرفتند. معیارهای آماری مختلفی نظیر ضریب همبستگی (R)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب نش-ساتکیلف (NSE) و شاخص توافق ویلموت (d) برای ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده شدند. نتایج حاصل نشان داد که در بین تمام سناریوها، سناریو پنجم که دارای کامل‌ترین مجموعه متغیرهای ورودی شامل دما، رطوبت، سرعت باد، ساعات آفتابی و دمای خاک بود، بهترین عملکرد را در هر دو مدل منفرد و ترکیبی داشته است. مقایسه مستقیم مدل‌ها نیز نشان داد که استفاده از روش بهینه‌سازی SGD در کنار MLP منجر به بهبود قابل توجه دقت مدل شده و خطای برآورد را کاهش داده است. به‌طوری‌که در ایستگاه شیراز، مدل ترکیبی با داشتن ضریب همبستگی ۰/۹۸ و RMSE معادل ۱/۰۴ میلی‌متر در روز، بهترین عملکرد را در بین تمام سناریوها و ایستگاه‌ها داشته است. در مجموع، نتایج این پژوهش نشان داد که مدل ترکیبی MLP-SGD عملکرد قابل قبولی در برآورد تبخیر- تعرق مرجع روزانه دارد و می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در برنامه‌ریزی مدیریت آب کشاورزی و بهینه‌سازی مصرف آب در شرایط اقلیمی متنوع کشور مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، این مطالعه اهمیت استفاده از متغیرهای اقلیمی گسترده و روش‌های بهینه‌سازی را در بهبود دقت مدل‌های مورد استفاده در محاسبات هیدرولوژیکی نشان داد.

تعارض منافع

در این مقاله تعارض منافی وجود ندارد و این مسئله مورد تأیید نویسندگان مقاله است.

فهرست منابع

۱. میکائیلی، فاطمه و صمدیان فرد، سعید، ۱۴۰۲. کاربرد مدل‌های درختی و مبتنی بر کرنل در تعیین تبخیر و تعرق مرجع روزانه در دو منطقه مرطوب و خشک ایران. نشریه دانش آب و خاک، ۳۳ (۲)، صص. ۳۵-۵۱.

DOI: 10.22034/WS.2021.45876.2415

2. Allen, R.G., Pereira L.S., Raes, D. and Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements. Irrigation and Drainage Paper no. 56, FAO, Rome, Italy.
3. Antonopoulos, V.Z. and Antonopoulos, A.V. 2017. Daily reference evapotranspiration estimates by artificial neural networks technique and empirical equations using limited input climate variables. Computers and Electronics in Agriculture, 132: pp.86-96. DOI:10.1016/j.compag.2016.11.011
4. Bonnabel, S. 2013. Stochastic gradient descent on Riemannian manifolds. IEEE Transactions on Automatic Control, 58(9):2217-2229. DOI:10.1109/TAC.2013.2254619
5. Cai, J., Liu, Y., Lei, T. and Pereira, L.S. 2007. Estimating reference evapotranspiration with the FAO Penman-Monteith equation using daily weather forecast messages. Agricultural and Forest Meteorology 145(1-2):pp. 22-35. DOI: 10.1016/j.agrformet.2007.04.012
6. Dubey, S.R., Singh, S.K. and Chaudhuri, B.B. 2022. Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark. Neurocomputing, 503: 92-108. DOI: 10.1016/j.neucom.2022.06.111
7. Durairaj, M. and Revathi, V. 2015. Prediction of heart disease using back propagation MLP algorithm. International Journal of Scientific and Technology Research, 4(8): pp.235-239. ISSN 2277-8616
8. Gibson, J., Holmes, T., Stadnyk, T., Birks, S., Eby, P. and Pietroniro, A. 2021. Isotopic constraints on water balance and evapotranspiration partitioning in gauged watersheds across Canada. Journal of Hydrology: Regional Studies, 37: 100878. DOI: 10.1016/j.ejrh.2021.100878
9. Hami, Kouchebagi, M., Nazemi, A., Sadraddini, A. and Delirhasannia, R. 2017. Calculation of the reference evapotranspiration based on the statistical analysis of air temperature (case study: Tabriz area). Water and Soil Science, 26(4.2), pp. 41-54.
10. Hu, Z., Bashir, R.N., Rehman, A.U., Iqbal, S.I., Shahid, M.M.A. and Xu, T. 2022. Machine learning based prediction of reference evapotranspiration (ET₀) using iot. IEEE Access, 10. DOI:10.1109/ACCESS.2022.3187528
11. Johnson, R. and Zhang, T. 2013. Accelerating stochastic gradient descent using predictive variance reduction. Advances in neural information processing systems 26, pp. 1-9.
12. Kazemi, M.H., Shiri, J., Marti, P. and Majnooni-Heris, A. 2020. Assessing temporal data partitioning scenarios for estimating reference evapotranspiration with machine learning techniques in arid regions. Journal of Hydrology, 590: 125252. DOI:10.1016/j.jhydrol.2020.125252
13. Luo, Y., Gao, P. and Mu, X. 2021. Influence of meteorological factors on the potential evapotranspiration in Yanhe River Basin, China. Water, 13(9): 1222. DOI: 10.3390/w13091222
14. Ma, L., Li, Y., Wu, P., Zhao, X., Chen, X. and Gao, X. 2020. Coupling evapotranspiration partitioning with water migration to identify the water consumption characteristics of wheat and maize in an intercropping system. Agricultural and Forest Meteorology, 290: 108034.

DOI: 10.1016/j.agrformet.2020.108034

15. Mohammed, S.A., Al-Haddad, L.A., Alawee, W.H., Dhahad, H.A., Jaber, A.A. and Al-Haddad, S.A. 2023. Forecasting the productivity of a solar distiller enhanced with an inclined absorber plate using stochastic gradient descent in artificial neural networks. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design*, 1-11. **DOI:10.1007/s41939-023-00309-y**
16. Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50: 885-900.
17. Panahi, S., Karbasi, M. and Nikbakht, J. 2016. Forecasting of reference evapotranspiration using MLP, RBF, and SVM neural networks. *Environment and Water Engineering*, 2(1), pp.51-63. **DOI: 10.29252/jwmr.9.18.157**
18. Pereira, L., Paredes, P. and Jovanovic, N. 2020. Soil water balance models for determining crop water and irrigation requirements and irrigation scheduling focusing on the FAO56 method and the dual Kc approach. *Agricultural water management*, 241: 106357.
19. Popescu, M.C., Balas, V.E., Perescu-Popescu, L. and Mastorakis, N. 2009. Multilayer perceptron and neural networks. *WSEAS transactions on circuits and systems*, 8(7), pp.579-588.
20. Samadianfard, S., Rousta, Z. and Sharafi, M. 2024. Prediction of daily reference evapotranspiration with M5P, Gaussian process regression and support vector regression methods. *Water and Soil Science*, 34(2), pp.156-176.
21. Shi, H., Yang, N., Tang, H. and Yang, X. 2022. Stochastic gradient descent with adaptive batch size for every parameter. *Mathematics*, 10(6): 863.
22. Subasi, A., El-Amin, M.F., Darwich, T and Dossary, M., 2022. Permeability prediction of petroleum reservoirs using stochastic gradient boosting regression. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp.1-10.
23. Tabari, H. and Hosseinzadeh, Talaee, P. 2013. Multilayer perceptron for reference evapotranspiration estimation in a semiarid region. *Neural Computing and Applications*, 23, pp. 341-348.
24. Talebi, H., Samadianfard, S. and Valizadeh, Kamran, K. 2023. Estimation of daily reference evapotranspiration implementing satellite image data and strategy of ensemble optimization algorithm of stochastic gradient descent with multilayer perceptron. *Environment, Development and Sustainability*: pp.1-23.
25. Vaz, P.J., Schütz, G., Guerrero, C. and Cardoso, P.J. 2022. Hybrid neural network based models for evapotranspiration prediction over limited weather parameters. *IEEE Access*, 11, pp. 963-976.