

Comparison of artificial intelligence models and experimental models in estimating reference evapotranspiration (Case study: Ramhormoz synoptic station)

Danial Khari¹ , Aslan Egdernezhad^{2*} , Niazali Ebrahimipak³ 

¹ M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran

² Assistant Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran

³ Associate Professor, Department of Irrigation and Soil Physics, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran

Abstract

Introduction

Water resources are strongly influenced by the hydrological cycle and the estimation of evapotranspiration as the main component of the hydrological cycle plays an important role in water resources management. This phenomenon is nonlinear and very difficult to estimate in the sense that there are many parameters involved in its estimation. There are many methods to estimate evapotranspiration none of which is free from problems. Some of these methods, such as Lysimeter, are costly and time-consuming, and others, such as empirical methods only have local value. Therefore, the application of a method which is able to model this phenomenon based on its entity and with minimum data seems necessary. In recent years, the use of artificial intelligence models to simulate various problems has become very popular. In terms of performance, artificial neural networks are very efficient models whose computational speed is completely independent of the mathematical complexity of the algorithms or the method used.

The purpose of this research is to compare artificial neural network models, neural network model optimized with genetic algorithm and experimental models in estimation of reference evaporation and transpiration using meteorological data in Ramhormoz synoptic station.

Materials and Methods

As mentioned above, the aim of this study was to compare the models of artificial neural network (ANN), artificial neural network optimized with genetic algorithm (ANN + GA) and experimental models (Hargreaves-Samani, Blaney-Criddle and Irmak) in estimating reference evapotranspiration compared to the results obtained from the Penman-Monteith FAO standard model by using Meteorological data in Ramhormoz synoptic station. For this purpose, meteorological parameters of Ramhormoz synoptic station were collected monthly during the years 2011 to 2018. This information includes: minimum temperature, maximum temperature, average temperature, wind speed at 2 meters, minimum relative humidity, maximum relative humidity and was sunny hours.

Artificial neural networks are simplified models of the working system of the human brain, which are not comparable to natural systems. These models try to imitate human thought processes.

The process of using artificial neural network models includes three stages of training, verification and testing. In the present study, 70% of the data was considered for training, 10% for validation and 20% for testing. Also, the stimulus function considered for the training and test phase is the sigmoid tangent.

To extract better results from the artificial neural network model, it is necessary to optimize the parameters used. To determine the most optimal parameters required for the artificial neural network model, such as the number of layers, neurons and the weight of the layers, a lot of time is spent on their calibration using the trial and error method. For this reason, in this research, the combination of artificial neural network model and genetic algorithm (ANN+GA) was used in order to achieve the optimal parameters of the artificial neural network model. Minimizing the amount of simulation error as a function of the objective function and the number of iterations was considered as the stopping condition of the optimization algorithm.

Results and Discussion

Overall, the results showed that artificial neural network models to empirical models used to model higher correlation with the Penman-Monteith FAO model. In addition, among the neural network models used, the integrated neural network model with the genetic algorithm has a higher correlation with the Penman-Monteith FAO model. So that the value of R² in Blaney Kridel, Hargreaves Samani, Airmak, ANN and ANN+GA models is 0.65, 0.819, 0.781, 0.969 and 0.973, respectively. The results of using scenarios using meteorological parameters as input for ANN and ANN + GA models showed that the highest accuracy of estimating reference evapotranspiration in both models is related to the scenario with input data such as temperature. The minimum is the maximum temperature, wind speed at a height of 2 meters, minimum relative humidity, maximum relative humidity and sunny hours, and the lowest accuracy of the model was in a scenario with two inputs of maximum temperature and minimum temperature. Among the experimental models, Hargreaves-Samani, Irmak and Blaney-Criddle models had the highest correlation with the standard Penman-Monteith FAO model, respectively.

Conclusion

Evapotranspiration is one of the important factors in the hydrological cycle and among the determining factors of energy equations on the earth's surface and water balance. In this regard, many researchers tried to estimate the amount of evaporation and transpiration with a suitable approximation using a cheap and easier method for different regions. The purpose of this research is to compare artificial neural network (ANN) models, artificial neural network optimized with genetic algorithm (ANN+GA) and experimental models (Blaney-Criddle, Hargreaves Samani and Irmak) in estimating reference evaporation and transpiration compared to the obtained results. It was done from the standard Penman-Monteith-FAO model, using meteorological data at Ramhormoz synoptic station. The general results of this research showed that the artificial neural network models have a higher correlation with the Penman-Monteith-Fau model than the used experimental models. In addition, among the used neural network models, the integrated neural network model with genetic algorithm has a higher correlation with the Penman-Monteith-Fau model than the artificial neural network model. Also, among the experimental models used, respectively, Hargreaves Samani, Irmak, and Blaney-Criddle models have the highest correlation with the standard Penman-Monteith-Fau method. In line with the results of the present research, it is suggested to compare the results of experimental models and artificial neural network with the data obtained from the evaporation pan.

Keywords: Artificial Neural Networks, Empirical models, Evapotranspiration, Meteorology, Water resource

Article Type: Case study

*Corresponding Author, E-mail: a_eigder@ymail.com

Citation: Khari, D., Egdernezhad, A., & Ebrahimipak, N.A. (2023). Comparison of artificial intelligence models and experimental models in estimating reference evapotranspiration (Case study: Ramhormoz synoptic station). *Water and Soil Management and Modeling*, 3(2), 112-124.

DOI: 10.22098/mmws.2022.11293.1117

DOR:

Received: 11 August 2022, Received in revised form: 07 September 2022, Accepted: 08 September 2022, Published online: 08 September 2022

Water and Soil Management and Modeling, Year 2023, Vol. 3, No. 2, pp. 112-124

Publisher: University of Mohaghegh Ardabil

© Author(s)





مقایسه مدل های هوش مصنوعی و مدل های تجربی در برآورد تبخیر و تعرق مرجع (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک رامهرمز)

دانیال خاری^۱، اصلان اگدرنژاد^{۲*}، نیاز علی ابراهیمی پاک^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران

^۲ استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران

^۳ دانشیار، بخش آبیاری و فیزیک خاک، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران

چکیده

روش های بسیاری برای برآورد تبخیر و تعرق وجود دارد که هر کدام محدودیت هایی دارند. بعضی از این روش ها مثل لایسیمتر، هزینه بر و زمان بر بوده و برخی دیگر مثل مدل های تجربی، اعتبار محلی ندارند. استفاده از روشی که بتواند با توجه به ماهیت پیچیده این پدیده و استفاده حداقل از داده های اقلیمی، تبخیر و تعرق را برآورد کند، لازم و ضروری به نظر می رسد. هدف از پژوهش حاضر، مقایسه مدل های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک (ANN+GA) و مدل های تجربی (بلانی کریدل، هارگریوز سامانی و ایرماک) در برآورد تبخیر و تعرق مرجع نسبت به نتایج به دست آمده از مدل استاندارد پنمن-مانتیت-فائو، با استفاده از داده های هواشناسی در ایستگاه سینوپتیک رامهرمز است. بدین منظور، متغیرهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک رامهرمز به صورت ماهانه طی سال های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ جمع آوری شد. نتایج کلی این پژوهش نشان داد که مدل های شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل های تجربی استفاده شده، همبستگی بالاتری به مدل پنمن-مانتیت-فائو دارند. ضمن این که در بین مدل های شبکه عصبی استفاده شده، مدل شبکه عصبی تلفیقی با الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی، همبستگی بالاتری به مدل پنمن-مانتیت-فائو دارند. به طوری که مقدار R^2 در مدل های بلانی کریدل، هارگریوز سامانی، ایرماک، ANN و ANN+GA به ترتیب ۰/۶۵، ۰/۸۱۹، ۰/۷۸۱، ۰/۹۶۹ و ۰/۹۷۳ به دست آمد. نتایج حاصل از به کارگیری سناریوهای به کار گرفته پارامترهای هواشناسی به عنوان ورودی برای مدل های ANN و ANN+GA نشان داد، بالاترین دقت برآورد تبخیر و تعرق مرجع در هر دو مدل، مربوط به سناریویی با داده های ورودی از قبیل دمای کمینه، دمای بیشینه، سرعت باد در ارتفاع دو متری، رطوبت نسبی کمینه، رطوبت نسبی بیشینه و ساعات آفتابی است و کمترین دقت مدل هم در سناریویی با دو ورودی دمای بیشینه و دمای کمینه بود. در بین مدل های تجربی نیز به ترتیب مدل هارگریوز سامانی، ایرماک و بلانی کریدل بیشترین همبستگی را با روش استاندارد پنمن-مانتیت-فائو داشتند.

واژه های کلیدی: تبخیر و تعرق، هواشناسی، شبکه عصبی مصنوعی، مدل های تجربی، منابع آب

نوع مقاله: مطالعه موردی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: a_eigder@gmail.com

استناد: خاری، د.، اگدرنژاد، ا.، و ابراهیمی پاک، ن.ع. (۱۴۰۲). مقایسه مدل های هوش مصنوعی و مدل های تجربی در برآورد تبخیر و تعرق مرجع (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک رامهرمز). *مدل سازی و مدیریت آب و خاک*، ۳(۲)، ۱۱۲-۱۲۴.

DOI: 10.22098/mmws.2022.11293.1117

DOR:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۲۰، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۰۶/۱۶، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۱۷، تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۶/۱۷

مدل سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۲، دوره ۳، شماره ۲، شماره صفحه ۱۱۲ تا ۱۲۴

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

با توجه به این که در کشور ایران، بخش کشاورزی بیش از ۹۰ درصد کل آب مصرفی را به خود اختصاص می‌دهد؛ لذا با بهبود مدیریت مصرف آن می‌توان به نحو قابل توجهی در مصرف آب صرفه‌جویی کرد. یکی از روش‌هایی که منجر به مدیریت بهینه مصرف آب و افزایش راندمان آن می‌شود، برآورد دقیق تبخیر و تعرق یا میزان آب مصرفی گیاهان است (Dingman, 1994). حدود ۶۴ درصد بارش‌هایی که بر روی خشکی‌ها می‌بارد به دلیل تبخیر و تعرق از سطح خشکی‌هاست. در واقع تبخیر و تعرق ارتباط سه جزء مهم زیست‌کره، آب‌کره و هواکره به حساب می‌آید. تبخیر و تعرق یکی از اصلی‌ترین مؤلفه‌های بیلان آب مصرفی در اراضی است. از طرفی، تبخیر و تعرق نقش قابل توجهی در اقلیم جهانی از طریق چرخه هیدرولوژی ایفا نموده و برآورد آن کاربردهای زیادی در پیش‌بینی پدیده‌هایی مثل خشکسالی، سیل، عملکرد محصول و تناسب اراضی دارد (Norman et al., 1995). در اغلب روش‌هایی که برای تعیین میزان تبخیر و تعرق ارائه شده‌اند، ابتدا مقدار تبخیر و تعرق مرجع تخمین زده می‌شود و سپس با استفاده از نتایج آن، تبخیر و تعرق گیاه مورد نظر محاسبه می‌شود. بر اساس تعریف فائو، تبخیر و تعرق گیاه مرجع عبارتست از میزان آبی که یک مزرعه پوشیده از گیاه مرجع (نظیر چمن) در یک دوره زمانی مشخص مصرف نماید (Ahmadpari et al., 2019). بنابراین، با توجه به اهمیت فرآیند تبخیر و تعرق لازم است این فرآیند به‌طور دقیق مطالعه و بررسی شود.

در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی مسائل مختلف رواج بسیاری یافته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی از لحاظ عملکرد، مدل‌های بسیار کارآیی هستند که سرعت محاسباتی آن‌ها کاملاً مستقل از پیچیدگی ریاضیاتی الگوریتم‌ها یا روش مورد استفاده از آن‌هاست. توانایی یادگیری و ارتباط موجود بین ورودی‌ها و خروجی‌ها، یکی از اساسی‌ترین مزایای شبکه‌های عصبی است که کاربرد آن را وسیع کرده است. (Haghi Zadeh et al., 2019). از مدل ANFIS-PSO و مدل تجربی تورک برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع در پلدختر لرستان استفاده نمودند. نتایج نشان داد مدل ANFIS-PSO با سه پارامتر دمای میانگین، رطوبت میانگین و گرمای نهان تبخیر قادر به پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع است و نسبت به مدل تجربی تورک دقت بیشتری دارد. (Sayadi Shahraki et al., 2020). از مدل‌های تجربی و شبکه‌های عصبی مصنوعی به برآورد تبخیر و تعرق در کشت و صنعت نیشکر سلمان فارسی پرداختند. همچنین برای ارزیابی دقت مدل‌های استفاده شده، از داده‌های لایسیمتری استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی

مصنوعی با ورودی‌های دمای حداکثر، دمای حداقل و سرعت باد دقت بیشتری نسبت به مدل‌های تجربی داشت. (Citakoglu et al., 2014). میانگین تبخیر و تعرق را با استفاده از مدل‌های عصبی-فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی تخمین زدند. آن‌ها دریافتند که هر دو مدل برآورد بهتری نسبت به روش کلاسیک دارند. (Mohamadrezapour, 2017). به پیش‌بینی تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی ژنتیک و سیستم استنتاج عصبی فازی در سیستان و بلوچستان پرداخت. مقایسه بین مدل‌ها در پژوهش یاد شده نیز نشان داد که در همه ایستگاه‌ها مدل ماشین بردار پشتیبان در مرتبه اول و سپس مدل برنامه‌ریزی ژن و در آخر مدل نروفازی برای تخمین مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه قرار دارند. (Ebrahimipak et al., 2019). با استفاده از داده‌های چهار ساله لایسیمتری چمن و اطلاعات هواشناسی موجود در مرکز تحقیقات کشاورزی اسماعیل آباد قزوین، روش‌های مختلف تبخیر و تعرق مرجع را نسبت به داده‌های لایسیمتری واسنجی نموده و مشاهده کردند که در بین روش‌های تخمینی روش پنمن-مانتیت-فائو از دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است. (Ahmadpari et al., 2019). پژوهشی به‌منظور مقایسه روش‌های تبخیر و تعرق و تعیین مناسب‌ترین روش برآورد تبخیر و تعرق مرجع شهرستان خرم بید، انجام دادند. نتایج نشان داد که به‌ترتیب روش‌های پنمن-مانتیت استاندارد، پنمن-مانتیت، پنمن-مانتیت با ورود مقاومت به‌وسیله کاربر، پنمن کیمبرلی، پنمن اصلاح شده فائو، پنمن فائو، پنمن هارگریوز سامانی، تشعشی فائو، بلانی کریدل، پرستلی تیلور، ماکینگ، تورک و تشت تبخیر بیش‌ترین دقت را داشتند.

هدف از پژوهش حاضر، مقایسه مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل شبکه‌های عصبی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک و مدل‌های تجربی در برآورد تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از داده‌های هواشناسی در ایستگاه سینوپتیک رامهرمز است. در ادامه بهترین ترکیب بین داده‌های هواشناسی برای تخمین میزان تبخیر و تعرق مرجع به‌منظور کمینه کردن تعداد پارامترهای ورودی مدل، بررسی شد. با توجه به اینکه به‌نظر می‌رسد تاکنون پژوهشی به‌منظور مقایسه مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های تجربی در ایستگاه سینوپتیک رامهرمز انجام نشده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

اطلاعات مورد نیاز این پژوهش از ایستگاه سینوپتیک رامهرمز واقع در استان خوزستان جمع‌آوری شده است. این ایستگاه به موقعیت جغرافیایی ۳۶°، ۴۹ طول شرقی و ۱۶°، ۳۱ عرض شمالی

که به کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از پردازش‌گرهایی به نام نرون تلاش می‌کند، با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان داده‌های ورودی (لایه ورودی) و داده‌های مطلوب (لایه خروجی) ارائه کند (شکل ۱).

در ارتفاع ۱۵۰/۵ متر از سطح دریا واقع شده است. حداکثر مطلق دما ۵۱/۶ درجه سانتی‌گراد در تیر و حداقل مطلق دما ۹/۵- درجه سانتی‌گراد در بهمن و متوسط بارش سالیانه ۳۱۱ میلی‌متر در ایستگاه مورد مطالعه است.

۲-۲- روش مطالعه

برای صحت‌سنجی داده‌های دریافت شده از ایستگاه هواشناسی منطقه مورد مطالعه از دستورالعمل پیوست ۵ مندرج در FaO-56 (Allen et al., 1998)، استفاده شد و داده‌های پرت شناسایی و حذف شدند. همچنین برای برآورد داده‌های غیر موجود نیز از دستورالعمل فصل سوم مندرج در FaO-56، استفاده شد. سپس کلیه اطلاعات هواشناسی و سایر اطلاعات منطقه مورد مطالعه از قبیل ارتفاع ایستگاه، طول و عرض جغرافیایی جمع‌آوری و وارد نرم‌افزار اکسل شد و تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از روش‌های تجربی برآورد شد. برای اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک، از نرم‌افزار MATLAB با ورودی اطلاعات هواشناسی شامل: دمای کمینه، دمای بیشینه، دمای میانگین، سرعت باد در ارتفاع دو متری، رطوبت نسبی کمینه، رطوبت نسبی بیشینه و ساعات آفتابی و خروجی عبارتست از داده‌های برآورد شده با استفاده از روش استاندارد پنمن-مانتیث-فائو، است.

۲-۳- داده‌های مورد استفاده در مطالعه

در این پژوهش متغیرهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک رامهرمز به صورت ماهانه طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ جمع‌آوری شد. این اطلاعات شامل: دمای کمینه (T_{min})، دمای بیشینه (T_{max})، دمای میانگین (T_{mean})، سرعت باد در ارتفاع دو متری (U_2)، رطوبت نسبی کمینه (RH_{min})، رطوبت نسبی بیشینه (RH_{max}) و ساعات آفتابی (N) هستند. جدول ۱، مشخصات آماری داده‌های هواشناسی مورد استفاده را نشان می‌دهد. همچنین برای بررسی توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در شرایط کمبود داده‌های اقلیمی و انتخاب مدل بهینه برای برآورد تبخیر و تعرق منطقه مورد مطالعه، در طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی تعداد پارامترهای ورودی به تدریج کاهش یافت و در نهایت سناریو مطابق جدول ۲ در نظر گرفته شد.

۲-۴- مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده

شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های ساده شده‌ای از سیستم کارکرد مغز انسان هستند که قابل مقایسه با سیستم‌های طبیعی نیستند. این مدل‌ها در تلاشند تا فرآیندهای تفکر انسان را تقلید کنند. شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است

جدول ۱- مشخصات آماری متغیرهای هواشناسی مورد استفاده در پژوهش

Table 1-Statistical characteristics of meteorological parameters used in the research

پارامتر	واحد	بیشینه	کمینه	انحراف معیار	میانگین
دمای کمینه (T_{min})	درجه سلسیوس	32.47	9.20	9.70	20.25
دمای بیشینه (T_{max})	درجه سلسیوس	49.00	16.40	9.15	32.97
دمای میانگین (T_{mean})	درجه سلسیوس	44.41	15.31	8.59	29.12
رطوبت نسبی کمینه (RH_{min})	درصد	68.00	15.00	69.18	29.00
رطوبت نسبی بیشینه (RH_{max})	درصد	87.00	59.00	15.12	69.73
سرعت باد در ارتفاع دو متری (U_2)	متر بر ثانیه	2.90	1.10	0.61	1.89
ساعات آفتابی (N)	ساعت	346.30	175.48	59.89	250.05

جدول ۲- ترکیب متغیرهای ورودی در مدل‌های طراحی شده

Table 2- Combination of input variables in designed models

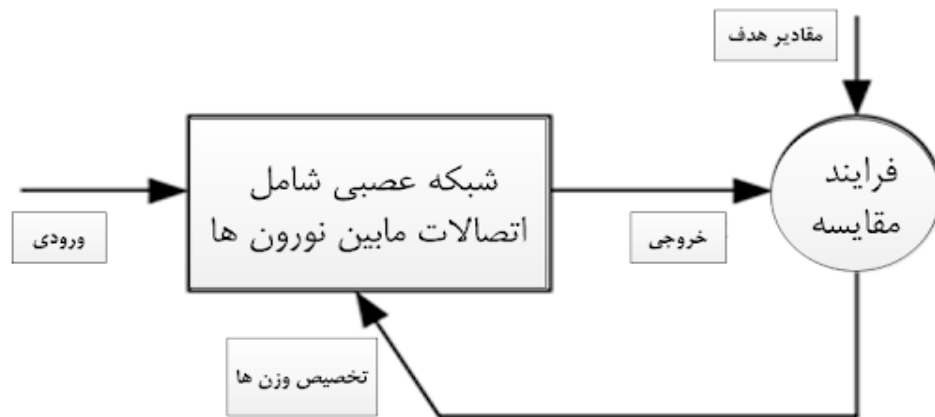
سناوریو	پارامترهای ورودی
1	$T_{min}, T_{max}, U_2, RH_{min}, RH_{max}, N$
2	$T_{min}, T_{max}, U_2, RH_{min}, RH_{max}$
3	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, RH_{max}, N$
4	$T_{mean}, RH_{min}, RH_{max}, U_2, N$
5	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, RH_{max}$
6	$T_{mean}, RH_{min}, RH_{max}, N$
7	T_{min}, T_{max}, U_2, N
8	T_{min}, T_{max}, N
9	T_{min}, T_{max}, U_2
10	T_{min}, T_{max}

لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرایندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی صورت می‌گیرد که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دست یافتن به این شرایط فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند.

صحت‌سنجی و ۲۰ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد. همچنین تابع محرک در نظر گرفته شده برای مرحله آموزش و آزمون تانژانت سیگموئید است. در این پژوهش، معیار ارزیابی روش‌های تجربی و مدل‌های شبکه عصبی در برآورد تبخیر و تعرق مرجع، روش استاندارد پنمن-مانتیت-فائو است.

شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای شبیه‌سازی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها استفاده شود (Dayhoff, 1990).

روند استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده، شامل سه مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون است. در پژوهش حاضر ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۰ درصد



شکل ۱- ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی

Figure 1-The structure of the artificial neural network model

که در این رابطه ET_0 تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع (میلی‌متر بر روز)، P درصد کل ساعات آفتابی به کل ساعات آفتابی سال، T دمای هوای روزانه (درجه سلسیوس) است.

۲-۶-۲- روش ترکیبی پنمن-مانتیت-فائو

در سال ۱۹۹۸ میلادی، سازمان خوار و بار کشاورزی (فائو) رابطه پنمن-مانتیت-فائو اصلاح شده (Landeras et al., 2008) را ارائه داد که به صورت رابطه (۲) است.

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.3 U_2)} \quad (2)$$

که در آن ET_0 تبخیر و تعرق مرجع (میلی‌متر در روز)، R_n تابش خالص ورودی به سطح گیاه (مگا ژول بر متر مربع بر روز)، G شار گرمایی خاک (مگا ژول بر متر مربع بر روز)، T میانگین روزانه دمای هوا (درجه سلسیوس)، U_2 سرعت روزانه باد در ارتفاع دو متری (متر بر ثانیه)، e_a فشار بخار واقعی (کیلوپاسکال)، e_s فشار بخار اشباع (کیلوپاسکال)، Δ شیب منحنی فشار بخار (کیلوپاسکال بر درجه سلسیوس) و γ ضریب ثابت سایکرومتری (کیلوپاسکال بر درجه سلسیوس) است. همچنین با در نظر گرفتن مدل پنمن-مانتیت-فائو به عنوان متغیر وابسته و مدل‌های تجربی به عنوان متغیر مستقل و با برازش دادن یک معادله رگرسیونی بین هر یک از مدل‌های تجربی و مدل پنمن-مانتیت-فائو، رابطه (۳) حاصل می‌شود (Landeras et al., 2008).

۲-۵- تلفیق مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک

برای استخراج نتایج بهتر از مدل شبکه عصبی مصنوعی نیاز است که پارامترهای مورد استفاده آن بهینه شوند. برای تعیین بهینه‌ترین پارامترهای مورد نیاز مدل شبکه عصبی مصنوعی مثل تعداد لایه‌ها، نرون‌ها و وزن لایه‌ها، زمان بسیاری صرف واسنجی آن‌ها با استفاده از روش آزمون و خطا می‌شود. به همین دلیل در پژوهش حاضر از ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک (ANN+GA)، به منظور دستیابی به مقادیر مطلوب پارامترهای مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. کمینه کردن مقدار خطای شبیه‌سازی به عنوان تابع هدف و تعداد تکرار، به عنوان شرط توقف الگوریتم بهینه‌سازی در نظر گرفته شد.

۲-۶-۲- روش‌های تجربی و ترکیبی برآورد تبخیر و تعرق مرجع مورد استفاده در این پژوهش

۲-۶-۱- روش تجربی بلانی کریدل

مدل رایج شده توسط بلانی کریدل برای تخمین ET_0 در سال ۱۹۵۰ در مناطق غربی ایالات متحده و همچنین در سایر نقاط به صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است. رابطه (۱)، معادله بلانی-کریدل را نشان می‌دهد.

$$ET_0 = P(0.457T + 8.13) \quad (1)$$

۳-۱- برآورد تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از مدل‌های تجربی

در همه معادلاتی که برای محاسبه تبخیر و تعرق استفاده می‌شود، پارامترهای اقلیمی یکسانی استفاده نمی‌شود. به همین دلیل مقادیر محاسبه شده از روش‌ها مختلف، یکسان نیستند. بنابراین این سوال مطرح است که در هر منطقه کدام مدل تجربی، تخمین بهتری از تبخیر و تعرق برآورد می‌کند. بنابراین، بر لزوم مطالعه در هر منطقه، برای تعیین مناسب‌ترین روش تاکید می‌شود (Rahimzadegan, 1991). مدل‌های تجربی بلانی‌کریدل، هارگریوز سامانی و آیرماک و مدل ترکیبی پنمن-مانتیت-فائو، در نرم‌افزار اکسل فرمول‌نویسی و مقادیر تبخیر و تعرق مرجع به صورت ماهانه محاسبه شد. نتایج تحلیل آماری این روش‌های تجربی نسبت به برآورد روش استاندارد پنمن-مانتیت-فائو، در جدول ۳ ارائه شده است. جدول ۴ معادلات رگرسیونی بین مدل‌های تجربی و مدل پنمن-مانتیت-فائو را نشان می‌دهد.

جدول ۳- تحلیل آماری مدل‌های تجربی نسبت به مدل پنمن-مانتیت-فائو
Table 3- Statistical analysis of experimental models compared to the Penman-Monteith FAO model

مدل تجربی	RMSE	MAE
بلانی‌کریدل	1.58	1.4
هارگریوز سامانی	0.87	0.91
آیرماک	0.97	1.13

جدول ۴- معادلات رگرسیونی بین مدل‌های تجربی و مدل پنمن-مانتیت-فائو
Table 4- Regression equations between experimental models and Penman-Monteith FAO model

مدل تجربی	معادله رگرسیونی	R ²
بلانی‌کریدل	$y = 1.3012x - 1.149$	0.65
هارگریوز سامانی	$y = 0.877x + 0.329$	0.819
آیرماک	$y = 0.7923x + 0.547$	0.781

در این معادلات رگرسیونی هر چه شیب (a) به یک و عرض از مبدا (b) به صفر نزدیک‌تر باشد، ضریب تبیین به یک نزدیک‌تر است.

با توجه به نتایج به دست آمده از جدول‌های ۳ و ۴، در بین مدل‌های تجربی استفاده شده، به ترتیب مدل هارگریوز سامانی، آیرماک و بلانی‌کریدل بیش‌ترین همبستگی را با روش استاندارد پنمن-مانتیت-فائو دارند. (Hoseini, 2015). به مقایسه دقت برآورد مدل‌های تجربی نسبت به مدل پنمن-مانتیت-فائو پرداخت. نتایج این پژوهش گر هم حاکی از برتری مدل هارگریوز سامانی نسبت به مدل بلانی‌کریدل بود.

۳-۲- برآورد تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

شبکه طراحی شده برای مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه پیش‌خور چندلایه با الگوریتم آموزشی پس‌انتشار خطا است.

$$ET_{OPMF} = a + bET_{omodel} \quad (3)$$

در این رابطه، ET_{OPMF} تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از روش پنمن-مانتیت-فائو و bET_{omodel} تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از مدل‌های تجربی است. به کمک این رابطه، در صورت نبود مقادیر تبخیر و تعرق روش پنمن-مانتیت-فائو، با استفاده از این رابطه و مدل‌های تجربی، می‌توان آن را در منطقه مورد مطالعه برآورد کرد.

۲-۶-۳- روش تجربی هارگریوز سامانی

معادله هارگریوز سامانی برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع بر اساس مقادیر اندازه‌گیری شده توسط لایسیمتر وزنی در دیویس کالیفرنیا ارائه شده که به صورت رابطه (۴) است.

$$ET_0 = 0.0023 R_a (T_{mean} + 17.8) \sqrt{T_{max} - T_{min}} \quad (4)$$

در این رابطه T_{max} ، T_{min} و T_{mean} به ترتیب دمای حداکثر، حداقل و متوسط روزانه بر حسب درجه سلسیوس، R_a تابش فرازمینی و ET_0 تبخیر و تعرق گیاه مرجع که هر دو دارای واحد میلی‌متر در روز هستند.

۲-۶-۴- روش تجربی آیرماک

آیرماک، با استفاده از روش رگرسیون چندجمله‌ای و داده‌های متعلق به فلوریدا به استخراج معادله‌ای برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع پرداختند که فرم آن به صورت رابطه (۵) است:

$$ET_0 = -0.611 + 0.149 R_s + 0.079 T \quad (5)$$

در این رابطه ET_0 تبخیر و تعرق گیاه مرجع (میلی‌متر بر روز)، R_s تابش خورشیدی (مگاژول بر متر مربع در روز) و T دمای هوای روزانه (درجه سلسیوس) است.

۲-۷- معیارهای ارزیابی مدل‌ها

برای تعیین میزان دقت مدل‌ها از مقادیر RMSE، MAE و R^2 استفاده شد (Dai et al., 2009).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Y_{observed} - Y_{predicted})^2} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |Y_{observed} - Y_{predicted}| \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n ((Y_{predicted} - Y_{predictedave})(Y_{observed} - Y_{observedave}))}{\sum_{i=1}^n (Y_{predicted} - Y_{predictedave})^2 \sum_{i=1}^n (Y_{observed} - Y_{observedave})^2} \quad (8)$$

۳- نتایج و بحث

در این بخش نتایج حاصل از انتخاب مدل بهینه، نتایج برآورد تبخیر و تعرق با استفاده از مدل‌ها تجربی و مدل‌های ANN و ANN+GA و هم‌چنین محاسبه شاخص‌های آماری بین مقادیر برآورد شده و اندازه‌گیری شده ارائه شده است.

Bansouleh (2015)، Ghorbani et al. (2016) مطابقت دارد؛ بدین صورت که این پژوهش‌گران هم بیش‌ترین و کم‌ترین دقت شبیه‌سازی با ورودی‌های سناریو ۱ و ۱۰ بوده است. همچنین به نظر می‌رسد پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر و سرعت باد نقش مهمی را در ورودی‌های مدل ایفا می‌کنند، به طوری که با وجود این سه پارامتر، مقدار خطا در برآورد کاهش می‌یابد ضمن اینکه سناریو ۷ با وجود تعداد پارامترهای ورودی محدود، نتایج قابل قبولی ارائه نموده است. این نتیجه‌گیری با پژوهش‌های Koochak Zadeh and Bahmani (2005) و Sayadi et al. (2009) مبنی بر استفاده از پارامترهای دما و سرعت باد به‌عنوان مؤثرترین فاکتورها در برآورد تبخیر و تعرق هم‌خوانی دارد. در این پژوهش از سناریوی ۱ برای برآورد تبخیر و تعرق استفاده شد.

جدول ۷، شاخص‌های آماری بین مقادیر برآورد شده توسط مدل‌های ANN و ANN+GA و مقادیر محاسبه شده توسط مدل پنمن-مانتیت-فانو را طی سه مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون نشان می‌دهد. با توجه به نتایج به‌دست آمده از جدول ۷، مدل ANN+GA، نتایج بهتری را نسبت به مدل ANN، در برآورد مقدار تبخیر و تعرق مرجع ارائه نموده است. علت آن هم این است که در مدل شبکه عصبی مصنوعی، از الگوریتم پس انتشار خطا به‌عنوان الگوریتم آموزشی استفاده می‌شود که مشکل اصلی آن گیر افتادن در نقطه بهینه محلی است. ولی در مدل شبکه عصبی تلفیقی با الگوریتم ژنتیک این معضل برطرف می‌شود.

پژوهش‌های صورت گرفته نشان می‌دهد که این شبکه، ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص برآورد پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است (Adineh et al., 2008; Parvareh Rizi et al., 2006; Ardicioglu et al., 2007). همچنین از مدل شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک (ANN+GA) هم برای ارزیابی دقت نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت برآورد تبخیر و تعرق مرجع استفاده شد. در مدل ANN، تابع محرک تانژانت سیگموئید با تعداد تکرار ۴۷۰۰ و در مدل ANN+GA، تابع محرک لگاریتم سیگموئید با تعداد تکرار ۴۲۰۰ با استفاده از روش سعی و خطا به‌عنوان پارامترهای مدل شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد.

ابتدا به‌منظور تحلیل حساسیت پارامترهای هواشناسی برای برآورد تبخیر و تعرق مرجع ۱۰ سناریو (جدول ۲) با ورودی‌های مختلف در نظر و مدل شبکه عصبی مصنوعی اجرا شد. نتایج به‌کارگیری ۱۰ سناریو به‌کار گرفته به‌عنوان ورودی برای مدل‌های ANN و ANN+GA طی مرحله آزمون، به‌ترتیب در جدول‌های ۵ و ۶ نشان داده شده است. مطابق نتایج این جداول بالاترین دقت برآورد تبخیر و تعرق مرجع در هر دو مدل، مربوط به سناریو ۱ با داده‌های ورودی از قبیل دمای کمینه، دمای بیشینه، سرعت باد در ارتفاع دو متری، رطوبت نسبی کمینه، رطوبت نسبی بیشینه و ساعات آفتابی است و کم‌ترین دقت مدل هم در سناریو ۱۰ با دو ورودی دمای بیشینه و دمای کمینه بود که با نتایج (Nouri et al., 2013)، Saremi and Farhadi

جدول ۵- نتایج به‌کارگیری سناریوهای مختلف مدل ANN در مرحله آزمون

Table 5- The results of using different scenarios of the ANN model in the test phase

سناریو	RMSE	MAE	R ²
1	0.155	0.161	0.969
2	0.210	0.225	0.960
3	0.304	0.345	0.938
4	0.309	0.303	0.945
5	0.278	0.299	0.955
6	0.260	0.270	0.959
7	0.266	0.273	0.951
8	0.385	0.394	0.921
9	0.395	0.401	0.915
10	0.429	0.457	0.887

جدول ۶- نتایج به‌کارگیری سناریوهای مختلف مدل ANN+GA در مرحله آزمون

Table 6- The results of using different scenarios of ANN+GA model in the test phase

سناریو	RMSE	MAE	R ²
1	0.147	0.159	0.973
2	0.198	0.211	0.964
3	0.286	0.295	0.941
4	0.245	0.271	0.948
5	0.240	0.261	0.951
6	0.229	0.234	0.959
7	0.238	0.245	0.955
8	0.375	0.390	0.926
9	0.394	0.405	0.909
10	0.425	0.421	0.896

جدول ۷- شاخص‌های آماری بین مقادیر برآورد شده توسط مدل‌های شبکه عصبی و مدل پنمن-مانتیت-فائو

Table 7- Statistical indices between the values estimated by the neural network models and the Penman-Monteith FAO model

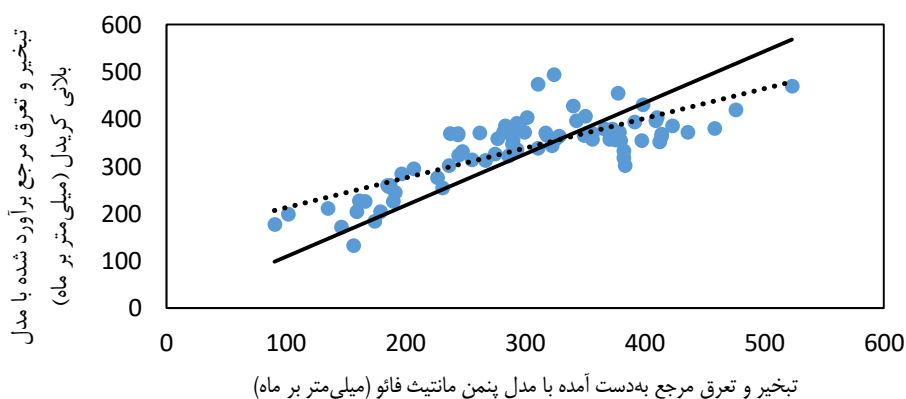
مدل	مرحله	RMSE	MAE	R ²
ANN	آموزش	0.147	0.159	0.975
ANN	صحت‌سنجی	0.149	0.160	0.971
ANN	آزمون	0.155	0.163	0.969
ANN+GA	آموزش	0.131	0.142	0.984
ANN+GA	صحت‌سنجی	0.130	0.139	0.985
ANN+GA	آزمون	0.147	0.145	0.973

استنتاج عصبی فازی در سیستان و بلوچستان پرداخته و نشان دادند که در همه ایستگاه‌ها مدل ماشین بردار پشتیبان در مرتبه اول و سپس مدل برنامه‌ریزی ژن و در آخر مدل نروفازی برای تخمین مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه قرار دارند. همچنین Haghghatjou and Shahroudi (2017) طی پژوهشی به مقایسه روش‌های سیستم استنتاج عصبی- فازی و برنامه‌ریزی ژن در برآورد تبخیر از تشتک در خراسان جنوبی پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد مدل برنامه‌ریزی ژن نسبت به سیستم استنتاج عصبی- فازی کارایی بهتری در برآورد تبخیر از تشتک به صورت روزانه دارد. شکل‌های ۲ تا ۶، برآزش منحنی بین مقادیر برآورد شده با استفاده از مدل‌های تجربی و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل پنمن-مانتیت-فائو را نشان می‌دهد.

۳-۳- برآورد مقایسه کلی نتایج مدل‌های مورد استفاده

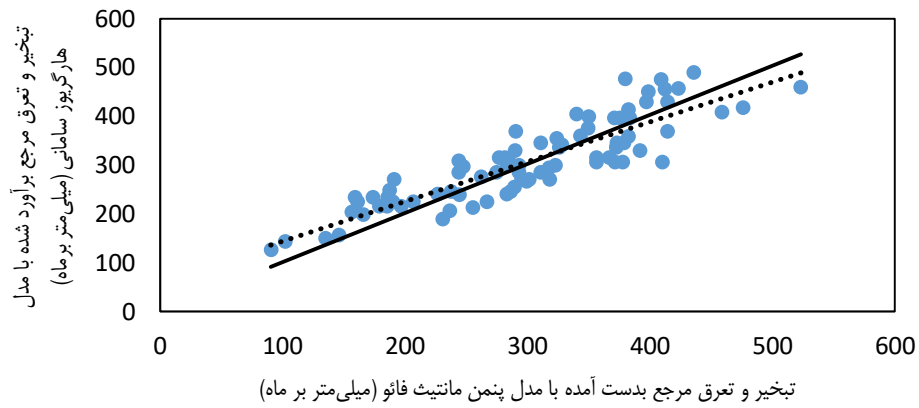
به‌طور کلی با مقایسه نتایج به‌دست آمده از جدول‌های ۳ و ۷، نتایج به‌دست آمده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های تجربی استفاده شده، همبستگی بالاتری به مدل پنمن-مانتیت-فائو دارند. برتری مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با ورودی پارامترهای هواشناسی همواره مورد تأیید پژوهش‌گران زیادی بوده است (Hozabr et al., 2014; Kisiand Ozturk, 2007; Laaboudi et al., 2012).

همچنین با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۷، در بین مدل‌های شبکه عصبی استفاده شده، مدل شبکه عصبی تلفیقی با الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی، همبستگی بالاتری به مدل پنمن-مانتیت-فائو دارند. Mohamadrezapour (2017)، به پیش‌بینی تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی ژنتیک و سیستم



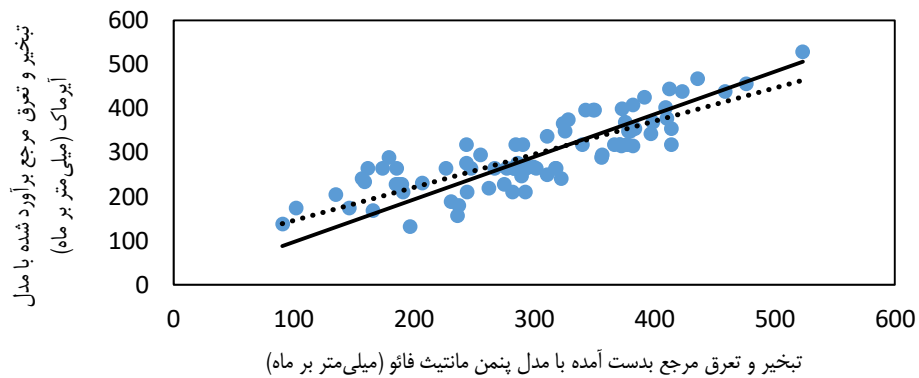
شکل ۲- همبستگی تبخیر و تعرق مرجع برآورد شده و به‌دست آمده با مدل بلانی کریدل و مدل پنمن-مانتیت-فائو

Figure 2-Correlation of reference evaporation and transpiration estimated and obtained with the Blaney-Cridle model and the FAO Penman Monteith model



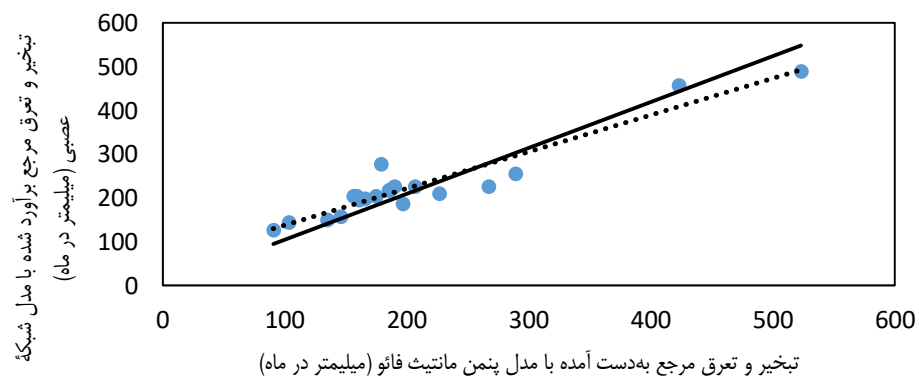
شکل ۳- میزان همبستگی تبخیر و تعرق مرجع برآورد شده و به‌دست آمده با مدل هارگریوز سامانی و مدل پنمن-مانتیث-فائو

Figure 3- Correlation of reference evaporation and transpiration estimated and obtained with the Hargreaves Samani model and the FAO Penman Monteith model



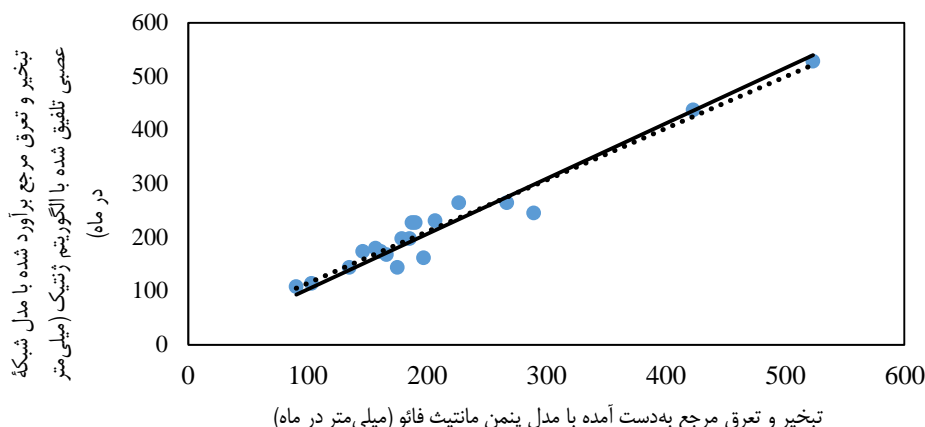
شکل ۴- همبستگی تبخیر و تعرق مرجع برآورد شده و به‌دست آمده با مدل ایرماک و مدل پنمن-مانتیث-فائو

Figure 4- Correlation of reference evaporation and transpiration estimated and obtained with the Irmak model and Penman Monteith model of FAO



شکل ۵- همبستگی تبخیر و تعرق مرجع برآورد شده و به‌دست آمده با مدل ANN و مدل پنمن-مانتیث-فائو

Figure 5- Correlation of reference evaporation and transpiration estimated and obtained with the ANN model and the FAO Penman Monteith model



شکل ۶- همبستگی تبخیر و تعرق مرجع برآورد شده و به دست آمده با مدل ANN+GA و مدل پنمن-مانتیت-فائو

Figure 6- Correlation of reference evaporation and transpiration estimated and obtained with the ANN+GA model and the FAO Penman Monteith model

۴- نتیجه‌گیری

تبخیر و تعرق یکی از عوامل مهم در چرخه هیدرولوژی و از جمله عوامل تعیین‌کننده معادلات انرژی در سطح زمین و توازن آب است. در این راستا، پژوهش‌گران بسیاری تلاش کردند تا مقدار تبخیر و تعرق را با یک تقریب مناسب با استفاده از یک روش ارزان قیمت و آسان‌تر برای مناطق مختلف برآورد کنند. پژوهش حاضر به منظور مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک (ANN+GA) و مدل‌های تجربی (بلانی کریدل، هارگریوز سامانی و آیرماک) در برآورد تبخیر و تعرق مرجع نسبت به نتایج به دست آمده از مدل استاندارد پنمن-مانتیت-فائو، با استفاده از داده‌های هواشناسی در ایستگاه سینوپتیک رامهرمز انجام شد.

منابع

- ابراهیمی پاک، ا.، تافته، ا.، اگدرنژاد، ا.، و اسدی کپورچال، ص. (۱۳۹۷). تعیین ضرایب تبخیر تعرق ماهانه گندم زمستانه با استفاده از روش‌های مختلف تخمین تبخیر تعرق و تشت تبخیر در دشت قزوین. *مهندسی آبیاری و آب*، ۳۲، ۱۰۵-۱۱۹.
- احمدپری، ه.، صفوی گردینی، م.، و ابراهیمی، م. (۱۳۹۸). انتخاب روش مناسب برآورد تبخیر تعرق مرجع در شرایط کمبود داده‌های هواشناسی (مطالعه موردی شهرستان خرمبید در استان فارس). *مدیریت اراضی*، ۲۳(۲)، ۲۳۱-۲۳۱.
- حسینی، م.ر. (۱۳۹۴). مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی در تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه با حداقل داده اقلیمی (مطالعه موردی: منطقه سرد و خشک شهرکرد). پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شهرکرد.
- حقیقت‌جو، پ.، محمدزاده شاهرودی، ز.، و محمدرضاپور، ا. (۲۰۱۷). مقایسه روش‌های سیستم استنتاج عصبی-فازی و برنامه‌ریزی بیان ژن در برآورد تبخیر از تشتک (مطالعه موردی: استان خراسان جنوبی). *حفاظت منابع آب و خاک*، ۴(۴)، ۱۰۷-۱۱۷.
- حقی‌زاده، ع.، یوسفی، ح.، ابراهیمیان، ط.، و یاراحمدی، ی. (۱۳۹۸). مقایسه مدل هیبریدی PSO-ANFIS و مدل تجربی تورک در تخمین تبخیر و تعرق مرجع (مطالعه موردی: پلدختر- لرستان). *اکوهیدرولوژی*، ۶(۳)، ۶۸۵-۶۹۴.
- رحیم‌زادگان، ر. (۱۳۷۰). جستجوی روش مناسب برآورد تبخیر و تعرق در منطقه اصفهان. *علوم کشاورزی ایران*، ۲۲(۲)، ۱-۱۰.
- صارمی، م. و فرهادی بانسوله، ب. (۱۳۹۴). تعیین پارامترهای موثر در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: استان لرستان). *آبیاری و زهکشی ایران*، ۹(۹)، ۶۱۴-۶۲۳.
- صیادی، ح.، اولاد غفاری، ا.، فعالیان، ا.، و صدرالدینی، ع.ا. (۱۳۸۸). مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی RBF و MLP در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع. *دانش آب و خاک*، ۱(۱۹)، ۱-۱۲.
- صیادی شهرکی، ع.، ناصری، ع.، برومندنسب، س.، و سلطانی‌محمدی، ا. (۱۳۹۹). برآورد تبخیر و تعرق با استفاده از مدل‌های تجربی، مدل سازی آن با شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن‌ها با داده‌های

نوری، س.، فلاح قالمهری، غ.ع.، و ثنایی نژاد، ح. (۱۳۹۲). مدل‌سازی تبخیر و تعرق گیاه پتانسیل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با حداقل متغیرهای اقلیمی در ایستگاه سینوپتیک مشهد. *پژوهش‌های حفاظت آب و خاک*، ۲۰ (۵)، ۱۶۳-۱۷۸.

هژبر، ح.، معاضد، ه.، و شکری کوچک، س. (۱۳۹۳). برآورد تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از مدل‌های تجربی، مدل‌سازی آن با شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن‌ها با داده‌های لایسیمتری در ایستگاه کهرئز ارومیه. *مهندسی آبیاری و آب*، ۴ (۱۵)، ۱۳-۲۵.

لایسیمتری (مطالعه موردی: کشت و صنعت نیشکر سلمان فارسی). *نیوار*، ۴۴ (۱۱۱)، ۱۴۶-۱۵۶.

قربانی، م.، شکری، س. و برومندنسب، س. (۱۳۹۵). بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک اهواز). *اکویبولوژی تالاب*، ۸ (۲۸)، ۲۳-۳۴.

کوچک‌زاده، م.، و بهمنی، ع. (۱۳۸۴). ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کاهش پارامترهای مورد نیاز، جهت برآورد تبخیر و تعرق مرجع. *علوم کشاورزی*، ۱۱ (۴)، ۹۱-۱۰۱.

References

- Adineh, V.R., Aghanajafi, C., Dehghan, G.H., & Jelvani, S. (2008). Optimization of the operational parameters in a fast axial flow CW CO2 laser using artificial neural networks and genetic algorithms. *Optics and Laser Technology*, 40(8), 1000-1007.
- Ahmadpari, H., Safavi Gerdini, M., & Ebrahimi, M. (2019). An appropriate method for estimating potential evapotranspiration in the absence of meteorological data. *Journal of Land Management*, 7(2), 223-231 (in Persian).
- Allen, R.G., Raes, L.S., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage, NO. 56, FAO, Rome, Italy, 301 pages.
- Ardiclioglu, M., Kisi, O., & Haktanir, T. (2007). Suspended sediment prediction by using two different feed-forward backpropagation algorithms. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 34(1), 120-125.
- Citakoglu, H., Cobaner, M., Haktanir, T., & Kisi, O. (2014). Estimation of monthly mean reference evapotranspiration in Turkey. *Water Resources Management*, 28(1), 99-113.
- Dai, X., Shi, H., Li, Y., Ouyang, Z., & Huo, Z. (2009). Artificial neural network models for estimating regional reference evapotranspiration based on climate factors. *Hydrological Processes*, 23, 442-450.
- Dayhoff, J.E. (1990). *Neural network principles*. Prentice-Hall International, U.S.A.
- Dingman, S.L. (1994). *Physical Hydrology*. Upper Saddle River, N.J. Prentice Hall, 89 pages.
- Ebrahimipak, A., Tafteh, A., Egdarnejad, A. & Asadi Kapourchal, S. (2019). Determination of monthly evapotranspiration coefficients of winter wheat by different methods of estimating evapotranspiration and evaporation pan in Qazvin plain. *Irrigation and Water Engineering*, 32, 105-119 (in Persian).
- Ghorbani, M., Shokri S., & Boromand Nasab, S. (2016). Investigating the performance of neural networks in estimating reference plant evaporation and transpiration (Case Study: Ahvaz Synoptic Station). *Wetland Ecobiology*, 8 (28), 23-34 (in Persian).
- Haghighatjou, P., Muhammadzadeh Shahroudi, Z., & Mohammadrezapour, O. (2017). Comparison of gene expression programming (GEP) and neuro-fuzzy methods for estimation of pan evaporation (Case study: south Khorasan province). *Water Soil Resource Conservation*, 6(4), 107-117 (in Persian).
- Haghi Zadeh, A., Ebrahimi, T., & Yarahmadi Y. (2019). Comparison of hybrid ANFIS-PSO model and experimental torque model in reference evaporation and transpiration estimation (Case study: Poldakhter-Lorestan). *Ecohydrology*, 6(3), 685-694 (in Persian).
- Hoseini, M. (2015). Comparing the performance of artificial neural network and tree model in estimating daily reference evaporation and transpiration with minimum climatic data (Case study: cold and dry region of Shahrekord). M.Sc. Thesis, Shahrekord University (in Persian).
- Hozhabr, H., Moazed, H., & Shokri, S. (2014). Estimating reference evaporation and transpiration using experimental models, modeling it with artificial neural network and comparing them with lysimeter data in Kehriz station of Urmia. *Irrigation and Water Engineering*, 4(15), 13-25 (in Persian).
- Kisi, O., & Ozturk, O. (2007). Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. *ASCE Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133, 368-379.
- Koochak Zadeh, M., & Bahmani, A. (2005). Evaluation of the performance of artificial neural networks in reducing the parameters required to estimate reference evaporation and transpiration. *Journal of Agricultural Sciences*; 11(4), 91-101 (in Persian).
- Laaboudi, A., Mouhouche, B., & Draoui, B. (2012). Neural network approach to reference evapotranspiration modeling from limited climatic data in arid regions. *International Journal of Biometeorol*, 56, 831-841.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., & López, J.J. (2008). Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain).

- Agricultural Water Management*, 95(5), 553-565.
- Mohamadrezapour, O. (2017). Monthly forecast of potential evapotranspiration models using support vector machine (SVM), genetic programming and neural-fuzzy inference system. *Irrigation Water Engineering*, 7(3), 135-150.
- Nouri, S., Fallahghalheri, Gh., & Sanaei Nezhad, H. (2013). Modeling plant evaporation and transpiration using artificial neural network with minimum climatic variables in Mashhad synoptic station. *Journal of Water and Soil Conservation Research*, 20(5), 163-178 (in Persian).
- Norman, J.M., Kustas, W.P., & Humes, K.S. (1995). Source approach forestimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 77, 263-293.
- Parvaresh Rizi, A., Koochak Zadeh, S., & Omid, M. (2006). Estimating moving hydraulic jump parameters by means of ANN and the integration of ANN and GA. *Agricultural Sciences*, 37(1), 187-196.
- Rahimzadegan, R. (1991). Searching for a suitable method for estimating evaporation and transpiration in Isfahan region. *Iranian Journal of Agricultural Sciences*, 22(2), 1-10 (in Persian).
- Sayadi, H., Olad Ghaffari, A., Faalian, A., & Sadrodini, A. (2009). Comparison of the performance of RBF and MLP neural networks in estimating reference plant evapotranspiration. *Journal of Water and Soil Sciences*, 1(19), 1-12 (in Persian).
- Sayadi Shahraki, A., Naseri, A.A, Boroomand Nasab, S., & Soltani Mohammadi, A. (2020). Estimating evaporation and transpiration using experimental models, modeling it with artificial neural network and comparing them with lysimeter data (Case study: sugarcane cultivation and industry of Salman Farsi). *Neywar*, 44(111), 146-156 (in Persian).
- Saremi, M., & Farhadi Bansouleh, B. (2015). Determining the effective parameters in estimating the evaporation and transpiration of the reference plant using artificial neural network (Case study: Lorestan province). *Irrigation and Drainage Journal*, 4(9), 614-623 (in Persian).