

## Combined Application of Artificial Neural Network and Computational Methods to Estimate the Reference Evapotranspiration

A. Shabani<sup>1\*</sup>, A.R. Sepaskhah<sup>2</sup>, M. Bahrami<sup>3</sup>  
and F. Razzaghi<sup>4</sup>

### Abstract

Estimation of reference evapotranspiration (ET<sub>o</sub>) is essential for many issues in irrigation and drainage, hydrology, environment, soil erosion, and water resources. Using the artificial neural network (ANN) to estimate ET<sub>o</sub> is common in lots of studies. But what has not been addressed in previous studies is using the meteorological data as an input of neural network together with computational methods. In this study meteorological data and the ET<sub>o</sub> calculated by computational methods including Jensen-Haise, Turc, Hargreaves-Samani, and pan evaporation methods were used as input data. Results showed that among all of computational methods using the calculated ET<sub>o</sub> by Jensen-Haise method together with meteorological data as input data resulted in closer estimation to calculated ET<sub>o</sub> by Penman-Montieth-FAO. Using the calculated ET<sub>o</sub> by other methods along with meteorological data as well improved the ET<sub>o</sub> estimation compared with using the meteorological data lonely. However the accuracy of ET<sub>o</sub> estimation by using these methods were still low.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Hargreaves-Samani, Jensen-Haise, Penman-Montieth-FAO, Turc.

Received: July 16, 2016

Accepted: October 21, 2016

## کاربرد تلفیقی روش شبکه عصبی و روش‌های محاسباتی جهت تخمین دقیق تر تبخیر-تعرق مرجع

علی شعبانی<sup>۱\*</sup>، علیرضا سپاس خواه<sup>۲</sup>، مهدی بهرامی<sup>۳</sup>  
و فاطمه رزاقی<sup>۴</sup>

### چکیده

در بسیاری از مسائل آبیاری و زهکشی، هیدرولوژی، محیط زیستی، فرسایش خاک و منابع آب تخمین دقیق تر تبخیر-تعرق اهمیت زیادی دارد. استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی یکی از روش‌های تخمین تبخیر-تعرق مرجع می‌باشد. تاکنون در بیشتر مقالات منتشر شده داده‌های اقلیمی به عنوان ورودی شبکه عصبی جهت تخمین تبخیر-تعرق مرجع مورد استفاده قرار گرفته است. در این تحقیق از تبخیر-تعرق محاسبه شده بوسیله روش‌های محاسباتی هارگریوز - سامانی، جنسن - هیز، تورک و روش تشت تبخیر در کنار داده‌های هواشناسی به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج نشان داد که از بین روش‌های مذکور که به همراه داده‌های هواشناسی به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی استفاده شده تنها روش جنسن - هیز منجر به تخمین تبخیر-تعرق مرجع روش استاندارد پنمن-مانتیس-فانو با دقت بالا گردید و در بقیه روش‌ها استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به همراه روش‌های محاسباتی اگرچه اندکی دقت تخمین را بهبود داده اما همچنان دقت این روش‌ها برای محاسبه تبخیر - تعرق مرجع پایین می‌باشد.

**کلمات کلیدی:** شبکه عصبی، پنمن-مانتیس-فانو، هارگریوز - سامانی، جنسن - هیز، تورک.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۵/۴/۲۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۵/۷/۳۰

1-Assistant Professor, Water Science and Engineering Department, Fasa University, Iran. E-mail: shabani8ali@gmail.com

2-Professor, Water Science and Engineering Department, Shiraz University, Iran.

3-Assistant Professor, Water Science and Engineering Department, Fasa University, Iran.

4-Assistant Professor, Water Science and Engineering Department, Shiraz University, Iran.

\*- Corresponding Author

۱- استادیار بخش علوم و مهندسی آب، دانشگاه فسا.

۲- استاد بخش علوم و مهندسی آب، دانشگاه شیراز.

۳- استادیار بخش علوم و مهندسی آب، دانشگاه فسا.

۴- استادیار بخش علوم و مهندسی آب، دانشگاه شیراز.

\*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان تابستان ۱۳۹۶ امکانپذیر است.

است. (Traore et al., 2010) بیان داشتند که داده‌های هواشناسی مورد نیاز برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از روش پنمن-مانتیس-فائو در بسیاری از ایستگاه‌های هواشناسی وجود ندارد. معادله هارگریوز-سامانی به عنوان یک معادله تجربی که صرفاً نیاز به داده دما دارد در این ایستگاه‌ها می‌تواند استفاده شود که به طور طبیعی به دلیل در نظر نگرفتن بقیه عوامل موثر بر تبخیر-تعرق از دقت کمتری برخوردار می‌باشد. این محققین نتایج محاسبه تبخیر-تعرق به روش هارگریوز-سامانی را با نتایج حاصل از شبکه عصبی با داده ورودی صرفاً دما مقایسه نمودند و مشاهده کردند که شبکه عصبی در شرایط کمبود داده نسبت به معادله هارگریوز دقت بالاتری دارد. دو بسیاری از منابع روش پنمن - مانتیس به عنوان یک روش استاندارد جهت تخمین تبخیر-تعرق شناخته می‌شود که کارایی آن در بسیاری از نقاط دنیا اثبات شده است (Landeras et al., 2008; Trajkovic et al., 2003; Shamshirband et al., 2015). اما آنچه که تاکنون در مطالعات گذشته به آن پرداخته نشده استفاده از شبکه عصبی و روش‌های محاسباتی بصورت تلفیقی می‌باشد. یعنی اگر با توجه به پایه فیزیکی روش‌های محاسباتی، نتایج حاصل از این معادلات در کنار داده‌های هواشناسی به عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گیرد شاید بر دقت تخمین توسط شبکه عصبی تاثیر مثبت داشته باشد. در این تحقیق کارایی این فرضیه مورد بررسی قرار گرفته است.

## ۲- مواد و روشها

### ۲-۱- داده‌های هواشناسی

در تحقیق حاضر از اطلاعات ایستگاه هواشناسی سینوپتیک فرودگاه شیراز واقع در جنوب شهر شیراز با مختصات طول جغرافیایی  $E 36^{\circ}$  و عرض جغرافیایی  $N 32^{\circ}$  -  $29^{\circ}$  در ارتفاع ۱۴۸۴ متر از سطح آبهای آزاد استفاده شده است. داده‌های روزانه مورد استفاده شامل دمای حداقل، دمای حداکثر، رطوبت نسبی حداقل، رطوبت نسبی حداکثر، تعداد ساعات آفتابی و سرعت باد برای سال (۱۳۳۴-۱۳۹۲) آماری بوده است. در مجموع تعداد کل روزهایی که داده‌های آن موجود بوده جهت محاسبه تبخیر-تعرق مرجع به روش پنمن - مانتیس - فائو ۱۸۴۲۱ روز بوده است. متوسط پارامترهای هواشناسی ایستگاه شیراز در جدول ۱ ارائه شده است.

### ۲-۲- روش‌های محاسبه تبخیر-تعرق مرجع

تبخیر-تعرق مرجع بر اساس معادلات پنمن - مانتیس - فائو (Allen et al., 1998)، هارگریوز - سامانی

تخمین تبخیر-تعرق در بسیاری از مسائل آبیاری و زهکشی، هیدرولوژی، محیط زیستی و منابع آب اهمیت زیادی دارد. با توجه به کمبود شدید آب در ایران و دیگر نقاط جهان لزوم تخمین دقیقتر تبخیر-تعرق جهت تعیین نیاز آبی گیاه و مقدار آب آبیاری بیشتر می‌شود. محاسبه تبخیر-تعرق مرجع بر اساس داده‌های هواشناسی با استفاده از روش‌های محاسباتی و شبکه عصبی از روش‌های موجود برای تخمین تبخیر-تعرق می‌باشد. تاکنون محققین زیادی از شبکه عصبی برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع استفاده نموده‌اند (Shamshirband et al., 2015; Traore et al., 2016; Shiri et al., 2015; Kumar et al., 2002; Landeras et al., 2008; Traore et al., 2010; Trajkovic et al., 2003; Shiri and Kisi, 2011; Dehbozorgi and Sepaskhah, 2012). در بیشتر مقالات منتشر شده داده‌های اقلیمی به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی جهت تخمین تبخیر-تعرق مرجع مورد استفاده قرار گرفته است. نتیجه کلی که در اغلب مقالات و گزارشات منتشر شده مشاهده شده دقت بالاتر شبکه عصبی در تخمین تبخیر-تعرق مرجع نسبت به روش‌های محاسباتی می‌باشد. (Abedi-Koupai et al., 2009) در تحقیقی به بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و مقایسه آن با مدل‌های فیزیکی برای برآورد تبخیر-تعرق گیاه مرجع (ET<sub>o</sub>) در گلخانه پرداختند. در این مطالعه متغیرهای هواشناسی شامل دما، تابش خورشیدی، سرعت باد و رطوبت نسبی در نظر گرفته شد. خروجی ET<sub>o</sub> روزانه از معادلات فیزیکی و ANN با ET<sub>o</sub> اندازه‌گیری شده توسط داده‌های لایسی‌متری مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج آنها نشان داد که دقت ANN بیشترین و دقت معادله پنمن کمترین مقدار را در برآورد ET<sub>o</sub> در شرایط گلخانه‌ای داشته است. (Kumar et al., 2002) با استفاده از داده‌های هواشناسی ایالت کالیفرنیا تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده از روش استاندارد پنمن-مانتیس-فائو و تخمین زده شده توسط شبکه عصبی را با داده‌های اندازه‌گیری لایسی‌متری مقایسه نمودند. این محققین مشاهده کردند که شبکه عصبی از دقت بالاتری نسبت به روش پنمن-مانتیس-فائو برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع برخوردار بوده است. حتی در شرایط کمبود داده هم مشاهدات بسیاری از محققین نشان داد که روش شبکه عصبی نسبت به روش‌های محاسباتی در تخمین تبخیر-تعرق مرجع ارجحیت دارد. (Landeras et al., 2008) با مقایسه روش‌های محاسباتی که صرفاً بر پارامترهای دما-رطوبت نسبی، تابش و تابش - رطوبت نسبی استوار است با نتایج حاصل از شبکه عصبی مشاهده کرده اند که روش شبکه عصبی دقیقتر بوده

**Table 1. Mean meteorological parameters of Shiraz****جدول ۱- متوسط پارامترهای هواشناسی ایستگاه شیراز**

| Wind speed<br>(m s <sup>-1</sup> ) | Daylight<br>hours | Maximum relative<br>humidity (%) | Minimum relative<br>humidity (%) | Maximum<br>temperature (°C) | Minimum<br>temperature (°C) |
|------------------------------------|-------------------|----------------------------------|----------------------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| 2.2                                | 9.2               | 59                               | 21.4                             | 25.9                        | 9.9                         |

روش‌های محاسباتی بر افزایش دقت تخمین تبخیر - تعرق مرجع بوده ساختار شبکه برای کلیه اجراها ثابت و ۲ لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد. تعداد نورون‌ها در لایه پنهان ۱۰-۱۰ بوده است که پیش فرض نرم افزار متلب می باشد. هرچند جهت بررسی تاثیر ساختار شبکه بر دقت نتایج برای یکی از روش‌های محاسباتی برنامه با تعداد مختلف لایه پنهان اجرا گردید.

داده‌ها قبل از استفاده در شبکه عصبی بر اساس معادله زیر نرمال سازی شده اند:

$$y_t = \frac{x_t - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

که در آن  $x_t$  و  $y_t$  به ترتیب داده ورودی واقعی و نرمال شده و  $x_{\min}$  و  $x_{\max}$  حداقل و حداکثر داده ورودی  $x$  می‌باشند. هفتاد درصد داده‌ها برای آموزش شبکه، ۱۵ درصد برای تشخیص و آموزش و ۱۵ درصد هم به آزمون شبکه اختصاص یافت. انتخاب داده‌ها جهت آموزش، و آموزش و آزمون شبکه به صورت تصادفی بوده است.

#### ۲-۴- آماره‌ها

در این پژوهش، به منظور ارزیابی دقت مدل‌ها در برآورد تبخیر - تعرق مرجع از شاخص‌های ارزیابی شاخص توافق (d)، جذر میانگین مربعات خطای استاندارد شده (NRMSE) و میانگین خطای باقیمانده (MRE) بر اساس روابط زیر استفاده گردید:

$$NRMSE = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n O_{ave}^2} \right]^{0.5} \quad (2)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O_{ave}| + |O_i - O_{ave}|)^2} \quad (3)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{n O_{ave}} \quad (4)$$

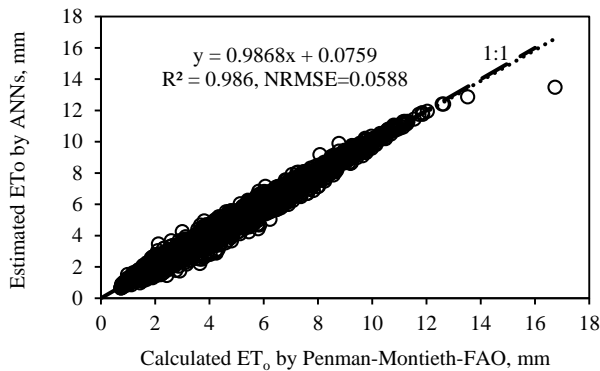
که در آن  $P_i$  و  $O_i$  به ترتیب مقدار تبخیر-تعرق تخمین زده شده توسط شبکه عصبی و محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو و  $O_{ave}$  متوسط مقدار تبخیر - تعرق محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو می‌باشند. هرچه معیار شاخص توافق به یک نزدیکتر باشد اختلاف مقادیر برآورد شده با مقادیر مشاهده شده کمتر خواهد بود. هرچه NRMSE به صفر نزدیکتر باشد اختلاف مقادیر برآورد شده با مقادیر مشاهده شده کمتر بوده و اگر NRMSE کمتر از ۱۰٪

(Hargreaves and Samani, 1985)، جنسن - هیسن - تورک (Allen, 1999) و (Jensen et al., 1990)، تبخیر (Jensen et al., 1990) محاسبه گردید. جهت اطلاعات بیشتر در مورد معادلات مربوط به هر روش و پارامترهای مورد استفاده در آنها به مقاله Razzaghi and Sepaskhah (2010) مراجعه گردد. روش پنمن - مانتیس - فائو و بقیه روشهای محاسباتی ذکر شده برای منطقه مورد مطالعه توسط Razzaghi and Sepaskhah (2010) اصلاح گردید. تصحیحات انجام شده توسط این محققین شامل تصحیح ضرایب معادله تابش و ضریب مقاومت آبرودینامیکی هوا برای منطقه مورد مطالعه بوده است. در این تحقیق از روش پنمن - مانتیس - فائو به عنوان روش مرجع برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع، آموزش و آزمون شبکه عصبی استفاده گردید. به عبارت دیگر مقدار تبخیر - تعرق محاسبه شده از روش پنمن - مانتیس - فائو به عنوان داده هدف بوده و کارایی شبکه عصبی بر اساس قابلیت تخمین نتایج این روش سنجیده می شود.

#### ۲-۳- ساختار شبکه عصبی

شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و قانون یادگیری پس انتشار خطا می باشد. برای آموزش شبکه از الگوریتم یادگیری لوبرگ - مارکوات به جهت سرعت بیشتر در یادگیری استفاده شده است. شبکه پرسپترون چند لایه بیشترین کاربرد را در حل مسائل مهندسی در سطح جهان دارد و نتایج تحقیق محققینی مانند (Kumar et al., 2002)، (Traore et al., 2016) نشان داد که این شبکه منجر به جواب دقیق تر برای تخمین تبخیر - تعرق می‌گردد. تابع تبدیلگر لایه‌های میانی سیگموئیدی و لایه خروجی خطی می‌باشد که براساس یافته‌های (Zare Abyaneh et al., 2009)، (Kisi and Kilic, 2015) و (Ghasemi et al., 2007) منجر به سرعت بالاتر و زمان کوتاهتر در دستیابی به نتیجه می‌شود. ساختار شبکه عصبی به تعداد داده ورودی، تعداد متغیر ورودی و از همه مهمتر میزان پیچیدگی رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی بستگی دارد. در تحقیق حاضر، با توجه به هدف تحقیق که بررسی اثر کاربرد تلفیقی شبکه عصبی و

مانتیس-فائو برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع استفاده نمود، می‌توان از معادله جنسن-هیز استفاده نمود. از شبکه عصبی برای سه حالت داده ورودی: ۱- داده ورودی دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی، ۲- داده ورودی تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده از معادله جنسن-هیز و ۳- داده ورودی دما، سرعت باد، تعداد ساعات آفتابی و تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده از معادله جنسن-هیز (مجموع ورودی حالت‌های ۱ و ۲) استفاده شد.



**Fig. 1. Relation between the estimated ETo by ANNs using the meteorological data lonely as input variables and calculated ETo by Penman-Montieth-FAO.**

**شکل ۱- تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده توسط شبکه عصبی تنها با داده‌های هواشناسی نسبت به محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو**

نتایج تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده توسط شبکه عصبی نسبت به تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده بوسیله روش استاندارد پنمن - مانتیس - فائو اصلاح شده برای سری داده‌های آزمون در شکل ۲ و پارامترهای آماری آن در جدول ۳ ارائه شده است. نتایج شکل ۲ نشان داد که اگر تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده از معادله جنسن-هیز و داده‌های هواشناسی دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی با هم به عنوان داده ورودی شبکه عصبی استفاده شود نسبت به نتایج حاصل از صرفاً داده هواشناسی و یا تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده از معادله جنسن-هیز منجر به تخمین دقیق تر تبخیر-تعرق مرجع می‌شود. کاربرد داده‌های هواشناسی و نتایج حاصل از معادله جنسن-هیز منجر به کاهش ۴۹ درصدی شاخص NRMSE و افزایش دقت دو برابری نسبت به ورودی صرفاً داده هواشناسی برای داده‌های مستقل (test) گردیده است. بر اساس تخمین تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از شبکه عصبی بر اساس ورودی صرفاً داده هواشناسی دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی و همچنین مجموع این داده‌های هواشناسی و نتایج حاصل از معادله جنسن-هیز عالی بوده است.

شود دقت برآورد عالی، ۱۰٪ - ۲۰٪ خوب، ۲۰٪ - ۳۰٪ مناسب و اگر NRMSE بیشتر از ۳۰٪ شود برآورد نامناسب خواهد بود (Jamieson et al., 1991). شاخص MRE که بر اساس مثبت و یا منفی بودن نشان دهنده بیش تخمینی و یا کم تخمینی شبکه می‌باشد.

### ۳- نتایج و بحث

#### ۳-۱- کارایی شبکه عصبی

قبل از شروع تحلیل کارایی تلفیق شبکه عصبی و روش‌های محاسباتی جهت تخمین تبخیر-تعرق مرجع می‌بایست کارایی شبکه عصبی در منطقه مورد مطالعه در زمانی که تمامی پارامترهای هواشناسی موجود می‌باشد ارزیابی گردد. بدین منظور با استفاده از ورودی‌های دما، رطوبت نسبی، تعداد ساعات آفتابی و سرعت باد تبخیر-تعرق مرجع توسط شبکه عصبی تخمین زده شد که نتایج برای داده‌های مستقل در شکل ۱ و جدول ۳ (ردیف اول) ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی به خوبی تبخیر-تعرق مرجع پنمن-مانتیس - فائو را تخمین زده و شاخص NRMSE کمتر از ۱۰٪ و عالی می‌باشد. بنابراین شبکه عصبی پیشنهادی دارای قابلیت خوبی برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع برای منطقه مورد مطالعه می‌باشد.

#### ۳-۲- تاثیر ساختارهای مختلف شبکه بر دقت تخمین نتایج

صرفاً برای روش جنسن-هیز- برنامه برای تعداد مختلف لایه پنهان و تعداد مختلف نورون در هر لایه اجرا شده و نتایج مربوط به بهترین ساختار در جدول ۲ ارائه گردید که نتایج برای تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌های مختلف بازای ورودی‌های یکسان تفاوت بسیار کمی با یکدیگر دارد. و همانطور که در بخش مواد و روشها توضیح داده شد با توجه به هدف مقاله که بررسی اثر تلفیق نتایج روشهای محاسباتی و شبکه عصبی بوده و جهت یکسان بودن شرایط برای همه اجراها و حالتها از تغییر ساختار شبکه خودداری گردید تا امکان مقایسه بهتر وجود داشته باشد. فلذا تمامی تحلیل‌ها بر اساس شبکه ای با ۲ لایه پنهان با ۱۰ نورون در هر لایه انجام شده است.

#### ۳-۳- روش جنسن-هیز

در معادله جنسن-هیز (Jensen et al., 1990) جهت محاسبه تبخیر-تعرق مرجع فقط از سه داده هواشناسی متوسط دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی استفاده می‌شود. بنابراین در ایستگاه‌هایی که فاقد آمار رطوبت نسبی می‌باشد نمی‌توان از روش پنمن -

**Table 2. Effect of number of hidden layers and nodes on ANNs performance to estimate ETo**  
**جدول ۲- اثر ترکیب مختلف تعداد لایه پنهان و تعداد نورون بر کارایی شبکه عصبی در تخمین تبخیر-تعرق**

| Input variables combination | No. of hidden layers (No. of neurons) | Train |        |       | Validation |        |       | Test  |      |       |
|-----------------------------|---------------------------------------|-------|--------|-------|------------|--------|-------|-------|------|-------|
|                             |                                       | NRMSE | MRE    | d     | NRMSE      | MRE    | d     | NRMSE | MRE  | d     |
| T, U, S                     | *1 (15)                               | 0.062 | 0.000  | 0.996 | 0.063      | -0.002 | 0.996 | 0.062 | 0.00 | 0.996 |
| JH                          | 1 (15)                                | 0.205 | -0.001 | 0.946 | 0.196      | -0.003 | 0.949 | 0.198 | 0.00 | 0.950 |
| JH, T, U, S                 | 1 (20)                                | 0.033 | 0.000  | 0.999 | 0.034      | 0.000  | 0.999 | 0.031 | 0.00 | 0.999 |
| T, U, S                     | 2 (15-20)                             | 0.063 | 0.000  | 0.996 | 0.061      | 0.001  | 0.996 | 0.061 | 0.00 | 0.996 |
| JH                          | 2 (10-20)                             | 0.202 | 0.012  | 0.949 | 0.200      | 0.007  | 0.949 | 0.198 | 0.00 | 0.950 |
| JH, T, U, S                 | 2 (10-20)                             | 0.032 | 0.000  | 0.999 | 0.033      | -0.001 | 0.999 | 0.031 | 0.00 | 0.999 |
| T, U, S                     | 3 (15-5-20)                           | 0.063 | -0.002 | 0.996 | 0.059      | 0.000  | 0.996 | 0.061 | 0.00 | 0.996 |
| JH                          | 3 (20-5-15)                           | 0.198 | 0.009  | 0.951 | 0.202      | -0.004 | 0.948 | 0.199 | 0.00 | 0.949 |
| JH, T, U, S                 | 3 (20-20-15)                          | 0.032 | -0.002 | 0.999 | 0.032      | -0.001 | 0.999 | 0.031 | 0.00 | 0.999 |

JH, T, U, S, NRMSE, MRE and d are the Jensen-Haise method, mean daily temperature, wind speed, daylight hours, normalized root mean square error, mean residual error and index of agreement, respectively. (\*)

(\*) JH, T, U, S, NRMSE, MRE و d به ترتیب روش جنسن-هیز، متوسط دمای روزانه، سرعت باد، تعداد ساعات آفتابی، جذر میانگین مربعات خطای استاندارد شده، میانگین خطای باقیمانده و شاخص تطابق می‌باشد. اعداد داخل پرانتز تعداد نورون هر لایه می‌باشد.

#### ۳-۴- روش تورک

در روش تورک برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع به داده‌های دما، رطوبت نسبی و سرعت باد نیاز می‌باشد و از این روش می‌توان برای نقاطی که فاقد داده تعداد ساعات آفتابی می‌باشد به جای روش پنمن-مانتیس-فائو استفاده نمود. نتایج حاصل از شبکه عصبی در شکل ۳ و جدول ۳ نشان داد که استفاده توام داده‌های دما، رطوبت نسبی و سرعت باد و تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش تورک به ترتیب باعث کاهش ۱۱ و ۱۰٪ شاخص NRMSE و افزایش دقت ۱۲ و ۱۱٪ نسبت به استفاده تنها از داده هواشناسی و یا تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش تورک برای داده‌های مستقل گردیده است. اما با مقایسه این نتایج با نتایج حاصل از کاربرد شبکه عصبی برای حالتی که تمامی داده‌های هواشناسی موجود می‌باشد نشان می‌دهد استفاده از داده‌های دما، رطوبت نسبی و سرعت باد و تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش تورک بصورت جداگانه و تلفیقی از دقت کافی برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع برخوردار نمی‌باشد. بنابراین برای ایستگاه شیراز بصورت تقریبی برای دوره‌هایی که فاقد داده تعداد ساعات آفتابی است و نمی‌توان از روش استاندارد پنمن مانتیس - فائو استفاده نمود می‌توان

مقایسه نمودارهای a و b شکل ۲ نشان می‌دهد تخمین تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در زمانی که تنها داده متوسط دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی موجود باشد و به عنوان ورودی استفاده شود دقیقتر و پراکندگی کمتری نسبت به استفاده از ورودی تبخیر-تعرق محاسبه شده به روش جنسن-هیز می‌باشد. بنابراین در شرایط وجود صرفاً این سه پارامتر هواشناسی بجای استفاده از روش محاسباتی، کاربرد شبکه عصبی منجر به تخمین دقیق تر تبخیر-تعرق مرجع می‌شود. همچنین شاخص NRMSE در حالت تلفیق داده هواشناسی دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی و نتایج حاصل از معادله جنسن-هیز عالی (NRMSE= ۰/۰۳۲) و نسبت به حالتی که داده هواشناسی کامل باشد (بخش قبلی، ۰/۰۵۴) (NRMSE=) منجر به تخمین بهتر تبخیر-تعرق مرجع می‌گردد. بنابراین در ایستگاه شیراز برای دوره‌هایی که فاقد داده‌های رطوبت نسبی است و نمی‌توان از روش استاندارد پنمن-مانتیس-فائو استفاده نمود می‌توان با تلفیق نتایج حاصل از معادله جنسن-هیز و داده‌های دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی تخمین دقیق تری از تبخیر-تعرق مرجع بدست آورد و از نتایج غیر دقیق صرفاً معادله جنسن-هیز استفاده نمود.

دیده بیشتر همخوانی داشته است. در هر صورت معیار ارزیابی، دقت تخمین داده‌های مستقل (آزمون) می‌باشد.

### ۳-۵- روش هارگریوز-سامانی

در مناطقی که فقط حداکثر و حداقل دمای هوا اندازه گیری می‌شود، جهت تخمین تبخیر-تعرق مرجع تنها روشی که نزدیک تر به واقعیت می‌باشد روش هارگریوز-سامانی است. همانطور که در شکل ۴ و جدول ۳ مشخص است در ایستگاه مورد مطالعه در صورتیکه تنها از تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش هارگریوز-سامانی و یا از داده تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش هارگریوز-سامانی به همراه داده‌های حداکثر و حداقل دما به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شود در مقایسه با تنها ورودی دما به ترتیب منجر به کاهش ۱۵ و ۱۶٪ شاخص NRMSE و افزایش دقت ۱۷/۸ و ۱۸/۴٪ تخمین تبخیر-تعرق مرجع پنمن-مانتیس-فائو اصلاح شده برای داده‌های مستقل می‌گردد.

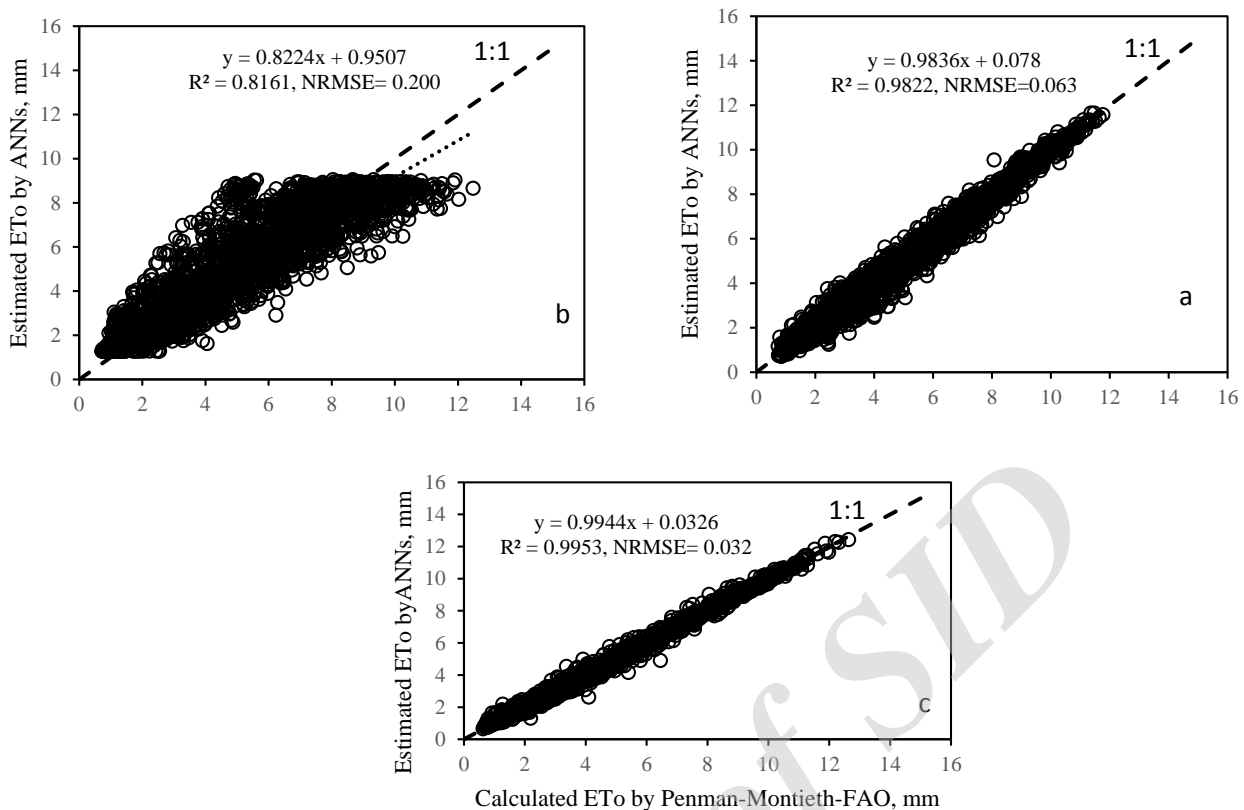
با تلفیق نتایج حاصل از معادله تورک و داده‌های دما، سرعت باد و رطوبت نسبی تخمین دقیق تری از تبخیر-تعرق مرجع بدست آورد هرچند که در کل دقت این روش با توجه به مقدار NRMSE در محدوده خوب بوده و عالی نمی‌باشد (Jamieson et al., 1991). تخمین تبخیر-تعرق مرجع بوسیله شبکه عصبی بازای ترکیب ورودی دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی نسبت به ترکیب ورودی دما، رطوبت نسبی و سرعت باد منجر به تخمین بسیار دقیقتر گردید (نمودارهای a در شکل‌های ۲ و ۳). در اکثر موارد نتایج داده‌های آزمون دارای دقت کمتری نسبت به داده‌های آموزش و ور آموزشی می‌باشد اما برای مواردی مشاهده شده که دقت تخمین داده‌های آزمون نسبت به داده‌های آموزش و ور آموزشی بیشتر بوده است. هر چند این اختلاف در حد هزارم اعشار می‌باشد اما علت آن می‌تواند به انتخاب تصادفی داده‌ها برای این سه مرحله مرتبط باشد که داده‌های تصادفی انتخابی برای آزمون در بعضی موارد با الگوی شبکه آموزش

**Table 3. Effect of input variables combination on ANNs performance\*.**  
جدول ۳- اثر ترکیب مختلف متغیرهای ورودی بر کارایی شبکه عصبی در تخمین تبخیر-تعرق

| Input variables combination | Train |        |       | Validation |        |        | Test  |        |       |
|-----------------------------|-------|--------|-------|------------|--------|--------|-------|--------|-------|
|                             | NRMSE | MRE    | d     | NRMSE      | MRE    | d      | NRMSE | MRE    | d     |
| T, RH, U, S                 | 0.054 | -0.001 | 0.997 | 0.052      | 0.000  | 0.997  | 0.054 | 0.000  | 0.997 |
| T, U, S                     | 0.061 | 0.000  | 0.996 | 0.062      | -0.001 | 0.996  | 0.063 | -0.001 | 0.995 |
| JH                          | 0.199 | -0.004 | 0.950 | 0.199      | -0.004 | 0.0949 | 0.200 | 0.005  | 0.947 |
| JH, T, U, S                 | 0.032 | 0.000  | 0.999 | 0.032      | 0.000  | 0.999  | 0.032 | 0.001  | 0.999 |
| T, RH, U                    | 0.187 | 0.000  | 0.956 | 0.187      | 0.002  | 0.957  | 0.187 | -0.005 | 0.995 |
| TU                          | 0.187 | 0.000  | 0.956 | 0.189      | 0.002  | 0.954  | 0.186 | 0.000  | 0.957 |
| TU, T, RH, U                | 0.165 | 0.002  | 0.966 | 0.166      | 0.002  | 0.966  | 0.167 | -0.001 | 0.966 |
| T                           | 0.223 | 0.000  | 0.933 | 0.229      | 0.007  | 0.932  | 0.225 | -0.004 | 0.932 |
| HS                          | 0.189 | 0.002  | 0.954 | 0.197      | 0.001  | 0.952  | 0.191 | 0.004  | 0.954 |
| HS, T                       | 0.182 | 0.000  | 0.958 | 0.184      | 0.000  | 0.956  | 0.190 | 0.003  | 0.955 |
| RH, U                       | 0.201 | 0.001  | 0.944 | 0.209      | 0.008  | 0.938  | 0.207 | 0.005  | 0.942 |
| Epan                        | 0.264 | 0.002  | 0.888 | 0.268      | 0.012  | 0.891  | 0.275 | -0.002 | 0.882 |
| Epan, RH, U                 | 0.134 | 0.009  | 0.977 | 0.138      | 0.008  | 0.975  | 0.137 | 0.014  | 0.976 |

(\* ) JH, TU, HS, Epan, T, RH, U, S, NRMSE, MRE and d are the Jensen-Haise method, Turc method, Hargreaves-Samani method, and pan evaporation, mean daily temperature, relative humidity, wind speed, daylight hours, normalized root mean square error, mean residual error and index of agreement, respectively.

(\* ) JH, TU, HS, Epan, T, RH, U, S, NRMSE, MRE and d به ترتیب روش جنسن-هیز، تورک، هارگریوز-سامانی، تشت تبخیر، متوسط دمای روزانه، متوسط رطوبت نسبی روزانه، سرعت باد، تعداد ساعات آفتابی، جذر میانگین مربعات خطای استاندارد شده، میانگین خطای باقیمانده و شاخص تطابق می‌باشد.



**Fig. 2. Relation between the calculated ETo by Penman-Montieth-FAO and the estimated ETo by ANNs using a) temperature, wind speed and daylight hours, b) calculated ETo by Jensen-Haise method and c) whole variables of a and b as input variables.**

شکل ۲- تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده توسط شبکه عصبی نسبت به محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو بازای ورودی (a) دما، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی، (b) تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش جنسن-هیز و (c) مجموع ورودی‌های a و b

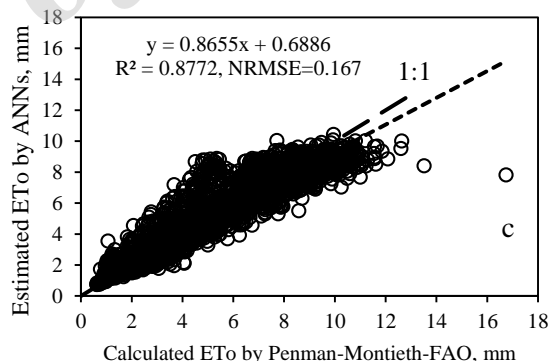
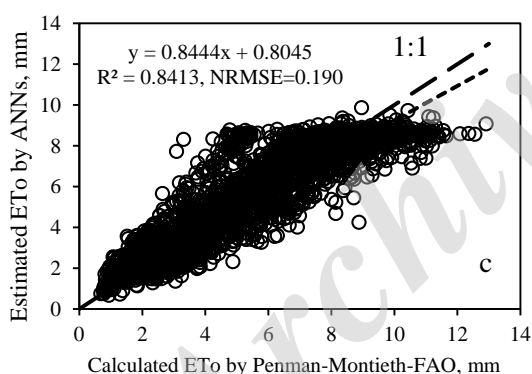
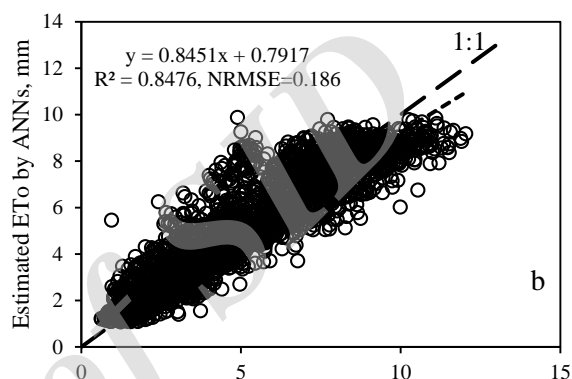
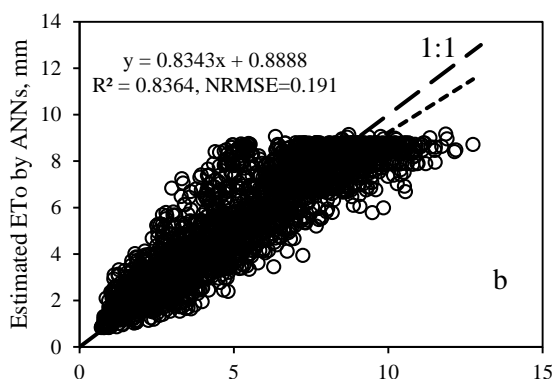
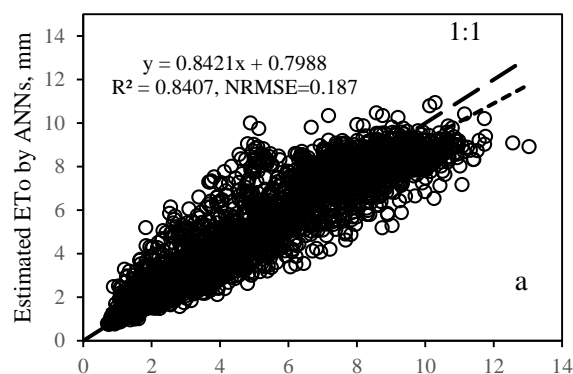
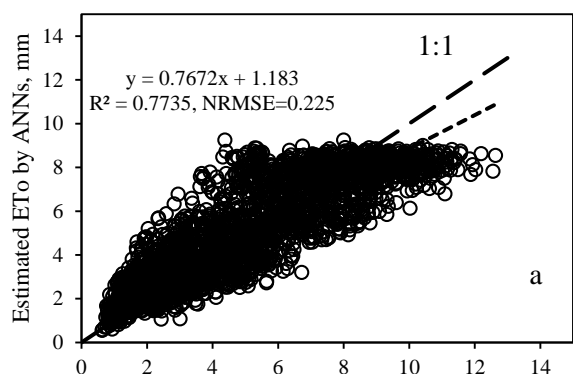
تشت بدست می‌آید. یکی از روش‌هایی که برای تعیین ضریب تشت ارائه شده روش Cuenca (1989) می‌باشد که در آن از داده‌های سرعت باد و رطوبت نسبی استفاده می‌شود. نتایج خروجی شبکه عصبی بازای ورودی‌های مختلف در شکل ۵ و جدول ۳ آمده است. بر اساس شاخص NRMSE در صورتیکه فقط از داده تشت تبخیر به عنوان ورودی استفاده شود منجر به تخمین مناسب تبخیر-تعرق مرجع پنمن-مانتیس فائو اصلاح شده می‌گردد.

اگر از داده‌های سرعت باد و رطوبت نسبی استفاده شود موجب تخمین بهتری می‌گردد و اگر از داده تشت تبخیر، سرعت باد و رطوبت نسبی استفاده گردد افزایش دقت تخمین تبخیر-تعرق مرجع پنمن-مانتیس-فائو چشمگیرتر خواهد بود.

این نتایج در مقایسه با نتایج حاصل از کاربرد شبکه عصبی برای حالتی که تمامی داده‌های هواشناسی موجود باشد نشان می‌دهد استفاده از داده دما و تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش هارگریوز-سامانی بصورت جداگانه و تلفیقی از دقت کافی برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع برخوردار نمی‌باشد (NRMSE بزرگتر از ۱۰٪). بنابراین در مطالعات هیدرولوژی و کشاورزی برای ایستگاه‌هایی که در آنها فقط داده دما اندازه گیری شده می‌توان از این روش به همراه داده‌های دما در شبکه عصبی برای تخمین تقریبی تبخیر-تعرق مرجع استفاده نمود.

### ۳-۶- روش تشت تبخیر

یکی از روش‌های محاسبه تبخیر-تعرق مرجع استفاده از داده‌های تشت تبخیر می‌باشد که از ضرب ضریب تشت در مقدار تبخیر از



**Fig. 4.** Relation between the calculated ETo by Penman-Montieth-FAO and the estimated ETo by ANNs using a) temperature, b) calculated ETo by Hargreaves-Samani method and c) whole variables of a and b as input variables.

شکل ۴- تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده توسط شبکه عصبی نسبت به محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو (بازای ورودی a) دما، (b) تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش هارگریوز-سامانی و (c) مجموع ورودی های a و b

**Fig. 3.** Relation between the calculated ETo by Penman-Montieth-FAO and the estimated ETo by ANNs using a) temperature, relative humidity and daylight hours, b) calculated ETo by Turc method and c) whole variables of a and b as input variables.

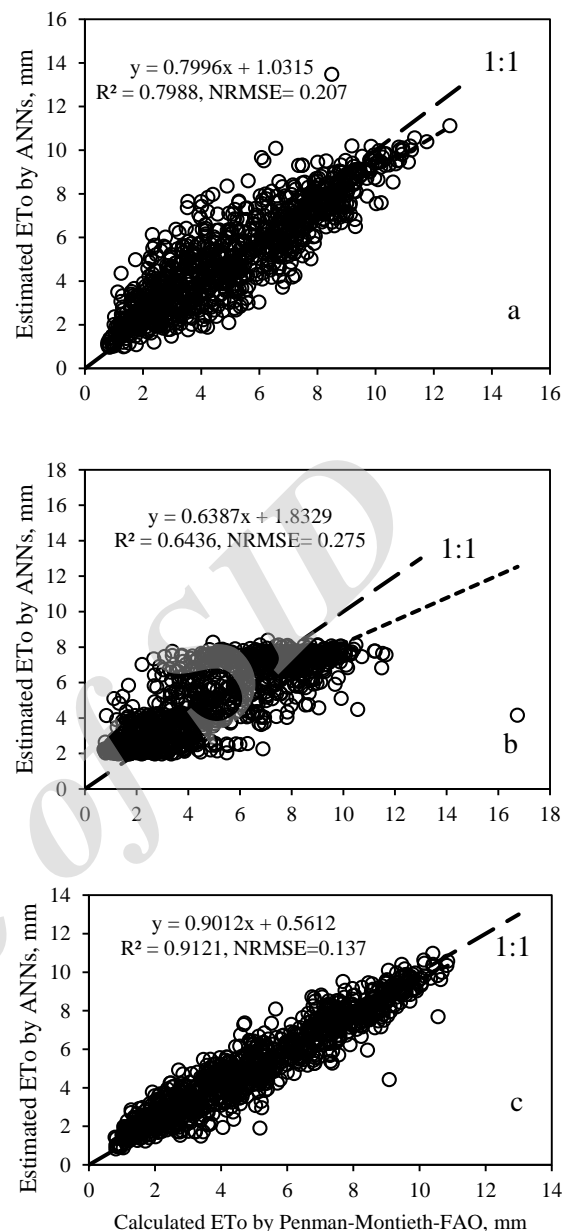
شکل ۳- تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده توسط شبکه عصبی نسبت به محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو (بازای ورودی a) دما، رطوبت نسبی و تعداد ساعات آفتابی، (b) تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش تورک و (c) مجموع ورودی های a و b



بطوریکه استفاده از ترکیب داده ورودی تحت تبخیر، سرعت باد و رطوبت نسبی در مقایسه با ورودی تحت تبخیر به تنهایی و ورودی سرعت باد و رطوبت نسبی بصورت جداگانه به ترتیب منجر به افزایش دقت ۱۰۰٪ و ۵۱٪ در تخمین تبخیر-تعرق مرجع پنمن-مانتیس-فائو اصلاح شده می‌گردد. استفاده از ترکیب داده ورودی تحت تبخیر، سرعت باد و رطوبت نسبی منجر به تغییر NRMSE از ۰/۲۷۵ به ۰/۱۳۷ در مقابل داده ورودی صرفاً تحت تبخیر می‌گردد. بنابراین در این روش اگرچه دقت تخمین دو برابر شده است اما همچنان این روش منجر به تخمین قابل قبول تبخیر - تعرق گیاه مرجع نسبت به حالتی که تمامی داده‌های هواشناسی موجود نیست نمی‌گردد بطوریکه همچنان در هر سه حالت مقدار NRMSE بزرگتر از ۱۰٪ می‌باشد و پراکندگی داده‌ها زیاد می‌باشد. اما جهت تخمین تقریبی در ایستگاه شیراز برای دوره‌هایی که تنها داده‌های تحت تبخیر، سرعت باد و رطوبت نسبی موجود می‌باشد می‌توان با تلفیق این داده‌ها و شبکه عصبی تخمین دقیق تری از تبخیر-تعرق مرجع بدست آورد.

#### ۴- نتیجه گیری

نتایج این تحقیق نشان داد که از بین روش‌های محاسباتی هارگریوز - سامانی، جنسن - هیز، تورک و روش تحت تبخیر که در کنار داده‌های هواشناسی به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی استفاده شده تنها روش جنسن - هیز منجر به تخمین تبخیر-تعرق مرجع روش استاندارد پنمن-مانتیس-فائو با دقت بالا گردید و در بقیه روش‌ها استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به همراه روش‌های محاسباتی اگرچه اندکی دقت تخمین را افزایش داده اما همچنان دقت این روش‌ها برای محاسبه تبخیر - تعرق مرجع پایین می‌باشد. بر این اساس از این روش در هر ایستگاه هواشناسی برای دوره‌هایی که اطلاعات هواشناسی کامل می‌باشد می‌توان استفاده نمود. یعنی می‌توان در آن ایستگاه تبخیر-تعرق مرجع را به دو روش پنمن-مانتیس-فائو اصلاح شده و روش جنسن-هیز محاسبه نمود. البته برتری این روش نسبت به بقیه روش‌های محاسباتی برای ایستگاه مورد نظر هم باید بررسی شود. سپس نتایج حاصل از این معادلات و داده‌های هواشناسی را برای آموزش شبکه عصبی بکار برد. پس از آن برای دوره‌هایی که فاقد اطلاعات هواشناسی می‌باشد از تلفیق روش‌های محاسباتی و شبکه عصبی تخمین دقیق تری از تبخیر-تعرق مرجع برای آن دوره‌ها بدست آورد. از نتایج این تحقیق می‌توان برای مطالعات هیدرولوژیکی جهت تخمین دقیق تر تبخیر-تعرق و رواناب، در آبیاری جهت تعیین دقیق تر نیاز آبی گیاهان و برنامه‌ریزی



**Fig. 5. Relation between the calculated ETo by Penman-Montieth-FAO and the estimated ETo by ANNs using a) relative humidity and wind speed, b) calculated ETo by Epan method and c) whole variables of a and b as input variables.**

شکل ۵- تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده توسط شبکه عصبی نسبت به محاسبه شده به روش پنمن - مانتیس - فائو بازای ورودی (a) رطوبت نسبی و سرعت باد، (b) تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده به روش تحت تبخیر و (c) مجموع ورودی‌های a و b

- Jensen ME, Burman RD, Allen RG (1990) Evapotranspiration and irrigation water requirements. American Society of Civil Engineers, Engrg Pract Manual No. 70, 332p
- Kisi O, Kilic Y (2015). An investigation on generalization ability of artificial neural networks and M5 model tree in modeling reference evapotranspiration. Theoretical and Applied Climatology. doi:10.1007/s00704-015-1582-z
- Kumar M, Raghuwanshi N, Singh R, Wallender W, and Pruitt W (2002) Estimating evapotranspiration using artificial neural network. Journal of Irrigation and Drainage Engineering 1284:224-233 doi:10.1061/ASCE0733-94372002128:4224, 224-233
- Landeras G, Ortiz-Barredo A, López JJ (2008) Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country Northern Spain. Agricultural Water Management 955:553–565 doi:10.1016/j.agwat.2007.12.011
- Razzaghi F, Sepaskhah AR (2010) Assessment of nine different equations for ETo estimation using lysimeter data in a semi-arid environment. Archives of Agronomy and Soil Science 561:1–12 doi:10.1080/03650340902829180
- Shamshirband S, Amirmojahedi M, Gocić M, Akib S, Petković D, Piri J, Trajkovic S (2015) Estimation of reference evapotranspiration using neural networks and Cuckoo search algorithm. Journal of Irrigation and Drainage Engineering 142(2):04015044 doi:10.1061/(ASCE) IR.1943-4774.0000949, 04015044
- Shiri J, Kişi Ö (2011) Application of artificial intelligence to estimate daily pan evaporation using available and estimated climatic data in the Khozestan province south western Iran. Journal of Irrigation and Drainage Engineering 1377:412-425 doi:10.1061/ASCEIR.1943-4774.0000315, 412-425
- Shiri J, Marti P, Nazemi A H, Sadraddini A A, Kisi O, Landeras G, Fakheri Fard A (2015) Local vs. external training of neuro-fuzzy and neural networks models for estimating reference evapotranspiration assessed through k-fold testing. Hydrology Research 46 (1) 72-88
- Trajkovic S (2005) Temperature-based approaches for estimating reference evapotranspiration. Journal of Irrigation and Drainage Engineering 1314:316–323 doi:10.1061/asce0733-94372005131:4316
- Trajkovic S, Todorovic B, Stankovic M (2003) Forecasting of reference evapotranspiration by
- آبیاری، در زهکشی جهت طراحی بهتر شبکه‌های زهکشی و برآورد میزان زهاب و همچنین در مدیریت منابع آب در ایستگاه‌هایی که دارای نقص آماری می‌باشند استفاده نمود.
- ۵- مراجع**
- Abedi-Koupai J, Amiri MJ, Eslamian SS (2009) Comparison of artificial neural network and physically based models for estimating of reference evapotranspiration in greenhouse. Australian Journal of Basic and Applied Sciences 33:2528-2535
- Allen RG (1999) Reference evapotranspiration calculation software for FAO and ASCE standardized equations. University of Idaho Research and Extension Center, 76p
- Allen RG, Pereira LS, Raes D, Smith M (1998) Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. Irrigation and Drainage Paper 56 Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 300p
- Cuenca RH (1989) Irrigation system design: An engineering approach Englewood Cliffs. NJ, Prentice-Hall, 552p
- Dehbozorgi F, Sepaskhah AR (2012) Comparison of artificial neural networks and prediction models for reference evapotranspiration estimation in a semi-arid region. Archives of Agronomy and Soil Science 585:477–497 doi:10.1080/03650340.2010.530255
- Ghasemi A, Zare Abyaneh H, Amiri Chaichian R, Mohammadi K (2007) Assessing artificial neural network and empirical methods to estimate the reference evapotranspiration of Hamedan province in Iran. Proceedings of the 9<sup>th</sup> Conference of Irrigation and decreasing the evapotranspiration. Kerman, Iran (In Persian).
- Hargreaves GH, Samani ZA (1985) Reference crop evapotranspiration from temperature. Applied Engineer in Agriculture 12:96–99
- Jain SK, Nayak PC, Sudheer KP (2008) Models for estimating evapotranspiration using artificial neural networks, and their physical interpretation. Hydrological Processes 2213:2225–2234 doi:10.1002/hyp.6819
- Jamieson PD, Porter JR, Wilson DR (1991) A test of computer simulation model ARC-WHEAT1 on wheat crops grown in New Zealand. Field Crops Research 27:337–350 <http://dx.doi.org/10.1016/0378-42909190040-3>

Traore S, Wang YM, Kerh T (2010) Artificial neural network for modeling reference evapotranspiration complex process in Sudano-Sahelian zone. *Agricultural Water Management* 975:707–714 doi:10.1016/j.agwat.2010.01.002

Zare Abyaneh H, Gasemi A, Bayat Varkeshi M, Mohammadi K, Sabziparvar AA (2009) Evaluation of two artificial neural network software in the prediction of crop reference evapotranspiration. *Water and Soil Science* 19(1):201-212 (In Persian)

artificial neural networks. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 129(6):454-457 doi:10.1061/ASCE0733-94372003129:6454, 454-457

Traore S, Luo Y, Fipps G (2016) Deployment of artificial neural network for short-term forecasting of evapotranspiration using public weather forecast restricted messages. *Agricultural Water Management*, 163:363–379

Archive of SID