

## مقایسه ضرایب تشت برآورد شده با استفاده از روش‌های تجربی، شبکه عصبی مصنوعی و عصبی - فازی در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع

علی اکبر سبزی‌پرور<sup>۱\*</sup> و مجتبی شادمانی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان، ایران  
<sup>۲</sup> کارشناس ارشد مهندسی آبیاری، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان، ایران

(دریافت: ۸۸۷/۱۲، پذیرش نهایی: ۸۹/۱۱/۱۹)

### چکیده

در این تحقیق کارایی روش‌های متفاوت تجربی (کونیکا، اشنایدر، اورنگ، آلن و پرویت، مدل راگووانشی و والندر، اشنایدر اصلاح شده، پیرا) در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) در برآورد ضریب تشت رده A و تبخیر و تعرق گیاه مرجع، در یک اقلیم گرم و خشک مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور از آمار ۱۰ ساله مربوط به اندازه‌گیری روزانه تبخیر از تشت استفاده شد. با توجه به کمبود داده‌های لایسیمتری، به منظور محاسبه میزان تبخیر و تعرق مرجع، از روش استاندارد پنمن مانتیت- فائو ۵۶ استفاده شد. در دو روش شبکه عصبی مصنوعی و عصبی - فازی مقادیر سرعت باد، رطوبت نسبی هوا و طول سبزیگی، در حکم متغیرهای ورودی و ضریب تشت که با استفاده از روش پنمن مانتیت- فائو ۵۶ محاسبه شده بود، در حکم متغیر خروجی به کار گرفته شد. برای ارزیابی کارایی هر یک از روش‌های به کار رفته از ضریب تعیین، جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق استفاده شد. نتایج این تحقیق روشن ساخت که روش عصبی - فازی (ANFIS) نسبت به روش‌های دیگر نتایج بهتری در برآورد ضریب تشت و تبخیر و تعرق مرجع به دست می‌دهد. از بین روش‌های تجربی برآورد ضریب تشت، روش‌های کونیکا و اشنایدر بعد از روش‌های شبکه عصبی در برآورد ضریب تشت در اقلیم‌های گرم و خشک توصیه می‌شود.

واژه‌های کلیدی: ضریب تشت، تبخیر و تعرق مرجع، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی - فازی تطبیقی، اقلیم گرم

## Evaluation of pan coefficients from ANN, ANFIS, and empirical methods, for estimation of daily reference evapotranspiration

Sabziparvar, A. A.<sup>1</sup> and Shadmani, M.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

<sup>2</sup> M.Sc. in Irrigation Engineering, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

(Received: 4 Oct 2009, Accepted: 8 Feb 2011)

### Abstract

**Introduction:** Evaporation and evapotranspiration are two major components of hydrological cycle which are very important for agricultural studies as well as water resources management. So far, various methods have been addressed for the estimation of daily reference crop evapotranspiration ( $ET_0$ ). Among them, FAO Penman-Montieth 56 (PMF-56) (Allen et al., 1998) is widely used as a standard method, particularly for arid and semi-arid regions. The major drawback to this method is the fact that the required weather data are not usually available for majority of the study sites. Pan coefficient ( $K_{pan}$ ) method (Eq. 1) is an alternative procedure which can be used for such conditions.

$$ET_0 = K_{Pan} \quad (1)$$

To estimate the pan coefficient ( $K_{Pan}$ ), many works have been performed by various researchers (e.g. Cuenca, 1989; Allen and Pruitt, 1991; Snyder, 1992; Orang, 1998;

Ranghuwanshi and Wallender, 1998). In a humid region, Imark et al (2002) used Frevert et al (1983) and Snyder (1992) methods for estimation of  $K_{pan}$  and  $ET_0$ . They suggested that Frevert method performs more reliable  $ET_0$  estimation close to PMF-56 than other  $K_{pan}$  estimators. Sabziparvar et.al (2009) introduced Orang (1998) and Ranghuwanshi and Wallender (1998) methods as the most accurate  $K_{pan}$  estimators for warm arid and cold semi-arid regions of Iran.

Another research work conducted for north Spain suggested that the daily  $ET_0$  which estimated by Artificial Neural Network (ANN) method performs more accurate results than empirical and semi-empirical relations.

**Aims and Scope:** The main aim of this study is to assess  $K_{pan}$  values as estimated by ANN and ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System) predictors against empirical estimators such as Cuenca, Orang, Pereira, Snyder, Ranghuwanshi and Wallender methods. The comparison is made by using the statistics such as coefficient of determination ( $R^2$ ), Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE).

**Summary and conclusions:** In this research, the performance of different pan models (Cuenca, 1989; Allen and Pruitt, 1991; Snyder, 1992; Orang, 1998; Ranghuwanshi and Wallender, 1998) for better estimation of pan coefficients for the selected sites in warm arid climate of Iran is compared with Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System (ANFIS) results. For this purpose, a ten-year daily measured pan data (1996-2005) were used. Having considered the shortage of lysimeter data, we applied the FAO recommended alternative approach of Penman-Montieth FAO-56 for the determination of daily  $ET_0$  at the study sites. In ANN and ANFIS methods, wind speed, relative humidity and fetch distance were applied as the input of the verified networks. The pan coefficients as estimated by PMF-56 method were also used as the input of the intelligent networks. Model validation was presented by using Root Mean square Error (RMSE), coefficient of determination ( $R^2$ ), and Mean Absolute Error (MAE) criteria. The results showed that the ANFIS method performs more accurate pan coefficient and reference daily evapotranspiration values compare to other approaches.

For the selected ANFIS method, the mean values of  $R^2$ , RMSE and MAE were 0.83, 0.97 ( $mm\ day^{-1}$ ) and 0.74 ( $mm\ day^{-1}$ ) respectively. Among the empirical pan models, Cuenca and Snyder methods are recommended for prediction of  $K_{pan}$  in warm arid climates.

In this work, we assumed that the synoptic weather sites of Shiraz and Kerman are representatives of agricultural fields in warm arid climate. This assumption might affect the estimated  $K_{pan}$  values. To remove some weaknesses, of the fetch distances, using evaporation pan and lysimeter instruments inside the agricultural fields, in addition to other weather instruments such as wind recorder (anemometer) are recommended for more reliable results.

**Key words:** Pan coefficient, Daily reference evapotranspiration, ANN, ANFIS, Warm arid climate

## ۱ مقدمه

آبیاری و مدیریت منابع آب ایفا می‌کند (اشنایدر و همکاران، ۲۰۰۵؛ گاندکار و همکاران، ۲۰۰۸). تاکنون روش‌های زیادی مبتنی بر داده‌های هواشناسی برای محاسبه تبخیر تعرق گیاه مرجع (Reference Crop

فرایند تبخیر و تبخیر تعرق، یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه آب در طبیعت است که نقش اساسی در تحقیقات کشاورزی، هیدرولوژیکی، هواشناسی، بهره‌برداری مخازن، طراحی سامانه‌های آبیاری و زهکشی، زمان‌بندی

تبخیر ایستگاه هواشناسی گرگان، مقادیر  $ET_0$  را محاسبه و نتایج آن را با مقادیر  $ET_0$  روش PMF-56 مقایسه کردند. آنها با استفاده از نتایج بررسی‌های رگرسیونی و آماری به این نتیجه رسیدند که از روش اورنگ (O, Orang) و شنایدر اصلاح شده (MS, Modified Snyder) برای برآورد مقادیر  $ET_0$  روزانه، روش کونیکا (C, Cuenca)، شنایدر اصلاح شده برای تخمین مقادیر  $ET_0$  ده روزه آلن-پرویت (AP, Allen and Pruitt) و برای محاسبه  $ET_0$  ماهانه روش‌های شنایدر اصلاح شده و کونیکا در منطقه مورد بررسی و سایر مناطقی که دارای این اقلیم هستند، می‌توان استفاده کرد. همچنین ایرماک و همکاران (۲۰۰۲)، در منطقه‌ای با اقلیم مرطوب، با به‌کارگیری روابط ضریب تشت پیشنهاد شده فورت و همکاران (۱۹۸۳) و شنایدر (۱۹۹۲) اقدام به برآورد ضریب تشت و  $ET_0$  کردند. آنها روشن ساختند که نتایج حاصل از رابطه فورت و همکاران (۱۹۸۳) به نتایج برآورد روش PMF-56 نزدیک‌تر است. در تحقیق دیگری گاندکار و همکاران (۲۰۰۸)، در کشور هند با استفاده از مدل‌های ضریب تشت، مقدار  $ET_0$  را برآورد کردند. نتایج به‌دست آمده روشن ساخت که مدل شنایدر (S, Snyder) بهترین مدل برای برآورد  $ET_0$  در مناطق مورد بررسی با اقلیم نیمه‌خشک هند است. سبزی‌پرور و همکاران (۲۰۰۹) به بررسی و ارزیابی مدل‌های تجربی ضریب تشت برای برآورد  $ET_0$  در دو اقلیم خشک گرم و نیمه‌خشک سرد پرداختند. در این تحقیق دو مدل اورنگ (O) و راگوانشی و والندر (RW, Raghuvanshi and Wallender) درحکم بهترین مدل ضریب تشت در اقلیم نیمه‌خشک سرد پیشنهاد شد و همچنین مدل‌های شنایدر و اورنگ برای استفاده در اقلیم خشک گرم معرفی شدند.

طی دهه اخیر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

(Evapotranspiration) ( $ET_0$ ) در شرایط اقلیمی و جغرافیایی متفاوت عرضه شده است. از میان این روش‌ها، روش پنمن-مانتیت فائو ۵۶ (PMF-56, Penman-Monteith FAO 56) به‌منزله روش استاندارد برآورد  $ET_0$  معرفی شده است (آلن و همکاران، ۱۹۹۸). با وجود دقت مناسب روش PMF-56، این روش به داده‌های هواشناسی زیادی نیاز دارد و تجهیز ایستگاه‌های هواشناسی این داده‌ها، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه هزینه‌بر است. لذا استفاده از مدل‌های ساده‌تر که به داده‌های هواشناسی کمتری نیاز دارند، برای برآورد  $ET_0$ ، بیشتر مورد توجه هستند.

یکی از روش‌های معمول برای برآورد  $ET_0$ ، روش تشت تبخیر است که با استفاده از رابطه زیر مقدار  $ET_0$  برآورد می‌شود:

$$ET_0 = K_{pan} \cdot E_{pan} \quad (1)$$

که در رابطه فوق  $ET_0$  میزان تبخیر و تعرق مرجع (میلی‌متر بر روز)،  $E_{pan}$  میزان تبخیر از تشت (میلی‌متر بر روز) و  $K_{pan}$  ضریب تشت است.

با توجه به رابطه (۱)، خطای کمی در پیش‌بینی ضریب تشت، می‌تواند باعث خطای قابل‌ملاحظه در  $ET_0$  برآورد شده شود. بنابراین برآورد دقیق این ضریب ضروری به‌نظر می‌رسد. تحقیقاتی در زمینه عرضه روابط تجربی با استفاده از میانگین روزانه سرعت باد ( $U_2$ ) و رطوبت نسبی (RH) و طول سبزی‌نگی (F)، به‌منظور مدل‌سازی ضریب تشت صورت گرفته است. در این خصوص می‌توان به کارهای فورت و همکاران (۱۹۸۳)، کونیکا (۱۹۸۹)، آلن و پرویت (۱۹۹۱)، شنایدر (۱۹۹۲)، پیرا و همکاران (۱۹۹۵)، اورنگ (۱۹۹۸) و راگوانشی و والندر (۱۹۹۸) اشاره کرد. این روابط از راه برازش یک رابطه خطی و یا غیرخطی بین متغیرهای پیش‌گفته به‌دست آمده‌اند.

شریفیان و قهرمان (۱۳۸۵) با استفاده از داده‌های تشت

خطی و غیرخطی عمل می‌کنند. از دیگر ویژگی‌های شبکه‌های عصبی و عصبی-فازی می‌توان به قابلیت یادگیری و قابلیت تعمیم (Generalization) آن اشاره کرد. در روابط آماری، امکان یادگیری و نگاشت‌پذیری وجود ندارد. با توجه به اصلی‌ترین مزیت نگرش شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی نسبت به روش‌های تجربی (آماري) یعنی نبود نیاز به توضیح صریح سازوکار فرایندها به صورت ریاضی، فرض می‌شود که این روش‌ها برای مدل‌سازی ضریب تشش رضایت‌بخش‌ترند.

## ۲ مواد و روش‌ها

### مناطق مورد بررسی و داده‌های مورد استفاده

ایستگاه‌های مورد بررسی واقع در شهرهای کرمان و شیراز هستند (شکل ۱). با توجه به اقلیم‌نمای کوپن، مناطق مورد بررسی در اقلیم گرم و خشک قرار می‌گیرند که مشخصات جغرافیایی و اقلیمی آنها در جدول ۱ آمده است. اطلاعات هواشناسی مورد استفاده شامل متوسط دمای هوا ( $T$ )، رطوبت نسبی ( $RH$ )، فشار هوا ( $P$ )، فشار بخار واقعی ( $e_a$ )، تابش خالص خورشیدی ( $R_n$ )، سرعت باد در ارتفاع ۲ متری ( $U_2$ ) و تبخیر از تشش ( $E_{pan}$ ) است که در مقیاس روزانه و برای دوره ۱۰ ساله ۱۹۹۶ تا ۲۰۰۵ از آنها استفاده شد. ضمناً به منظور تبدیل سرعت باد از ارتفاع ۱۰ متری به ارتفاع ۲ متری، از رابطه ۲، که آلن و همکاران (۱۹۹۸) پیشنهاد دادند، استفاده شد:

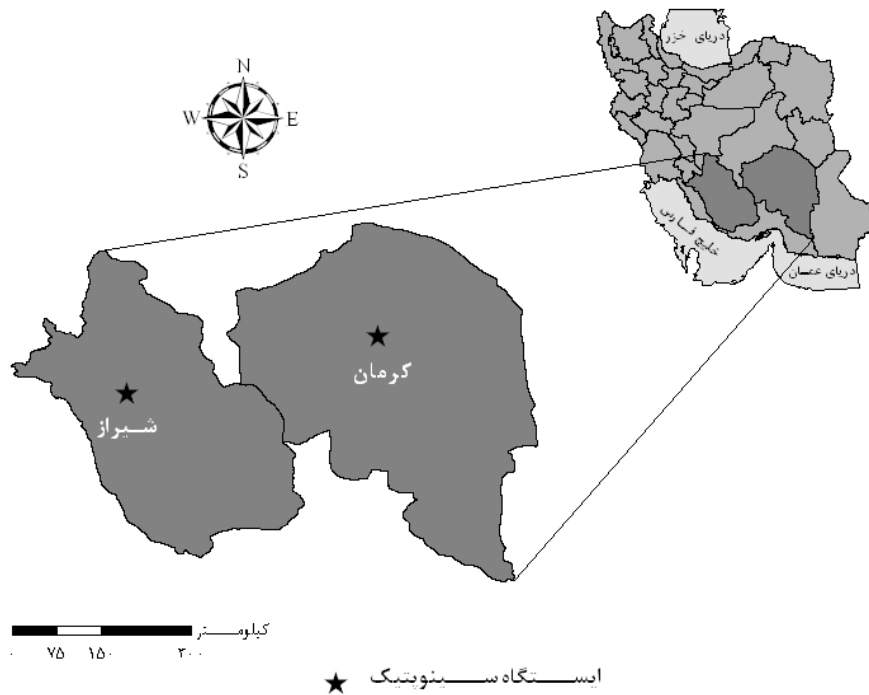
$$U_2 = U_Z \cdot \left(\frac{2}{Z}\right)^{0.15} \quad (2)$$

در این رابطه،  $U_Z$  سرعت باد در ارتفاع  $Z$ ،  $U_2$  سرعت باد در ارتفاع ۲ متری و  $Z$  ارتفاعی است که سرعت باد در آن اندازه‌گیری شده (۱۰ متر).

(ANN, Artificial Neural network)، منطق فازی (Fuzzy Logic) و عصبی-فازی (Neuro-fuzzy) به ابزاری برای پیش‌بینی تبدیل شده و در زمینه‌های گوناگون، نتایج بهتری نسبت به روش‌های سنتی از خود نشان داده‌اند (یوردوسو و فیرت، ۲۰۰۹؛ چانگ و همکاران، ۲۰۰۸). اودهیامبو و همکاران (۲۰۰۱) با استفاده از روش عصبی-فازی، تبخیر و تعرق گیاه مرجع را برآورد کردند. آنها داده‌های تابش کل خورشیدی، سرعت باد، رطوبت نسبی و درجه حرارت را درحکم ورودی به کار بردند. نتایج این تحقیق بیانگر آن است که میزان خطای تبخیر تعرق مرجع برآورد شده با این روش کمتر از روش PMF-56 است. در تحقیق دیگری که لندراس و همکاران (۲۰۰۸) در شمال اسپانیا به انجام رساندند، برآورد  $ET_0$  با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، روش‌های تجربی و نیمه‌تجربی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج آنها روشن ساخت که روش شبکه عصبی بر دیگر روش‌ها برتری دارد.

هدف از این تحقیق، برآورد ضریب تشش کلاس A با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) و مدل‌های تجربی و همچنین مقایسه و ارزیابی مقادیر تبخیر و تعرق مرجع برآورد شده به روش‌های پیش‌گفته و روش PMF-56، در یک اقلیم گرم و خشک به منظور انتخاب بهترین روش بوده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء سامانه‌های دینامیکی هستند که با پردازش روی داده‌های تجربی، قوانین داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. در روابط کلاسیک (آماري)، قوانین قابل انتقال نیستند و این روابط به صورت غیردینامیک و بدون در نظر گرفتن پس‌خورد (فیدبک)‌های



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد بررسی.

جدول ۱. مشخصات جغرافیایی و اقلیمی ایستگاه‌های مورد بررسی.

ایستگاه	طول (E)	عرض (N)	ارتفاع (m)	میانگین دما (°C)	میانگین تبخیر از تست (mm/year)	میانگین رطوبت نسبی (%)	میانگین سرعت باد در ارتفاع ۲ متری (m/s)
شیراز	۵۲°۳۶'	۲۹°۳۲'	۱۴۸۴	۱۸/۹	۲۷۹۵	۳۸	۳/۳۵
کرمان	۵۶°۵۸'	۳۰°۱۵'	۱۷۵۴	۱۶/۵	۲۶۰۹	۳۱	۴/۱۶

$$K_{pan-c} = 0.475 - (0.245 \times 10^{-3} U_2) + (0.516 \times 10^{-2} RH) + (0.118 \times 10^{-2} F) - (0.16 \times 10^{-4} RH^2) - (0.101 \times 10^{-5} F^2) - (0.8 \times 10^{-8} RH^2 U_2) - (0.1 \times 10^{-7} RH^2 F) \quad (3)$$

### ۲-۳ مدل آلن و پرویت (AP)

آلن و پرویت (۱۹۹۱) با استفاده از متغیرهای پیش‌گفته رابطه‌ای غیرخطی را پیشنهاد کردند (رابطه ۴).

$$K_{pan-AP} = 0.108 - (3.31 \times 10^{-4} U_2) + (0.422 \ln(F)) + (0.1434 \ln(RH)) - (6.31 \times 10^{-4} ((\ln(F))^2 \cdot \ln(RH))) \quad (4)$$

### ۳ مدل‌های برآورد ضریب تست و تبخیر و تعرق مرجع

در این تحقیق از مدل‌های زیر استفاده شد:

### ۱-۳ مدل کوینکا (C)

فورت و همکاران (۱۹۸۳) به منظور برآورد ضریب تست رابطه‌ای با توجه به مقادیر میانگین رطوبت نسبی روزانه (RH)، سرعت باد ( $U_2$ ) و طول سبزی‌نگی (F) عرضه کردند که بعدها کوینکا (۱۹۸۹) آن را اصلاح کرد (رابطه ۳).

که در رابطه (۹)  $X_1$ ،  $X_2$  و  $X_3$  به ترتیب حدود سرعت متوسط باد در داخل بازه‌های ۱۷۵-۴۲۵، ۴۲۵-۷۰۰ و بیشتر از ۷۰۰ کیلومتر در روز را نشان می‌دهد. مقدار متغیرهای پیش‌گفته در صورت قرار گرفتن در داخل بازه مربوط، عدد یک و در غیر این صورت مقدار صفر است. همچنین  $X_4$  و  $X_5$  به ترتیب حدود رطوبت نسبی در داخل بازه‌های ۴۰-۷۰ و بیشتر از ۷۰ درصد است. به‌طور مشابه به مقدار متغیرهای فوق در صورت قرار گرفتن در داخل بازه مربوط، عدد یک و در غیر این صورت مقدار صفر لحاظ می‌شود.

در همه روابط فوق (۳ الی ۹)  $U_2$  سرعت باد در ارتفاع ۲ متری (متر بر ثانیه)،  $RH$  میانگین رطوبت نسبی روزانه (درصد)،  $F$  طول سبزی‌نگی از سمتی که باد به سمت تشت می‌وزد (متر) است که در این تحقیق مقدار  $F$  ده متر فرض شد (سبزی‌پرور و همکاران، ۲۰۰۹).

### ۷-۳ مدل پنمن-مانیت فائو ۵۶ (PMF-56)

در این تحقیق به‌منظور برآورد تبخیر و تعرق مرجع و مقایسه آن با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، عصبی-فازی و مدل‌های تجربی ضریب تشت، از روش استاندارد پنمن-مانیت فائو ۵۶ که آلن و همکاران (۱۹۹۸) عرضه کردند، استفاده شد (رابطه ۱۰).

$$ET_0 = \frac{0.480\Delta(R_n - G) + \gamma[900 / (T + 273)]U_2(e_a - e_d)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)} \quad (10)$$

در این رابطه،  $R_n$  مقدار تابش خالص (مگاژول بر مترمربع در روز)،  $T$  متوسط دمای هوا (درجه سلسیوس)،  $U_2$  سرعت باد در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین (متر بر ثانیه)،  $\Delta$  شیب منحنی فشار بخار (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس)،  $G$  چگالی شار حرارتی خاک (مگا ژول بر متر مربع در روز) و  $\gamma$  ضریب سایکرومتری (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس) است. همچنین  $e_a - e_d$  کمبود فشار بخار (کیلو پاسکال) است که تابعی از متوسط رطوبت نسبی

### ۳-۳ مدل اشنایدر (S)

اشنایدر (۱۹۹۲) معادله دیگری مبتنی بر رگرسیون چندمتغیره خطی عرضه کرد که این معادله نیز در سال‌های بعد اصلاح شد. رابطه (۵) مدل اشنایدر (S) و رابطه (۶) مدل اشنایدر اصلاح شده (MS) را نشان می‌دهد.

$$K_{pan-S} = 0.482 - (3.76 \times 10^{-4} U_2) + (0.24 \ln(F)) + (0.0045 RH) \quad (5)$$

$$K_{pan-S-adj} = 0.5321 - (3 \times 10^{-4} U_2) + (0.0249 \ln(F)) + (0.0025 RH) \quad (6)$$

### ۴-۳ مدل پیرا (P, Pereira)

پیرا و همکاران (۱۹۹۵) با توجه به مقادیر سرعت باد ( $U_2$ )، شیب فشار بخار اشباع ( $\Delta$ ) و ثابت سایکرومتری ( $\gamma$ ) رابطه دیگری برای برآورد ضریب تشت پیشنهاد کردند (رابطه ۷).

$$K_{pan-P} = 0.85(\Delta + \gamma) / [\Delta + \gamma(1 + 0.33U_2)] \quad (7)$$

### ۵-۳ مدل اورنگ (O)

اورنگ (۱۹۹۸)، مشابه مدل اشنایدر (۱۹۹۲) با استفاده روش رگرسیون خطی معادله زیر را عرضه کرد (رابطه ۸).

$$K_{pan-O} = 0.51206 - (3.21 \times 10^{-4} U_2) + (0.03188 \ln(F)) + (0.002889 RH) - (0.000107 RH \cdot \ln(F)) \quad (8)$$

### ۶-۳ مدل راگوانشی و والندر (RW)

راگوانشی و والندر (۱۹۹۸) با به‌کارگیری طول سبزی‌نگی و طبقه‌بندی سرعت باد و رطوبت نسبی، معادله جدیدی به‌منظور برآورد ضریب تشت عرضه کردند (رابطه ۹).

$$K_{pan-R} = 0.5944 + 0.0242 \ln(F) - 0.0583 X_1 - 0.1333 X_2 - 0.2083 X_3 + 0.0812 X_4 + 0.1344 X_5 \quad (9)$$

درحکم خروجی شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی در نظر گرفته شد. با توجه به مشابهت اقلیمی دو ایستگاه مورد بررسی، کلیه مشخصات اقلیمی آنها به صورت یک مجموعه (اقلیم گرم و خشک) لحاظ شد و پارامترهای ورودی و خروجی مزبور به صورت تصادفی به دو بخش آموزش و آزمون تفکیک شد؛ بدین صورت که ۷۵ درصد داده‌ها (۴۳۲۳ مورد) برای آموزش و ۲۵ درصد داده‌ها (۱۴۴۱ مورد) برای آزمون دو روش مورد نظر به کار رفت. به منظور تعیین بهترین ساختار شبکه عصبی از توابع فعالیت خطی (Linear)، تانسیگموید (Tan-Sigmoid) و لوگ‌سیگموید (Log-Sigmoid) استفاده شد و برای ساختار فازی-عصبی نیز از توابع عضویت مثلثی (triangular)، دوزنقه‌ای (trapezoidal)، زنگوله‌ای عمومی (Generalized bell) و گاوسی (Gaussian) یک منحنی وار و گاوسی دو منحنی وار استفاده شد. درضمن، اجرای ساختارهای متفاوت روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی در محیط نرم‌افزاری مطلب (MATLAB7) صورت گرفت.

#### ۵ معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی روش‌های مورد استفاده در برآورد ضریب تست، از معیارهای متداول، شامل ضریب تعیین ( $R^2$ , Determination coefficient)، جذر میانگین مربع خطا (RMSE, Root Mean Square Error)، میانگین خطای مطلق (MAE, Mean Absolute Error)، استفاده شد. معیار آماری ضریب تعیین برای تعیین همبستگی بین مقادیر واقعی و برآورد شده و همچنین جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق برای تعیین مقادیر خطای برآورد شده، به کار برده شدند (روابط ۱۱ الی ۱۳).

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (11)$$

برحسب درصد و متوسط دمای هوا (درجه سلسیوس) است.

#### ۴ تعیین ساختار شبکه عصبی مصنوعی و سامانه

##### استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

شبکه عصبی مصنوعی، روشی محاسباتی، الهام گرفته از دستگاه‌های عصبی زیستی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی از تعدادی عناصر پردازش تشکیل شده‌اند که معمولاً به صورت موازی عمل می‌کنند و در معماری‌های منظمی شکل می‌یابند. یک شبکه عصبی مصنوعی شبیه مغز انسان، قابلیت یادگیری، فراخوانی و تعمیم یافتن از الگوهای یادگیری داده‌ها را دارد. این شبکه می‌تواند برای یک عمل خاص با تعدیل وزن‌های بین عناصر، آموزش ببیند. معمولاً شبکه‌های عصبی مصنوعی را آموزش می‌دهند تا یک ورودی خاص را به یک خروجی خاص تبدیل کنند. مزیت این شبکه‌ها آن است که قادر به مدل‌سازی دستگاه‌های خطی و غیرخطی هستند (ریاد و همکاران، ۲۰۰۴).

سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (عصبی-فازی)،

ترکیبی از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی است که ابزاری توانمند در مدل‌سازی دستگاه‌های غیرخطی پیچیده است (چانگ و چانگ، ۲۰۰۱). در این روش با استفاده از توانایی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، مشکل اصلی استفاده از روش استنتاج فازی، ایجاد قواعد اگر-آن‌گاه (If-Then) فازی و بهینه‌سازی پارامترهای آن بر طرف می‌شود. به عبارت دیگر در روش عصبی-فازی، برای تبدیل ورودی به خروجی از ترکیب قدرت زبانی دستگاه فازی و عددی شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود (جانگ و همکاران، ۱۹۹۷).

در این تحقیق مقادیر سرعت باد، رطوبت نسبی و طول سبزی‌نگی درحکم ورودی و مقدار ضریب تست نیز که از روش پنمن-مانیتیت فائو ۵۶ محاسبه شده (رابطه ۱)،

ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad (13)$$

نتایج آماری مربوط به برخی ساختارهای متفاوت دو روش شبکه عصبی و عصبی-فازی برای برآورد مقدار تبخیر و تعرق مرجع در مراحل آموزش و آزمون، در جدول‌های ۲ و ۳ آورده شده است. نتایج روشن ساخت که بهترین ساختار ANN با مدل پرسپترون چندلایه (MLP, Multi-Layer Perceptron)، تابع فعالیت تان سیگموئید و آرایش ۳-۶-۱ برای یک لایه پنهان بود (جدول ۲) و بهترین ساختار ANFIS نیز با تابع عضویت گاوسی یک منحنی‌وار و با آرایش ۳-۳-۳ (برای هر متغیر ورودی) حاصل شد. همچنین مدل منتخب روش ANFIS در مقایسه با مدل منتخب روش ANN دقت بیشتری در برآورد ضریب تشبته A نشان می‌دهد. سنجش‌های ارزیابی دقت مدل منتخب روش ANFIS، در مرحله آزمون حاکی از ضریب تعیین ۰/۸۵، جذر میانگین مربع خطا برابر با ۰/۸۴ و میانگین خطای مطلق ۰/۳۴ (میلی‌متر در روز) بوده است (جدول ۳).

که در این روابط،  $X_i$  و  $Y_i$  به ترتیب  $i$  امین داده واقعی و برآورد شده،  $\bar{X}$  و  $\bar{Y}$  میانگین داده‌های  $X_i$  و  $Y_i$  و  $n$  تعداد نمونه‌های ارزیابی‌اند. در این تحقیق تعداد کل نمونه‌های ارزیابی شده ۵۷۶۴ مورد بوده است.

## ۶ نتایج و بحث

نتایج ساختار شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی همان‌گونه که در قسمت مواد و روش‌ها ذکر شد، برای دستیابی به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی، ساختارهای گوناگونی مورد آزمایش قرار گرفت. به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد آنها با یکدیگر، از داده‌های آزمون استفاده شد. مقادیر خروجی از هر ساختار با مقادیر ضریب تشبته محاسبه شده از روش PMF-56، مقایسه شد و برای ارزیابی آنها از آماره‌های

جدول ۲. نتایج آماری ساختارهای متفاوت روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای برآورد تبخیر تعرق مرجع.

تابع عضویت	آرایش	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
		MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>
لوگ سیگموئید	۳-۵-۱	۰/۸۰	۱/۱۵	۰/۸۴	۰/۹۷	۰/۸۱	
تان سیگموئید	۳-۶-۱	۰/۸۲	۱/۰۳	۰/۷۸	۰/۸۶	۰/۸۵	
خطی	۳-۵-۱	۰/۷۶	۱/۲۶	۰/۹۱	۱/۰۲	۰/۷۸	
لوگ سیگموئید	۳-۷-۴-۱	۰/۸۱	۱/۱۷	۰/۸۷	۰/۹۹	۰/۸۲	
تان سیگموئید	۳-۵-۳-۱	۰/۸۱	۱/۱۴	۰/۸۵	۰/۹۴	۰/۸۳	

جدول ۳. نتایج آماری ساختارهای مختلف روش عصبی-فازی (ANFIS) برای برآورد تبخیر تعرق مرجع.

تابع عضویت	آرایش	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
		MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>
مثلی	۳-۳-۳	۰/۸۰	۳/۱۷	۲/۶۳	۲/۸۵	۰/۸۳	
ذوزنقه‌ای	۳-۲-۳	۰/۸۲	۱/۰۶	۰/۸۱	۰/۸۹	۰/۸۴	
زنگوله‌ای عمومی	۳-۲-۳	۰/۸۲	۱/۰۵	۰/۷۹	۰/۸۸	۰/۸۴	
گاوسی یک منحنی‌وار	۳-۳-۳	۰/۸۲	۱/۰۰	۰/۷۶	۰/۸۴	۰/۸۵	
گاوسی دو منحنی‌وار	۳-۳-۳	۰/۸۲	۱/۰۴	۰/۷۹	۰/۸۸	۰/۸۵	

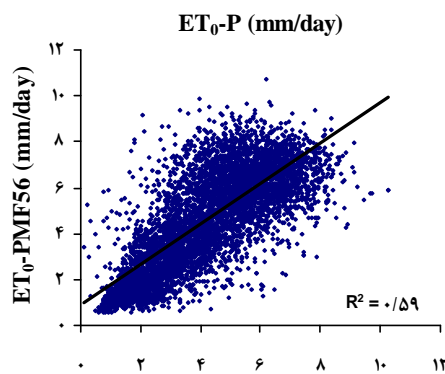
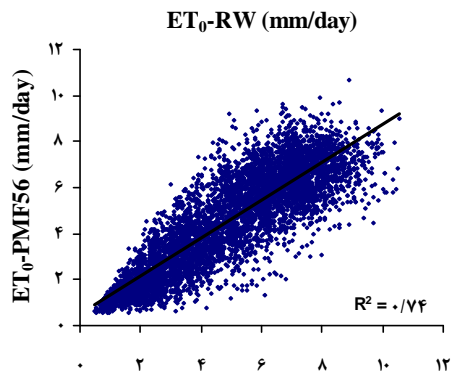
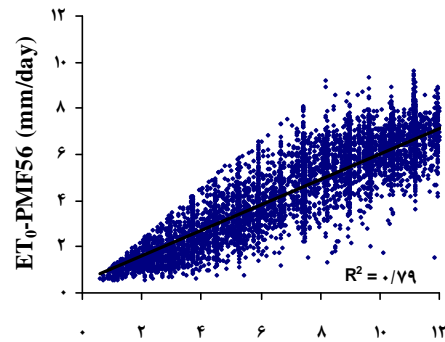
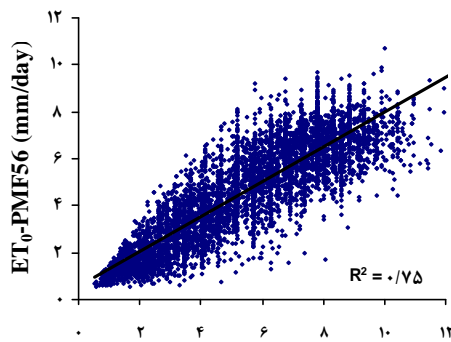


و کم بودن مقادیر معیارهای خطا ( $MAE$  و  $RMSE$ ) در بین روش‌های به کار رفته، بهترین نتایج را به دست داده است. براساس مدل منتخب ANFIS، مقادیر ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق برای مجموعه داده‌ها به ترتیب  $0/83$ ،  $0/97$  و  $0/74$  (میلی متر در روز) به دست آمده است (جدول ۴). با توجه به بررسی‌های صورت گرفته، در اقلیم مشابه با این تحقیق و با استفاده از روش‌های هوشمند (ANN و ANFIS)، کار تحقیقی مشابه برای برآورد ضریب تست صورت نگرفته است، لذا امکان مقایسه مستقیم نتایج به دست آمده برای دو روش ANN و ANFIS با نتایج سایر محققان میسر نیست. اما همچنان که تحقیقات صورت گرفته در زمینه‌های گوناگون، ارجحیت روش‌های ANN و ANFIS را به سایر روش‌های تجربی و آماری اعلام کرده‌اند (لندراس و همکاران، ۲۰۰۸؛ رحیمی خوب، ۲۰۰۸؛ آیتک، ۲۰۰۹؛ چایوهان و شریواستاوا، ۲۰۰۹)، نتایج این تحقیق نیز این مطلب را تایید می‌کند.

#### ۷ مقایسه روش‌های استفاده شده در برآورد تبخیر و تعرق مرجع

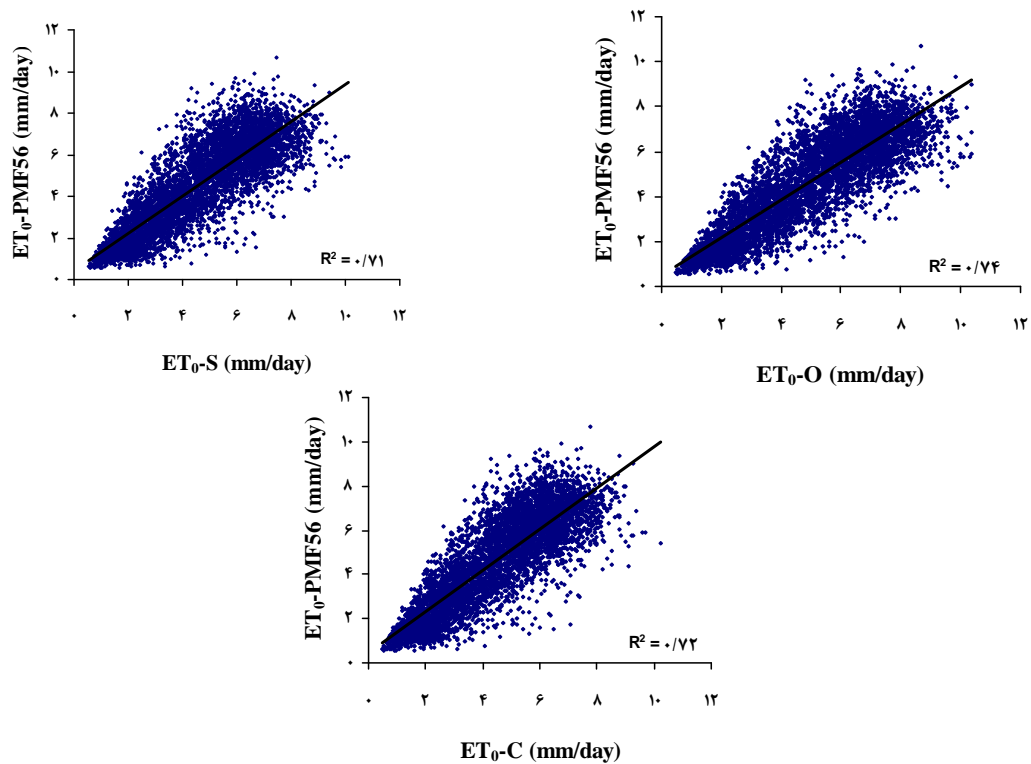
رابطه رگرسیونی بین مقادیر تبخیر و تعرق مرجع حاصل از مدل PMF-56 و مقادیر برآورد شده با روش‌های استفاده شده برای مجموعه داده‌های آموزش و آزمون، در شکل‌های ۲ و ۳ و همچنین نتایج آماری آنها در جدول ۴ آورده شده است. همان‌طور که در شکل‌های ۲ و ۳ و همچنین جدول ۴ ملاحظه می‌شود، روش‌های عصبی-فازی و شبکه عصبی در مقایسه با روش‌های تجربی برای مدل‌سازی ضریب تست و تبخیر و تعرق گیاه مرجع مناسب‌ترند و روش‌های C، S و O از بین روش‌های تجربی نتایج بهتری به دست می‌دهند. همچنین مدل‌های P و RW ضعیف‌ترین نتایج را برای برآورد  $ET_0$  به دست داده‌اند. این نتایج نیز مشابه تحقیق سبزی‌پرور و همکاران (۲۰۰۹) است که در آن روش‌های S و O به منزله مدل‌های مطلوب در اقلیم گرم و خشک معرفی شده‌اند.

روش ANFIS به دلیل بزرگ بودن ضریب تعیین ( $R^2$ )



$ET_0$ -MS (mm/day)

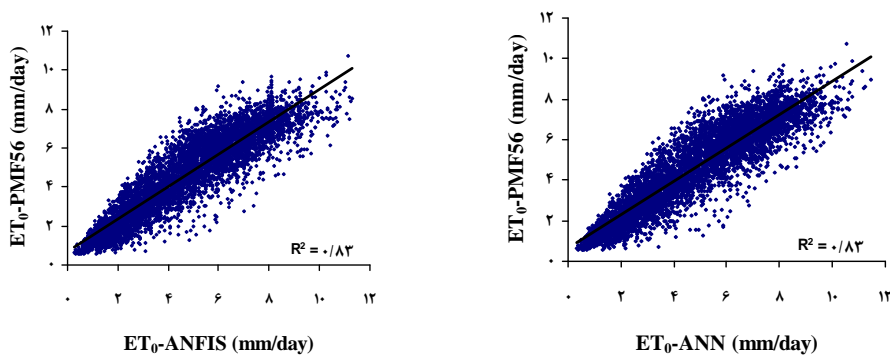
$ET_0$ -AP (mm/day)



شکل ۲. رابطه رگرسیونی بین مقادیر تبخیر تعرق مرجع (بنمن مانیت-فانو ۵۶) و مقادیر برآورد شده با روش های تجربی تشت.

جدول ۴. نتایج آماری روش های مورد استفاده برای برآورد تبخیر و تعرق مرجع مجموعه داده های آموزش و آزمون.

MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	مدل برآورد
۲/۸۰	۳/۳۵	۰/۷۹	P
۱/۱۶	۱/۵۰	۰/۷۵	RW
۱/۰۸	۱/۴۵	۰/۵۹	AP
۰/۹۳	۱/۲۲	۰/۷۴	MS
۰/۹۲	۱/۲۱	۰/۷۴	O
۰/۹۱	۱/۲۰	۰/۷۱	S
۰/۸۸	۱/۱۵	۰/۷۲	C
۰/۷۶	۰/۹۹	۰/۸۳	ANN
۰/۷۴	۰/۹۷	۰/۸۳	ANFIS



شکل ۳. رابطه رگرسیونی بین مقادیر تبخیر تعرق مرجع (بنمن مانیت فانو ۵۶) و مقادیر برآورد شده با روش های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی.

## ۸ نتیجه‌گیری

دقیق‌تر ضرایب تشت بهتر است کلیه داده‌های هواشناسی در طول یک دوره آماری حداقل ده ساله در منطقه‌ای با پوشش گیاهی وسیع (کشت و صنعت) برداشت شود و بررسی حاضر مجدداً تحت آن شرایط صورت گیرد. در ضمن پیشنهاد می‌شود در منطقه یاد شده به‌طور هم‌زمان نیز لایسمتری انواع گیاهان صورت گیرد و مقادیر تبخیر و تعرق حاصل از لایسمترها جایگزین مدل PMF-56 شود.

## منابع

- شریفیان، ح. و قهرمان، ب.، ۱۳۸۵، بررسی و مقایسه تبخیر و تعرق برآورد شده از تشت تبخیر با مقادیر  $ET_0$  روش استاندارد در منطقه گرگان، مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، جلد ۱۳، شماره ۵، صفحه‌های ۲ تا ۹.
- Allen, R. G., Periera, L. S., Raes, D. and Smith, M., 1998, Crop evapotranspiration: Guideline for computing crop water requirement, FAO Irrigation and Drainage Paper 56, Rome, Italy, 300 pp.
- Allen, R. G. and Pruitt, W. O., 1991, FAO-24 reference evapotranspiration factors, Journal of Irrigation and Drainage Engineering **117**(5), 758-773.
- Aytek, A., 2009, Co-active neuro-fuzzy inference system for evapotranspiration modelling, Soft Computing, **13**, 691-700.
- Chang, F. J., Chang, K. Y. and Chang, L. C., 2008, Counter-propagation fuzzy-neural network for city flood control system, Journal of Hydrology, **358**, 24-34.
- Chang, L. C. and Chang, F. J., 2001, Intelligent control for modeling of real-time reservoir operation, Journal of Hydrological Processes, **15**(9), 1621-1634.
- Chauhan, S. and Shrivastava, R. K., 2009, Performance evaluation of Reference evapotranspiration estimation using climate based methods and artificial neural networks, Water Resources Manage, **23**, 825-837.
- Cuenca, R. H., 1989, Irrigation system design: an engineering approach, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 133 pp.
- Frevert, D. K., Hill, R. W. and Braaten, B. C., 1983, Estimation of FAO evapotranspiration coefficient, Journal of Irrigation and Drainage Engineering, **109**(2), 265-270.
- Gundekar, H. G., Khodke, U. M. and Sarkar, S.,

نتایج این تحقیق روشن ساخت که روش‌های عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در مدل‌سازی ضریب تشت در مقایسه با مدل‌های تجربی تشت مناسب‌ترند. روش عصبی-فازی در مقایسه با روش عصبی مصنوعی، بهترین نتایج را به‌دست داد. براساس نتایج مدل منتخب عصبی-فازی تطبیقی، مقادیر آماره‌های ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق برای مجموعه داده‌ها به ترتیب ۰/۸۳، ۰/۹۷ و ۰/۷۴ (میلی‌متر در روز) به‌دست آمد که در مقایسه با دیگر روش‌ها ضرایب همبستگی بزرگ‌تر و خطاهای کمتری داشت. با توجه به نتایج حاصل از روش ANFIS و امکان دسترسی به داده‌های موردنیاز (سرعت باد و رطوبت نسبی) برای ورودی این روش، می‌توان با به‌کارگیری این روش هوشمند و داده‌های معمول ایستگاه‌های هواشناسی با هزینه کم، اقدام به برآورد ضریب تشت تبخیر و تعرق گیاه مرجع در اقلیم‌های مشابه کرد. همچنین از بین مدل‌های تجربی مدل‌های کونیکا و اشنایدرو اورنگ در مناطق مورد بررسی در این تحقیق با اقلیم گرم و خشک (کرمان و شیراز)، نتایج بهتری را به‌دست دادند و مدل‌های پیرا و راگوانوشی و والندر ضعیف‌ترین نتایج را در برآورد ضریب تشت در بر داشتند. در تحقیق حاضر فرض شده است که داده‌های ایستگاه سینوپتیک نماینده یک منطقه با فعالیت کشاورزی و در فاصله سبزی‌نگی مورد بررسی باشد. این فرض به دلیل محدودیت در دسترسی به داده‌های واقعی آب‌وهوایی از مناطقی با پوشش‌های گیاهی در نظر گرفته شده است که ممکن است این امر در محاسبه ضرایب تشت اثرگذار باشد. البته، با توجه به اینکه مقادیر روزانه تبخیر و تعرق مرجع ( $ET_0$ ) نیز با داده‌های هواشناسی همان ایستگاه‌های سینوپتیک برآورد شده است، شرایط همگن به‌منظور کاسته شدن دامنه خطا در محاسبات  $k_{pan}$  فراهم می‌شود. به‌منظور محاسبه جامع و

- to evapotranspiration conversion, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, **118**(6), 977-980.
- Snyder, R. L., Orang, M., Matyac, S., Grismer, M. E. and ASCE, M., 2005, Simplified Estimation of Reference Evapotranspiration from Pan Evaporation Data in California, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, **131**, 249-253.
- Yurdusev, M. A. and Firat, M., 2009, Adaptive neuro-fuzzy inference system approach for municipal water consumption modeling: An application to Izmir, Turkey, *Journal of Hydrology*, **365**, 225-234.
- 2008, Evaluation of pan coefficient for reference crop evapotranspiration for semi-arid region, *Journal of Irrigation Science*, **26**, 169-175.
- Irmak, S., Haman, D. and Jones, J. W., 2002, Evaluation of class A pan coefficients for estimating reference evapotranspiration in a humid location, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, **128**(3), 153-159.
- Jang, J. S. R., Sun, C. T. and Mizutani, E., 1997, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice Hall, United States of America, 607 pp.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A. and Lopez, J. J., 2008, Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain), *Journal of Agricultural Water Management*, **95**, 553-565.
- Odhiambo, L. O., Yoder, R. E., Yoder, D. C. and Hines, J. W., 2001, Optimization of fuzzy evaporation model through neural training with input-output examples, *Trans of the ASAE*, **44**(6), 1625-1633.
- Orang, M., 1998, Potential accuracy of the popular non-linear regression equation for estimating pan coefficient values in the original and FAO-24 Table, Unpublished Rep, Calif, Dept. of Water Resources, Sacramento.
- Pereira, A. R., Villanova, N., Pereira, A. S. and Baebieri, V. A., 1995, A model for the class-A pan coefficient, *Agric Water Manag*, **76**, 75-82.
- Raghuwanshi, N. S. and Wallender, W. W., 1998, Converting from pan evaporation to evapotranspiration, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, **118**(6), 977-980.
- Rahimi Khoob, A., 2008, Artificial neural network estimation of reference evapotranspiration from pan evaporation in a semi-arid environment, *Journal of Irrigation Science*, **27**, 35-39.
- Riad, S., Mania, G., Bouchaou, L. and Najjar, Y., 2004, Rainfall-Runoff Model Using an Artificial Neural Network Approach, *Journal of Mathematical and Computer Modeling*, **40**, 839-846.
- Sabziparvar, A. A., Tabari, H., Aeini, A. and Ghafouri, M. 2010, Evaluation of Class A Pan Coefficient Models for Estimation of Reference Crop Evapotranspiration in Cold Semi-Arid and Warm Arid Climates, *Water Resources Manage*, **24**(5), 909-920.
- Snyder, R. L., 1992, Equation for evaporation pan