

## Investigation of Nonparametric Models Performance for Estimating Annual Evapotranspiration Using Gamma Test in Semi-arid Areas of Iran

MOHAMMAD NADERIANFAR<sup>1\*</sup>, HOURIE MORADI<sup>2</sup>

1. Assistant Professor, Water Engineering Department, Faculty of Agriculture, University of Jiroft, Jiroft, Iran
  2. Ph.D. Student, Water Engineering Department, Faculty of Agriculture, University of Mashhad, Mashhad, Iran
- (Received: Jan. 7, 2019- Revised: March. 26, 2019- Accepted: Apr. 1, 2019)

### ABSTRACT

The need for optimized exploitation of water resources has been increased due to the limited water resources and the different section's competition. For this purpose, data of six selected synoptic stations including Mashhad, Shiraz, Tabriz, Kermanshah, Khorramabad and Urmia stations were used. Input variables consist of mean temperature (T), relative humidity (RH), sunshine hour (S) and wind speed at 2 m elevation ( $U_2$ ). The M test method was used to determine the length of test period. Since, both Gama index and Standard Error are closed to the axis at the end of figures, the last five-year results were used to test the models. According to the gamma test results, the best input parameters for Mashhad, Shiraz, Tabriz, Kermanshah, Khorramabad and Urmia are respectively (S,  $U_2$ , RH), (T,  $U_2$ , RH, S), (T,  $U_2$ , RH, S), (T,  $U_2$ , RH), (T, RH, S), (RH, S) under the combined conditions and in a same way, the lowest gamma are 0.005, -0.01, 0.001, -0.002, 0.008, 0.009. Local Linear Regression (LLR), Dynamic Local Linear Regression (DLLR), ANN (conjugate gradient) and ANN (BFGS) models were used to estimate the annual evapotranspiration. The R, MAE, RMSE, MBE, Jakouvidiez (t) and Sabagh ( $R^2/t$ ) criteria were used to evaluate the proposed models. The results showed that the best performance was obtained for the stations; Mashhad, Kermanshah, Tabriz and Shiraz using the best inputs, so that the correlation coefficients for neural network model conjugate gradient were 0.91, 0.98, 0.96 and 0.97, respectively. The general results showed that the non-parametric methods are able to estimate the annual ET, properly.

**Keywords:** Evapotranspiration, FAO-Penman- Montith, Semi-arid climate, Gamma test.



آفتابی استفاده کردند. ایشان نشان دادند با استفاده از تست گاما می توان حجم کار را با کاهش حجم آزمون و خطا، کاهش داد. (Moghaddamnia *et al.* (2009b) برای مدل سازی تبخیر روزانه منطقه ی چاه نیمه، واقع در استان سیستان و بلوچستان از شبکه های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی فازی استفاده نمودند. آن ها در تحقیق خود از چهار پارامتر هواشناسی شامل: دمای هوا، کمبود فشار بخار اشباع، رطوبت نسبی و سرعت باد در ارتفاع دو متری استفاده نموده و با استفاده از گاما تست بهترین ترکیب که شامل فراسنج های کمبود فشار بخار اشباع، رطوبت نسبی و سرعت باد در ارتفاع دو متری می باشد را به دست آوردند. همچنین با استفاده از آزمون M تست تعداد داده های مورد نیاز برای مدل سازی تبخیر را به دست آوردند و در پایان بیان داشتند که نتایج حاصل از شبکه ی عصبی برای پیش بینی تبخیر نسبت به مدل های تجربی و سیستم استنتاج فازی عصبی از دقت بالاتری برخوردار است. همچنین (Ghabayiee *et al.* (2010) از دو روش رگرسیون گام به گام و گاما تست برای پیش پردازش فراسنج های ورودی استفاده کردند. آن ها برای مدل سازی تبخیر- تعرق روزانه گیاه مرجع از ۸۰۰ داده برای آموزش شبکه و یافتن بهترین ترکیب استفاده کردند.

بررسی منابع نشان می دهد که تاکنون مدل های مختلفی برای تعیین تبخیر- تعرق گیاه مرجع توسط افراد مختلف ارائه شده است. برای تعیین بهترین مدل برای یک منطقه خاص، روش معمول استفاده از داده های لایسیمتری در مقیاس های زمانی متفاوت می باشد. در صورت نبود داده های لایسیمتری مناسب، می توان از روش فائو- پنمن- مانیتث به عنوان یک روش استاندارد برای ارزیابی سایر روش ها استفاده کرد. با توجه به اینکه هر مدل برآورد کننده تبخیر- تعرق گیاه مرجع در منطقه ای خاص و با شرایط آب و هوایی مربوط به آن منطقه استخراج شده اند، لازم است کارایی این مدل ها برای استفاده در مناطق دیگر ارزیابی شوند. در این تحقیق سعی شده است با توجه به داده های اندازه گیری شده در هر ایستگاه مانند دما، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد یک مدل در هر ایستگاه از طریق رگرسیون خطی موضعی و متحرک واسنجی شود. برای ارزیابی دقت معادلات تجربی از روش فائو پنمن مانیتث به عنوان روش استاندارد استفاده شده است.

هدف از انجام این تحقیق بررسی دقت استفاده از مدل های غیرخطی (LLR<sup>۴</sup> و DLLR<sup>۵</sup>) و مدل های شبکه عصبی ANN (Conjugate Gradient) و ANN (BFGS)<sup>۶</sup> در برآورد

در بخش کشاورزی، ضرورت افزایش تولیدات کشاورزی از منابع آب محدود، استفاده از روش های علمی و فنی مناسب جهت افزایش کارایی مصرف آب در کشاورزی که با تخمین صحیح تبخیر- تعرق صورت می گیرد از ضروریات بخش کشاورزی است (Ansari, 2013).

در طی سالیان اخیر تحقیقات متعددی در ارتباط با تخمین تبخیر- تعرق بر اساس داده های هواشناسی با استفاده از مدل های مختلف در نقاط متفاوت دنیا انجام شده است (Odhiambo *et al.*, 2001; Sumner and Jacobs, 2005; Dogan, 2009; Mousavi baygi *et al.*, 2009; kisi, 2010).

در طی سالهای اخیر تحقیقات متعددی در ارتباط با تخمین تبخیر- تعرق گیاه مرجع را در منطقه چین با استفاده از منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب این دو مدل (ANFIS) برآورد کرده و نتایج حاصل را با روش فائو- پنمن- مانیتث مقایسه کردند و نتیجه گرفتند که مدل ANFIS با تعداد ساعات آفتابی و حداکثر دما به عنوان داده های ورودی مدل، نتایج بهتری داشته و نسبت به دو مدل دیگر برتری نسبی دارد.

(Shayan nezhad *et al.* (2007) کارایی روش رگرسیون فازی در تخمین تبخیر- تعرق گیاه مرجع روزانه و مقایسه آن با روش های عصبی مصنوعی و پنمن مانیتث را در منطقه همدان مورد بررسی قرار دادند و برای این کار از اطلاعات اقلیمی و لایسیمتری ۵ ساله ایستگاه هواشناسی اکباتان واقع در ۱۰ کیلومتری شهر همدان استفاده کردند. نتایج آن ها نشان داد که رگرسیون فازی بهترین روش جهت تخمین تبخیر- تعرق گیاه مرجع در این منطقه می باشد. (Kisi and Ozturk (2007) دقت مدل شبکه عصبی- فازی را در تخمین تبخیر- تعرق گیاه مرجع مورد ارزیابی قرار دادند. آن ها با داده های روزانه هواشناسی مانند تابش خورشیدی، دمای هوا، رطوبت نسبی و سرعت باد که از دو ایستگاه پومنا<sup>۱</sup> و سانتا مونیکا<sup>۲</sup> در لس آنجلس به دست آمده بود، به عنوان ورودی های مدل برای تخمین ET<sub>0</sub> استفاده کرده و سپس مقایسه ای بین مقادیر به دست آمده از مدل و معادلات تجربی (پنمن- هارگریوز و...) را انجام دادند. نتایج مقایسه آن ها نشان داد که مدل های عصبی- فازی می توانند مقدار تبخیر- تعرق گیاه مرجع را به خوبی برآورد کنند. (Moghaddamnia *et al.* (2009a) به مقایسه روش های LLR, MLP, Elman, NNARX و ANFIS برای تخمین تابش خورشیدی پرداختند، آن ها در این تحقیق از گاما تست<sup>۳</sup> برای انتخاب بهترین متغیرهای ورودی و همچنین تعداد داده های ورودی برای تخمین ساعات

4. Local Linear Regression  
5. Dynamic Local Linear Regression  
6. Artificial Neural Networks- Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno

1. Pomona  
2. Santa monica  
3. Gamma test

بخار در ارتفاع دو متری (kPa)،  $\Delta$  = شیب منحنی فشار بخار  $(kPa \text{ } ^\circ C^{-1})$ ،  $\gamma$  = ضریب رطوبتی  $(kPa \text{ } ^\circ C^{-1})$ ،  $G$  = شار گرما به داخل خاک  $(MJm^{-2}d^{-1})$  می‌باشند. برای به دست آوردن اجزای معادله فائو پنمن - مانتیث از دستورالعمل ارائه شده در نشریه شماره ۵۶ فائو استفاده گردید.

به منظور محاسبه تبخیر - تعرق از برنامه تهیه شده در نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. برنامه مذکور قابلیت محاسبه اجزای معادله فائو - پنمن - مانتیث و تبخیر - تعرق را دارد. برای محاسبه متوسط تبخیر - تعرق در هر ماه، ابتدا ورودی‌های برنامه شامل، دمای حداقل و حداکثر، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی از سایت سازمان هواشناسی استخراج گردید. در ماه‌هایی که ساعات آفتابی ثبت نشده بود، تابش خالص از روش پیشنهادی در نشریه ۵۶ فائو تخمین زده شد (Allen et al., 1998) - تبخیر - تعرق متوسط ماهانه برای هر یک از ایستگاه‌ها محاسبه شد و تبخیر - تعرق سالانه از مجموع ماهانه به دست آمد.

#### آزمون گاما، $V_{ratio}$ و $M$ تست:

آزمون گاما یک ابزار مدل‌سازی غیرخطی است که به کمک آن می‌توان ترکیب مناسب از فراسنج‌های ورودی برای مدل‌سازی داده‌های خروجی و ایجاد یک مدل هموار را بررسی نمود. آزمون گاما نخستین بار توسط Koncar (1997) گزارش شد و پس از آن توسط تعداد زیادی از محققین همچون Durrant (1999); Tsui (2007); Entesari et al. (2002); Jones et al. (2001) جزئیات آن بحث شده است. لازم به ذکر است که تست گاما الگوریتمی جهت تخمین واریانس خطای مرتبط با یک خروجی معین است. از آزمون گاما به منظور نمایش چگونگی تغییر آماره گاما و سایر نتایج حاصل از آن در حین استفاده از داده‌های بیشتر استفاده می‌شود. اگر از داده‌های کافی جهت محاسبه آماره گاما استفاده شود، این آماره به سمت واریانس خطای واقعی جهت خروجی‌ای که آماره گاما برای آن محاسبه شده، مجانب می‌گردد. با فرض

تبخیر - تعرق سالانه در مناطق نیمه‌خشک کشور می‌باشد، به طوری که بتوان با استفاده از این مدل‌ها مقدار تبخیر - تعرق سالانه را با استفاده از پارامترهای اقلیمی به دست آورد. از آنجایی که در مناطق خشک و نیمه‌خشک کشور عمده‌ترین عامل مصرف منابع آبی، تبخیر - تعرق می‌باشد، لذا آگاهی از روند تغییرات این پارامتر و تخمین صحیح آن نقش مؤثری در برنامه‌ریزی، توسعه و مدیریت و حفاظت منابع آب ایفا خواهد نمود.

#### مواد و روش‌ها:

##### ایستگاه‌های مورد مطالعه:

برای انجام تحقیق حاضر از داده‌های شش ایستگاه هواشناسی همدیدی ایران که در اقلیم نیمه‌خشک واقع هستند، استفاده شد. در جدول (۱) موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان داده شده است. طول دوره آماری در این ایستگاه‌ها مشترک ۴۰ سال می‌باشد. آزمون همگنی داده‌ها به روش غیر گرافیکی (روش ران تست<sup>۱</sup>) برای اطمینان از کیفیت داده‌ها و همچنین همگن بودن سری داده‌های ثبت شده انجام شد و در موارد مورد نیاز، داده‌ها اصلاح و یا در صورت مفقود و ناقص بودن، از روش نسبت‌ها بازسازی شدند.

##### معادله فائو - پنمن - مانتیث (FAO-PM):

به منظور برآورد مقدار تبخیر - تعرق گیاه مرجع به روش فائو - پنمن - مانتیث از فرمول زیر استفاده شده است (Allen et al., 1998):

$$ET_o = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma [890 / (T + 273)] U_2 (e_a - e_d)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)} \quad (1) \text{ (رابطه)}$$

که در آن:

$ET_o$  = تبخیر - تعرق گیاه مرجع  $(mm/day)$ ،  $R_n$  = تابش خالص در سطح پوشش گیاهی  $(MJm^{-2} d^{-1})$ ،  $T$  = متوسط دمای هوا در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین  $(^\circ C)$ ،  $U_2$  = سرعت باد در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین  $(ms^{-1})$ ،  $e_a - e_d$  = کمبود فشار

جدول ۱- مشخصات اقلیمی و موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه

ایستگاه	مشهد	شیراز	تبریز	کرمانشاه	خرم آباد	ارومیه
موقعیت	طول جغرافیایی	۵۹° ۳۸'	۵۲° ۳۲'	۴۶° ۱۷'	۴۷° ۷'	۴۸° ۲۲'
	عرض جغرافیایی	۳۶° ۱۶'	۲۹° ۳۶'	۳۸° ۵'	۳۴° ۱۷'	۳۷° ۳۲'
متوسط بارندگی سالانه (میلی‌متر)	۲۵۵	۳۴۶/۷	۲۸۹	۴۴۳/۷	۵۰۸/۵	۳۴۲/۱۸
متوسط دمای سالانه (درجه)	۱۴/۰۵	۱۷/۷	۱۲/۴۵	۱۴/۲۷	۱۷/۱۷	۱۱/۵۴

گاما) از محور  $y$ ، تخمینی از حداقل میانگین مجذور خطا را ایجاد نموده که با استفاده از یک تکنیک مدل سازی برای توابع هموار ناشناخته از متغیرهای پیوسته قابل دست یابی می باشند. دوم، گرادینت  $A$  نیز بیانگر شاخصی از پیچیدگی مدل می باشد که گرادینت بیشتر به معنی وجود مدلی با پیچیدگی بیشتر است (Corcoran et al., 2003).

یکی دیگر از معیارهای مهم  $V_{ratio}$  است که با استفاده از رابطه ۷ می توان آن را به دست آورد. معیار بدون بعدی که دارای مقادیری بین بازه ۰ و ۱ است و هرچه این مقدار به صفر نزدیک تر باشد نمایانگر دقت بالای مدل برای یافتن خروجی هایی است که  $V_{ratio}$  آنها از یک کمتر است. در واقع اگر مقدار  $V_{ratio}$  از یک کم شود مقدار ضریب تعیین را نشان می دهد.

$$V_{ratio} = \frac{\Gamma}{\delta^2(y)} \quad (\text{رابطه ۷})$$

که در آن:  $y$  واریانس خروجی  $\delta^2(y)$  است.

یکی از موارد اساسی در مدل سازی ها، بررسی و ارزیابی کیفیت داده های ورودی و خروجی (طول دوره آماری) مورد استفاده است. ظاهراً افزودن اطلاعات و داده های ورودی بیشتر، باعث بهبود عملکرد مدل می شود، ولی افزایش عملکرد مدل با افزایش تعداد داده های ورودی از موضوعاتی است که باید مورد ارزیابی قرار گیرد. مسلماً در نقطه ای که با افزایش تعداد داده های ورودی تغییر چندانی در عملکرد مدل حاصل نمی شود، می توان نسبت به حذف داده ها برای صرفه جویی در وقت و هزینه اقدام کرد. در این تحقیق برای تعیین تعداد ورودی های مناسب، از  $M$  تست استفاده شد. به کمک این تست اثرات تغییر تعداد ورودی بر تغییرات مقدار آماره گاما مورد بررسی قرار گرفت. در تست مذکور زمانی که آماره گاما به واریانس اغتشاش واقعی موجود بر روی خروجی مجانب شد، می توان تعداد مناسب داده های ورودی را تعیین کرد.

#### مدل سازی و ارزیابی مدل ها

برای انتخاب مؤثرترین پارامترها بر تبخیر- تعرق از آزمون گاما و نرم افزار وین گاما (winGamma<sup>TM</sup>) نسخه ۱/۹۸ استفاده شد (Durrant, 2001). متغیرهای ورودی شامل مقادیر دمای متوسط ( $T$ )، رطوبت نسبی ( $RH$ )، ساعت آفتابی ( $S$ ) و سرعت باد در ارتفاع دو متری ( $U_2$ ) می باشند. با استفاده از داده های اقلیمی و تبخیر- تعرق در دوره آموزش مدل، تبخیر- تعرق گیاه مرجع سالانه را می توان از طریق این نرم افزار با استفاده از مدل های  $LLR$ ،  $DLLR$ ، شبکه عصبی  $BFGS$  و  $Conjugate Gradient$  برای پنج سال انتهایی پیش بینی کرد. برای ارزیابی

آن که مجموعه ای از داده های مشاهده شده از پدیده ای به صورت رابطه ای  $y_i$  و خروجی  $x_i$  ورودی در اختیار باشد.

$$\{(x_i, y_i), 1 \leq i \leq M\} \quad (\text{رابطه ۲})$$

در صورتی که با توجه به مجموعه ورودی  $x_i$ ، خروجی  $y_i$  به دست آید و  $M$  نشان دهنده تعداد سری مجموعه مشاهده شده از پدیده مورد بررسی باشد، آنگاه گاما تست با فرض عدم قطعیت و پذیرش مقدار خطا در به دست آوردن خروجی از روی ورودی به خاطر پیچیدگی و غیرخطی بودن پدیده های مدل سازی این خطا را به صورت رابطه ای زیر بین مجموعه داده های ورودی و خروجی با تابع  $f$  نشان می دهد.

$$y_i = f(x_1, x_2, \dots, x_m) + r \quad (\text{رابطه ۳})$$

که در آن  $f$  نشان دهنده تابع همواری است که برای مدل سازی داده ها استفاده می شود و  $r$  نشان دهنده متغیر تصادفی است که برای نمایش خطا بکار می رود. با فرض آنکه میانگین توزیعی که  $r$  از آن پیروی می کند برابر صفر است و واریانس خطا کران دار است. گاما تست نشان دهنده آن بخش از واریانس داده های خروجی است که نمی تواند توسط مدل هموار محاسبه گردد.

گاما تست بر اساس  $N[i, k]$  می باشد که در آن  $p$  بیانگر نزدیک ترین همسایگی است. مقادیر این آزمون برای مجموعه داده های ورودی و خروجی بر اساس روابط ۴ و ۵ به دست می آید که |..| فاصله ی اقلیدسی است.

$$\delta_M(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_{N(i,k)} - x_i|^2 \quad 1 \leq k \leq p \quad (\text{رابطه ۴})$$

$$\gamma_M(k) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M |y_{N(i,k)} - y_i|^2 \quad 1 \leq k \leq p \quad (\text{رابطه ۵})$$

با ایجاد رابطه رگرسیون خطی بین  $p$  مجموعه  $(\gamma_M(k), \delta_M(k))$ ، مقدار آماره گاما برابر عرض از مبدأ خط رگرسیون ایجاد شده است که معادله این خط از رابطه زیر به دست می آید.

$$\gamma = A\delta + \Gamma \quad (\text{رابطه ۶})$$

این الگوریتم به ارائه نقاط مختصات  $(\delta, \gamma)$  پرداخته که می توان آن ها را با استفاده از یک نمودار دوبعدی پراکنده نشان داد. در این نمودار دوبعدی مقادیر ورودی بر روی محور افقی و مقادیر خروجی بر روی محور عمودی به نام دلتا قرار می گیرند. به هر حال، اغتشاش داده ها منجر به ایجاد نقاط گامای متفاوت برای مقدار دلتای مفروضی می گردد. بنابراین، نمایش گرافیکی، و به طور مشخص خط رگرسیونی دو شاخص را نشان می دهد. اول، این مسئله قابل توجه است که عرض از مبدأ عمودی  $\Gamma$  (یا

مواردی تصمیم‌گیری برای انتخاب مدل بهینه دشوار است. بدین منظور، در تحقیق حاضر علاوه بر معیارهای معرفی شده توسط جاکوویدز، از معیار ترکیبی جدید صباغ و همکاران که حاصل نسبت  $R^2$  به  $t$  می‌باشد ( $R^2/t$ ) نیز استفاده شد که مقادیر بالاتر آن بیانگر سازگاری بالاتر مدل با واقعیت است (Sabzi parvar *et al.*, 2008).

### نتایج و بحث:

بررسی‌های میانگین تبخیر- تعرق گیاه مرجع سالانه نشان می‌دهد که در ایستگاه‌های مورد مطالعه، ایستگاه شیراز با ۱۵۱۰ میلی‌متر بیشترین و ایستگاه ارومیه با ۱۰۱۱ میلی‌متر کم‌ترین میزان تبخیر- تعرق را در دوره آماری داشته‌اند. در شکل (۱) مقایسه بین میانگین تبخیر- تعرق مرجع و بارندگی سالانه در ایستگاه‌های همدیدی مورد مطالعه نشان داده شده است. همان‌طور که در نمودار نشان داده شده است بارندگی سهم کمی در جبران تبخیر- تعرق دارد. بیشترین اختلاف مربوط به ایستگاه همدیدی شیراز و کم‌ترین آن مربوط به ایستگاه خرم‌آباد می‌باشد.

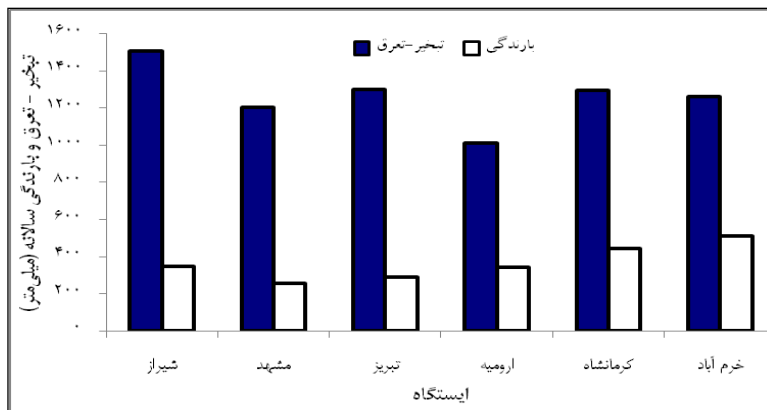
دقت مدل‌ها و مقایسه نسبی نتایج با مقادیر تبخیر- تعرق واقعی سالانه به دست آمده از مدل فائو- پنمن- مانتیث، از آزمون‌های آماری زیر که توسط Jacovides (1997) پیشنهاد گردیده، استفاده شد. جاکوویدز اعتقاد دارد که شاخص‌های RMSE و MBE به تنهایی برای انتخاب بهترین مدل تخمین تبخیر- تعرق کافی نمی‌باشند. بنا به توصیه وی علاوه بر دو معیار فوق که عموماً برای مقایسه مدل‌های تبخیر- تعرق استفاده می‌شود، می‌بایست از معیار سومی بنام  $t$  که ترکیبی از دو معیار فوق بوده، استفاده شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (ET_{model} - ET_{obs})^2}{n}} \quad (\text{رابطه ۸})$$

$$MBE = \frac{\sum (ET_{model} - ET_{obs})}{n} \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$t = \sqrt{\frac{(n-1)(MBE^2)}{(RMSE^2 - MBE^2)}} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

که  $t$  معیار جاکوویدز و  $n$  تعداد مشاهدات می‌باشد. مقدار کمتر  $t$  بیانگر دقت بهتر مدل است. با توجه به اینکه در برخی موارد ممکن است، نتایج یک مدل دارای ضریب  $R^2$  بالا، ولی نمایه‌های RMSE و MBE و یا  $t$  قابل قبول باشند، در چنین



شکل ۱- مقایسه متوسط تبخیر- تعرق مرجع و بارندگی سالانه (میلی‌متر) در ایستگاه‌های همدیدی مورد مطالعه

مقادیر برای آموزش مدل استفاده شد. توصیه می‌شود برای داده‌های بسیار زیاد از روش  $M$  تست استفاده شود که باعث می‌شود حجم زیادی از داده‌ها کاسته و بهترین نتایج به دست آید.

**انجام تست گاما برای انتخاب مناسب‌ترین فرانسج‌های مدل-ساز:**

برای ارزیابی میزان تأثیر هر یک از فرانسج‌های ورودی بر خروجی، در ابتدا به روش Full Embedding محاسبات مورد نیاز برای هر یک از شرایط تعریف شده انجام شد.

انتخاب ترکیب مناسب از فرانسج‌های ورودی یکی از مهم‌ترین مراحل ساخت و طراحی هرگونه مدل‌سازی هوشمند و

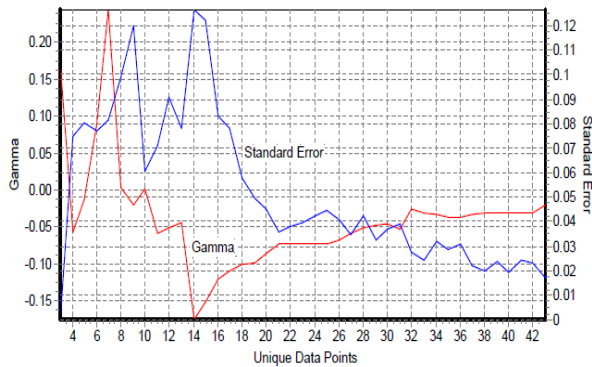
### آزمون گاما تست

**انتخاب تعداد ورودی مناسب برای مدل‌سازی:**

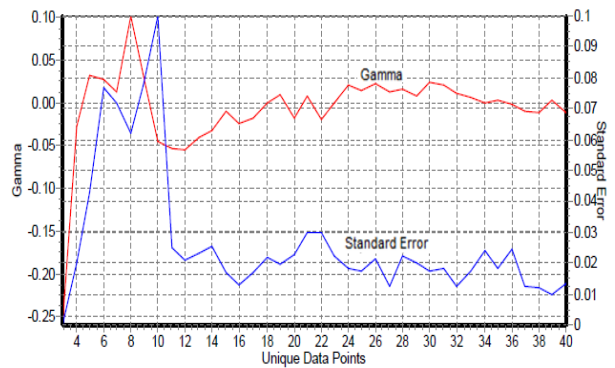
همان‌طور که در شکل (۲) مشخص شده، در انتهای سمت راست نمودارها، هم آماره گاما و هم خطای استاندارد به سمت مجانب شدن می‌روند. مسلماً از این مرحله به بعد، برای تعیین ورودی‌های مناسب و نیز مدل‌سازی از نزدیک‌ترین همسایگی‌ها و تعداد داده‌های ورودی محاسبه شده، استفاده خواهد شد. اما با توجه به اینکه در این تحقیق داده‌ها سالانه می‌باشد و مقادیر آن‌ها کم می‌باشد و با توجه به اینکه در نقاط انتهایی به سمت مجانب شدن میل می‌کند، بنابراین، پنج سال آخر برای تست مدل و از سایر

دارای بیشترین گاما می باشد، در حالی که در حالت ترکیبی یکی از فراسنج های مؤثر برای مدل سازی می باشد (جدول ۲). همچنین نتایج حاصل از منحنی های مجانب مقادیر گاما برای چهار پارامتر ورودی در حالت ترکیبی و با حذف هر یک از فراسنج های ورودی برای ایستگاه مشهد در شکل (۴) نشان داده شده است. مطابق منحنی های مجانب رسم شده در این شکل با حذف پارامتر سرعت باد، منحنی مجانب این ترکیب در فاصله بالاتری به نسبت سایر مجانب ها قرار می گیرد؛ بنابراین نتیجه می گیریم که پارامتر سرعت باد از تأثیرگذاری بیشتری نسبت به سایر پارامترها برخوردار است. شکل (۴) نمودار خروجی نشان از واقع شدن مقادیر دلتا و گاما در محدوده قابل قبولی در حالت ترکیبی برای ایستگاه مشهد دارد. در این حالت فراسنج های مؤثر بر تأخیر-تغرق سالانه در ایستگاه بیان شده؛ ساعات آفتابی، سرعت باد و رطوبت نسبی می باشد.

غیر پارامتری است. همان گونه که اشاره شد، در این تحقیق با در نظر گرفتن چهار پارامتر ورودی مؤثر بر  $ET_0$  شامل  $S, T, U_2, RH$  تعداد ۱۵ ترکیب مختلف وجود دارد ( $2^{N-1}$ )، که مقادیر گامای به دست آمده برای چهار ترکیب منتخب مدل سازی، در جدول (۲) ارائه شده است. بر اساس نتایج گاما در حالت ترکیبی بهترین ورودی ها برای کلیه ایستگاه های مورد مطالعه دما و سرعت باد در چهار ایستگاه و پارامتر رطوبت نسبی برای تمام ایستگاه ها به دست آمدند که کمترین مقدار گاما نسبت به سایر ترکیب ها را دارد، به طوری که مقدار گاما برای ایستگاه های مشهد، شیراز، تبریز، کرمانشاه، خرم آباد و ارومیه به ترتیب ۰/۰۰۱، ۰/۰۰۲، ۰/۰۰۱، ۰/۰۰۸ و ۰/۰۰۹ به دست آمد. اما زمانی که اثر هر یک از ورودی ها به صورت مجزا مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۳)، نتایج متفاوتی عاید شد به طوری که برای تمام ایستگاه ها پارامتر سرعت باد دارای کمترین گاما بود که با نتایج Ghabayiee (2010) *sough et al.* همخوانی دارد. در این حالت رطوبت نسبی

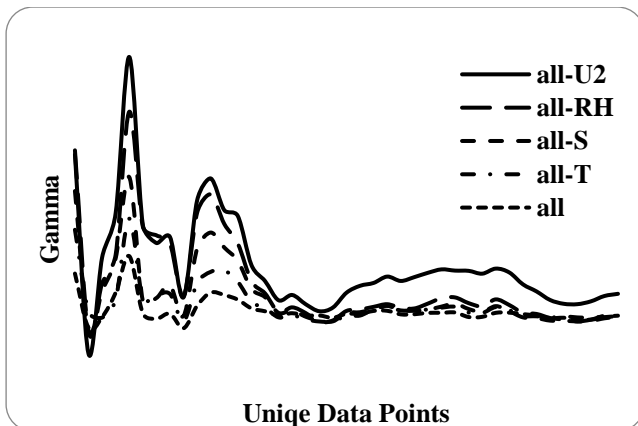


(ب)

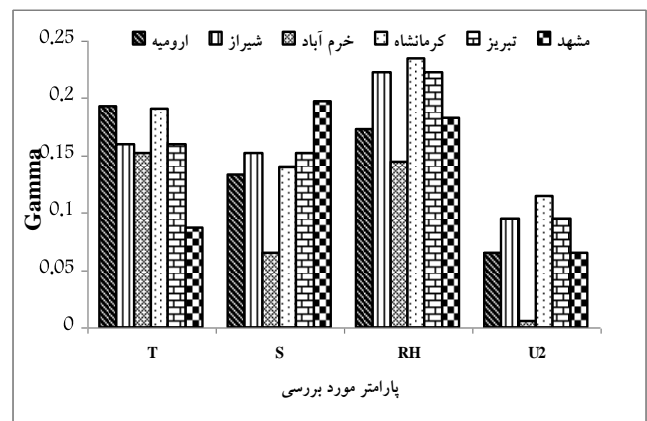


(الف)

شکل ۲- نتایج آزمون M برای داده های ورودی: الف ( شیراز ب) مشهد.



شکل ۴- منحنی مجانب مقادیر گاما در حالت حذف هر یک از فراسنج های ورودی برای ایستگاه مشهد



شکل ۳- نتایج آزمون گاما به صورت جداگانه بر روی هر یک از فراسنج های ورودی

جدول ۲- نتایج مقدار آماری گاما، گرادیان و  $V_{ratio}$  برای بهترین ترکیب و در ایستگاه‌های مختلف

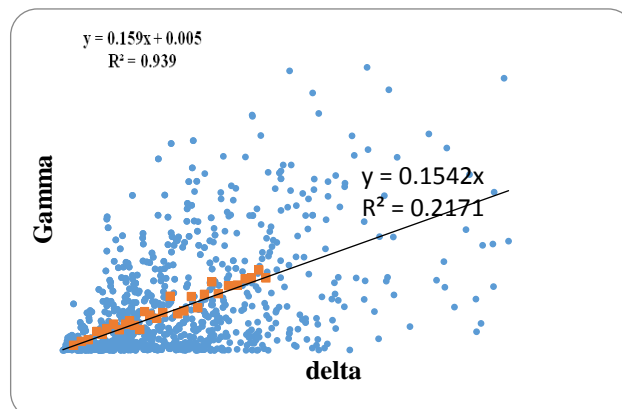
ایستگاه	مشهد	شیراز	تبریز	کرمانشاه	خرم آباد	ارومیه
فراسنج‌های ورودی	RH, U <sub>2</sub> , S	S, RH, U <sub>2</sub> , T	S, RH, U <sub>2</sub> , T	RH, U <sub>2</sub> , T	S, RH, T	RH, S
مقدار گاما	۰/۰۰۵	-۰/۰۱	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۲	۰/۰۰۸	۰/۰۰۹
گرادیان	۰/۰۱۵	۰/۲۰۵	۰/۱۰۳	۰/۲۴۹	۰/۱۷۵	۰/۲۱۱
$V_{ratio}$	۰/۰۲۲	-۰/۰۴۳	۰/۰۰۵	-۰/۰۰۹	۰/۰۳۳	۰/۰۳۶

تا ۰/۶۶ محاسبه شده است و به طور کلی در حد قابل قبولی می‌باشند. در جدول (۳) مقادیر متوسط تبخیر- تعرق تخمینی با استفاده از روش فائو و پیش‌بینی شده در کل دوره آماری نشان داده شده است. مقدار خطای نسبی از ۰/۲۹- در ایستگاه تبریز تا ۰/۱۸ در ایستگاه مشهد متفاوت می‌باشد.

این نتایج با نتایج سایر محققین نیز هم‌خوانی دارد. نتایج تحقیقات (Li et al. 2010) در پیش‌بینی تبخیر- تعرق سالانه نشان داد که مقادیر خطای نسبی با استفاده از معادله رگرسیونی بین ۶/۲- تا ۴/۳ (به جزء یکی از ایستگاه‌ها) و با استفاده از روش تست تبخیر بین ۱۴/۷- تا ۲۱/۷ می‌باشد، که نشان از دقت بیشتر معادلات رگرسیونی نسبت به روش تست تبخیر دارد. مقادیر خطای نسبی با استفاده از معادله رگرسیونی در مطالعه حاضر بین ۰/۰۹- تا ۰/۱۲، رگرسیون پویا بین ۰/۰۹- تا ۰/۱۱، شبکه عصبی Conjugate Gradient بین ۰/۱۸- تا ۰/۱۸، و شبکه عصبی BFGS بین ۰/۲۹- تا ۰/۱۳، محاسبه شد که به طور کلی نتایج نشان می‌دهد همه از دقت قابل قبولی برخوردار می‌باشند. اما به نظر می‌رسد که روش رگرسیونی با توجه به محاسبه آسان و راحت آن و نتایج قابل قبول در برآورد مقادیر  $ET_0$  سالانه بهترین مدل باشد. بدترین نتایج از بین روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مورد بررسی، برای ایستگاه‌های خرم‌آباد و ارومیه به دست آمد، باز هم در این ایستگاه‌ها مدل رگرسیونی دارای نتایج بهتری بوده است. ضمن آنکه برای ایستگاه تبریز مدل شبکه عصبی BFGS منجر به خطای بیشتری در تخمین نسبت به سایر مدل‌ها شده است.

### نتیجه‌گیری

استفاده از لایسیمتر به عنوان یک روش مستقیم و معتبر برآورد تبخیر- تعرق گیاه مرجع ( $ET_0$ ) مطرح می‌باشد. با این حال در اکثر مطالعات به دلیل کمبود داده‌های لایسیمتری، استفاده از فرمول‌های ارائه شده توسط افراد مختلف، که معتبرترین آن‌ها فائو- پنمن- مانیتث است، رایج می‌باشد. در این تحقیق به دلیل نبود داده‌های لایسیمتری مناسب، دقت مدل‌های استفاده شده



شکل ۵- نمودار پراکنش گاما تست به دست آمده برای ایستگاه مشهد

### پیش‌بینی تبخیر- تعرق سالانه با استفاده از مدل‌های LLR و DLLR و مدل‌های شبکه عصبی:

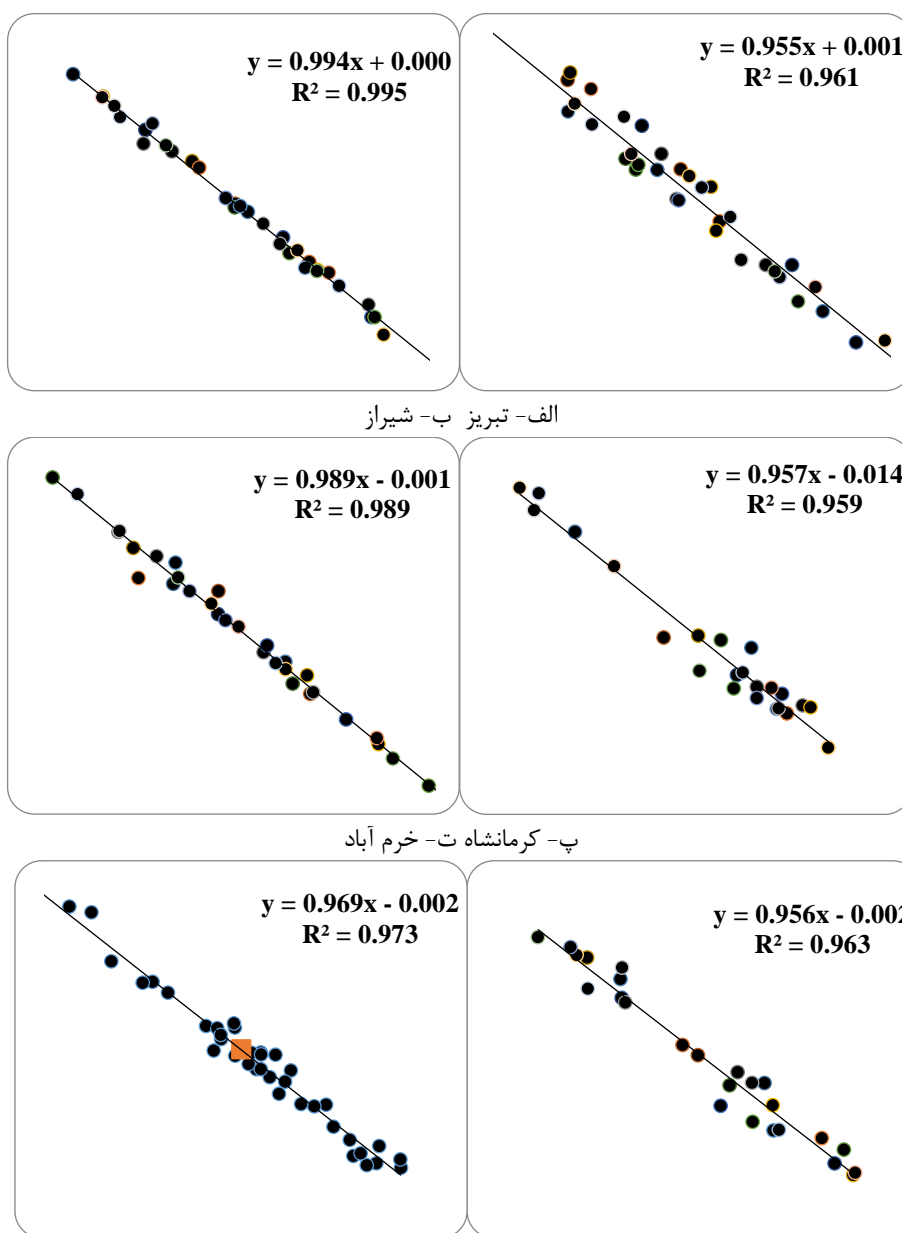
شکل (۶) نشان دهنده خط یک‌به‌یک مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده  $ET_0$  سالانه در دوره آموزش مدل برای هر یک از ایستگاه‌ها می‌باشد. این شکل نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی BFGS به خوبی قادر به تخمین  $ET_0$  سالانه در مرحله آموزش است. در این مدل نامناسب‌ترین تخمین مربوط به ایستگاه خرم‌آباد می‌باشد که دارای  $R^2 = ۰/۹۵۹$  می‌باشد و دارای بعضی نقاط پرت، نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد.

مقدار RMSE نشان می‌دهد که تا چه حد بین تک‌تک مقادیر پیش‌بینی شده نسبت به مقدار محاسبه شده متناظر، اختلاف وجود دارد. مقدار این شاخص از ۰/۰۸ میلی‌متر در روز در ایستگاه کرمانشاه با مدل رگرسیون خطی تا ۰/۳۳ در ایستگاه تبریز با مدل ANN (BFGS)<sub>5-5-1</sub> متغیر می‌باشد (جدول ۳). مقادیر RMSE با توجه به اینکه پیش‌بینی تبخیر- تعرق در مقیاس سالانه انجام شده است، قابل توجیه می‌باشد. همچنین درصد خطای نسبی (MBE) پیش‌بینی تبخیر- تعرق سالانه با استفاده از معادله ۹ در جدول (۳) نشان داده شده است. به طور کلی توافق خوبی بین مقادیر محاسباتی و پیش‌بینی در همه ایستگاه‌ها وجود دارد. مقادیر خطای نسبی در ایستگاه مشهد بین ۰/۱۱ تا ۰/۱۸، شیراز بین ۰/۰۷ تا ۰/۱۲، تبریز ۰/۲۹- تا ۰/۰۲، کرمانشاه ۰/۰۴- تا ۰/۰۵، خرم‌آباد ۰/۲- تا ۰/۰۱- و ارومیه ۰/۲۵-



۰/۴۶، ۰/۹۶ به دست آمد. نکته جالب توجه این است که به نظر می‌رسد با مدل رگرسیون خطی به راحتی بتوان تبخیر- تعرق سالانه را با کمترین خطا برآورد نمود که دیگر نیازی به محاسبه تبخیر- تعرق با روش فائو- پنمن- مانتیث و معادلات پیچیده و وقت گیر آن نباشد که با داشتن چهار پارامتر (شامل رطوبت نسبی، سرعت باد، تابش آفتابی و دمای متوسط) به راحتی محاسبات انجام خواهند شد. در ضمن با توجه به نتایج به دست آمده می‌توان اظهار داشت که، از بین فراسنج‌های اقلیمی، سرعت باد دارای تأثیر بیشتری به عنوان فراسنج ورودی در مدل سازی تبخیر- تعرق در طول سال می‌باشد.

در مقایسه با روش فائو مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت. تحقیقاتی زیادی بر روی محاسبه تبخیر- تعرق ساعتی و روزانه انجام شده است، درحالی‌که در این میان برای مدل سازی تبخیر- تعرق سالانه تحقیقات کمی انجام شده است؛ لذا در این تحقیق به بررسی محاسبه تبخیر- تعرق سالانه با روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی پرداخته شد. نتایج نشان داد که با استفاده از روش شبکه عصبی BFGS می‌توان تبخیر- تعرق را با دقت مناسبی پیش‌بینی کرد به طوری که میزان ضریب همبستگی پیرسون (R) بین ET<sub>0</sub> واقعی و تخمینی برای ایستگاه‌های مشهد، تبریز، ارومیه، شیراز، خرم‌آباد و کرمانشاه به ترتیب ۰/۹۱، ۰/۷۶، ۰/۴۱، ۰/۹۹،



ث- مشهد ج- ارومیه

شکل ۶- خط یک و یک مقادیر واقعی تبخیر تعرق سالانه نرمال شده (محور عمودی) و مقادیر تخمینی (محور افقی) تبخیر تعرق سالانه نرمال شده در مرحله آموزش مدل شبکه عصبی BFGS

جدول ۳- مقادیر آماره‌های مورد استفاده در بخش آزمون مدل‌های مختلف بر آورد تبخیر- تعرق در ایستگاه‌های همدیدی مورد مطالعه

ایستگاه	روش	MAE	RMSE	MBE	R	t	R <sup>2</sup> /t
مشهد	رگرسیون	۰/۱۸	۰/۱۹۴	۰/۱۲	۰/۸۹	۲۰/۷	۰/۰۳۸
	رگرسیون پویا	۰/۱۷	۰/۱۸۲	۰/۱۱	۰/۹	۱۷/۵۸	۰/۰۴۶
	ANN (Conjugate Gradient) <sub>5-5-1</sub>	۰/۲۴	۰/۲۹۶	۰/۱۸	۰/۹۱	۹/۶۵	۰/۰۸۷
	ANN (BFGS) <sub>5-5-1</sub>	۰/۱۳	۰/۲۱۸	۰/۱۳	۰/۹۱	۴/۹	۰/۱۶
ارومیه	رگرسیون	۰/۱۵	۰/۱۹	۰/۰۵	۰/۶۶	۸/۱۴	۰/۰۵۴
	رگرسیون پویا	۰/۱۵	۰/۱۹۴	۰/۰۴	۰/۶۴	۸/۳۲	۰/۰۵
	ANN (Conjugate Gradient) <sub>5-5-1</sub>	۰/۱۹	۰/۲۷۷	۰/۰۴	۰/۲۵	۶/۵۴	۰/۰۰۹
	ANN (BFGS) <sub>5-5-1</sub>	۰/۱۹	۰/۲۵	۰/۰۳	۰/۴۱	۷/۹۴	۰/۰۲۱
کرمانشاه	رگرسیون	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۰۴	۰/۹۸	۱۰/۶۲	۰/۰۹
	رگرسیون پویا	۰/۰۸	۰/۰۸۷	۰/۰۵	۰/۹۸	۱۲/۲۷	۰/۰۷۸
	ANN (Conjugate Gradient) <sub>5-5-1</sub>	۰/۱	۰/۱۰۶	-۰/۰۲	۰/۹۸	۱۳/۱۷	۰/۰۷۳
	ANN (BFGS) <sub>5-5-1</sub>	۰/۰۸	۰/۰۹۶	-۰/۰۴	۰/۹۶	۱۱/۰۳	۰/۰۸
تبریز	رگرسیون	۰/۱	۰/۱۱۷	-۰/۰۹	۰/۹	۹/۵۲	۰/۰۸
	رگرسیون پویا	۰/۱	۰/۱۲۱	-۰/۰۹	۰/۹	۱۰/۳۲	۰/۰۷
	ANN (Conjugate Gradient) <sub>5-5-1</sub>	۰/۰۴	۰/۱۱	۰/۰۲	۰/۹۶	۱۰/۲۳	۰/۰۸۹
	ANN (BFGS) <sub>5-5-1</sub>	۰/۲۹	۰/۳۳	-۰/۲۹	۰/۷۶	۱۲/۲۱	۰/۰۴۸
شیراز	رگرسیون	۰/۱۵	۰/۱۵۷	۰/۱۲	۰/۹۷	۲۶/۰۹	۰/۰۳
	رگرسیون پویا	۰/۱۸	۰/۱۸۶	۰/۱۲	۰/۹۴	۲۶/۴۵	۰/۰۳۳
	ANN (Conjugate Gradient) <sub>5-5-1</sub>	۰/۱۱	۰/۱۱۲	۰/۰۷	۰/۹۷	۲۰/۶۷	۰/۰۴۶
	ANN (BFGS) <sub>5-5-1</sub>	۰/۰۸	۰/۱۰۵	۰/۰۸	۰/۹۹	۸/۹۳	۰/۱۱
خرم آباد	رگرسیون	۰/۱۹	۰/۲۴	-۰/۰۱	۰/۵۷	۸/۰۵	۰/۰۴
	رگرسیون پویا	۰/۱۷	۰/۲۲	-۰/۰۱	۰/۶۶	۷/۶۵	۰/۰۵۷
	ANN (Conjugate Gradient) <sub>5-5-1</sub>	۰/۲۴	۰/۲۷	-۰/۱۸	۰/۵۳	۱۲/۳۸	۰/۰۲۲
	ANN (BFGS) <sub>5-5-1</sub>	۰/۲۱	۰/۲۵	-۰/۲	۰/۴۶	۱۰/۱	۰/۰۲

## REFERENCES

- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., and Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration- Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. *FAO, Rome*, 300(9), D05109.
- Ansari, H. (2013). Daily Pan Evaporation Model Using With ANFIS and NNARX. *Iran Agricultural Research*, 31.
- Corcoran, J. J., Wilson, I. D., & Ware, J. A. (2003). Predicting the geo-temporal variations of crime and disorder. *International Journal of Forecasting*, 19(4), 623-634.
- Doğan, E. (2009). Reference evapotranspiration estimation using adaptive neuro-fuzzy inference systems. *Irrigation and Drainage: The journal of the International Commission on Irrigation and*

- Drainage*, 58(5), 617-628.
- Durrant, P. J. (2001). winGamma: A non-linear data analysis and modelling tool with applications to flood prediction. *Unpublished Ph.D. thesis, Department of Computer Science, Cardiff University, Wales, UK*
- Entesari, M.R., Norouzi, M., Salamat, A.S., Ehsani, M.R., Tavakoli, A.S. (2007). Comparison Penman - Monteith with other recommended methods for calculating potential evapotranspiration (ET<sub>0</sub>) in several different regions of Iran. *eighth roceedings seminar on National Committee of Irrigation and Drainage*, Paper No. 11, pages 237-221. (In Persian)
- Ghabayiee sough, M., Mosaedi, A., Hussam, M., Hezarjarib, I. (2010). Evaluation of pre processing the input parameters to ANN - Artificial (ANNs) using regression step by step and the Gamma test to estimate a more rapid daily evapotranspiration. *Journal of Water and Soil*, 24 (3), 610-624. (In Persian).
- Jacovides, C. P. (1997). Reply to comment on Statistical procedures for the evaluation of evapotranspiration models. *Agricultural water management*, 3, 95-97.
- Jia Bing, C. (2004). Prediction of daily reference evapotranspiration using adaptive neurofuzzy inference system. *Trans of the Chinese society of Agricultural Engineering*, 20(4).13-16.
- Jones, A. J., Tsui, A., & De Oliveira, A. G. (2002). Neural models of arbitrary chaotic systems: construction and the role of time delayed feedback in control and synchronization. *complexity international*, 9(2002).
- Kişi, Ö., & Öztürk, Ö. (2007). Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4), 368-379.
- Kisi, O. (2010). Fuzzy genetic approach for modeling reference evapotranspiration. *Journal of irrigation and drainage engineering*, 136(3), 175-183.
- Koncar, N. (1997). *Optimisation strategies for direct inverse neurocontrol* (Doctoral dissertation, Imperial College London (University of London)).
- Li, Y., Horton, R., Ren, T., & Chen, C. (2010). Prediction of annual reference evapotranspiration using climatic data. *Agricultural Water Management*, 97(2), 300-308.
- Mousavi baygi, M., Erfanian, M., Sarmad, M. 2009. Using at least meteorological data for estimating reference evapotranspiration and provide breeding coefficients (Case Study: Khorasan Razavi province). *Journal of soil water (Agricultural Science and Technology)*, 23(1), 91-99. (In Persian).
- Moghaddamnia, A., Gousheh, M. G., Piri, J., Amin, S., & Han, D. (2009b). Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*, 32(1), 88-97.
- Moghaddamnia, A., Remesan, R., Kashani, M. H., Mohammadi, M., Han, D., & Piri, J. (2009a). Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS Models—with a case study in solar radiation estimation. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 71(8-9), 975-982.
- Odhiambo, L. O., Yoder, R. E., & Yoder, D. C. (2001). Estimation of reference crop evapotranspiration using fuzzy state models. *Transactions of the ASAE*, 44(3), 543.
- Odhiambo, L. O., Yoder, R. E., Yoder, D. C., & Hines, J. W. (2001). Optimization of fuzzy evapotranspiration model through neural training with input-output examples. *Transactions of the ASAE*, 44(6), 1625.
- Sabzi parvar, A.A., Taffazoli, F., Zare abiane, H., Banezhad, H., Mosavi bayegi, M., Ghafori, M., Mohseni movahed, A., Mrianji, Z. (2008). Comparison of several models to estimate reference evapotranspiration in a cold and semi arid climates in order to optimize usage of radiation models. *The Journal of soil and water (Agricultural Industry and Sciences)*, 22(2),
- Sumner, D. M., & Jacobs, J. M. (2005). Utility of Penman-Monteith, Priestley-Taylor, reference evapotranspiration, and pan evaporation methods to estimate pasture evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, 308(1-4), 81-104.
- Shayan neazhad, M., Sadaty nezhad, S. H., Fahmi, H. (2007). Estimation of reference evapotranspiration with fuzzy regression. *Water resource journal*, 3(3), 9-19. (In Persian).
- Tsui, A.P.M. (1999). Smooth data modelling and stimulus-response via stabilization of neural chaos (Doctoral dissertation, University of London).