پژوهش‌های آبخیزداری شماره ۱۰۶، بهار ۱۳۹۴
(پژوهش و سازندگی)

مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندگانه در برآورد تبخیر از تشت و تعیین مهم ترین عوامل هواشناسی موثر به روش تحلیل مولفه‌های اصلی

• نوذر قهرمان
دانشگاه تهران (نویسنده مسئول)
• ابوذر قره خانی
تاریخ دریافت: مردادماه ۱۳۹۱ تاریخ پذیرش: خردادماه ۱۳۹۳
Email: nghahreman@ut.ac.ir

چکیده

میزان تبخیر از تشـــت یکی از عوامل بســـیار مهم در برنامه ریزی منابع آب، مدیریت آبیاری و تولیدات زراعی می‌باشد.. بسیاری از ایســـتگاه‌های هواشناسی کشور فاقد آمار طولانی مدت و همگن تبخیر از تشت می‌باشند. لذا مدلهای تجربی مختلفی به منظور برآورد این کمیت مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف از انجام این تحقیق، برآورد تبخیر از تشت در چهار ایستگاه سینوپتیک کرج، اهواز، شیراز و تبریز در بازه زمانی ۱۹۸۶ تا ۲۰۰۵ با استفاده از دو روش شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) و رگرسیون چندگانه (Multiple regression) و مشخص نمودن مهمترین متغیرهای تاثیرگذار بر تبخیر از تشت در ایستگاه‌های مطالعاتی با استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اصلی(Principal Factors Analysis)می‌باشد. در این رابطه، داده‌های تبخیر از تشت، دمای بیشینه و کمینه، ســـرعت باد، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. نتایج حاصل از روش آنالیز مولفه‌های اصلی(PCA) نشان داد در ایســـتگاه اهواز ۹۰ درصد، ایستگاه تبریز ۹۱ درصد و در ایستگاه شیراز ۹۳ درصد از تغییرات تبخیر از تشـــت بر اساس ساعات آفتابی، ســـرعت باد و دمای حداکثر و حداقل قابل توجیه است. ولی در ایستگاه کرج، تعیین موثرترین عوامل بر تبخیر از تشت با روش PCA عملی نبوده است. نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که مقادیر برآوردی با مقادیر مشـــاهداتی تطابق مناسبی داشتند، به‌طوری‌که در ایستگاه های اهواز، شیراز و تبریز مقدار ضریب تبیین(R۲) برابر ۰/۸۱ و در ایســـتگاه کرج ۰/۸۸ و مقدار RMSE برای ایستگاه های اهواز، شیراز و تبریز ۰/۲ میلی‌متر و برای ایستگاه کرج ۰/۱ میلیمتر می باشـــد. همچمین مقدار MAE برای ایستگاه های کرج، اهواز، شیراز و تبریز به ترتیب برابر ۳/۸۳، ۳۳/۶، ۲۱/۷۹ و ۱۵/۶ میلیمتر می باشـــد. همچنین بر اساس شاخص MSE۲ مشخص شد مدل پیشنهادی در ایستگاه های اهواز، شیراز و تبریز بیش برآورد بوده و تنها در ایســـتگاه کرج مدل پیشنهادی کم برآورد می باشد. نتایج حاصل از روش رگرسیون چندگانه نشان داد که در ایســـتگاه کرج دمای حداکثر، ایستگاه تبریز سرعت باد، ایستگاه شـــیراز دمای حداقل مقدار P-value برابر ۰/۰۳، ۰/۰۴، ۰/۱می باشد که بیانگر اینست که این عوامل نسبت به سایر عوامل مورد بررسی تاثیر بیشتری بر روی تبخیر از تشت داشته است.

کلمات کلیدی: آنالیز مولفه‌های اصلی، ضریب تبیین، متغیرهای هواشناسی، میانگین خطای مطلق(MAE)

Watershed Management Research (Pajouhesh & Sazandegi) No 106 pp: 41-51

Comparison of multiple regression and artificial neural network methods in estimation of pan evaporation and determination of most important affecting variables using principal factors analysis

By: N. Ghahreman, University of Tehran (Corresponding Author). A. Gharehkhani.

Pan evaporation is a key element in water resource planning, irrigation management and crop production. In most of the weather stations of country long term, homogen pan evaporation (Epan) data are not available. Hence, empirical model are used to estimate this variable.

The objective of this study was to compare the skill of regression and artificial neural network models in estimation of pan evaporation and determination of most affecting weather variables on Epan by principle factors analysis (PCA) approach using historical climatic datasets of four station namely Karaj, Ahvaz, Shiraz and Tabriz during period of 1986 to 2005.Meterological data including Maximum and Minimum temperature, wind speed and sunshine hours were used as predictors. Results of PCA approach revealed that in Ahvaz, Tabriz and Shiraz stations respectively 90%, 91% and 93% of pan evaporation variations can be attributed to wind speed, sunshine hours and Tmax, Tmin. PCA method did not perform well in Karaj. Application of ANN models showed acceptable results in all study stations. The R2 value was 0.81 in Ahwaz, Shiraz and Tabriz stations and 0.88 in Karaj station. Similarly, the RMSE values for Ahwaz, Shiraz and Tabriz stations was 0.2 mm and 0.1 mm for Karaj station. Besides, based on MSE2 index, the proposed model was overestimating in first three stations and underestimating in Karaj climate. MAE values in Karaj, Ahwaz, Shiraz and Tabriz were 3.83, 33.6,21.79 and 15.6 respectively. Results of multiple regressions showed that in Karaj, Tmax, in Tabriz station, wind velocity and in Shiraz station;Tmin are the most significant affecting variables on Epan with P values of 0.03,0.04 and 0.1 respectively.

Keywords:Iran, Meteorological variable, Pan evaporation, Statistical models

مقدمه

بسیاری از ایستگاه‌های هواشناسی کشور یا فاقد تجهیزات لازم برای اندازه‌گیری عواملی مانند تبخیر و تابش خورشیدی هستند و یا فاقد آمارهای پیوسته و طولانی‌مدت می‌باشند. از سویی، اندازه‌گیری مستقیم این متغیرها وقت گیر، هزینه‌بر و دشوار است. به همین دلیل، روش‌های غیرمستقیم مانند روش‌های تحلیلی و تجربی به عنوان راهکاری مناسب برای رفع نسبی این مشکلات ارائه شده است. روش‌های تحلیلی برای پیش‌بینی تابش خورشیدی و تبخیر از سطح آزاد آب به داده‌های هواشناسی زیادی نیاز دارند که بعضی از این داده‌ها در همه ایستگاه‌ها اندازه‌گیری نمی‌شوند. روش‌های تجربی داده‌های کمتری نیاز دارند، ولی دقت آنها در مناطق مختلف متفاوت است و برای هر منطقه باید واسنجی شوند.

ایجاد توابع انتقالی روشی غیرمستقیم برای برآورد عوامل دیریافت است که با استفاده از معادلات رگرسیونی و یا شبکه عصبی مصنوعی میان عوامل زودیافت و دیریافت ارتباط برقرار می‌کند. تجزیه و تحلیل رگرسیونی، یک روش آماری برای بررسی و مدل سازی رابطه بین متغیرها است. در این روش هدف، معادله‌ای است که به بهترین وجه ارتباط بین متغیرها را توجیه کند.

مطالعات متعددی در اکثر نقاط دنیا در زمینه پیش بینی تیخیر از تشت با استفاده از تکنیک هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و رگرسیون چند گانه انجام شده است. در این پژوهش ها، با استفاده از داده های طول و عرض جغرافیایی، ساعات آفتابی و ارتفاع، تبخیر از تشت با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی با دقت مناسبی پیش بینی شده است.(۸،۱۲،۱۵). کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، معادلات تجربی و رگرسیون فازی به منظور برآورد مقادیر روزانه تبخیر از تشت در ایتالیا و با استفاده با داده های بارندگی، دما، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی و سرعت باد برای یک دوره ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۶ انجام گرفته است (۷،۴). نتایج بدست آمده نشان داد میزان تبخیر از تشت که از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی محاسبه شده، دارای کمترین خطا نسبت به سایر روش‌های برآورد روزانه می باشد(۷، ۱۶).

در مطالعات مختلفی تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد تبخیر و تبخیر تعرق مورد استفاده قرار گرفته است. آرکا(۲۰۰۰)، بروتون و همکاران(۲۰۰۰) و کومار و همکاران(۲۰۰۲) مقدار تبخیر تعرق روزانه گیاه مرجع را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تخمین زدند. سپس با مقایسه این مقادیر با نتایج حاصل از روش متداول محاسبه تبخیر و تعرق گیاه مرجع یعنی روش پنمن مونتیث، قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای محاسبه این پارامتر

مورد ارزیابی قرار دادند. کومار و همکاران(۲۰۰۲، شبکه پرسپترون چند لایه(MLP) با روش پس انتشار خطا، با استفاده از داده‌های هواشناسی روزانه تابش خورشیدی، حداکثر و حداقل دما، حداکثر و حداقل رطوبت نسبی و سرعت باد به عنوان ورودی مورد اموزش و ارزیابی قرار دادند.و در نهایت شبکه ای با ساختار ۱-۷-۶ به‌عنوان بهترین ساختار برای تخمین تبخیر و تعرق به روش پنمن مانتیث روزانه انتخاب شد(۱۰).

کیسی (۲۰۰۶) روش رگرسیون فازی را در برآورد میزان تبخیر تعرق گیاه مرجع با استفاده از پنج پارامتر ورودی شامل دمای حداقل و حداکثر، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد، با دقت خوبی مورد استفاده قرار داد. محققان زیادی با استفاده از سایر عوامل اقلیمی برای پیش بینی تبخیر از تشت اقدام کرده‌اند، دقت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر از تشت با استفاده از داده‌های دما، سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعات افتابی نیز به تایید رسیده است (۹،۱۷).

مطالعات متعدی نیز در ایران برای ارزیابی توانمندی مدل‌های شبکه عصبی در علوم آب و خاک انجام شده است. رحیمی خوب(۲۰۰۸) عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و روش هارگریوز در تخمین تبخیرتعرق گیاه مرجع در ۱۲ ایستگاه هواشناسی را بررسی نمود. در این تحقیق، نتیجه گرفته شد که شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد تبخیرتعرق گیاه مرجع نسبت به روش هارگریوز از دقت بیشتری برخوردارند(۱۴). همچنین، در تحقیقی دیگری، زارع ابیانه و همکاران(۲۰۰۹) با استفاده از داده‌های لایسیمتری دقت شبکه عصبی MLP را برای تخمین مقدار تبخیرتعرق گیاه سیر با استفاده از پارامترهای هواشناسی، مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه MLP از دقت خوبی برخوردار است و نسبت به پارامتر دمای حداکثر بیشترین حساسیت و حداقل رطوبت نسبی کم ترین حساسیت را داراست(۲۰).

طبری و همکاران(۲۰۱۰) مدل‌های رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی را برای برآورد تبخیر از تشت را در استان همدان مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد کمیت تبخیر بیشترین حساسیت را به دما و سرعت باد دارد. همچنین، مدلهای شبکه عصبی در مقایسه با رگرسیون چندگانه برتری نسبی دارند. قبایی سوق و همکاران(۲۰۱۰) به ارزیابی تاثیر پیش پردازش پارامترهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از روش های رگرسیون و آزمون گاما به منظور تخمین تبخیر و تعرق روزانه پرداختند. آن‌ها گزارش کردند که برتری دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای پردازش شده نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های بدون پردازش ناچیز است و بهترین مدل شامل ترکیب همه پارامترها(دمای حداقل، دمای متوسط، رطوبت نسبی، ساعات افتابی، سرعت باد) به جز دمای حداکثر می باشد(۶).

زارع ابیانه و همکاران(۲۰۱۰) برای پیش بینی تبخیر و تعرق گیاه مرجع در منطقه همدان از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی فازی استفاده نمودند. آن‌ها در تحقیق خود با ایجاد چهار مدل مختلف از ترکیب شش پارامتر دماهای حداکثر و حداقل، مقادیر رطوبت نسبی حداقل و حداکثر، سرعت باد و ساعات آفتابی گزارش کردندکه از میان مدل‌های بررسی شده، مدل با ترکیب پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر و ساعات آفتابی روزانه از دقت بالاتری برای تخمین تبخیرتعرق برخوردار است(۱۹).

تکنیک مولفه های اصلی(PCA) که نوعی تحلیل مقادیر ویژه یک ماتریس همبستگی یا کوواریانس است طی دو دهه گذشته در هواشناسی، روابط آب وخاک، هیدرولوژی و منابع آب به طور گسترده‌ای مورد استفاده بوده است. موهان و آروموگام (۱۹۹۶) با استفاده از رهیافت مولفه های اصلی اهمیت نسبی متغیرهای هواشناسی موثر بر تبخیر تعرق را در چند منطقه هند مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که سه متغیر رطوبت نسبی، دمای هوا و سرعت باد بیشترین تاثیر را بر این کمیت دارند.

تیانشاو و همکاران (۲۰۰۹) از تکنیک مولفه های اصلی برای ارزیابی عوامل موثر بر تبخیر در اراضی فاریاب نواحی سردسیر شمال چین استفاده کردند. نتایج مطالعه نشان می دهد که تغییرات مقدار تبخیر، نتیجه تاثیرات ترکیبی عوامل هواشناسی متعدد است، ولی در صورتی که دما ثابت نگه داشته شود، ساعات آفتابی موثرترین عامل خواهد بود. کالادهارا رائو و تیواری (۲۰۰۹) از رهیافت مولفه‌های اصلی در بررسی سری های زمانی دیرین- اقلیم شناسی استفاده کردند. اسعدی اسکویی (۱۳۸۸) تکنیک مولفه های اصلی را برای مدلسازی برآورد غلظت اوزون سطحی مورد استفاده قرار داد. در مجموع نتایج محققان نشان می‌دهد که می‌توان از روش های رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد و پیش بینی پارامترهای هواشناسی استفاده کرد و به نتایج قابل قبولی دست یافت.

هدف از انجام این پژوهش، مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند گانه در برآورد تبخیر از تشت و نیز تعیین موثرترین متغیرهای هواشناسی با استفاده از روش آنالیز مولفه‌های اصلی بر این کمیت در چهار ایستگاه مطالعاتی اهواز، تبریز، شیراز و کرج می باشد.

مواد و روش‌ها

آمار هواشناسی مورد استفاده

در این پژوهش از آمار هواشناسی چهار ایستگاه سینوپتیک کرج ، تبریز، شیراز و اهواز در بازه زمانی ۱۹۸۶ تا ۲۰۰۵ استفاده شد. موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه در شکل (۱) آمده است.

برای اجرا و مقایسه مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش، داده های هواشناسی ایستگاه‌های مطالعاتی در مقیاس ماهانه شامل میانگین دمای بیشینه (درجه سانتی‌گراد)، میانگین دمای کمینه(درجه سانتی‌گراد)، میانگین متوسط رطوبت نسبی(درصد)، میانگین سرعت باد(متر بر ثانیه) و میانگین ساعات آفتابی(ساعت) از سازمان هواشناسی کشور تهیه و بعد از کنترل‌های کیفی لازم برای برآورد مقدار ماهانه تبخیر از تشت مورد استفاده قرار گرفت. داده های ناقص و مفقود با استفاده از روش‌های مناسب آماری تکمیل و بازسازی شد. مشخصات اقلیمی ایستگاه‌های مطالعاتی در جدول (۱) آمده است.

شکل ۱- موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه

جدول۱- مشخصات اقلیمی ایستگاه‌های مورد مطالعه

ایستگاه	ارتفاع m	متوسط دما(°C)	اقلیم(دومارتن گسترش یافته)	متوسط تبخیر از تشت(mm)	انحراف معیار تبخیر از تشت(mm)	متوسط رطوبت نسبی(٪)	متوسط سرعت باد($m.s^{-1}$)	ساعات آفتابی
اهواز	۲۲	۲۵,۳	بیابانی گرم	۳۴۴۸	۹۷,۳	۴۲	۴,۶	۳۰۹۸
کرج	۱۳۱۲	۱۵,۱	نیمه خشک سرد	۱۸۸۰	۱۰۲,۹	۴۸	۴,۵	۲۹۸۳
تبریز	۲۸۹	۱۲,۵	نیمه خشک سرد	۱۸۱۱	۱۰۸,۷	۵۴	۵,۷	۲۷۹۰
شیراز	۳۴۶	۱۷,۷	نیمه خشک معتدل	۲۵۷۰	۹۱,۱	۳۹	۴,۵	۳۳۵۳

روش پژوهش:

برای انجام این پژوهش از توابع انتقالی(رگرسیون چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی) و آنالیز مولفه های اصلی استفاده گردیده که این روش ها عبارتند از:

روش رگرسیون خطی چندگانه

تجزیه رگرسیون یک روش آماری برای بررسی و مدل سازی رابطه بین متغیرهاست. مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه اغلب به صورت توابع تقریبی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این توابع رابطه حقیقی بین Y و X_1 ، X_2 ... و X_k نامعلوم است، اما در دامنه‌های معینی از متغیرهای مستقل روابط رگرسیون خطی تقریباً قابل تعریف می‌باشد:

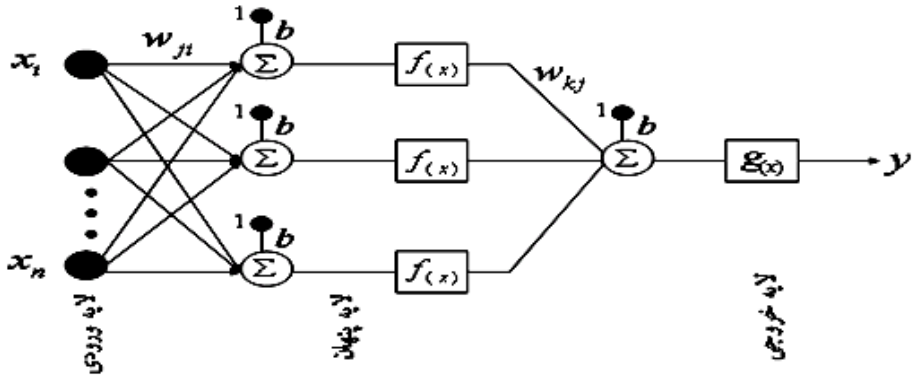
$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \ldots \quad (1)$$

که در آن: Y متغیر وابسته، X_{in} متغیر مستقل و β_i ضرایب رگرسیون نامیده می‌شوند. تفسیر واستفاده از یک مدل رگرسیون چندگانه اغلب صریحاً به برآوردهای تک تک ضرایب رگرسیونی بستگی دارد.

روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی مدلی ریاضی است که توانایی مدل سازی و ایجاد روابط ریاضی غیرخطی برای درون‌یابی را دارد. این مدل با ساختار پرسپترون چند لایه به طور کلی از سه لایه و هر لایه از

تعدادی واحد پردازشـــگر به نام نرون (سلول، واحد و یا گروه) تشکیل شده است(شکل ۲). بر اساس بررسی‌های انجام شده، حدود ۹۰ درصد شـــبکه‌های عصبی مصنوعی که در فرآیندهای مرتبط با پارامترهای اقلیمی اســـتفاده شد، از نوع شـــبکه‌های با الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشند(۳). در این پژوهش، برای مدل‌سازی از نرم افزار NEURO SOLUTIONS اســـتفاده شد. داده‌ها به ســـه دسته آموزش (۶۵ درصد از کل داده‌ها)، اعتبار سنجی(۱۵ درصد از کل داده‌ها) و آزمایش (۲۰ درصد از کل داده‌ها) تقســـیم شد. بر اساس قضیه کلموگروف هر شـــبکه عصبی MLP با یک لایه مخفی زیگموئیدی و لایه خروجی خطی قادر به تخمین هر نگاشـــت پیچیده‌ای خواهد بود، مشروط بر این‌کـــه در انتخاب تعداد نرون‌های لایه مخفی دقت کافی به عمل آید (۱۳). برای انجام شبیه‌سازی شبکه پرسپترون سه لایه انتخاب شد و حالات سه گانه ذکر شـــده در جدول (۳) برای مدل‌های سه گانه در تکرارهای بسیار مورد استفاده قرار گرفتند. تعداد نرون‌های لایه میانی از یـــک تا ۱۰ تغییر کرد. به منظور یکســـان کردن ارزش داده‌ها برای شـــبکه عصبی مصنوعی، عمل نرمال سازی صورت گرفت که این کار مانع از کوچک شـــدن بیش از حد وزن‌ها و سبب جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها شد.



شکل۲- نمای یک شبکه عصبی مصنوعی

آنالیز مولفه‌های اصلی

آنالیز مؤلفه‌های اصلی یک روش آماری چند متغیره است که با ساختار درونی ماتریس‌ها و تبیین ساختار واریانس-کواریانس، به کمک چند ترکیب خطی از متغیرهای اصلی ســـر و کار دارد. در آنالیز مؤلفه‌های اصلی ترکیب خطی ناهمبســـته متغیرهای اصلی وارد می‌شـــوند که بـــه آن‌ها بردار می‌گوینـــد. تعداد بردارها که در فضـــا در چند جهت قرار می‌گیرند و نســـبت به یکدیگر متعامد هستند، متناسب با تعداد متغیرهای اصلی می‌باشـــد. در آنالیز مؤلفه‌های اصلی هر محور با یک مقدار ویژه از ماتریس متناظر است و مقادیر ویژه ماتریس تشابه طبق روند نزولی تلخیص میشـــود، به‌نحوی که مؤلفه‌های متناظر در آنالیز مؤلفه‌های اصلی معرف روند نزولی تغییرات در ماتریس است. بنابراین، محورهـــای اولیه در آنالیز مؤلفه‌های اصلـــی که واحدهای نمونه‌ای بر روی آن موقعیت‌یابی می‌شوند، بیشـــترین درصد از مجموع تغییرات قابل قبـــول را معرفی می‌نمایـــد. در نهایت نتایج به دســـت آمده به صورت دســـتگاه مختصات خلاصه شده‌ای است که اطلاعاتی را درباره تاثیرگذارترین عوامل بیان می‌کند(۱۳).

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی روش‌های مورد اســـتفاده، صحـــت و اعتبار آنها با تطابق دادن مقادیر اندازه‌گیری شـــده و برآورد شـــده مورد ســـنجش قرار می‌گیرد. برای ارزیابی صحت مدلها از داده‌هایی اســـتفاده می‌شود که در ساخت مدل نیز به کاررفته اند، اما برای سنجش اعتبار از داده‌هایی که در مرحله توســـعه و ساخت بکار نرفته اند، اســـتفاده می‌شود. به منظـــور ارزیابی و بررســـی روش های مـــورد اســـتفاده از معیارهای متداول آماری شامل ضریب تبیین(2R)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)و میانگین خطای مطلق(MAE) هســـتند استفاده شده است. همچنین جهت بررسی بیش برآوردی یا کم برآوردی از شاخص MSE2 اســـتفاده گردید.. معیار آماری ضریـــب تبیین برای تعیین همبستگی بین مقادیر واقعی و برآورد شده و هم چنین جذر میانگین مربـــع خطا و میانگین خطای مطلق برای تعیین مقادیر خطای برآورد شده، به کار برده شدند.

نتایج وبحث

نتایج حاصل از روش رگرسیون چندگانه نشان داد که در ایستگاه کرج دمای حداکثر، ایستگاه تبریز سرعت باد، ایستگاه شیراز دمای حداقل نســـبت به سایر عوامل مورد بررسی تاثیر بیشـــتری بر روی تبخیر از تشت داشـــته است. اما در ایستگاه اهواز با استفاده از روش رگرسیون چندگانه موثرترین عامل مشخص نشد و تمامی عوامل بطور جزیی بر روی تبخیر از تشـــت تاثیرگذار بودند. نتایج حاصل از روش رگرسیون چندگانه در ایستگاه‌های مطالعاتی در جدول (۲) آمده است. به منظور استفاده از شبکه عصبی مصنوعی سه مدل برای متغیرهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی تهیه شـــد. پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی و نوع مدل انتخابی برای ورودی به شـــبکه عصبی مصنوعی در جدول (۳) آمده است.

جدول۴- مقادیر ضریب همبستگی پیرسون بین فاکتورهای خاکی و مقادیر کل و قابل استخراج با DTPA فلزات سنگین در کل منطقه و سه نوع کاربری اراضی

ایستگاه	عوامل مورد بررسی	P-value	ضریب رگرسیونی
اهواز	Tmin	0.9	15
	Tmax	0.2	- 206.3
	RH	0.4	-36.3
	Sunshine	0.2	1.1
	Wind	0.7	-96
تبریز	Tmin	0.5	70
	Tmax	0.7	-30
	RH	0.2	0.4
	Sunshine	0.7	3.3
	Wind	0.04	92.3
کرج	Tmin	0.4	-86.2
	Tmax	0.03	282.7
	RH	0.3	27.2
	Sunshine	0.7	0.2
	Wind	0.9	-6.5
شیراز	Tmin	0.01	181
	Tmax	0.1	-65
	RH	0.2	-43.8
	Sunshine	0.8	-0.2
	Wind	0.1	-141

جدول۳- پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی

مدل	پارمترهای ورودی
ANN1	Tmin, Tmax, sunshine, RH, Pan Evaporation, Wind
ANN2	sunshine, RH, Pan Evaporation, Tmin
ANN3	Wind, Pan Evaporation, Tmin

جدول ۴- حالت‌های سه گانه آزمایش شده برای معماری‌های مختلف مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی.

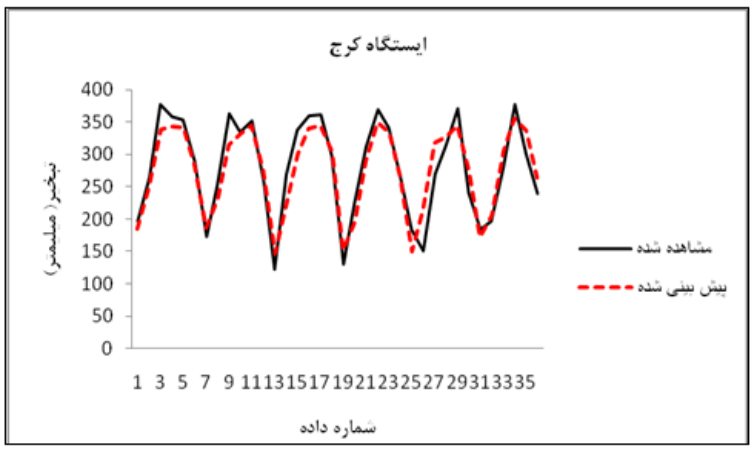
ردیف	لایه میانی		لایه خروجی	
	تابع انتقال	الگوریتم آموزش	تابع انتقال	الگوریتم آموزش
حالت اول	تانژانت هیپرپولیک	مومنتوم	خطی	مومنتوم
حالت دوم	سیگموئید	مومنتوم	خطی	مارکوت لونبرگ
حالت سوم	تانژانت هیپرپولیک	سیگموئید	خطی	مومنتوم

بهترین نتایـــج مدل‌های در نظر گرفته شـــده در مرحله آزمون برای هر ایســـتگاه در جدول (۵) آمده اســـت. نتایج نشان از توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل ســـازی تبخیر از تشت داشتند. به‌طوری‌که در ایســـتگاه های اهواز، شیراز و تبریز مقدار ضریب تبیین(R2) برابر ۰/۸۱ و در ایستگاه کرج ۰/۸۸ که در سطح اطمینان ۹۵ درصد معنی دار می باشند. مقدار RMSE برای ایستگاه های اهواز، شیراز و تبریز ۰/۲ میلی‌متر و برای ایستگاه کرج ۰/۱ میلی‌متر می باشد. همچمین مقدار MAE برای ایستگاه های کرج، اهواز، شیراز و تبریز به ترتیب برابر ۳/۸۳، ۳۳/۶، ۲۱/۷۹ و ۱۵/۶ می‌باشد. همچنین بر اساس شاخص MSE2 مشخص شد مدل پیشـــنهادی در ایستگاه‌های اهواز، شیراز و تبریز بیش برآورد بوده و تنها در ایســـتگاه کرج مدل پیشنهادی کم برآورد می‌باشد. داده‌های واقعی و تخمین زده شده در فاز آزمون برای مدل بهینه در شکل‌های (۳) تا (۶) نشان داده شده است.

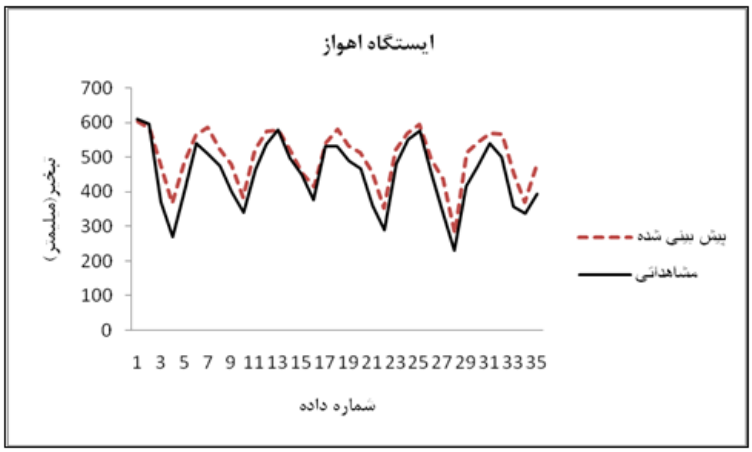
جدول ۵- نتایج ارزیابی مدل(مرحله آزمون) برای پیش بینی تبخیر از تشت در ایستگاه مطالعاتی

ایستگاه	نوع مدل داده‌های ورودی	الگوریتم آموزش	تعداد دور آموزش	لایه پنهان		ارزیابی آماری(آزمون)			
				تابع انتقال	تعداد نرون	R2	RMSE	MAE	MSE2
کرج	ANN1	سیگموئید	7000	خطی	1	0.88	0.1	3.83	-3.72
	ANN2	مومنتوم	6530	خطی	2	0.81	0.7	5.21	4.67
	ANN3	تانژانت هیپرپولیک	4500	خطی	4	0.64	0.3	6.38	-21.5
اهواز	ANN1	مومنتوم	654	خطی	2	0.81	0.2	33.6	21.4
	ANN2	مارکوت لونبرگ	1000	خطی	1	0.49	0.3	34.10	29.7
	ANN3	تانژانت هیپرپولیک	8210	خطی	2	0.64	0.2	32.71	24.8
شیراز	ANN1	تانژانت هیپرپولیک	6000	خطی	1	0.81	0.2	21.79	21.19
	ANN2	سیگموئید	6030	خطی	2	0.49	0.2	29.48	22.1
	ANN3	مومنتوم	5000	خطی	3	0.64	0.3	31.54	-12.5
تبریز	ANN1	مومنتوم	680	خطی	2	0.49	0.4	23.51	-18.3
	ANN2	مارکوت لونبرگ	10000	خطی	3	0.49	0.3	18.74	16.7
	ANN3	تانژانت هیپرپولیک	8000	خطی	2	0.81	0.2	15.6	15.7

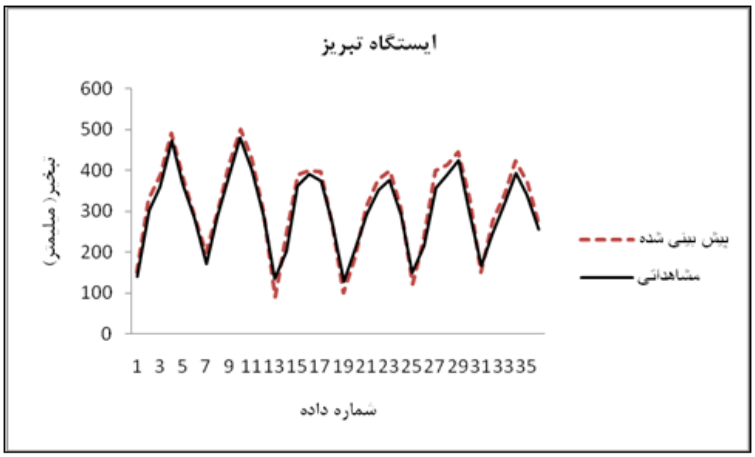
نتایج پیش بینی تبخیر از تشت نشان دادند که در ایستگاه‌های اهواز، کرج و شیراز با استفاده از مدل ANN۱ که شامل تمامی متغیرهای مورد اســـتفاده به عنوان ورودی می‌باشـــد، جواب بهتری می‌دهد. در ایستگاه تبریز از پیش بینی تبخیر با استفاده از مدل ANN۳ بیشتر تبعیت می‌کند. شکل‌های (۳) تا (۶) مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شـــده تبخیر از تشت را برای بهترین مدل پیش بینی در ایستگاه‌های مطالعاتی نشان می‌دهد.



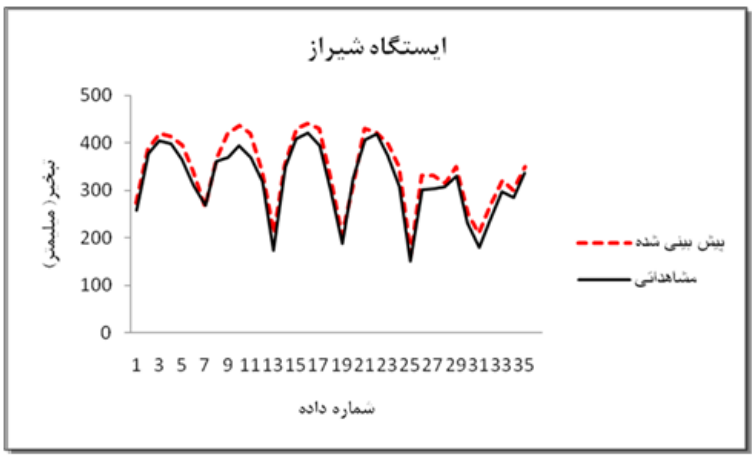
شکل۳- نتایج حاصل از مقادیر مشاهداتی و پیش بینی شده تبخیر از تشت در ایستگاه کرج



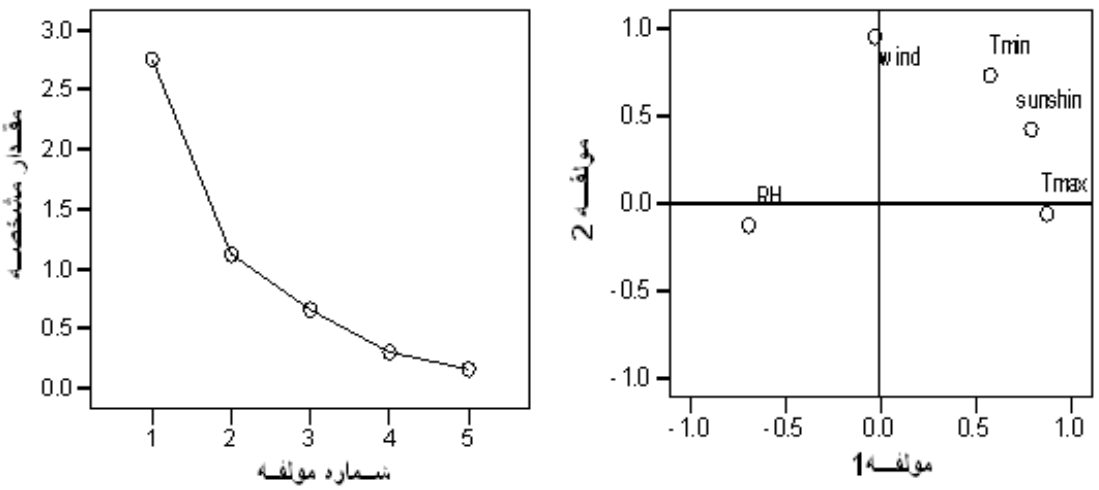
شکل۴- نتایج حاصل از مقادیر مشاهداتی و پیش بینی شده تبخیر از تشت در ایستگاه اهواز



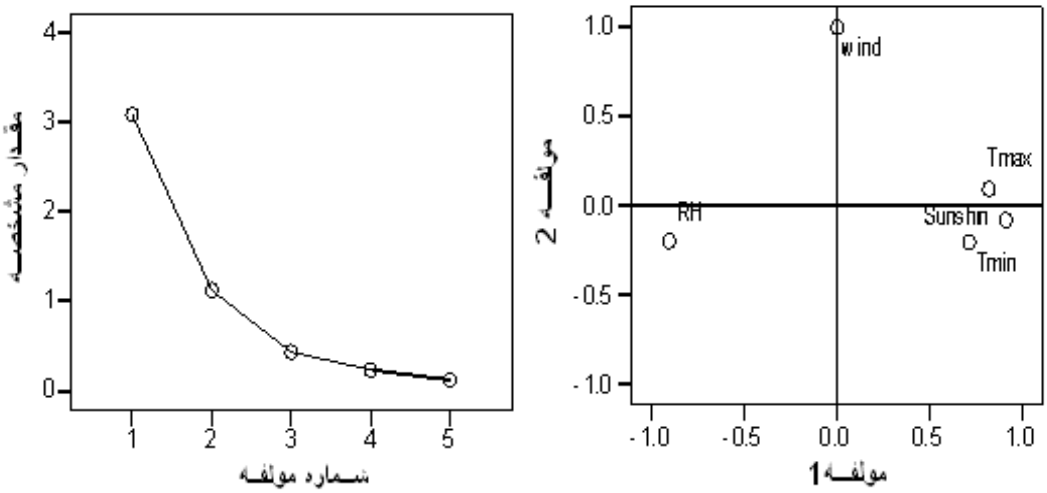
شکل۵- نتایج حاصل از مقادیر مشاهداتی و پیش بینی شده تبخیر از تشت در ایستگاه تبریز



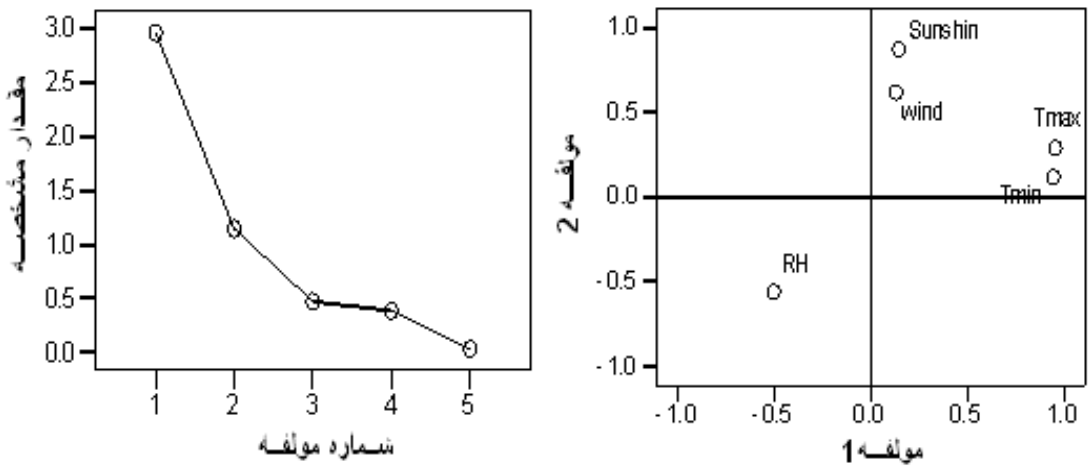
شکل۶- نتایج حاصل از مقادیر مشاهداتی و پیش بینی شده تبخیر از تشت در ایستگاه شیراز



شکل۷- نمودار عصایی و آنالیز مولفه‌های اصلی عوامل تاثیر گذار بر روی تبخیر از تشت در ایستگاه اهواز



شکل۸- نمودار عصایی و آنالیز مولفه‌های اصلی عوامل تاثیر گذار بر روی تبخیر از تشت در ایستگاه شیراز



شکل۹- نمودار عصایی و آنالیز مولفه‌های اصلی عوامل تاثیر گذار بر روی تبخیر از تشت در ایستگاه تبریز

نتایج آنالیز روش PCA ایســـتگاه کرج نشان داد که نمی‌توان از این روش برای مشخص نمودن موثرترین عوامل تاثیر گذار بر روی تبخیر از تشت را در ایستگاه کرج مشخص کرد.

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش با اســـتفاده از آنالیز مولفه های اصلی عواملی که تاثیر بیشتری بر روی متغیر تبخیر از تشـــت در چهار ایستگاه سینوپتیک کرج، شیراز، تبریز و اهواز داشتند، مشخص شد. بر اساس نتایج آنالیز مولفه های اصلی، ایســـتگاه اهواز ۹۰ درصد، ایستگاه تبریز ۹۱ درصد و در ایســـتگاه شـــیراز ۹۳ درصد از تغییرات تبخیر از تشت بر اساس ساعات آفتابی، سرعت باد و دمای حداکثر و حداقل قابل توجیه است. سپس، مقدار تبخیر از تشت با استفاده از روش رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی برآورد شد. نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی نشـــان داد که مقادیر برآوردی با مقادیر مشـــاهداتی تطابق مناسبی داشتند، به‌طوری‌که در ایستگاه‌های اهواز، شیراز و تبریز مقدار ضریب تبیین(R^2) برابر ۰/۸۱ و در ایستگاه کرج ۰/۸۸ که در سطح اطمینان ۹۵ درصد معنی دار می باشـــند. که ایـــن یافته ها با نتایج دهقانی و همکاران(۲۰۱۰) و احمدزاده قره گویز و همکاران(۲۰۱۰) که به پیش بینی تبخیر از تشـــت و تبخیر- تعرق پرداخته اند مطابقت دارد. نتایج حاصل از روش رگرســـیون چندگانه نشـــان داد که در ایستگاه کرج دمای حداکثر، ایستگاه تبریز سرعت باد، ایستگاه شیراز دمای حداقل مقدار P-value برابر ۰/۰۳، ۰/۰۴، ۰/۱می‌باشد که بیانگر اینست که این عوامل نســـبت به سایر عوامل مورد بررسی تاثیر بیشتری بر روی تبخیر از تشـــت داشته است. اما در ایســـتگاه اهواز با استفاده از روش رگرســـیون چندگانه موثرترین عامل مشخص نشـــد و تمامی عوامل بطور جزیی بر روی تبخیر از تشـــت تاثیرگذار بودند که این یافته‌ها با نتایج مطالعه طبری و همکاران (۲۰۱۰) مطابقت دارد. کاربست روش رگرســـیون چندگانه نتایج قابل قبولی در برآورد تبخیر از تشت در هر چهار ایستگاه مورد مطالعه نشـــان داد. بررسی دقیق‌تر نتایج حاصله شبکه عصبی مصنوعی بیانگر این است که استفاده از اطلاعات تبخیر از تشـــت در گام‌های زمانی کم و یا زیاد قبل از زمان مورد پیش‌بینی، موجب کاهش دقت پیش بینی شبکه عصبی می‌شود. علّت این امر را می‌توان این‌گونه توجیه کرد که اگر گام‌های زمانی قبل از زمان مورد پیش‌بینی کم در نظر گرفته شـــود، شبکه عصبی به قدر کافی با روند تغییرات آشنا نشده و در واقع در یادگیری دچار مشکل می‌شود، حتی ممکن اســـت در حداقل‌های محلی گرفتار آید و موجب به خطا رفتن نتایج شـــود. آنالیز داده‌های مورد اســـتفاده با استفاده از روش PCA و رگرســـیون چند گانه نشان داد که اســـتفاده از این روش‌ها بستگی بـــه منطقه مورد مطالعه دارد و نتایج هر منطقه را نمی‌توان به مناطق دیگـــر تعمیم داد که این نتیجه با مطالعه موهان و آروموگام (۱۹۹۶) در هند مطابقت دارد. متأســـفانه داده‌های موجود تبخیر از تشـــت در آرشـــیو سازمانِ هواشناسی کشـــور از کمیت و همگنی لازم برخوردار نیست و طبیعتاً با افزایش حجم و دقّت این داده‌ها، امکان آموزش بهتر و دقیقتر شـــبکه‌های عصبی مصنوعی، در سال‌های آتی فراهم و نتایج این روش بهبود خواهد یافت. مســـلماً هر چه تعداد ســـال‌های آماری بیشتر باشد، شبکه عصبی عملکرد بهتری خواهد داشت.

منابع

1. Ahmadzadeh Gharah Gwiz, K., S, Mirlatifi., K , Mohamadi. 2010. Comparison of Artificial Intelligence Systems (ANN & ANFIS) for Reference Evapotranspiration Estimation in the Extreme Arid Regions of Iran. J. Water and Soil, Vol. 4)24).

2. Arca, B. 2000. Evaluation of neural network techniques for estimating evapotranspiration. J. Hydrology, -235:117 136.

3. Bruton, J., R. McClendon and G. Hoogenboom. 2000. Estimating daily pan evaporation with artificial network. Trans. ASAE, 496-43:492.

4. Hastenrath, S. and L. Greischar.1999. Prediction of the summer rainfall over South Africa. J. Climate, -8:1511 1518.

5. Dehghani, A., M, Piri. M, Hesam and N, Dehghani. 2010. Estimation of Daily Pan Evaporation by Using MLP, RBF and Recurrent Neural Networks. J. Water and soil Conservation, Vol. 2)17).

6. Ggabaei Sough, M. Mosaedi, A.M. Hesem and A. Hezarjarib. 2010. Evaluation effect of input parameters preprocessing in Artificial Neural Networks (Anns) by Using Stepwise Regression and Gamma Test Techniques for Fast Estimation of Daily Evapotranspiration. Journal of Water and Soil, 624-610 :(3)24.

7. Hall, T., H. Brooks and C. Doswell.1999. Precipitation forecasting use a neural network. J. Weather and Forecasting, 345-14:338.

8. Imrie, C., S. Durucan and A. Korre 2000. River flow prediction using articial neural networks: Generalization beyond the calibration range. J. Hydrology, 153– 233:138.

9. Keskin, M. and Z. Terzi.2006. Artificial Neural Network Models of Daily Pan Evaporation. J. Hydrologic Engin, 22 1:11.

10. Kumar, M., A. Raghuwashi and R. Aingh.2002. Estimating evaporation using artificial neural network. J. Irrig. Drain. Engin. ASCE, 233-128:224.

11. Kisi, H. 2006. Daily pan evaporation modeling using a neuro-fuzzy computing technique. J. Hydrology, -329:636 646.

12. Luk, K., J. Ball and A. Sharma.2000. A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for

Applied Sciences, 372-5:368.
18. Zanetti, S. and E. Sousa. 2007. Estimating evapotranspiration using artificial neural network and minimum climatologically data. J. Irrig. and Drain. Engine., 89-133:83.
19. Zare Abyaneh, H., M. Bayat Varkeshi, S. Marofiand R. Amiri Chayjan. 2010. Evaluation of artificial neural network and adaptive neuro fuzzy inference system in decreasing of reference evapotranspiration parameters. Journal of Water and Soil, 305-297:(2)24.
20. Zare Abyaneh, H., A. Ghasemi, M. Bayat Varkeshi and S. Marofi. 2009. Assessment of artificial neural network (ANN) in prediction of garlic evapotranspiration (ETc) with lysimeter in Hamedan. Journal of Water and Soil, 185-176:(3)23.
rainfall forecasting. J. Hydrology, 65 – 227:56.
13. Moghadam, M.R.1380. Vegetation ecology and descriptive statistics. University of Tehran Publications, 285 pp.(in Farsi).
14. Rahimi Khoob, A. 2008. Comparative study of Hargreaves and artificial neural networks methodologies in estimating reference evaporation in a semiarid environment. Irrigation Sci: 259-26:253.
15. Tabari, H., S. Marufi and A.A Sabziparvar. 2010. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. Irrig Sci., 28:399406.
16. Tokar, A.S. and P. Johnson. 1999. Rainfall-runoff modeling using articial neural networks. J. Hydraul. Eng., 239–4:232.
17. Terz, O. 2005. Modeling of daily pan evaporation. J.